



**İSKENDERUN TEKNİK**

ÜNİVERSİTESİ

LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**ARIZALI BİLYALI RULMANLARIN  
TESPİTİNDE MAKİNE  
ÖĞRENMESİ KULLANIMI VE  
NESNELERİN İNTERNETİ  
TABANLI DURUM İZLEME VE  
İKAZ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

**DOKTORA  
TEZİ**

**Mustafa ÇAKIR**

**MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ  
ANABİLİM DALI**

**MART 2022**

**Mustafa ÇAKIR**

**MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**MART 2022**



**ARIZALI BİLYALI RULMANLARIN TESPİTİNDE MAKİNE  
ÖĞRENMESİ KULLANIMI VE NESNELERİN İNTERNETİ TABANLI  
DURUM İZLEME VE İKAZ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

**Mustafa ÇAKIR**

**DOKTORA TEZİ  
MAKİNE MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**MART 2022**

Mustafa ÇAKIR tarafından hazırlanan “ARIZALI BİLYALI RULMANLARIN TESPİTİNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANIMI VE NESNELERİN İNTERNETİ TABANLI DURUM İZLEME VE İKAZ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile İskenderun Teknik Üniversitesi Makine Mühendisliği Anabilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

**Danışman:** Prof. Dr. Selçuk MISTIKOĞLU

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

**Başkan:** Prof. Dr. Hakan YAVUZ

Makine Teorisi ve Dinamiği Anabilim Dalı, Çukurova Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

**Üye:** Prof. Dr. Ahmet YAPICI

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

**Üye:** Dr. Öğr. Üyesi Ersin ÖZDEMİR

Elektrik-Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

**Üye:** Dr. Öğr. Üyesi Okan ORAL

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Akdeniz Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

Tez Savunma Tarihi: 25/03/2022

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....

Doç. Dr. Ersin BAHÇECİ

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

## ETİK BEYAN

İskenderun Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez üzerinde Yükseköğretim Kurulu tarafından hiçbir değişiklik yapılamayacağı için tezin bilgisayar ekranında görüntülediğinde asıl nüsha ile aynı olması sorumluluğunun tarafıma ait olduğunu,
  - Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
  - Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
  - Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
  - Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
  - Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,
- bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Mustafa ÇAKIR

25/03/2022



ARIZALI BİLYALI RULMANLARIN TESPİTİNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANIMI  
VE NESNELERİN İNTERNETİ TABANLI DURUM İZLEME VE İKAZ SİSTEMİNİN  
GELİŞTİRİLMESİ  
(Doktora Tezi)

Mustafa ÇAKIR

İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

Mart 2022

ÖZET

Dördüncü sanayi devriminin yaşandığı bu zamanlarda nesnelere interneti (IoT) birçok alanda olduğu gibi bakım alanında da insan yaşamını kolaylaştırmaktadır. IoT sistemleri kullanılarak motor rulmanlarına ait durum izlemesi ve erken uyarı sistemi ile ciddi bir hasar oluşmadan sistemin sağlıklı işletilmesi mümkün olabilmektedir. Bu tez çalışmasında endüstri 4.0 ile uyumlu, IoT tabanlı, düşük maliyetli ve açık kaynak donanım ve yazılımlarını kullanan özgün bir gerçek zamanlı durum izleme ve ikaz sistemi tasarlanmıştır. Bu tasarım üç ana bölümden oluşmaktadır. Bunlar, deney düzeneği, IoT tabanlı mobil durum izleme ve ikaz uygulamaları ve makine öğrenmesi (ML) algoritmaları ile özellik tabanlı detaylı veri analizidir. Deney setinde bulunan rulmanın sağlam veya arızalı olarak sınıflandırılmasında mekanik titreşim ivmesi, rulman bağıl sıcaklığı, ses şiddeti, akım, gerilim ve dönüş hızı gibi özellikler incelenmiştir. İncelenen özellikler arasında bağıl rulman sıcaklığı, ses şiddeti ve mekanik titreşim ivmesi değerleri ML modellerinin daha iyi sınıflandırma yapmasına katkıda bulunduğu gözlemlenmiştir. Tasarlanan durum izleme ve ikaz yazılımları, deney düzeneğinden gelen verinin mobil cihazlarda IoT teknolojisi ile gerçek zamanlı olarak bluetooth bağlantısı ve bulut sunucusu üzerinden izlenmesini sağlamaktadır. Bu uygulamalar, sorun tespitinde bakım ekibi sorumlularına SMS, e-posta veya sesli ikaz bildirimleri gönderebilmektedirler. Çalışmanın son aşamasında deney düzeneğinden toplanan veri, on iki farklı ML algoritması ile sekiz farklı öznelik dikkate alınarak modellenmiştir. Tüm modellerin % 95 güven aralığı esas alınarak; on altı farklı metrik ile detaylı değerlendirilmesi yapılmıştır. ML modelleri özelliklere bağlı olarak farklı sonuçlar vermesine rağmen Boosting algoritmalarından XGBoost ve GBT hızlı sonuç üretmesi ve sınıflandırma başarısı ile dikkat çekici sonuçlar vermişlerdir.

Anahtar Kelimeler : Rulman, durum izleme sistemi, makine öğrenmesi, IoT, nesnelere interneti, endüstri 4.0, akıllı fabrika  
Sayfa Adedi : 297  
Danışman : Prof. Dr. Selçuk MISTIKOĞLU

USING MACHINE LEARNING IN THE DETECTION OF FAULTY BALL BEARINGS  
AND THE DEVELOPMENT OF THE INTERNET OF THINGS BASED CONDITION  
MONITORING AND WARNING SYSTEM

(Ph. D. Thesis)

Mustafa ÇAKIR

ISKENDERUN TECHNICAL UNIVERSITY  
INSTITUTE OF GRADUATE STUDIES

March 2022

ABSTRACT

In these times of the fourth industrial revolution, the Internet of Things (IoT) facilitates human life in the field of industrial maintenance, as in many areas. By using IoT systems, condition monitoring of engine bearings and early warning system, it is possible to operate the system properly without serious damage. In this thesis, a unique condition monitoring and warning system is designed, which is capable of closely and remotely real-time status monitoring with IoT technology, using low-cost and mostly open-source hardware and software. This design consists of three main parts. These are the experimental setup, IoT-based mobile condition monitoring applications, and attributes based detailed data analysis with machine learning (ML) algorithms. Attributes such as mechanical vibration acceleration, bearing relative temperature, sound intensity, current, voltage and rotational speed were investigated in classifying the bearing in the experimental setup as healthy or faulty. Among the investigated attributes, it was observed that the relative bearing temperature, sound intensity and mechanical vibration acceleration values contributed to the better classification of the ML models. The designed condition monitoring and warning software enable the data coming from the experimental setup to be monitored in real-time on mobile devices via Bluetooth connection and cloud server via IoT technology. These applications can send SMS, e-mail or audible warning notifications to the maintenance team in problem detection. In the last stage of the study, the data collected from the experimental setup was modeled by twelve ML algorithms considering eight attributes. All models were evaluated in detail with sixteen different metrics based on the 95% confidence interval. Although ML models give different results depending on the features, XGBoost and GBT algorithms have produced remarkable results with fast and high classification success.

Key Words : Ball bearing, condition monitoring system, machine learning, IoT,  
internet of things, industry 4.0, smart factory  
Page Number : 297  
Supervisor : Prof. Dr. Selçuk MISTIKOĞLU

## TEŞEKKÜR

Akademik yaşama attığım ilk adımdan bu yana desteğini hissettiğim, doktora çalışmamın her aşamasında yardımlarını esirgemeyen, değerli fikir ve katkılarıyla bu zorlu süreçte önümü aydınlatan saygıdeğer hocam Sayın Prof. Dr. Selçuk MISTIKOĞLU'na,

Tez İzleme sürecinde önerileri ile katkıda bulunan hocalarım Sayın Prof. Dr. Ahmet YAPICI ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ersin ÖZDEMİR'e,

Tez savunması süresince yapmış oldukları inceleme ve öneriler ile katkıda bulunan hocalarım Sayın Prof. Dr. Hakan YAVUZ ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Okan ORAL'a,

Akademik yayınlarda birlikte çalıştığım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Ali GÜVENÇ'e,

Deney seti kurulumunda desteğini esirgemeyen ve her daim fikrine ihtiyaç duyduğum Sayın Öğr. Gör. İbrahim ÖZYALÇIN'a,

Beni cesaretlendiren mesai arkadaşlarıma,

Manevi katkılarından ötürü sevgili eşim Ebru'ya,

Beni sabırla bekleyen biricik kızım Damla'ya,

Biricik kız kardeşim Sibel'e,

Beni bugünlere getiren kıymetli annem ve babama, sonsuz şükranlarımı sunarım.

## İÇİNDEKİLER

	<b>Sayfa</b>
ÖZET .....	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER .....	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	xvii
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xxxii
RESİMLERİN LİSTESİ .....	xxxv
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xxxvi
1. GİRİŞ.....	1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	8
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	14
3.1. Donanımsal Materyaller.....	15
3.1.1. Üniversal motor.....	16
3.1.2. Yuvarlanmalı yatak (rulman) .....	16
3.1.3. Mikrodenetleyici kartı.....	17
3.1.4. Bluetooth kartı.....	18
3.1.5. WiFi kartı .....	18
3.1.6. İvmeölçer.....	18
3.1.7. Gerilim sensörü .....	20
3.1.8. Akım sensörü.....	21
3.1.9. Doğrusal manyetik hall sensörü .....	22
3.1.10. Ses sensörü kartı.....	23
3.1.11. Temassız kızıl ötesi sıcaklık ölçüm kartı .....	23
3.2. Yazılımsal Materyaller .....	24

	<b>Sayfa</b>
3.2.1. Arduino IDE.....	24
3.2.2. Paralaks veri toplama aracı yazılımı (PLX-DAQ).....	25
3.2.3. R ve RStudio .....	26
3.2.4. Virtuino .....	27
3.2.5. RemoteXY .....	28
3.3. Yöntem .....	28
3.3.1. Makine öğrenmesi (ML) algoritmaları.....	34
3.3.2. Model başarıml ölçütleri .....	59
<b>4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA .....</b>	<b>67</b>
4.1. GLM Sonuçları.....	75
4.1.1. GLM için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	75
4.1.2. Gx özniteliği için test sonuçları .....	78
4.1.3. Gy özniteliği için test sonuçları .....	78
4.1.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	79
4.1.5. V özniteliği için test sonuçları.....	80
4.1.6. A özniteliği için test sonuçları.....	81
4.1.7. R özniteliği için test sonuçları.....	82
4.1.8. S özniteliği için test sonuçları .....	82
4.1.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	83
4.1.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	84
4.1.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	85
4.1.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları.....	86
4.1.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	87
4.1.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	88
4.1.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	88
4.1.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	89

	<b>Sayfa</b>
4.1.17. GLM için karşılaştırmalı test sonuçları .....	90
4.2. LDA Sonuçları .....	92
4.2.1. LDA için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	92
4.2.2. Gx, Gy, Gz, V, A, R ve S öznitelikleri için test sonuçları .....	95
4.2.3. dT özniteliği için test sonuçları .....	95
4.2.4. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	96
4.2.5. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	96
4.2.6. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	97
4.2.7. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları .....	98
4.2.8. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları .....	99
4.2.9. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	99
4.2.10. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	100
4.2.11. LDA için karşılaştırmalı test sonuçları .....	101
4.3. NB Sonuçları .....	103
4.2.11. NB için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	101
4.3.2. Gx özniteliği için test sonuçları .....	106
4.3.3. Gy özniteliği için test sonuçları .....	106
4.3.4. Gz özniteliği için test sonuçları .....	107
4.3.5. V özniteliği için test sonuçları .....	108
4.3.6. A özniteliği için test sonuçları .....	109
4.3.7. R özniteliği için test sonuçları .....	109
4.3.8. S özniteliği için test sonuçları .....	110
4.3.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	111
4.3.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	112
4.3.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	113
4.3.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	114

**Sayfa**

4.3.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	114
4.3.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	115
4.3.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	116
4.3.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları.....	117
4.3.17. NB için karşılaştırmalı test sonuçları .....	118
4.4. CART Sonuçları.....	120
4.4.1. CART için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	121
4.4.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	123
4.4.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	124
4.4.4. Gz özniteliği için test sonuçları .....	124
4.4.5. V özniteliği için test sonuçları.....	125
4.4.6. A özniteliği için test sonuçları.....	126
4.4.7. R özniteliği için test sonuçları.....	126
4.4.8. S özniteliği için test sonuçları .....	127
4.4.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	127
4.4.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	128
4.4.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	129
4.4.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	130
4.4.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları .....	130
4.4.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	130
4.4.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	130
4.4.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	131
4.4.17. CART için karşılaştırmalı test sonuçları .....	132
4.5. C4.5 Sonuçları.....	134
4.5.1. C4.5 için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	134
4.5.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	136

**Sayfa**

4.5.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	137
4.5.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	138
4.5.5. V özniteliği için test sonuçları.....	139
4.5.6. A özniteliği için test sonuçları.....	139
4.5.7. R özniteliği için test sonuçları.....	139
4.5.8. S özniteliği için test sonuçları.....	140
4.5.9. dT özniteliği için test sonuçları.....	140
4.5.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları.....	140
4.5.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları.....	141
4.5.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları.....	142
4.5.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	143
4.5.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	144
4.5.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları.....	145
4.5.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları.....	146
4.5.17. C4.5 için karşılaştırmalı test sonuçları.....	147
4.6. C5.0 Sonuçları.....	149
4.6.1. C5.0 için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	150
4.6.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	152
4.6.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	153
4.6.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	153
4.6.5. V özniteliği için test sonuçları.....	154
4.6.6. A özniteliği için test sonuçları.....	155
4.6.7. R özniteliği için test sonuçları.....	155
4.6.8. S özniteliği için test sonuçları.....	155
4.6.9. dT özniteliği için test sonuçları.....	155
4.6.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları.....	156



**Sayfa**

4.6.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	157
4.6.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	158
4.6.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	159
4.6.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	160
4.6.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	161
4.6.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	161
4.6.17. C5.0 için karşılaştırmalı test sonuçları .....	162
4.7. KNN Sonuçları .....	165
4.7.1. KNN için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	166
4.7.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	168
4.7.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	169
4.7.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	169
4.7.5. V özniteliği için test sonuçları.....	170
4.7.6. A özniteliği için test sonuçları.....	171
4.7.7. R özniteliği için test sonuçları .....	171
4.7.8. S özniteliği için test sonuçları .....	172
4.7.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	172
4.7.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	173
4.7.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	174
4.7.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	175
4.7.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	176
4.7.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	177
4.7.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	178
4.7.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları.....	179
4.7.17. KNN için karşılaştırmalı test sonuçları.....	180
4.8. SVM Sonuçları.....	182

**Sayfa**

4.8.1. SVM için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	182
4.8.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	184
4.8.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	185
4.8.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	186
4.8.5. V özniteliği için test sonuçları.....	187
4.8.6. A özniteliği için test sonuçları.....	187
4.8.7. R özniteliği için test sonuçları.....	187
4.8.8. S özniteliği için test sonuçları.....	188
4.8.9. dT özniteliği için test sonuçları.....	188
4.8.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları.....	188
4.8.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları.....	189
4.8.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları.....	190
4.8.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	191
4.8.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	192
4.8.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları.....	193
4.8.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları.....	194
4.8.17. SVM için karşılaştırmalı test sonuçları.....	195
4.9. RF Sonuçları.....	197
4.9.1. RF için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları.....	197
4.9.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	199
4.9.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	200
4.9.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	201
4.9.5. V özniteliği için test sonuçları.....	202
4.9.6. A özniteliği için test sonuçları.....	203
4.9.7. R özniteliği için test sonuçları.....	203
4.9.8. S özniteliği için test sonuçları.....	203

**Sayfa**

4.9.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	204
4.9.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	204
4.9.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	205
4.9.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	206
4.9.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları .....	207
4.9.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	208
4.9.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	209
4.9.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	210
4.9.17. RF için karşılaştırmalı test sonuçları .....	211
4.10. ANN Sonuçları .....	213
4.10.1. ANN için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	214
4.10.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	217
4.10.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	218
4.10.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	218
4.10.5. V özniteliği için test sonuçları.....	219
4.10.6. A özniteliği için test sonuçları.....	220
4.10.7. R özniteliği için test sonuçları.....	220
4.10.8. S özniteliği için test sonuçları .....	220
4.10.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	220
4.10.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	221
4.10.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	222
4.10.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları .....	223
4.10.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	224
4.10.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	225
4.10.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	226
4.10.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	227

**Sayfa**

4.10.17. ANN için karşılaştırmalı test sonuçları .....	228
4.11. GBT Sonuçları .....	230
4.11.1. GBT için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	231
4.11.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	233
4.11.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	234
4.11.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	234
4.11.5. V özniteliği için test sonuçları.....	235
4.11.6. A özniteliği için test sonuçları.....	235
4.11.7. R özniteliği için test sonuçları.....	235
4.11.8. S özniteliği için test sonuçları .....	236
4.11.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	236
4.11.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	236
4.11.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	237
4.11.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları.....	238
4.11.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	239
4.11.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	240
4.11.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	241
4.11.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	242
4.11.17. GBT için karşılaştırmalı test sonuçları.....	243
4.12. XGBoost Sonuçları .....	245
4.12.1. XGBoost için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları .....	245
4.12.2. Gx özniteliği için test sonuçları.....	247
4.12.3. Gy özniteliği için test sonuçları.....	248
4.12.4. Gz özniteliği için test sonuçları.....	249
4.12.5. V özniteliği için test sonuçları.....	250
4.12.6. A özniteliği için test sonuçları.....	250

	<b>Sayfa</b>
4.12.7. R özniteliği için test sonuçları.....	251
4.12.8. S özniteliği için test sonuçları .....	251
4.12.9. dT özniteliği için test sonuçları .....	251
4.12.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları .....	251
4.12.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları .....	252
4.12.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları.....	253
4.12.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları.....	254
4.12.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları.....	255
4.12.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları .....	256
4.12.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları .....	257
4.12.17. XGBoost için karşılaştırmalı test sonuçları.....	258
4.13. Algoritmaların Eğitim Performanslarının Öznitelik Bazlı Karşılaştırması.....	260
4.14. Algoritmaların Test Performanslarının Öznitelik Bazlı Karşılaştırması .....	278
<b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....</b>	<b>279</b>
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>282</b>

## ÇİZELGELERİN LİSTESİ

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 1.1. CBM yöntemleri ve sorunlar .....	4
Çizelge 2.1. Çalışma alanına yönelik yapılan benzer bilimsel çalışmaların bazıları.....	12
Çizelge 3.1. Mantıksal Ve işlemi için doğruluk tablosu.....	44
Çizelge 3.2. Karar ağacı için örnek veri kümesi .....	47
Çizelge 3.3 Veri kümesi öznitelikleri ve parametreler arasındaki ilişki.....	48
Çizelge 3.4. G özniteliğine göre veri miktarı tablosu .....	48
Çizelge 3.5. T özniteliğine göre veri özet tablosu .....	48
Çizelge 3.6. S özniteliğine göre veri özet tablosu.....	49
Çizelge 3.7. A özniteliğine göre veri özet tablosu .....	49
Çizelge 3.8. Veri kümesindeki özniteliklere ait Gini İndeksleri.....	50
Çizelge 3.9. G = G1 iken elde edilen veri alt kümesi özet tablosu.....	50
Çizelge 3.10. G = G1 iken T özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu .....	51
Çizelge 3.11. G = G1 iken S özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu .....	51
Çizelge 3.12. G = G1 iken S özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu .....	51
Çizelge 3.13. G = G1 iken veri alt kümesindeki öznitelikler ve Gini İndeksleri.....	52
Çizelge 3.14. G = G2 olması durumundaki gözlemler .....	52
Çizelge 3.15. G = G3 iken elde edilen alt veri kümesi .....	53
Çizelge 3.16. G = G3 iken T özniteliğine ait alt veri kümesi özet tablosu .....	53
Çizelge 3.17. G = G3 iken S özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu .....	53
Çizelge 3.18. G = G3 iken A özniteliğine ait alt veri kümesi özet tablosu.....	53
Çizelge 3.19. G = G3 iken veri alt kümesindeki öznitelikler ve Gini İndeksleri.....	54
Çizelge 3.20. Karışıklık matrisi .....	61
Çizelge 3.21. AUC değerlerine göre yorumlama çizelgesi.....	66
Çizelge 3.22. Kappa metrik değerlerinin yorumlanması .....	66
Çizelge 4.1. Öznitelikler arası ilgileşim değerleri matrisi .....	72

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.2. GLM için elde edilen ROC performans değerleri .....	76
Çizelge 4.3. GLM için elde edilen Sensitivity performans değerleri .....	76
Çizelge 4.4. GLM için elde edilen Specificity performans değerleri .....	77
Çizelge 4.5. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	78
Çizelge 4.6. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	78
Çizelge 4.7. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	79
Çizelge 4.8. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	79
Çizelge 4.9. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	79
Çizelge 4.10. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	80
Çizelge 4.11. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	80
Çizelge 4.12. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	81
Çizelge 4.13. A özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	81
Çizelge 4.14. A özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	81
Çizelge 4.15. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	82
Çizelge 4.16. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	82
Çizelge 4.17. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	83
Çizelge 4.18. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri.....	83
Çizelge 4.19. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	84
Çizelge 4.20. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri.....	84
Çizelge 4.21. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	85
Çizelge 4.22. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	85
Çizelge 4.23. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	85
Çizelge 4.24. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	86
Çizelge 4.25. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	86
Çizelge 4.26. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	87
Çizelge 4.27. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	87

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.28. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	87
Çizelge 4.29. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	88
Çizelge 4.30. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	88
Çizelge 4.31. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	89
Çizelge 4.32. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	89
Çizelge 4.33. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	90
Çizelge 4.34. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	90
Çizelge 4.35. GLM için özniteliklerin AUC performans değerlendirmesi.....	91
Çizelge 4.36. LDA için elde edilen ROC performans değerleri .....	93
Çizelge 4.37. LDA için elde edilen Sensitivity performans değerleri .....	93
Çizelge 4.38. LDA için elde edilen Specificity performans değerleri.....	94
Çizelge 4.39. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	95
Çizelge 4.40. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri.....	95
Çizelge 4.41. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	96
Çizelge 4.42. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	96
Çizelge 4.43. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	97
Çizelge 4.44. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	97
Çizelge 4.45. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	97
Çizelge 4.46. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	98
Çizelge 4.47. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	98
Çizelge 4.48. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	98
Çizelge 4.49. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	99
Çizelge 4.50. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	100
Çizelge 4.51. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	100
Çizelge 4.52. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	101
Çizelge 4.53. LDA için özniteliklerin AUC performans değerlendirmesi .....	101



<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.54. NB için elde edilen ROC performans değerleri.....	104
Çizelge 4.55. NB için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	104
Çizelge 4.56. NB için elde edilen Specificity performans değerleri.....	105
Çizelge 4.57. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	106
Çizelge 4.58. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	106
Çizelge 4.59. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	107
Çizelge 4.60. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	107
Çizelge 4.61. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	107
Çizelge 4.62. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	108
Çizelge 4.63. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	108
Çizelge 4.64. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	109
Çizelge 4.65. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	109
Çizelge 4.66. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	110
Çizelge 4.67. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	110
Çizelge 4.68. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	110
Çizelge 4.69. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	111
Çizelge 4.70. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri.....	111
Çizelge 4.71. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	112
Çizelge 4.72. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	112
Çizelge 4.73. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	113
Çizelge 4.74. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	113
Çizelge 4.75. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	114
Çizelge 4.76. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	114
Çizelge 4.77. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	115
Çizelge 4.78. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	115
Çizelge 4.79. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	116

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.80. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	116
Çizelge 4.81. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	117
Çizelge 4.82. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	117
Çizelge 4.83. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	118
Çizelge 4.84. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	118
Çizelge 4.85. NB için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	119
Çizelge 4.86. CART için elde edilen ROC performans değerleri.....	121
Çizelge 4.87. CART için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	121
Çizelge 4.88. CART için elde edilen Specificity performans değerleri .....	122
Çizelge 4.89. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	123
Çizelge 4.90. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	123
Çizelge 4.91. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	124
Çizelge 4.92. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	124
Çizelge 4.93. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	125
Çizelge 4.94. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	125
Çizelge 4.95. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	126
Çizelge 4.96. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	126
Çizelge 4.97. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	127
Çizelge 4.98. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	127
Çizelge 4.99. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	128
Çizelge 4.100. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	128
Çizelge 4.101. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	129
Çizelge 4.102. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	129
Çizelge 4.103. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	130
Çizelge 4.104. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	131
Çizelge 4.105. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	131

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.106. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	132
Çizelge 4.107. CART için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	132
Çizelge 4.108. C4.5 için elde edilen ROC performans değerleri.....	134
Çizelge 4.109. C4.5 için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	135
Çizelge 4.110. C4.5 için elde edilen Specificity performans değerleri .....	135
Çizelge 4.111. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	136
Çizelge 4.112. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	137
Çizelge 4.113. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	137
Çizelge 4.114. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	138
Çizelge 4.115. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	138
Çizelge 4.116. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	138
Çizelge 4.117. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	139
Çizelge 4.118. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	140
Çizelge 4.119. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	141
Çizelge 4.120. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	141
Çizelge 4.121. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	142
Çizelge 4.122. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	142
Çizelge 4.123. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	143
Çizelge 4.124. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	143
Çizelge 4.125. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	144
Çizelge 4.126. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	144
Çizelge 4.127. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	145
Çizelge 4.128. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	145
Çizelge 4.129. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	146
Çizelge 4.130. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	146
Çizelge 4.131. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	146

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.132. C4.5 için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	147
Çizelge 4.133. C5.0 için elde edilen ROC performans değerleri.....	150
Çizelge 4.134. C5.0 için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	150
Çizelge 4.135. C5.0 için elde edilen Specificity performans değerleri .....	151
Çizelge 4.136. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	152
Çizelge 4.137. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	152
Çizelge 4.138. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	153
Çizelge 4.139. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	153
Çizelge 4.140. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	154
Çizelge 4.141. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	154
Çizelge 4.142. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	155
Çizelge 4.143. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	156
Çizelge 4.144. dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	156
Çizelge 4.145. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	157
Çizelge 4.146. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	157
Çizelge 4.147. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	158
Çizelge 4.148. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	158
Çizelge 4.149. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	159
Çizelge 4.150. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	159
Çizelge 4.151. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	160
Çizelge 4.152. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	160
Çizelge 4.153. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	161
Çizelge 4.154. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	161
Çizelge 4.155. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	162
Çizelge 4.156. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	162
Çizelge 4.157. C5.0 için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	163

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.158. KNN için elde edilen ROC performans değerleri.....	166
Çizelge 4.159. KNN için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	166
Çizelge 4.160. KNN için elde edilen Specificity performans değerleri .....	167
Çizelge 4.161. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	168
Çizelge 4.162. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	168
Çizelge 4.163. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	169
Çizelge 4.164. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	169
Çizelge 4.165. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	170
Çizelge 4.166. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	170
Çizelge 4.167. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	171
Çizelge 4.168. A özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	171
Çizelge 4.169. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	172
Çizelge 4.170. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	172
Çizelge 4.171. dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	173
Çizelge 4.172. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	173
Çizelge 4.173. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	174
Çizelge 4.174. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	174
Çizelge 4.175. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	175
Çizelge 4.176. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	175
Çizelge 4.177. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	176
Çizelge 4.178. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	176
Çizelge 4.179. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	177
Çizelge 4.180. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	177
Çizelge 4.181. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	178
Çizelge 4.182. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	178
Çizelge 4.183. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	179

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.184. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	179
Çizelge 4.185. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	180
Çizelge 4.186. KNN için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	180
Çizelge 4.187. SVM için elde edilen ROC performans değerleri.....	182
Çizelge 4.188. SVM için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	183
Çizelge 4.189. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	184
Çizelge 4.190. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	185
Çizelge 4.191. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	185
Çizelge 4.192. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	186
Çizelge 4.193. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	186
Çizelge 4.194. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	186
Çizelge 4.195. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	187
Çizelge 4.196. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	188
Çizelge 4.197. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	189
Çizelge 4.198. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	189
Çizelge 4.199. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	190
Çizelge 4.200. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	190
Çizelge 4.201. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	191
Çizelge 4.202. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	191
Çizelge 4.203. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	192
Çizelge 4.204. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	192
Çizelge 4.205. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	193
Çizelge 4.206. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	193
Çizelge 4.207. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	194
Çizelge 4.208. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	194
Çizelge 4.209. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	195

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.210. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	195
Çizelge 4.211. SVM için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	196
Çizelge 4.212. RF için elde edilen ROC performans değerleri .....	198
Çizelge 4.213. RF için elde edilen Sensitivity performans değerleri .....	198
Çizelge 4.214. RF için elde edilen Specificity performans değerleri .....	199
Çizelge 4.215. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	200
Çizelge 4.216. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	200
Çizelge 4.217. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	201
Çizelge 4.218. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	201
Çizelge 4.219. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	201
Çizelge 4.220. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	202
Çizelge 4.221. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	202
Çizelge 4.222. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	203
Çizelge 4.223. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	203
Çizelge 4.224. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	204
Çizelge 4.225. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	205
Çizelge 4.226. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	205
Çizelge 4.227. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	206
Çizelge 4.228. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	206
Çizelge 4.229. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	207
Çizelge 4.230. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	207
Çizelge 4.231. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	208
Çizelge 4.232. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	208
Çizelge 4.233. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	209
Çizelge 4.234. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	209
Çizelge 4.235. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	210

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.236. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	210
Çizelge 4.237. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	210
Çizelge 4.238. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	211
Çizelge 4.239. RF için özniteliklerin AUC değerlendirmesi.....	212
Çizelge 4.240. ANN için elde edilen ROC performans değerleri.....	215
Çizelge 4.241. ANN için elde edilen Sensitivity performans değerleri.....	215
Çizelge 4.242. ANN için elde edilen Specificity performans değerleri .....	216
Çizelge 4.243. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	217
Çizelge 4.244. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	217
Çizelge 4.245. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	218
Çizelge 4.246. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	218
Çizelge 4.247. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	219
Çizelge 4.248. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	219
Çizelge 4.249. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	220
Çizelge 4.250. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	221
Çizelge 4.251. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri.....	221
Çizelge 4.252. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	222
Çizelge 4.253. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	222
Çizelge 4.254. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	223
Çizelge 4.255. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	223
Çizelge 4.256. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	224
Çizelge 4.257. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	224
Çizelge 4.258. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	225
Çizelge 4.259. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	225
Çizelge 4.260. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	226
Çizelge 4.261. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	226



<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.262. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	227
Çizelge 4.263. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	227
Çizelge 4.264. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	228
Çizelge 4.265. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	228
Çizelge 4.266. ANN için özniteliklerin AUC değerlendirmesi .....	229
Çizelge 4.267. GBT için elde edilen ROC performans değerleri .....	231
Çizelge 4.268. GBT için elde edilen Sensitivity performans değerleri .....	231
Çizelge 4.269. GBT için elde edilen Specificity performans değerleri .....	232
Çizelge 4.270. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	233
Çizelge 4.271. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	233
Çizelge 4.272. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	234
Çizelge 4.273. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	234
Çizelge 4.274. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	235
Çizelge 4.275. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	236
Çizelge 4.276. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	236
Çizelge 4.277. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	237
Çizelge 4.278. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	237
Çizelge 4.279. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	238
Çizelge 4.280. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	238
Çizelge 4.281. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	239
Çizelge 4.282. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	239
Çizelge 4.283. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	240
Çizelge 4.284. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	240
Çizelge 4.285. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	241
Çizelge 4.286. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	241
Çizelge 4.287. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	242

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.288. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	242
Çizelge 4.289. GBT için özniteliklerin AUC değerlendirmesi.....	243
Çizelge 4.290. XGBoost için elde edilen ROC performans değerleri .....	245
Çizelge 4.291. XGBoost için elde edilen Sensitivity performans değerleri .....	246
Çizelge 4.292. XGBoost için elde edilen Specificity performans değerleri .....	246
Çizelge 4.293. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	247
Çizelge 4.294. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	248
Çizelge 4.295. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	248
Çizelge 4.296. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	249
Çizelge 4.297. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi .....	249
Çizelge 4.298. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	249
Çizelge 4.299. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	250
Çizelge 4.300. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri .....	250
Çizelge 4.301. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	251
Çizelge 4.302. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	252
Çizelge 4.303. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	252
Çizelge 4.304. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	253
Çizelge 4.305. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	253
Çizelge 4.306. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	254
Çizelge 4.307. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	254
Çizelge 4.308. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	255
Çizelge 4.309. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	255
Çizelge 4.310. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi.....	256
Çizelge 4.311. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri .....	256
Çizelge 4.312. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi .....	257
Çizelge 4.313. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri.....	257

<b>Çizelge</b>	<b>Sayfa</b>
Çizelge 4.314. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi.....	258
Çizelge 4.315. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri ...	258
Çizelge 4.316. GBT için özniteliklerin AUC değerlendirmesi.....	259
Çizelge 4.317. Gx özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları ....	261
Çizelge 4.318. Gy özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları ....	262
Çizelge 4.319. Gz özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları ....	263
Çizelge 4.320. V özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	264
Çizelge 4.321. A özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	265
Çizelge 4.322. R özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	266
Çizelge 4.323. S özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları.....	267
Çizelge 4.324. dT özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları.....	268
Çizelge 4.325. İlk iki öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	269
Çizelge 4.326. İlk üç öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	270
Çizelge 4.327. İlk dört öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	271
Çizelge 4.328. İlk beş öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	273
Çizelge 4.329. İlk altı öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	274
Çizelge 4.330. İlk yedi öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	275
Çizelge 4.331. Tüm öznitelikler için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları .....	276
Çizelge 4.332. Sınıflandırıcıların saniye cinsinden eğitim süreleri .....	277
Çizelge 4.333. Sınıflandırıcıların özniteliklere göre test performansı.....	278

## ŞEKİLLERİN LİSTESİ

<b>Şekil</b>	<b>Sayfa</b>
Şekil 1.1. Kestirimci bakım yöntemleri önem sırası.....	4
Şekil 1.2. Asenkron motor arızalarının ana sebeplerinin görülme oranları .....	5
Şekil 3.1. Durum izleme ve ikaz sistemine ait elektronik devre şeması.....	15
Şekil 3.2. Rulman ölçüleri gösterimi .....	16
Şekil 3.3. Gerilim değerlerinin gerilim bölücü ile ölçümü .....	21
Şekil 3.4. Sensör ile mil dönüş hızı ölçümü.....	22
Şekil 3.5 Arduino IDE ara yüzü.....	25
Şekil 3.6 RStudio ara yüzü.....	27
Şekil 3.7. Tasarlanan sistemin çalışma sistemine yönelik akış şeması.....	30
Şekil 3.8. RemoteXY bulut sunucusu erişim ayarları.....	34
Şekil 3.9. AI teknikleri arasındaki ilişkinin Venn şeması.....	35
Şekil 3.10. sig(t) grafiği .....	36
Şekil 3.11. Doğrusal olarak ayrılabilen veri dağılımı .....	38
Şekil 3.12. Doğrusal olmayan veri dağılımının z eksenine eklenmiş durumu .....	39
Şekil 3.13. Farklı hiperdüzlemler ile veri kümesinin iki ayrı sınıfa bölünmesi.....	40
Şekil 3.14. SVM ile oluşturulan ikili sınıflandırma için optimum hiperdüzlem .....	41
Şekil 3.15. Beş en yakın komşu örneği.....	42
Şekil 3.16. Karar ağacı yapısı .....	44
Şekil 3.17. İkili sınıflandırma örneği .....	45
Şekil 3.18. Kirlilik durumu .....	46
Şekil 3.19. G öznitelikli kök düğüme göre karar ağacının oluşturulması.....	50
Şekil 3.20. $G = G_2$ olması halindeki karar ağacı son hali.....	52
Şekil 3.21. Karar ağacının son hali .....	54
Şekil 3.22. Rassal orman yapısı .....	56
Şekil 3.23. Yapay nöron yapısı .....	57

<b>Şekil</b>	<b>Sayfa</b>
Şekil 3.24. Güçlendirme algoritmasının çalışma sistematiği.....	59
Şekil 3.25. ROC eğrisi grafiği.....	65
Şekil 4.1. Sağlam ve arızalı rulmanlara ait ivme verisi grafikleri .....	68
Şekil 4.2. Gerilim özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri .....	69
Şekil 4.3. Akım özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri.....	69
Şekil 4.4. Ses şiddeti özniteliği verisinin zamanla değişim grafiği .....	70
Şekil 4.5. Dönüş hızı özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri .....	71
Şekil 4.6. Bağlı sıcaklık özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri.	71
Şekil 4.7. Öznitelikler arası ilişileşim grafiği .....	73
Şekil 4.8. 10 katlı çapraz doğrulama işlemi .....	74
Şekil 4.9. GLM için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	77
Şekil 4.10. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	91
Şekil 4.11. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	92
Şekil 4.12. LDA için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği.....	94
Şekil 4.13. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	102
Şekil 4.14. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	103
Şekil 4.15. NB için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	105
Şekil 4.16. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	119
Şekil 4.17. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	120
Şekil 4.18. CART için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği ...	122
Şekil 4.19. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	133
Şekil 4.20. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	133
Şekil 4.21. C4.5 için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	136
Şekil 4.22. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	148
Şekil 4.23. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	149
Şekil 4.24. C5.0 için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	151

<b>Şekil</b>	<b>Sayfa</b>
Şekil 4.25. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	164
Şekil 4.26. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	165
Şekil 4.27. KNN için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	167
Şekil 4.28. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	181
Şekil 4.29. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	181
Şekil 4.30. SVM için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	184
Şekil 4.31. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	196
Şekil 4.32. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	197
Şekil 4.33. RF için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	199
Şekil 4.34. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	212
Şekil 4.35. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	213
Şekil 4.36. Tüm özniteliklerin giriş olarak kullanıldığı ANN modeli yapısı.....	214
Şekil 4.37. ANN için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği .....	216
Şekil 4.38. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	229
Şekil 4.39. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	230
Şekil 4.40. GBT için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği.....	232
Şekil 4.41. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	244
Şekil 4.42. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	244
Şekil 4.43. XGBoost için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği.....	247
Şekil 4.44. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği .....	259
Şekil 4.45. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği.....	260
Şekil 4.46. Gx özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	261
Şekil 4.47. Gy özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	262
Şekil 4.48. Gz özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	263
Şekil 4.49. V özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	264
Şekil 4.50. A özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	265

<b>Şekil</b>	<b>Sayfa</b>
Şekil 4.51. R özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	266
Şekil 4.52. S özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	267
Şekil 4.53. dT özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	268
Şekil 4.54. İlk iki öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	270
Şekil 4.55. İlk üç öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	271
Şekil 4.56. İlk dört öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	272
Şekil 4.57. İlk beş öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	273
Şekil 4.58. İlk altı öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	274
Şekil 4.59. İlk yedi öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği .....	276
Şekil 4.60. Tüm öznitelikler için sınıflandırıcıların performans grafiği.....	277

## RESİMLERİN LİSTESİ

<b>Resim</b>	<b>Sayfa</b>
Resim 3.1. Deney setinin üstten görünümü .....	29
Resim 3.2. Virtuino ile tüm sensör verisinin DİU ara yüzünde görüntülenmesi .....	31
Resim 3.3. DİU arayüzünden bakım ekibinde gönderilen SMS ve e-posta alarm uyarısı.....	32
Resim 3.4. RemoteXY ile tasarlanan DİU arayüzü .....	33





## SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

### Simgeler

### Açıklamalar

<b>A</b>	Motor akımı
<b>dT</b>	Rulman bağlı sıcaklığı
<b>G<sub>x</sub></b>	X ekseninde oluşan titreşim ivmesi
<b>G<sub>y</sub></b>	Y ekseninde oluşan titreşim ivmesi
<b>G<sub>z</sub></b>	Z ekseninde oluşan titreşim ivmesi
<b>R</b>	Dönüş hızı
<b>S</b>	Rulman gürültüsü
<b>V</b>	Motor gerilimi

### Kısaltmalar

### Açıklamalar

<b>AC</b>	Alternatif Akım
<b>Acc</b>	Doğruluk
<b>AI</b>	Yapay Zekâ
<b>ANN</b>	Yapay Sinir Ağları Algoritması
<b>AUC</b>	Eğri Altında Kalan Alan
<b>BA</b>	Dengeli Doğruluk
<b>CART</b>	Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı Algoritması
<b>CBM</b>	Durum Temelli Bakım veya Kestirimci Bakım
<b>CM</b>	Durum İzleme
<b>CMS</b>	Durum İzleme Sistemi
<b>DC</b>	Doğru Akım
<b>DP</b>	Algılama Yayınlığı
<b>DR</b>	Algılama Oranı
<b>DT</b>	Karar Ağacı Algoritması
<b>EA</b>	Beklenen Doğruluk
<b>FDR</b>	Yanlış Keşif Oranı

<b>FFT</b>	Hızlı Fourier Transformu
<b>FL</b>	Bulanık Mantık Algoritması
<b>FNR</b>	Yanlış Negatif Oranı
<b>FPR</b>	Yanlış Pozitif Oranı
<b>GA</b>	Genetik Algoritma
<b>GBT</b>	Kademeli Artırma Ağacı Algoritması
<b>HMI</b>	İnsan-Makine Arayüzü
<b>IDE</b>	Tümleşik Geliştirme Ortamı
<b>I<sup>2</sup>C</b>	Inter-Entegre Devre
<b>IIoT</b>	Endüstriyel Nesnelerin İnterneti
<b>IoT</b>	Nesnelerin İnterneti
<b>ISM</b>	Endüstriyel Bilimsel Medikal
<b>KNN</b>	K-En Yakın Komşu Algoritması
<b>LDA</b>	Doğrusal Ayırma Analizi
<b>LR</b>	Lojistik Regresyon
<b>ML</b>	Makine Öğrenmesi
<b>NB</b>	Naive Bayes Algoritması
<b>NPV</b>	Negatif Tahmin Değeri
<b>PCA</b>	Temel Bileşenler Analizi
<b>PLX-DAQ</b>	Paralaks Veri Toplama Aracı Yazılımı
<b>PWM</b>	Darbe Genişlik Modülasyonu
<b>RF</b>	Rassal Orman Algoritması
<b>ROC</b>	Alıcı İşletim Karakteristiği
<b>SPI</b>	Seri Periferik Arabirim
<b>SVM</b>	Destek Vektör Makineleri
<b>TNR</b>	Doğru Negatif Oranı
<b>TPR</b>	Doğru Pozitif Oranı
<b>UART</b>	Evrensel Asenkron Alıcı Verici
<b>WiFi</b>	Kablosuz Bağlantı Ağı
<b>XGBoost</b>	Aşırı Kademeli Artırma Algoritması

## 1. GİRİŞ

Günlük hayatımızda kullandığımız ürünlerin tamamına yakını, hammaddenin endüstriyel üretim süreçleri sonrasında insan yaşamına sunulmaktadır. Endüstriyel üretim süreçlerinin evrimi, buhar makinasının icadı ile başlar. Birinci sanayi devrimi (endüstri 1.0), buhar gücünden yararlanan makinelerin kullanılmasıyla oluşmuştur. Elektriğin icadı ve üretime eklenmesi ile seri üretime geçilmiş ve böylece ikinci sanayi devrimi (endüstri 2.0) ortaya çıkmıştır. Elektronik sistemlerin üretim üzerindeki etkisi ve otomasyon sistemlerinin seri üretime olan katkısı, üçüncü sanayi devrimini (endüstri 3.0) ortaya çıkarmıştır. Son olarak, insana en düşük seviyede ihtiyaç duyan günümüz dördüncü sanayi devrimi (endüstri 4.0) ile üretim, siber fiziksel bağlantılar yardımıyla daha az hata ve daha yüksek güvenilirlikle gerçekleştirilebilmektedir [1,2].

Endüstriyel üretim süreçlerinin kesintisiz veya en az kesinti ile sürdürülebilmesi, üretim aşamalarında kullanılan donanımların bakımları ile doğrudan ilişkilidir. Mesleki yeterlilik kurumunca ulusal meslek standardına göre bakım; “makina, donanım, alet ya da sistemlerin aşınmış, periyodik değişmesi gereken veya ömrü biten parçalarının değiştirilmesini, yağlama, temizlik türü işlemlerin gerçekleştirilmesini ve ayarlarının teknik talimatlara ve kullanım kılavuzlarına göre yapılmasını kapsayan çalışmalar” olarak tanımlanmaktadır [3]. Gün geçtikçe küresel rekabetin arttığı dünyada, endüstriyel üretim süreçlerinde kullanılan makinalar için bakımların doğru zamanda yapılması hayati önem taşımaktadır. Beklenmeyen arızalar nedeniyle tesisin olası duruşu; üretim gecikmesine, iş kazasına, üretim kaybına ve dolaylı olarak ürün maliyet artışına neden olabilmektedir [4].

Bakım maliyetleri, toplam işletme maliyetinde önemli bir paya sahiptir. Sektöre bağlı olmakla birlikte her bir ürünün maliyetinde % 15 - % 60 arası etkisi olan ortalama yıllık bakım maliyetinin düşürülmesi, ürün birim maliyetini de düşürecektir [5]. Bakım sıklığına bağlı olarak oluşan eşdeğer maliyet değişmektedir ve fabrikalar için en uygun bakım aralığının tespit edilmesi önem arz etmektedir.

Bakım felsefesi yıllara göre gelişim göstermiştir. Literatürde makina bakımları; Reaktif bakım, koruyucu bakım, kestirimci bakım ve proaktif bakım olmak üzere dört şekilde tanımlanmaktadır. Bozulunca müdahale edilen bakım türüne Reaktif bakım ya da düzeltici bakım denilmektedir ve 1960'lı yıllara kadar uygulanan tek bakım türü olarak karşımıza

çıkılmaktadır [6,7]. Reaktif bakım, dünyada yaygın olarak kullanılsa da, küresel rekabette “ben de varım!” diyen büyük şirketlerin terk ettiği bir yöntemdir [8]. Koruyucu bakım (preventive maintenance), hasarın ikincil kayıplara neden olmasını önlemek amacıyla yapılan periyodik bakım türüdür [6] ve daha uzun donanım ömrü sağlamakla birlikte 1960’lı yıllarda ortaya çıkmıştır [7]. Reaktif bakım ve koruyucu bakım geleneksel bakım yöntemlerinden olup daha düşük donanım güvenilirliği ve yüksek bakım maliyetleri ile sonuçlanmaktadır. Kestirimci bakım (predictive maintenance - PdM) ya da diğer adıyla durum temelli bakım (condition based maintenance - CBM), sistemin izlenerek bakım zamanının tespit edildiği bakım türüdür [9] ve 1980’li yılların ortalarından bu yana [7] kullanılmaya başlanmıştır. En uzun donanım ömrü ve güvenilirlik sağlayan, çevreye en az zarar veren ve etkin maliyet çözümleri sunan [7] en yeni bakım türü, CBM’dir [6]. Arızaya sebep olan nedenin ortadan kaldırılması için kullanılan bakım metodu ise Proaktif Bakım [10] olarak adlandırılmaktadır. CBM’ye destek olarak birlikte uygulandığında oldukça verimli olan bu bakım metodu giderek yaygınlaşmaktadır [10].

Mıstıkoğlu çalışmasında, “CBM uygulayan firmaların işletmelerinde; % 25 - % 30 bakım faaliyetlerinde azalma, % 35 - % 45 arızalarda azalış, % 20 - % 25 üretimde ve yatırımın geri dönüş miktarında artış görüldüğünü belirtmektedir” [8]. Üretim süreçlerinde kullanılan makina ve donanımların CBM yöntemiyle sürekli izlenmesi ve herhangi bir arızanın oluşmadan tespit edilmesi, işletmeler için bir gereksinim haline gelmektedir [8]. Geçmişte geleneksel olarak kıdemli bakım ustalarının duyularını kullanarak gerçekleştirmiş oldukları kestirimci bakım, elektronik sensör ve otomasyon teknolojilerinin gelişmesi ve izleme sistemlerinde kullanılması ile birlikte arıza tanısı konulmasındaki başarı artmıştır. Kestirimci bakımı diğer bakım türlerinden ayıran en önemli yönü, bir tahmin yapmak için yöntem ve modeller kullanmasıdır [11].

Genel olarak CBM; durum izleme (condition monitoring - CM), hata teşhisi (fault diagnostic) ve sorun bildirim bileşenleri ile desteklenmektedir [12,13]. CBM, işletmeye yalnızca ekonomik yarar değil aynı zamanda sistem güvenilirliği, kullanılabilirliği ve güvenliği de sağlamaktadır [6].

CM, CBM temel süreçlerinden bir tanesi olup çevrimiçi ve çevrimdışı olmak üzere iki türlü yapılabilmektedir. Çevrimdışı izleme, pratik ve hızlı bir şekilde yapılabilmekte iken çevrimiçi durum izleme, nispeten yavaş olmaktadır. Çevrimiçi yapılan durum

izlemelerinde makina ve donanımlara bağılı sensörler topladıkları veriyi bulut sistemine aktarmaktadırlar. Bu işleyiş, nesnelerin interneti (internet of things – IoT) ile sağlanabilmektedir [14].

IoT kavramının güncel yaşantımıza girmesi, insanoğluna birçok alanda kolaylık sağlamaktadır. Bu alanda sağlanan kolaylıklardan bir tanesi de CBM uygulamasıdır. Belirli aralıklar ile gerçekleşen koruyucu bakımın aksine, sürekli kontrol işlemi gerçekleştiren IoT sistemleri, ciddi bir arıza meydana gelmeden vereceği uyarı ile işletmeye büyük avantajlar sağlayabilmektedir. Güç üreten ve güç tüketen makinalardaki millerin dönüşleri esnasında yuvarlanmalı yataktan (rulman) kaynaklanan sorunların kritik seviyeye ulaşmadan tespit edilmesi ve önleminin alınması, sistemde oluşabilecek ciddi hasarların önüne geçilebilmesi için hayati öneme sahiptir.

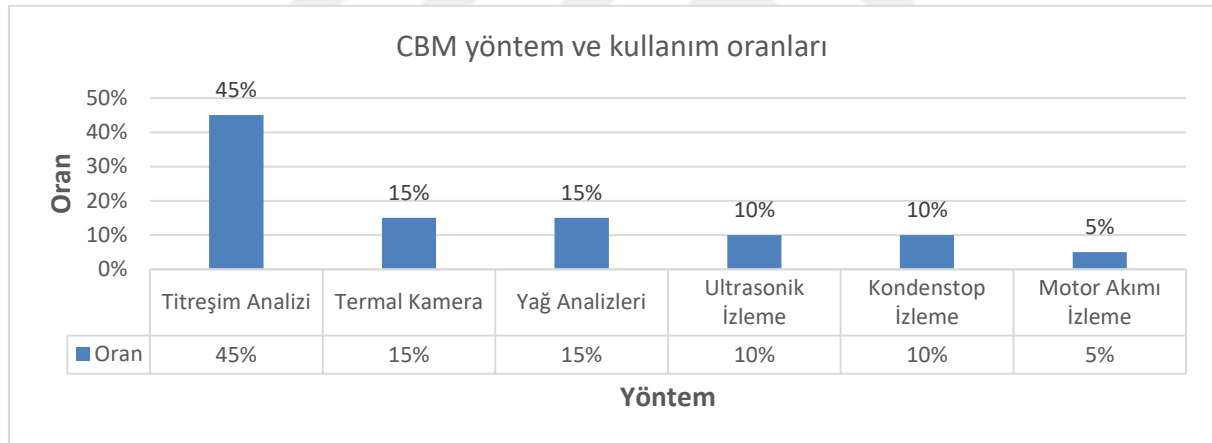
IoT çözümleri; akıllı evlerden, akıllı şehirlere ve akıllı fabrikalara kadar geniş bir yelpazede kendine yer bulmaktadır [2, 15-17]. Boyes ve arkadaşları, “IoT teknolojisinin endüstri alanına uyarıldığı takdirde endüstriyel nesnelerin interneti (industrial internet of things – IIoT) kavramının ortaya çıktığını ve IIoT’nin endüstri 4.0 ile IoT teknolojilerinin bir araya gelmiş hali olduğunu belirtmektedirler [18]. Nunes ve arkadaşları, “IoT ile birlikte endüstri 4.0 uygulamalarının artması ile donanımlardan veri alınarak bozulma gerçekleşmeden arıza olasılığının ortaya konulmasının, CBM uygulamalarına da hız kazandırdığını belirtmektedirler” [19]. IIoT çözümlerinin günümüzde yeni nesil akıllı fabrikalarda, operasyonel verimliliği artırmayı amaçlayan yenilikçi ve verimli sistemlerin geliştirilmesine öncülük edebileceği ön görülmektedir [20].

NASA tarafından hazırlanan rapora göre [21], CBM yöntemleri ve uygulandığı sorunlar Çizelge 1.1’de görüldüğü gibidir.

Teknolojik yöntemler kullanmayıp usta tecrübesinin ön planda olduğu ve çoğu kez reaktif ve/veya koruyucu bakım yöntemlerinde en popüler metot hiç şüphesiz gözle muayene yöntemidir. Ancak teknolojik çözüm yöntemlerine bakıldığında bu yöntemlerden en çok tercih edilenlerin başında mekanik bozulmaların tespitinde en etkili yöntem olan titreşim izleme ve analizi yer almaktadır [10]. Popüler CBM yöntemlerinin kullanım oranları [10] Şekil 1.1’de yer almaktadır.

Çizelge 1.1. CBM yöntemleri ve sorunlar

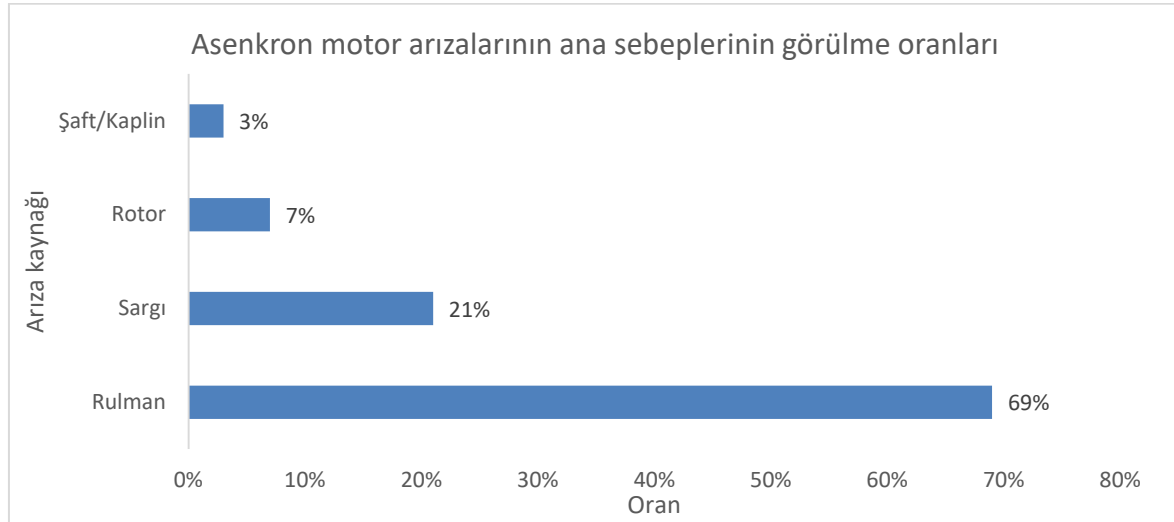
Teknolojiler	Pompalar	Elektrikli Motorlar	Dizel Jeneratörler	Kondansatör	Ağır Ekipmanlar/Vinc	Şalter	Valf	Isı Eşanjörü	Elektrik Devresi	Transformatör	Depo/Boru
Titreşim İzleme/Analizi	X	X	X		X						
Yağ, Yakıt Analizi	X	X	X		X						
Yıpranma, Partikül Analizi	X	X	X		X						
Rulman, Sıcaklık Analizi	X	X	X		X						
Uygulama Denetimi	X	X	X	X				X		X	
Ultrasonik Gürültü Tespiti	X	X	X	X			X	X		X	
Ultrasonik Akış	X			X			X	X			
Kızılötesi Termografi	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
Tahribatsız Muayene (Kalınlık)				X				X			X
Gözle Muayene	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
İzolasyon Direnci		X	X						X	X	
Motor Akımı Sinyal Analizi		X									
Motor Devre Analizi		X							X		
Polarizasyon Göstergesi		X	X						X		
Elektriksel İzleme									X	X	



Şekil 1.1. Kestirimci bakım yöntemleri önem sırası

CBM yöntemlerinin kullanım yerlerinden bir tanesi de elektrik motorlarıdır. Elektrik motorları, günlük yaşamdan endüstriyel ortamlara kadar birçok yerde bulunmaktadır. Beyaz eşyadan yürüyen merdivenlere, seyahat araçlarından elektrik santrallerine ve üretim tesislerine kadar birçok yerde insanlar tarafından kullanılmaktadırlar. Elektrik motorlarının kullanıldığı yerlerdeki kritik görevleri nedeniyle doğru çalıştırılması ve bakımlarının zamanında yapılması gerekmektedir. Elektrik motorlarına ait arızalar temel olarak iki gruba ayrılmaktadır, bunlar elektriksel ve mekanik arızalardır [22]. Rulman arızalarının toplam elektrik motoru arızalarının yarısını indüksiyon motor arızalarının ise Şekil 1.2’de

görüldüğü üzere % 69'unu oluşturduğu iddia edilmektedir [23, 24]. Rulman kaynaklı ortaya çıkan arızaların giderilmesi birçok araştırmacıyı arızaların tespitine yönelik çalışmalara yöneltmiştir.



Şekil 1.2. Asenkron motor arızalarının ana sebeplerinin görülme oranları

Rulmanlar temelde iç bilezik, dış bilezik, yuvarlanma elemanı ve kafes hasarlarının bir veya birkaç tanesi ile karşı karşıya kalabilirler. Rulmanlar uzun ömürlü ve dayanıklı makine elemanları olmalarına karşın çeşitli sebepler ile hasarların oluştuğu bilinmektedir. Bu sebepler çoğu kez yanlış montaj, bakımsızlık ve kötü kullanım gibi durumlardan kaynaklanmaktadır. Rulmanlarda oluşan aşınmanın birçok sebebi olmakla birlikte, sebeplerin başında kötü yağlama gelmektedir ve SKF tarafından yapılan istatistiksel çalışmada, “rulman hasarlarının 1/3’ünün yağlama probleminden oluştuğu belirtilmektedir” [25]. Can, yağlama eksikliğinin “kuru metal – metal temasının aşınma başlattığını ve böyle bir aşınmada meydana gelen sıcaklık artışının, metal kaynamalarına ve yüzey bozulmalarına neden olarak yüzeyde çeşitli çatlaklar meydana getirdiğini belirtmektedir” [26]. Şekercioğlu, “çalışma anında, uygun olmayan yağlamadan dolayı rulman ömürleri ve güvenilirliğin ciddi oranlarda azaldığını ve erken hasarlar meydana geldiğini belirtmektedir” [27]. Dolayısıyla yağlamanın rulmanlar için ömür belirleyici olduğu belirtilebilir.

Rulman sağlığının durum temelli izlenmesi iki ayrı izleme tekniği ile gerçekleştirilmektedir. Bunlar; çevrimiçi ve çevrimdışı izlemedir [28]. Çevrimdışı durum

izleme, makine üzerindeki sensörlerden gelen verinin belirli aralıklar ile toplanması ile gerçekleştirilir ve periyodik durum izleme olarak da adlandırılır. Sensör verisi kayıt edildikten sonra, analizi gerçekleştirilir. Çevrimiçi durum izlemede ise veri, sensörler tarafından gerçek zamanlı olarak toplanır ve kabul edilebilir bir değerle veya diğer bir deyişle bir eşik değeriyle karşılaştırılır. Eşik değerinin aşılması durumunda gerekli bildirim gerçekleştirilir. Son zamanlarda çevrimiçi durum izleme sistemleri IoT çözümlerinin geliştirilmesi nedeniyle oldukça popüler hale gelmiştir [44].

Çevrimiçi izlemeye dayalı IIoT çözümleri, günümüzde yeni nesil akıllı fabrikalarda operasyonel verimliliği artırmayı hedefleyen yenilikçi ve son derece güvenilir sistemlerin geliştirilmesine öncülük etmektedir [29]. Periyodik bakımdan farklı olarak, sürekli kontrol işlemleri gerçekleştiren IIoT sistemleri, müşterilere büyük avantajlar sağlayabilmektedir. IIoT sistemlerinin bir diğer avantajı da veri toplama, iletme, depolama ve işleme için kolaylık sağlamasıdır [30]. IIoT teknolojisi ile toplanan verinin boyutu oldukça fazladır. Bu yüksek boyutlu veri, büyük veri (big data - BD) olarak adlandırılmaktadır. Son yıllarda, BD işlemek için AI teknikleri kullanılmıştır [31]. BD özelliklerini kullanarak analiz yapabilmek için verinin işlenebilecek parçalara bölünmesi ve sonucun yeniden birleştirilmesi gerekmektedir [32]. BD bloklarının analizi, geleneksel yaklaşımlara kıyasla AI teknikleri ile nispeten kısa sürede analiz edilebilmektedir [33].

Endüstriyel sorunlara çözümler geliştirmek için AI tekniklerini kullanan birçok farklı yazılım vardır. Ancak, popüler olan birçok yazılım ücretsiz veya açık kaynaklı değildir. Basitçe açık kaynaklı yazılımlar, makinenin anlayabileceği ikili (binary) kodlar yerine, yazılım geliştiricinin anlayabileceği “if (...) else (...)” gibi kodlar sağlamaktadır [34]. İlk olarak Richard M. Stallman tarafından ortaya atılan özgür yazılım kavramı, kullanıcılarına dört temel özgürlük sunmaktadır. Bunlar çalışma, kopyalama, dağıtma, değiştirme ve geliştirme özgürlüğüdür [35]. Açık kaynaklı yazılım felsefesi de özgür yazılım kavramına dayanmaktadır.

Özgür yazılım felsefesi sayesinde geliştirici, geliştirdiği kod ile kütüphanelerin çeşitliliğinin artırılmasına veya kütüphanelerin iyileştirilmesine katkı sağlayabilmektedir. AI alt alanlarından biri olan ML için kullanılan açık kaynak kodlu veya ücretsiz yazılımların kullanımı her geçen gün daha yaygın hale gelmektedir. ML araç kitleri arasında popüler kabul edilen Octave, Weka, Python ve R açık kaynaklı yazılımlardan



bazılarıdır [36]. Bu yazılımlar arasında istatistiksel bir hesaplama aracı olarak kullanılabilen, açık kaynaklı yazılım ve kütüphanelere sahip olan R, veri analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır [37].

Açık kaynaklı veya ücretsiz yazılımlarla kütüphanelerin kullanılması, IIoT sisteminin geliştirilmesinde bazı önemli avantajlar sunmaktadır. Bu tür yazılımların ve kitaplıkların sistem geliştiricisine sağladığı avantajlardan bazıları, lisans ücretlerinin olmaması, geniş ölçekli topluluk desteği, daha esnek eyleme izin vermesi ve yüksek güvenilirliktir [38]. Ancak geliştirici sayısının fazla olması nedeniyle ortaya çıkabilecek sorunlardan sorumlu tutulacak birinin olmaması, kullanıcı dostu bir ara yüze sahip olmaması gibi dezavantajları da vardır [39].

Bu tezin geri kalanı şu şekilde organize edilmiştir. Bölüm 2'de yakın geçmişten günümüze yayınlanmış, alana yönelik çalışmalar kısaca gözden geçirilmiştir. Bölüm 3'te, tasarlanan durum izleme ve ikaz bildirim sistemine yönelik yazılımsal ve donanımsal materyaller ile uygulanan yöntemlere yönelik bilgi verilmiştir. Bölüm 4'de ikili sınıflandırma alanında kullanılan en popüler on iki ML algoritmasından elde edilen bulgulara ve bu bulguların yorumlanmasına yer verilmiştir. Tez çalışmasına yönelik elde edilen deneysel sonuçlar ve öneriler en son bölümde ele alınmış ve gelecek perspektifi sunulmuştur.

## 2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

1900'lü yılların başlarında hızlanan sanayileşme hamlesi, son yıllarda endüstri 4.0 ile birlikte yeni bir anlam kazanmıştır. Bu kapsamda IoT ve iletişiminin sağlanması, seri üretimin hızlandırılması, veri alışverişinin sağlanması, hammadde, kaynak ve enerji tüketiminin azaltılması, robotların üretim sürecine dâhil edilmesi, iş sağlığı ve güvenliğinin artırılması, sanal dünyayı üretim sürecine daha da fazla dâhil etmektedir [40].

Bu amaç doğrultusunda ilgi IoT, AI alt alanı olan ML ve CM sistemleri üzerine yoğunlaşmıştır. Bu ilgi, öğrenme sistemlerinin tasarımı için yeni yöntem ve tekniklere ihtiyaç doğurmuştur. Bu bağlamda birçok farklı yaklaşım önerilmiştir. Pek çok CM tekniği vardır. Girdhar ve arkadaşlarına göre bu teknikler, “parçacık analizi, termografi, yağ analizi, titreşim izleme, rulman gürültüsü, korozyon izleme ve performans izlemedir” [41].

Elektrikli motorlar, endüstriden günlük hayata kadar birçok alanda görülmektedir. İnsanlar bunları; pompalarda, üretim katlarında, asansörlerde, rüzgâr türbinlerinde, ısıtma-soğutma sistemlerinde vb. alanlarda kullanmaktadırlar. Çalışma yerindeki kritik görev nedeniyle motorların sağlık durumları kontrol edilmelidir. Motor arızaları temel olarak iki gruba ayrılır bunlar elektriksel ve mekanik arızalardır [22]. Mekanik arızaların da yarısı rulman arızalarından oluşmaktadır [42].

Rulmanlar, motorlardaki en kritik bileşenlerden birisidir, çünkü motor statoru ile rotorunu birbirine bağlarlar [31]. Küçük ve orta ölçekli makineler için rulman hataları, tespit edilen tüm hataların önemli bir kısmını oluşturmaktadır [43]. Muhtemel arızaların önlenmesi, ekonomik kayıpların azaltılması ve endüstriyel tesislerin güvenli bir şekilde işletilmesi açısından çok önemlidir. Bu yüzden elektrik motorlarının sağlıklı çalışmalarına yönelik durum izlemesi oldukça önemlidir.

Literatürden bazı araştırmacıların, motorlarda kullanılan hasarlı rulmanların tespiti ile ilgili çalışmalarında sadece titreşim verilerini dikkate aldığı gözlemlenmiştir [44]. Az sayıda araştırmacının rulmanlarda titreşim ile birlikte sıcaklık, devir hızı, ses, motor gerilimi ve akımı gibi özelliklerden bir veya birkaçını titreşim ile birlikte kullandığı tespit edilmiştir [44]. Ayrıca toplanan verinin modellenmesinde, karşılaştırmalı olarak beşten fazla ML

algoritmasının kullanılması pek yaygın değildir. Ancak ML algoritmalarının başarısı probleme özel olabilmektedir. Diğer bir husus ise, ML algoritması ile modellenen sınıflandırıcının değerlendirilmesinde çoğunlukla yalnızca doğruluk (accuracy - Acc) metriğinin değerlendirmeye alınmasıdır [44]. Ancak tek bir ML algoritması ve bu modeli tek bir metrikle değerlendirmek, modeli doğrulamak için yeterli olmayabilir ve bu sebeple Acc metriğine ek olarak diğer metriklerin de kullanılması modelin sağlamlık (robust) ölçütlerinin sağlanmasında yararlı olacaktır [45]. ML algoritmalarına yönelik hiper parametre değerlerinin de optimize edilmesi sınıflandırma başarısını etkileyen faktörler arasında yer almaktadır [46].

Bu bölümde, endüstri 4.0'da etkin bir yere sahip olan IoT, bulut bilişim, ML ve ilgili değerler dizisi ile CM konusunda ele alınan özelliklerden motorlarda kullanılan rulmanlar için mekanik titreşim, gerilim, akım, gürültü, sıcaklık ve devir hızı izleme parametrelerine yönelik incelemeler yapılmıştır.

Tuncer, “üretim tesisindeki toz emme fanı üzerinden titreşim ölçümleri alındığı ve rotor balansının düzeltildiği belirtmektedir” [47].

Tian, “titreşim üreten sistem olarak bir pompa üzerinden elde ettiği titreşim verisini kullanarak rulman kalan ömrünü hesaplayabilmek için ANN yöntemi ile gerçek zamanlı durum izleme sistemi geliştirdiğini belirtmektedir” [48].

Kurien ve Srivastava, “durum izleme tekniklerinin termik santrallerde kullanılan kazan besleme suyu, yardımcı soğutma suyu ve kondens tahliye pompalarındaki rulman hasarlarının erken tespitinde başarılı olduklarını, durum izleme tekniklerinde öznel olarak titreşim ivmesi, motor akımı, gürültü izleme ve aşınma kalıntısı analizleri kullandıklarını belirtmektedir” [49].

Wu ve diğerleri, “PCA ve Hilbert Huang Transform (HHT) kullanarak bilyalı rulmanlar için BD ortamında CM sistemi geliştirdiklerini belirtmektedir” [50].

Chu ve arkadaşları, “titreşim verilerini, rulmanın arızalı veya iyi durumda olup olmadığını belirleme analizinde kullandıklarını ve rulmanın iç yatak, yuvarlanma elemanı ve dış yatak

dâhil olmak üzere tüm bileşenlerinden gelen titreşim verilerini FFT ile analiz ettiklerini belirtmektedir” [51].

Rulmanlarda durum izleme ve teşhis için SVM kullanımını son zamanlarda popüler hale gelmiştir [52]. Yüksek sınıflandırma başarısına sahip olması nedeniyle durum izleme sistemlerinde tercih edilmektedir [53].

Konar ve Chattopadhyay, “asenكرون motorda bulunan rulmanın hasarını tespit etmede SVM algoritması ile dalgacık dönüşümü (wavelett transform) kullanarak titreşim özelliğini incelediklerini belirtmektedir” [52].

Inturi ve arkadaşları, yaptıkları çalışmada “üç aşamalı bir dişli kutusundan üç eksen titreşim ivmesi ve mikrofon ile akustik verisi toplayarak ham veriden öncelikle dalgacık katsayıları (wavelet coefficients) elde ettiklerini belirtmektedir” [54]. Ardından “karar ağacı yöntemi ile çözüme yönelik en çok katkı sağlayacak öznitelikleri tespit ederek SVM algoritmasında analiz etmiş ve titreşim analizi ile elde edilen başarının akustik analizinden elde edilen başarıya oranla rulmanın iç ve dış bilezik hasarlarını sınıflandırmada daha iyi olduğunu belirtmektedir” [54].

Yadav ve arkadaşları, “üç fazlı asenkron motordaki rulman hasarını tespit etmek için SVM algoritmasında giriş parametresi olarak dönüş hızı, gerilim ve akım özelliklerini kullandıklarını belirtmektedir” [55].

Ruiz-Gonzalez ve arkadaşları, “titreşimin tarımsal endüstriyel makineler üzerindeki etkilerini SVM algoritmasını kullanarak gözlemlediklerini ve % 85 ortalama çapraz doğrulama doğruluğuna ulaştıklarını belirtmektedir” [56].

Sun ve arkadaşları, “rulman ömrünü tahmin etmek için SVM’yi kullanmışlar ve model girdilerinin, rulman titreşim sinyalinin öz nitelikleri ve çıktısının da rulman çalışma süresinin rulman duruş süresine oranı olduğunu belirtmektedir” [57].

Moosavian ve arkadaşları, “bir motor deney sistemindeki hasarları tespit etmek için 3 farklı koşulda rulmandan titreşim verilerini topladıklarını ve ML araçları olarak kNN ve

ANN kullanarak titreşim verilerini analiz ettiklerini ve ardından sonuçları karşılaştırdıklarını belirtmektedir” [58].

DT, sınıflandırıcıları temsil etmek için en popüler yaklaşımlardan biri olarak kabul edilmekte olup araştırmacılar tarafından kullanılan bir ML aracıdır. Kaparathi ve Bumblauskas, yaptıkları çalışmada önleyici bakımda kullanılan ML yöntemlerini incelediklerini ve “çalışmalarını DT teknikleri üzerine yoğunlaştırdıklarını ayrıca çalışma içeriğinde ML tabanlı DT ve RF tekniğini bir örnek olay üzerinde uyguladıklarını belirtmektedir” [59]. Yazarlar, en doğru sonuçları RF yöntemiyle elde ettiklerini de belirtmektedir [59].

Huda ve Taib yaptıkları çalışmada, “kızılötesi teknolojisini kullanarak elektronik cihazlar üzerinde önleyici bakım uygulaması gerçekleştirdiklerini, sınıflandırma için LDA ile ANN kullandıklarını ve LDA doğruluğunun nispeten iyi olduğunu belirtmektedir” [60].

Khorsheed, doktora tezi çalışmasında “endüstriyel üretim sürecinde yer alan pompaların rulmanlarına yönelik titreşim ve sıcaklık verisini PLC yardımıyla toplayıp ML tekniklerinden, DT, RF, SVM, GBT ve DL ile analiz ettiğini belirtmektedir” [61].

Demir ve Müştak, “ORS 6208 tipi rulmandan titreşim ve gürültü ölçümü yaparak topladıkları verileri zaman ve frekans bölgesinde incelediklerini ayrıca Hilbert dönüşümü kullanılarak zarf analizi yaptıklarını ve bu analizler sonucunda rulman hasarlarını tespit ettiklerini belirtmektedir” [62].

Yiğit, “üretim tesisinde çalışan pompa ve yağlama motoruna ait titreşim ve sıcak verisi topladığını ve NB, KNN, SVM, DT, RF ve GLM gibi ML algoritmaları kullanarak analiz gerçekleştirdiğini ve Acc, F1, PPV, TPR, AUC metrikleri ile değerlendirme yaptığını belirtmektedir” [63].

Yurtsever, “CNC makinelerinde bindirme hatasının tespiti için ADXL345 üç eksen ivmeölçerden veri toplayarak SVM, NB, KNN, DT, DL sınıflandırıcılarının başarılarını 4 metrik ile değerlendirdiğini belirtmektedir” [64].

Aydın, “üretim hatlarına ait kayıp verilerinden yola çıkarak titreşim, sıcaklık, basınç vb. herhangi bir öznelik kullanmadan ML algoritmalarından GLM, ANN, RF, GBT kullanarak tahmine dayalı bakım modeli önerdiklerini belirtmektedir” [65].

Kaner, “tren tahrik motorundan elde ettiği titreşim verisinden SVM, NB, KNN, DT, DL algoritmaları kullanarak kestirimci bakım uygulaması gerçekleştirdiğini belirtmektedir” [66].

Çeşitli öznelikler, yöntemler ve analiz araçları ile yapılan farklı amaçlara yönelik kestirimci bakım uygulamalarının kullanıldığı bilimsel çalışmaların bazıları Çizelge 2.1’de yer almaktadır.

Çizelge 2.1. Çalışma alanına yönelik yapılan benzer bilimsel çalışmaların bazıları

Yıl	Ref.	Çalışmanın Amacı	Yöntem	Metrik	Öznelik	Analiz Aracı
2022	[47]	Titreşim analizi ile fanlardaki dengesizlik arızasının tespiti	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2021	[61]	AI teknikleri ile sensör tabanlı gerçek zamanlı bakım tahmini yapılması	DT, RF, SVM, GBT, DL	Acc, F1, PPV, TPR, AUC	G, T	Python
2021	[62]	Rulman arızalarının gürültü ve titreşim analizi ile tespiti	FFT, HT	-	G, S	MATLAB
2021	[63]	Pompa motoru ve yağlama motoru için kestirimci bakım yapılması	NB, KNN, SVM, DT, RF, GLM	Acc, F1, PPV, TPR, AUC	G, T	Python
2020	[64]	CNC makinelerinde bindirme hatasının titreşim analizi ile tespiti	SVM, NB, KNN, DT, DL	Acc, F1, PPV, TPR	G	Python
2021	[65]	Üretim hatlarına ait kayıp verilerinden yola çıkarak tahmine dayalı bakım modeli önerilmesi	GLM, ANN, RF, GBT	MSE, RMSE, MAE vd.	-	-
2021	[66]	Tren tahrik motorunda titreşim ile kestirimci bakım	SVM, NB, KNN, DT, DL	Acc, F1, PPV, TPR	G	MATLAB
2021	[67]	Elektrik motorlarında titreşim tabanlı rulman arıza tespiti	DL	Acc, TPR, TNR, PPV, F1, AUC	G	Python
2019	[68]	Rüzgâr türbini yatak arızalarının teşhisi	SVM	Acc	G	?
2018	[69]	Asenkron motorlarda rulman arızası ve eksen kaçıklığının teşhisi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü

Çizelge 2.2. (Devam) Çalışma alanına yönelik yapılan benzer bilimsel çalışmaların bazıları

2018	[70]	IoT kullanarak kompresör sağlığı izleme	FFT	-	G, T	IoT Platform
2015	[71]	Konik dişlilerde arıza teşhisi	ANN		S, G	MATLAB
2015	[72]	ORS 6205 bilyalı rulmanın hasarlarının titreşim analizi ile tespiti	FFT	-	G, R	Sinyal Analizörü
2014	[73]	Kompresörlerde titreşim analizi ile kestirimci bakım	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2013	[74]	Pompalarda rulman hasarlarının tespiti	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2012	[75]	Fan motoru arıza teşhisi	ANN		G, T, V	MATLAB
2012	[76]	Egzoz fanında arıza teşhisi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2011	[77]	Pompalarda titreşim arızalarının teşhisi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2010	[78]	Fanlarda arızaların teşhisi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2008	[79]	Rulman arızalarının gerçek zamanlı analizi ve arıza sebeplerinin tespit edilmesi	ANN, FL, FFT, ApEn	-	A, T, G	MATLAB
2008	[80]	Sürekli form baskı makinasının titreşim sinyali yardımıyla kestirimci bakımının yapılması	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2007	[81]	Kestirimci bakım ve uygulamalarının iyileştirilmesi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
2005	[82]	Rulman ve kaymalı yatak arızası teşhisi	FFT	-	G	Sinyal Analizörü
		ANN: Artificial Neural Network	KNN: K Nearest Neighbour	G: Titreşim		
		ApEn: Approximate Entropy	MAE: Mean Absolute Error	A: Akım		
		DL: Deep Learning	MSE: Mean Squared Error	T: Sıcaklık		
		DT: Decision Tree	NB: Naive Bayes	V: Gerilim		
		FFT: Fast Fourier Transform	RF: Random Forest	S: Ses Şiddeti		
		FL: Fuzzy Logic	RMSE: Root Mean Square Error	R: Devir hızı		
		GLM: Generalized Linear Model	SVM: Support Vector Machine			
		HT: Hilbert Transform				

Yapılan çalışmalar incelendiğinde rulman hasarlarını tespit etmek için kullanılan en yaygın yöntem titreşim analizidir. Ancak titreşim verisine, rulman bağlı sıcaklığı, ses şiddeti, motor akımı, motor gerilimi ve dönüş hızı parametrelerinin ayrı ayrı ve birlikte oldukları durumlarda arıza tespitinin doğruluğuna olan etkisi bu tez çalışmasında incelenmektedir.

### 3. MATERYAL ve YÖNTEM

IoT kavramı hayatımızı birçok alanda kolaylaştırmaya devam etmektedir. IoT teknolojisinin endüstriyel alanda sağladığı imkânlardan biri de şüphesiz durum izlemidir. Periyodik bakımdan farklı olarak, sürekli kontrol süreci işleten IoT sistemleri, ciddi bir arıza meydana geleceğine dair bir uyarı ile endüstriyel şirketlere büyük avantajlar sağlayabilmektedir. Güç üreten ve tüketen makinelerin dönme esnasında ciddi hasarlara yol açmadan arızalı rulmanların tespit edilmesi hayati önem taşımaktadır.

Bu tez çalışmada; IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sistemi oluşturulmuştur. Sistem, arızalı rulmanı tespit etmek ve motor sağlığını izleyebilmek için rulmanın mekanik titreşim ivmesi, bağıl sıcaklığı ve oluşturduğu gürültü değerleri ile motorun akım, gerilim ve devir hızı ölçümlerini hem yakından hem de uzaktan takip edilebilme özelliklerine sahiptir. Tasarlanan sistem, donanımsal ve yazılımsal kısımlardan oluşmaktadır. Donanımsal kısımlar deney düzeneğinde kullanılırken, yazılımsal kısımlar çoğunlukla kontrol, izleme, ikaz, bildirim ve analiz amacıyla kullanılmıştır.

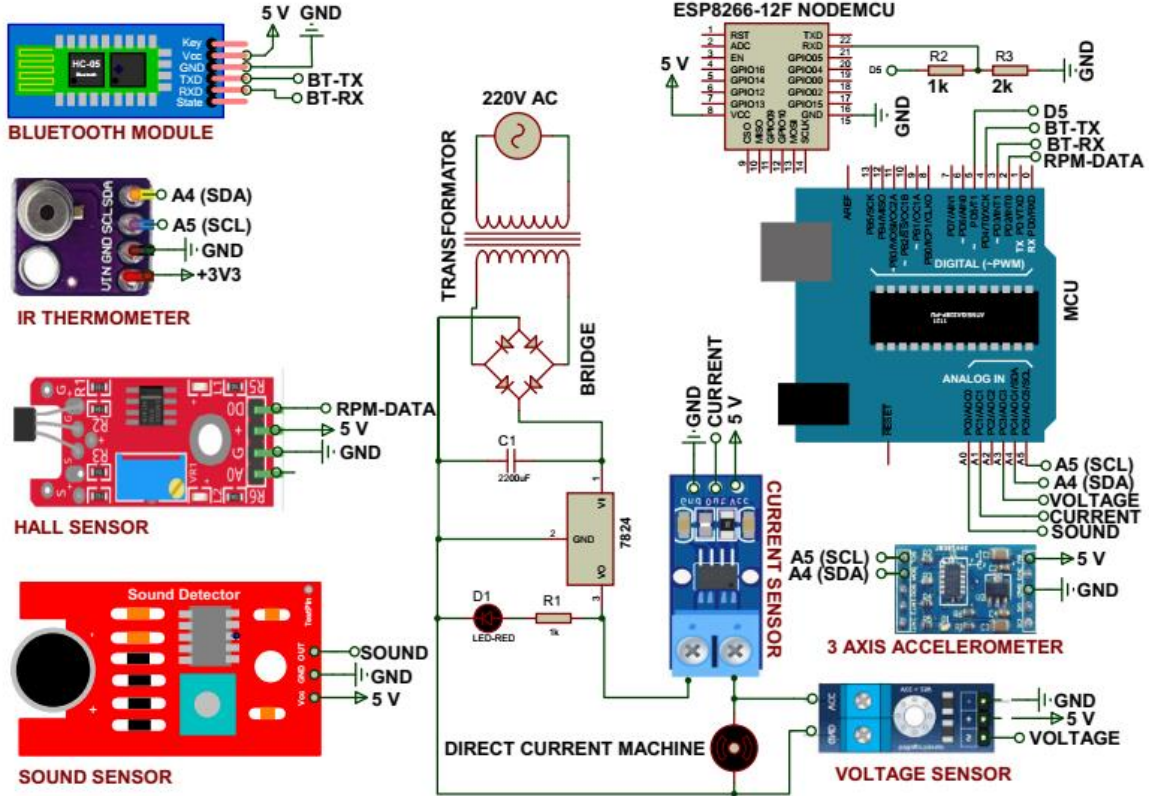
Tez kapsamında oluşturulan sistem üç kısımdan oluşmaktadır. İlk kısım deney düzeneğidir. İkinci kısım, verinin görselleştirilmesi ve izlenmesi için durum izleme ve ikaz uygulamalarından oluşmaktadır. Üçüncü kısım, verinin depolanması ve analiz edilmesidir.

IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sisteminde yer alan deney düzeneğine ait elektronik bağlantı şeması, Şekil 3.1'de görülmektedir. Deney düzeneği, universal motor, rulman, mikrodenetleyici kartı, ivmeölçer, devir ölçer, akım ve gerilim sensörleri, mikrofon kartı, temassız sıcaklık sensörü, bluetooth ve WiFi kartından oluşmaktadır. Tasarlanan sistemden veri toplandıktan sonra arıza oluşmadan önce ikaz verebilmesi için gerekli öznelik eşik düzeylerini belirlemede veri görselleştirme, istatistiksel analizler ve ML tekniklerinden yararlanılmıştır. Toplanan verideki özneliklerin kritik eşikleri aşması sonrasında, durum izleme ve ikaz sistemi Android işletim sistemli bir akıllı telefon yardımıyla ilgili bakım ekibine görsel ve işitsel ikazın yanı sıra, SMS ve e-posta bildirimini verebilmektedir.

Veri kümesi, popüler ML algoritmalarından GLM, LDA, SVM, kNN, NB, CART, C4.5, C5.0, RF, ANN, GBT ve XGBoost ile sınıflandırma modelleri oluşturulmuştur.



Oluşturulan bu modellerin çeşitli metriklerle karşılaştırmalı performans analizleri gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.1. Durum izleme ve ikaz sistemine ait elektronik devre şeması

Sistemde kullanılan donanımsal ve yazılımsal ürünlere yönelik bilgiye ve yöntemlere aşağıdaki kısımlarda değinilmektedir.

### 3.1. Donanımsal Materyaller

Bu kısım, tezin amacına yönelik kullanılan donanımların tanıtımına yönelik temel bilgi içermektedir. Sistemde kullanılan donanımlar genel olarak mekanik ve elektronik elemanlardan oluşmaktadır.

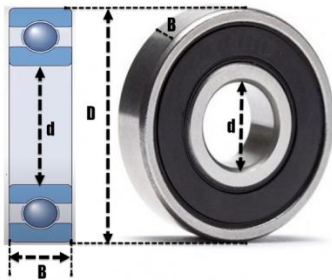
### 3.1.1. Üniversal motor

Üniversal motor; çamaşır makinesi, seyyar taşlama makinesi, çırpıcı, tıraş makinesi, dikiş makinesi, vantilatör, elektrik süpürgesi gibi gündelik hayatın birçok yerinde karşımıza çıkmaktadırlar. Üniversal motor hem alternatif akım (AC) hem de doğru akım (DC) ile çalışabilmektedir. Ağralı, “üniversal motorların, doğru akım seri motorların özelliklerini gösterdiklerinden yapı olarak da doğru akım makineleri gibi olduklarını belirtmektedir” [26]. Yücesoy, “Üniversal motorların, 1/500 hp ile 2/3 hp arasında çok küçük güçte imal edilmelerine karşın 15 000 ile 20 000 rpm dönüş hızına erişebildiklerini ve devir sayısının yük ile değiştiğini belirtmektedir” [83].

### 3.1.2. Yuvarlanmalı yatak (rulman)

Rulman, temelde sürtünmeyi azaltma, mili yataklama ile radyal ve eksenel yönde mili sabitleme gibi temel fonksiyonlara sahip bir makine elemanıdır. Rulman, temelde dört parçadan oluşmaktadır. Bunlar; iç bilezik, dış bilezik, kafes ve yuvarlanma elemanıdır.

Deney düzeneğinde kullanılan ORS 6203, tek sıralı sabit bilyalı bir rulmandır. Rulman kodlama sistematğine göre, ORS 6203 kodlamasındaki; ORS, Orta doğu Rulman Sanayi ve Ticaret A.Ş. tarafından üretildiği ve rulmanın 6200 serisinden olduğunu belirtmektedir. Rulman serisindeki 6 sayısı rulman tipini, 2 sayısı çap serisini ve 03 sayısı da delik çap kaynak numarasını belirtmektedir. Bu rulmanlar hafif ve orta yükler ile yüksek hızlarda tercih edilmektedirler. Bir rulmanın iç çap ( $d$ ), dış çap ( $D$ ) ve yükseklik ( $B$ ) özellikleri Şekil 3.22’de görülmektedir. ORS 6203 rulmanının iç çapı 17mm, dış çapı 40mm, yüksekliği 12mm, 8 bilyalı ve 63g ağırlığında olup metal keçeli olanı 18 000 rpm, plastik keçeli olanı ise 12 000 rpm azami dönme hızlarına sahiptir [84].



Şekil 3.2. Rulman ölçüleri gösterimi

Rulmanlar için yağlama oldukça önemlidir. Arslan, “Rulmanlı yataklarda yağ film tabakasının çok ince olduğunu ve temas noktalarında radyal doğrultuda bağlı hareket olmadığını ve bu nedenle yatağın dış yüzeyinde yapılan titreşim ölçümlerinin, rulman içyapısındaki gelişmeleri doğru şekilde yansıttığını belirtmektedir” [78]. Buna istinaden deney düzeneğinde yer alan rulmanın sağlığını izleyebilmek için rulmanın üzerinden mekanik titreşim ölçümleri yapılmaktadır.

### 3.1.3. Mikrodenetleyici kartı

Deney düzeneğinde kullanılan mikrodenetleyici kartı Arduino uno olup üzerinde ATmega328P mikrodenetleyicisi bulunan ve açık kaynaklı bir yapıya sahiptir. Toplamda 14 adet sayısal giriş / çıkış (I/O) birimine, 6 adet analog dijital dönüştürücü (analog digital converter – ADC) birimine, 16 MHz kuvars kristaline ve 8 bitlik bir mikroişlemciye sahiptir. Arduino UNO kartı, mikrodenetleyiciyi çalışmaya hazır hale getirmek için gereken her şeyi içermektedir [85].

Arduino mikrodenetleyici kartlarının tasarımcılar için ilk örnek (prototip) oluşturma aşamasında çok büyük kolaylıklar sağladığı ortaya konulmaktadır. Tasarlanacak olan bir sistemin mekanik ve/veya elektronik kontrolünde komutların gönderilmesini sağlayacak bir gömülü sistem gerekmektedir. Piyasada, çeşitli fiyat ve performansta çözümler sunan gömülü sistemler bulunmaktadır. Çözümler değerlendirilirken, yazılım ve dokümantasyon desteği, donanımsal özellikler, güvenilirlik, küçük boyut, düşük güç tüketimi ve hiç şüphesiz düşük fiyat gibi hususlar ön plana çıkmaktadır. Uygun fiyatlı olması, açık kaynak donanım ve yazılım desteği sağlaması, kullanım kolaylığı sunması ve hızlı temin edilebilir olması Arduino geliştirme kartlarının gömülü sistemler içerisindeki en önemli avantajlarından [86].

Arduino geliştirme kartları makine ve mekatronik mühendisliği eğitim alanında sensörler ve eyleyiciler, hidrolik ve pnömatik kontrol gibi derslerde ve özellikle karmaşık robot teknolojilerinin geliştirilmesinde kullanılmaktadır [86]. Alana yönelik yapılan taramada Arduino geliştirme kartlarının makine ve mekatronik mühendisliği eğitimlerinin yanı sıra, robotik tasarımlarda, güneş takip sistemlerinde, İHA (insansız hava aracı) tasarımlarında, akıllı ev ve araç otomasyonlarında, hidrolik ve pnömatik kontrol tasarımları gibi kullanımlarına rastlanmaktadır [86]. Mikrodenetleyici kartı; sensör verisi toplamak, toplanan veriyi PC ve durum izleme ve ikaz uygulamalarına aktarmak için sistemin beyni olarak kullanılır.

### 3.1.4. Bluetooth kartı

HC-06 bluetooth kartı, iki cihaz arasında yakın mesafe (10 metreye kadar) bluetooth iletişimi sağlamak için kullanılır. Dünya genelinde 2.4 GHz frekansı olan izin belgesi gerektirmeyen ISM (industrial scientific medical – endüstriyel bilimsel medikal) bant üzerinden çalışmaktadır. Fec, HC06 bluetooth kartı için “kişisel alan ağı içerisinde ISM bandı üzerinden dijital cihazları bağlayabilme, bluetooth 2.0 iletişim protokolünü destekleme özneliğine, 25Mbps’ye kadar eşzamanlı veri aktarabilme hızına sahip olduğunu belirtmektedir” [193]. Tasarlanan deney düzeneğinde, mikrodenetleyiciden Android işletim sistemli akıllı cep telefonuna sensör verisini aktarabilmek amacıyla kullanılmıştır.

### 3.1.5. WiFi kartı

ESP8266 tabanlı WiFi kartı olan NodeMCU v2, IoT tabanlı projeler için kullanılmasından ötürü çokça benimsenmiş bir elektronik parçadır [14]. Bu kart, düşük maliyetli internet uygulamaları için tasarlanmıştır ve giriş / çıkış birimleri, darbe genişlik modülasyonu (pulse width modulation – PWM) çıkışları ve tümleşik devreler arası haberleşme (inter integrated circuit - I<sup>2</sup>C), seri çevresel ara yüz (serial peripheral interface - SPI) iletişim desteği ile Arduino Uno platformuna benzer bir yapıya sahiptir [14]. Arduino Uno platformundan farklı olarak WiFi iletişim imkânı sunmaktadır. Tasarlanan deney düzeneğinde bu kart, mikrodenetleyici kartı tarafından toplanan verinin bulut sunucusuna aktarılması için kullanılmıştır.

### 3.1.6. İvmeölçer

Makine ve mekatronik mühendisliği alanlarında çözülmesi gereken en önemli dinamik problemlerinden birisi de hiç şüphesiz mekanik titreşimlerdir. Mekanik titreşimlerin sisteme kattığı bazı olumsuz etkiler bulunmaktadır. Bunlar; aşınma, malzeme yorulması, yüksek gerilmeler ve gürültüdür. Belirtilen bu etkilerden ötürü mekanik titreşimlere maruz kalan sistemler, ciddi hasarlarla karşı karşıya kalabilmektedir. Gerekli önlemler alındığında, sistemde oluşabilecek hasarların önüne geçilebilir. Bu sebeplerden dolayı mekanik titreşim ölçümlerinin yapılması kritik öneme sahiptir [87].

Titreşim üreten bir makinede, mekanik titreşim analizleri ile olası mekanik problemler ortaya çıkarılabilmektedir. Yurtsever, “ADXL345 ivmeölçerinin elektrik motorlarında basit ve karmaşık rulman hatalarının tespit edilebilmesi için güvenilir bir şekilde kullanılabileceğini belirtmektedir” [64]. IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sisteminde kullanılan üniversal motora bağlı rulmanın ürettiği mekanik titreşimler, mikrodenetleyicinin ADC girişi ile çalışan 3 eksenli ADXL345 ivmeölçer kullanılarak elde edilmektedir.

ADXL345 ivmeölçerden gelen çıkış değeri,  $m/s^2$  veya yer çekimi kuvveti (g) cinsinden değerlere kalibre edilmektedir. Eş. 3.1’de yer alan denklem kalibrasyon hesabında kullanılmaktadır [88].

$$S_x = (A_x * \frac{V_{ref}}{2^{n-1}} - V_{0G})/H \quad (3.1)$$

Burada yer alan  $A_x$ ; sensörden gelen sinyal değerini,  $V_{ref}$ ; mikrodenetleyiciden verilen referans voltaj değerini yani 5V’luk gerilimi,  $V_{0G}$ ; yer çekimsiz ortamda üretilen gerilim değerini,  $n$ ; sensör bit sayısını,  $H$  değeri ise sensör hassasiyetini belirtmektedir. Hesaplanan  $S_x$  değeri x eksenini için olduğu kabul edilirse, y ve z eksenleri için de benzer biçimde bir hesaplama yapılabilmektedir.

Mekanik titreşim ivmesi, ivmeölçer yardımıyla elektriksel sinyallere dönüştürüldükten sonra [89], belirli bir iletişim protokolü ile mikrodenetleyiciye aktarılır. Bu protokoller çoğu kez SPI ve/veya I<sup>2</sup>C olmaktadır. Tez çalışmasında bulunan deney setindeki ADXL345, Analog Device tarafından üretilen ve üç eksenli ivmelenme değerlerini ölçebilen kapasitif bir ivmeölçerdir. Sensör üreticisi Analog Device, ADXL345 ivme sensörünün “ $\pm 2g$  değerinden  $\pm 16g$  değerine kadar ivmelenmeyi desteklediğini ve SPI veya I<sup>2</sup>C iletişim protokolü üzerinden mikrodenetleyici ile kullanımının sağlandığını, ölçüm modunda 23  $\mu A$ , bekleme modunda 0,1  $\mu A$  gibi düşük enerji tüketimine sahip ve maksimum örnek frekansı 3200 Hz olduğunu belirtmektedir” [90].

Karahan, “makinalarda oluşan titreşimlerin bağlı olduğu etkenlerden bir tanesinin yatak ve yağ filminin sönüm miktarı olduğunu belirterek” [82] yetersiz rulman yağlamasının veya

rulman yağının çeşitli sebeplerle azalması durumunda daha fazla titreşim üreteceği aşikârdır.

Deney setindeki mekanik titreşimlerin, yatay, düşey ve eksenal olabileceği düşünüldüğünden üç eksenenden de toplanması gerekmektedir. Sahip olduğu özellikler dolayısıyla ADXL345 ivmeölçer sensörü, deney setinde kullanılan rulman mekanik titreşimlerinin ölçümü için gereklidir.

Sensörden gelen üç eksen ivme verisi mikrodenetleyici tarafından okunur ve kodunda yer alan ilgili yere aktarılarak, okunan değerlerin PC, mobil cihaz ve bulut sunucusuna aktarımları sağlanmış olur. Böylece üniversal motora bağlı rulmanın ve motorun durumu hakkında titreşim temelli izleme gerçekleştirilebilmektedir.

### 3.1.7. Gerilim sensörü

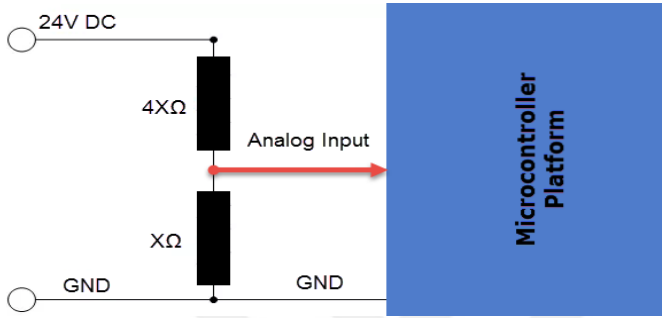
Tasarlanan sistemde kullanılan mikrodenetleyici platformunun analog girişi ATmega328 mikrodenetleyicisinin çalışma geriliminden ötürü 5 VDC (doğru akım) ile sınırlıdır. Daha yüksek gerilim değerleri ölçülecekse, gerilim bölücü kullanılması gereklidir. Üniversal motorun beslemesinde 220 VAC / 24 VDC güç kaynağı kullanılmaktadır. Güç kaynağı çıkış gerilimi olan 24V DC gerilimin ölçülebilmesi için gerilim sensörü tasarımında  $4X\Omega$  ve  $X\Omega$  dirençli 5:1 voltaj bölücü kullanılmıştır. Böylece ölçülebilecek gerilim, 25 VDC'den daha düşük gerilimlerle sınırlandırılmıştır. Bu gerilimden daha fazlası, mikrodenetleyicinin analog giriş voltaj sınırını aşacağından mikrodenetleyici platformunda hasara neden olabilmektedir. Deney setinde kullanılan mikrodenetleyicide, 10 bitlik ADC bulunmaktadır, bu yüzden çözünürlük Eş. 3.2'deki hesaplandığı gibi 0,00489V olur.

$$V_x = \frac{V_{ref}}{2^{n-1}} * S = \frac{5V}{2^{10-1}} * S = \frac{5V}{1023} * S = 0,00489V * S \quad (3.2)$$

Burada yer alan S; sensörden gelen sinyal değerini (0-1023 arası),  $V_{ref}$ ; mikrodenetleyiciden verilen referans voltaj değerini yani 5V'luk gerilimi, n; mikrodenetleyici ADC bit sayısını yani 10 değerini,  $V_x$  değeri ise sensör ölçüm hassasiyetini belirtmektedir. Bu hesaplanan 0,00489V değeri mikrodenetleyici tarafından

okunabilecek gerilim için en düşük adım değerini temsil etmektedir. 0-1023 arası okunacak her değer 0.00489V ile çarpılarak gerilim değeri hesaplanmış olur.

Deney setinde kullanılan gerilim sensöründe yer alan gerilim bölücü devresi Şekil 3.3’de gösterilmiştir [91]. Böylece üniversal motorun gerilimi izlenebilmektedir.



Şekil 3.3. Gerilim değerlerinin gerilim bölücü ile ölçümü

### 3.1.8. Akım sensörü

Allegro tarafından üretilen ACS712 akım sensörü, üniversal motor tarafından çekilen akımı ölçebilmek için deney düzeneğinde kullanılmış olup “3V-5,5V gerilim aralığında beslenebilmektedir” [92]. Sensörün gerilim beslemesi mikrodenetleyici platformu üzerindeki 5V gerilim ile sağlanabilmektedir. Allegro tarafından “±5A, ±20A ve ±30A değer aralığında hem DC hem de AC olmak üzere iki yönlü akım ölçebilme yetisine sahip üç farklı sürümü olduğu ve alan etki tabanlı doğrusal bir akım sensörü olduğu belirtilmektedir” [92]. Üniversal motorun çektiği akımı izleyebilmek için deney setinde kullanılmıştır.

ACS712 akım sensörünün ölçüm değeri mikrodenetleyicinin analog girişinden okunabilmektedir. Sistemde kullanılan Atmega328 mikrodenetleyicisi 10 bitlik ADC ile 1024 bölümlene hassasiyetinde ölçüm yapabilmektedir.  $X_i$ , mikrodenetleyici tarafından analog - dijital dönüşümü ile elde edilen 0-1023 arası sayı değeri olsun. D ise ACS712 sensörünün azami ölçülebileceği akım değeri olursa, bu durumda ölçülecek maksimum akım değeri de  $I_m$  kabul edilirse, bu değer Eş. 3.3 ile hesaplanabilir.

$$I_m = \frac{X_i - 512}{512} * D \quad (3.3)$$

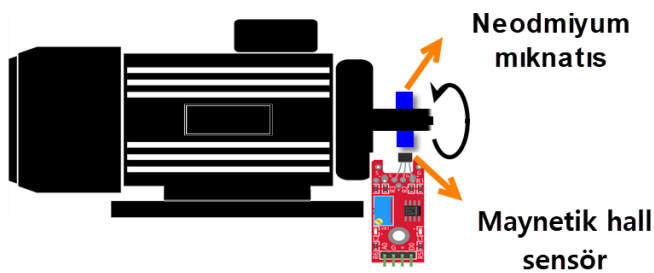
Alternatif akımda maksimum akım değerinden sonra efektif akım değeri Eş. 3.4 ile hesaplanabilmektedir.

$$I_{rms} = 1/T \int_0^T I^2(t). dt \quad (3.4)$$

Akım değerinde tolerans dışı oluşabilecek değişiklikler motorun yüke bağlı zorlanma durumunda olduğunu belirtebileceğinden motor akımının takip edilmesi durum izleme sistemi için gerekli görülmüştür.

### 3.1.9. Doğrusal manyetik hall sensörü

Melexis firması tarafından üretilen doğrusal manyetik hall sensör kartı, üzerinde bütünleyici metal oksit yarı iletken (complementary metal oxide semiconductor – CMOS) teknolojisine sahip U1881 sensörü barındırmaktadır ve 3,5V - 24V gerilim aralığında beslenebilmektedir [93]. Bu sensörün çalışabilmesi için ihtiyaç duyduğu gerilim, mikrodenetleyici kartı üzerinde yer alan 5V ile sağlanabilmektedir. Kartın orta sol tarafında sensörün hassasiyetini kontrol etmek için trimpot bulunmaktadır. Sensör tarafından manyetik alan tespit edildiğinde, sensör kartı üzerinde yer alan dijital D0 pimi üzerinden sinyal lojik 1 sinyali gönderilir. Gönderilen dijital sinyal mikrodenetleyici kartı üzerinde yer alan dijital giriş tarafından devir ölçüm hesabında değerlendirmeye alınır. Bu sensör kartı, universal motor miline yerleştirilen neodmiyum mıknatıslar yardımıyla motor miline ait devir hızı ölçümünün yapılabilmesi için deney düzeneğinde kullanılmış olup ölçümü Şekil 3.4’de görülmektedir.



Şekil 3.4. Sensör ile mil dönüş hızı ölçümü



Her devirde manyetik hall sensör kartı iki kez dijital sinyal çıkışı verir. Böylece her iki ardışık darbe arasındaki süre mikrodenetleyici kartı tarafından kesme (interrupt) olarak ölçülerek devir hızı hesaplanabilmektedir. T'nin iki tektikleme arası geçen zamanı ve N'nin de devir hızı olduğunu varsayalım. Bu durumda N değeri Eş. 3.5'deki formül ile mikrodenetleyici tarafından hesaplanabilmektedir [94].

$$N = \frac{3600}{T \cdot 9,549297} \text{ rad/sn} \quad (3.5)$$

### 3.1.10. Ses sensörü kartı

Ses sensörü kartı, ortamdaki gürültü düzeyini algılamak için üzerinde bir mikrofon bulunan ve ortamdaki ses düzeyine bağlı olarak analog çıkış veren bir karttır [95]. Müştak ve Demir, ses şiddetini “kaynağın bulunduğu ortamın akustik ve geometrik özellikleriyle, kaynaktan olan uzaklığa bağlı olarak değişen bir diğer özelliği” olarak tanımlamakta, ses şiddetinin Eş. 3.6'daki gibi hesaplandığını ve ölçüm biriminin dB olduğunu belirtmektedir [62].

$$S = \frac{P^2}{\rho \cdot c} \quad (3.6)$$

Eş. 3.6'da yer alan S, dB cinsinden ses şiddetini, P, ses basıncının kareleri ortalamasının karekökünü,  $\rho$  ortam yoğunluğunu ve c ise sesin ortamdaki yayılma hızını belirtmektedir.

Ses sensörü kartı, bu tez çalışmasında rulmanın dönüşü sırasında oluşturmuş olduğu gürültü düzeyini algılamak için kullanılmıştır.

### 3.1.11. Temassız kızıl ötesi sıcaklık ölçüm kartı

Kızıl ötesi bir termometre özelliği gösteren MLX90614, temassız sıcaklık ölçümleri için kullanılan bir sensördür. Melexis, sensörün “ortam sıcaklığı için -40 ile +125 °C ve nesne sıcaklığı için de -70 ile +380 °C şeklinde geniş bir yelpazeye ve 0,02 °C gibi yüksek hassasiyetli sıcaklık ölçümüne sahip olduğunu belirtilmektedir” [96]. Ayrıca, küçük bir

boyuta sahip olup düşük maliyetli bir sensör kartıdır. Bu özelliklerinden dolayı hareketli parçaların sıcaklık ölçümü için idealdir.

MLX90614 temassız kızıl ötesi sıcaklık ölçer ile hem ortam hava sıcaklığı ( $T_a$ ) hem de nesne sıcaklığı ( $T_o$ ) ölçümü yapılabilmektedir. Rulmanın bulunduğu ortamdaki bağlı sıcaklık, Eş. 3.7’de belirtildiği gibi hesaplanmıştır.

$$dT = T_o - T_a \quad (3.7)$$

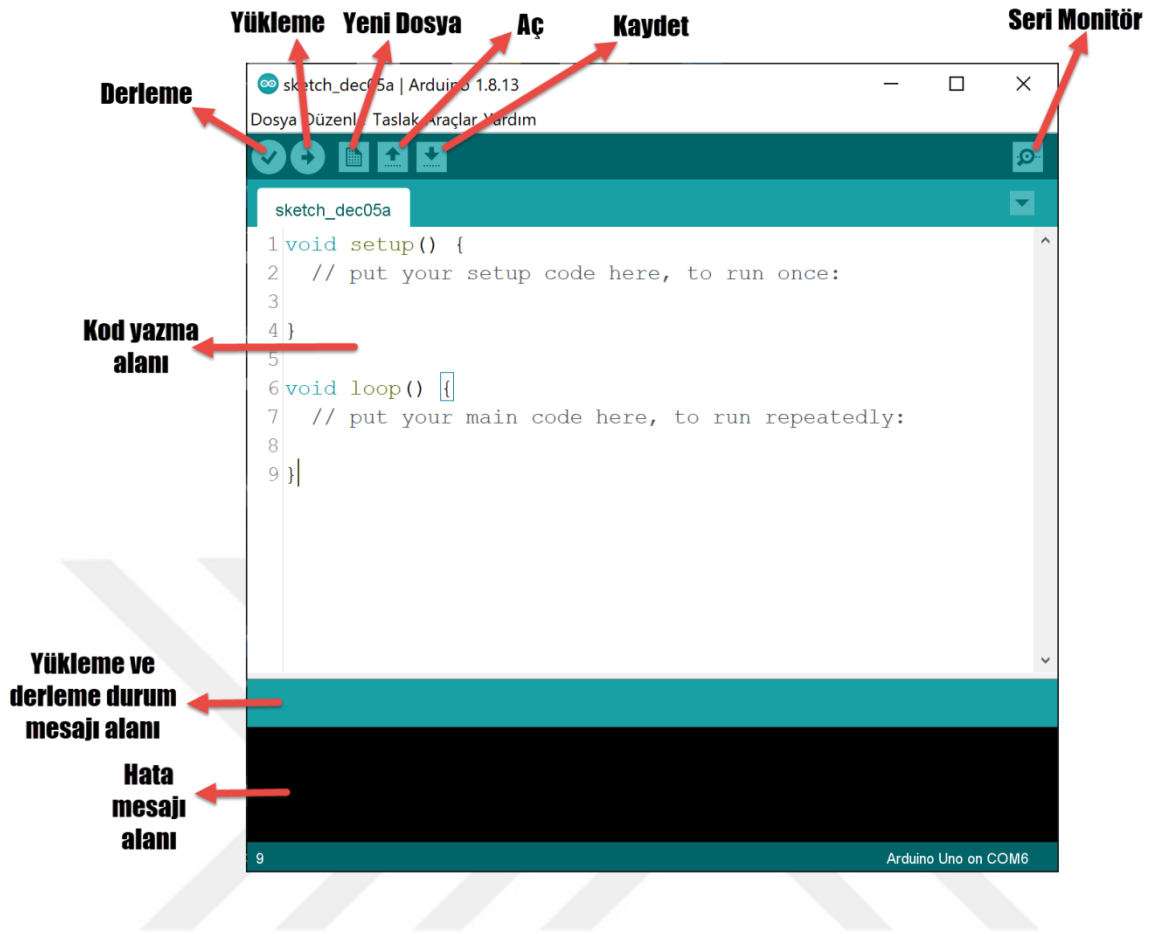
Rulmanlar, katalog değerlerinde belirtilen çalışma sıcaklıklarını aşmamalıdır. Rulmanın yükselen sıcaklığı, gres kaybına veya rulman arızasına neden olabileceğinden rulman sıcaklığına yönelik alarm oluşturulmalıdır. Aksi takdirde, rulman hatası makinelerde ciddi hasarlara neden olabilmektedir. Yiğit, “elektrik motorlarındaki döner makine elemanlarının birbirlerine sürtünmesinden kaynaklı beklenmedik sıcaklıklar oluşabildiğini belirtmektedir” [63]. Bu duruma istinaden gözle görünmeyen rulman sıcaklık artışlarının tespiti için MLX90614 temassız kızıl ötesi sıcaklık kartı deney setinde kullanılmıştır.

## 3.2. Yazılımsal Materyaller

Bu kısım, IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sisteminde kullanılan yazılımları açıklamaktadır. Bu yazılımlar sırasıyla, Arduino IDE, Paralak veri toplama aracı yazılımı, R ve R-Studio, Virtuino ve RemoteXY’dir.

### 3.2.1. Arduino IDE

Arduino mikrodenetleyici platformları için yazılım oluşturmada kullanılan tümleşik yazılım geliştirme ortamına kısaca Arduino IDE (Integrated Development Environment – Tümleşik Geliştirme Ortamı) denilmektedir [97]. Arduino IDE, açık kaynaklı bir yazılım olup açık kaynaklı birçok kütüphaneye sahiptir [98]. Yazılım geliştiriciler için Windows, Linux, Mac işletim sistemleri gibi farklı ortamlara yönelik destek verilen Arduino IDE’de çevrimiçi editör seçeneği de sunulmaktadır. Kod yazım alanı, hata mesajı alanı, yükleme ve derleme durum mesajı alanı ve kısa yollara sahip Arduino IDE ara yüzüne ait görsel Şekil 3.5’de görülmektedir.



Şekil 3.5 Arduino IDE ara yüzü

Açık kaynak bir yazılım geliştirme ortamı olması, açık kaynak kütüphanelere sahip olması ve güçlü bir topluluk desteği bulunması nedeniyle bu tez çalışmasında yer alan deney setindeki mikrodenetleyici platformunu ve WiFi kartını programlamak için Arduino IDE kullanılmıştır.

### 3.2.2. Paralaks veri toplama aracı yazılımı (PLX-DAQ)

PLX-DAQ, Microsoft Excel için bir veri toplama aracı yazılım eklentisi olup herhangi bir mikrodenetleyici platformundan 26 kanala kadar veri alabilme ve gelen veriyi Microsoft Excel ortamında sütunlara aktarma işleminde kullanılabilir [99]. PLX-DAQ, IoT temelli birçok deneysel ve bilimsel çalışmada kullanılmıştır. Arduino nano tabanlı bir güneş paneli performans izleme sisteminde akım ve gerilim ölçüm değerlerini toplamada, Arduino uno tabanlı güneş enerji santrallerinin akım, voltaj ve radyasyon yoğunluğu verilerini toplamada, hanelerdeki AC güç tüketimini izlemeye, Arduino uno platformu ile

hava kirlilik düzeyini ölçmede, COVID-19 virüsünün solunum sistemi üzerindeki etkilerini arařtırmak için giyilebilir bir teknoloji üzerinden solunum izleme ve veri toplamada, akıř izlemede vb. Arduino mikrodenetleyici platformu temelli IoT uygulamalarında kullanılmıřtır [100-105].

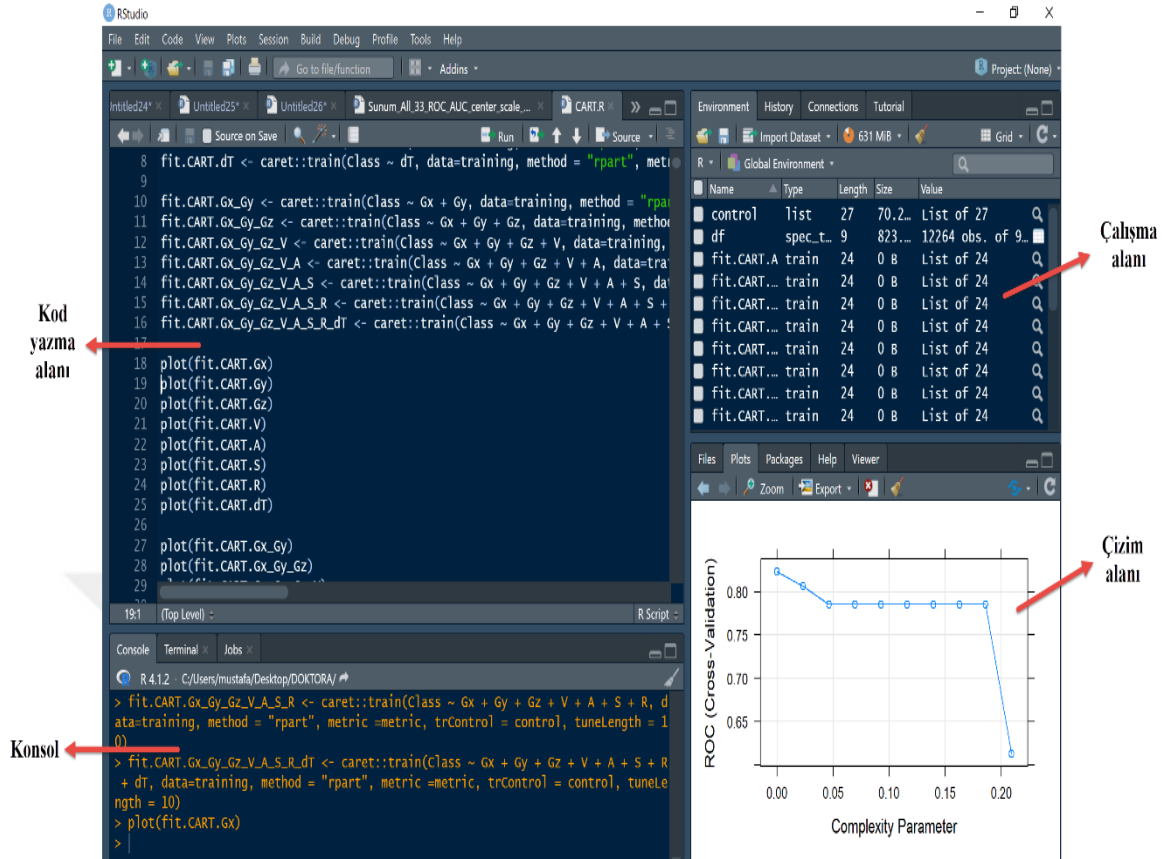
PLX-DAQ, bu tez çalıřmasında mikrodenetleyici kartından gelen sensör verisini PC ortamındaki elektronik tabloya aktarmak için kullanılmıřtır.

### 3.2.3. R ve RStudio

Arızalı rulmanın tespiti, kapsamlı arařtırma gerektirdiğinden son dönemde arařtırmacılar veri kümesini Yapay Zekâ'nın bir alt alanı olan ML araçları kullanarak analiz etmektedirler. ML araç kitleri, lisanslı yazılımlar ile kullanılabildiği gibi açık kaynak kodlu Weka, Octave, Python ve R gibi ücretsiz ve geliřtirmeye açık da olabilmektedirler [106,107]. Açık kaynaklı yazılım kullanımı gün geçtikçe daha yaygın hale gelmektedir. Programcılar tarafından geliřtirilen birçok ML Kütüphanesi de açık kaynaklı olabilmektedir. Geliřtirici, geliřtirdiği kod ile kütüphanelerin geliřimine katkıda bulunabilmektedir.

R, istatistiksel hesaplamalar yapmak ve grafikler oluřturmak için geliřtirilmiř açık kaynak bir yazılım ortamıdır ve Windows, Linux ve Mac gibi iřletim sistemlerinde çalıřabilmektedir. R programlama dili ara yüzünün, ticari yazılımlar kadar kullanıcı dostu olmaması sebebiyle kod geliřtiricileri RStudio ortamında kod geliřtirmeye yönelmektedir [37]. RStudio ara yüzüne ait görsel Şekil 3.6'da yer almaktadır.

Motor ve rulman saėlığının tespit edilmesi, ayrıntılı istatistiksel arařtırma gerektirmesi ve IoT uygulamalarında açık kaynaklı yazılım ve kütüphanelerin saėladığı esneklik nedeniyle, arařtırmacılar veri analizlerini R tabanlı ML araçları ile gerçekleřtirebilmektedirler [108].



Şekil 3.6 RStudio ara yüzü

### 3.2.4. Virtuino

Virtuino uygulaması, Ilias Lamprou tarafından geliştirilen ve Arduino, ESP ve benzeri mikrodenetleyici, MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) brokerleri, programlanabilir mantıksal denetleyici (programmable logic controller - PLC) ile Modbus sunucuları için bir insan-makine ara yüzü (human machine interface - HMI) platformu olup Android işletim sistemli mobil cihazlarda çalışabilmektedir [109].

HMI oluşturabilmek için kullanıcıya çeşitli araçlar sunan Virtuino uygulaması, mobil cihaz ara yüzünden sürükle ve bırak işlemi ile tasarım oluşturmaya imkân sağlamaktadır. Android işletim sistemli bir cihaza uygulama indirildikten sonra istenen tasarıma ait HMI oluşturulabilmektedir. Virtuino uygulaması, mikrodenetleyici platformları ile sorunsuz bir şekilde haberleşebilmekte, kartlara kontrol sinyali gönderebilmekte, sesli ve görsel alarmlar oluşturulabilme ve veriyi mobil cihazlar ile kablosuz olarak izleme imkânı sunabilmektedir [109]. Bu sayede birçok amaçla uygulama geliştirilmesi mümkündür.

Virtuino uygulaması; akıllı ev otomasyonu, sınıf izleme, akıllı tarım ve akıllı sağlık izleme, enerji izleme, hava durumu izleme ve COVID-19 hastalarının solunum cihazlarını kontrol ve izleme gibi farklı uygulamaları içeren akademik birçok çalışmada kullanılmıştır [110-115].

Kullanıcı dostu bir ara yüze sahip olması, alarm ve bildirim oluşturabilme imkânı sunması gibi nedenler ile Virtuino uygulaması bu tez çalışmasında verinin mobil cihaz üzerinden bluetooth teknolojisi ile izlenmesi için tercih edilmiştir. Tasarlanan sistem durum izleme özelliğinin yanı sıra, alarm eşiği aşılsa akıllı telefonun sesli uyarıcısı üzerinden sesli ikaz, excel formatında veri aktarımı, e-posta / SMS ile bildirim yapma gibi özellikleri kullanmayı sağlamaktadır.

### **3.2.5. RemoteXY**

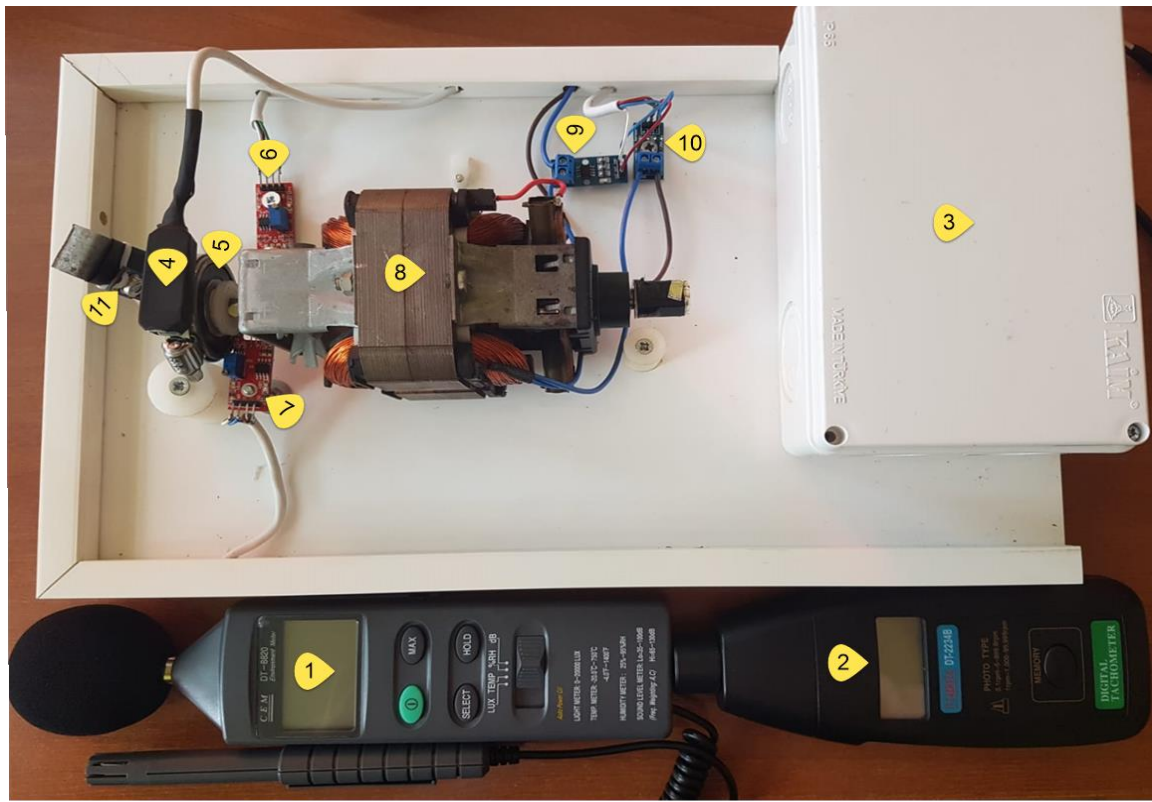
RemoteXY [116], Evgeny Shemanuev tarafından geliştirilen ve Arduino, ESP ve benzeri mikrodenetleyici kartlar ile bluetooth, WiFi, Ethernet, USB OTG ve bulut üzerinden kullanıcılarına kontrol ve izleme imkânı sunan bir HMI yazılımı olup Android ve iOS işletim sistemli mobil cihazlarda çalışabilmektedir [117]. RemoteXY uygulaması, robotik, sağlık, elektriksel kumanda, tarımsal izleme ve kontrol, trafik kontrol, hava kalitesi izleme, pH izleme, malzeme bulma, giyilebilir teknoloji ve mekanik titreşim izleme gibi çok çeşitli IoT tabanlı izleme ve kontrol projesinde kullanılmıştır [87,118-134]. RemoteXY uygulaması, bulut sunucusuna veri aktarabilme, mobil cihaz üzerinden internet erişimi olan herhangi bir noktadan veri izleme imkânı sunma ve kullanıcı dostu bir ara yüze sahip olma gibi nedenler ile bu tez çalışmasında yer alan IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sistemi tasarımında tercih edilmiştir.

### **3.3. Yöntem**

Durum izleme tabanlı bakım uygulamalarında birçok özneliğe ait veri izlenmektedir. Bunlar elektrik motorları için çoğunlukla mekanik titreşim, sıcaklık, ses şiddeti, motor gerilimi, motor akımı ve mil dönüş hızı olmaktadır. Tezin bu kısmında, ilk olarak IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sistemindeki deneysel verinin toplanması ve DİU ile izlenmesi ele alınmıştır. Ardından toplanan verinin analizinde kullanılan ML sınıflandırma

algoritmalarına ve bu sınıflandırıcılar ile oluşturulan modellerin değerlendirilmesinde kullanılan metriklere değinilmektedir.

Deney setinde; bir adet üniversal motor, sağlıklı ve arızalı ORS 6203 tipi rulmanlar, bir adet Arduino Uno mikrodenetleyici kartı, bir adet NodeMCU v2 WiFi kartı, bir adet HC06 bluetooth kartı ve çeşitli sensörler bulunmaktadır. Sensörler; manyetik alan sensörü, akım sensörü, gerilim sensörü, mikrofon, temassız sıcaklık sensörü ve ivmeölçerden ibarettir. Deneyleer için kullanılan düzeneğin üstten görünümü Resim 3.1’de görülmektedir.

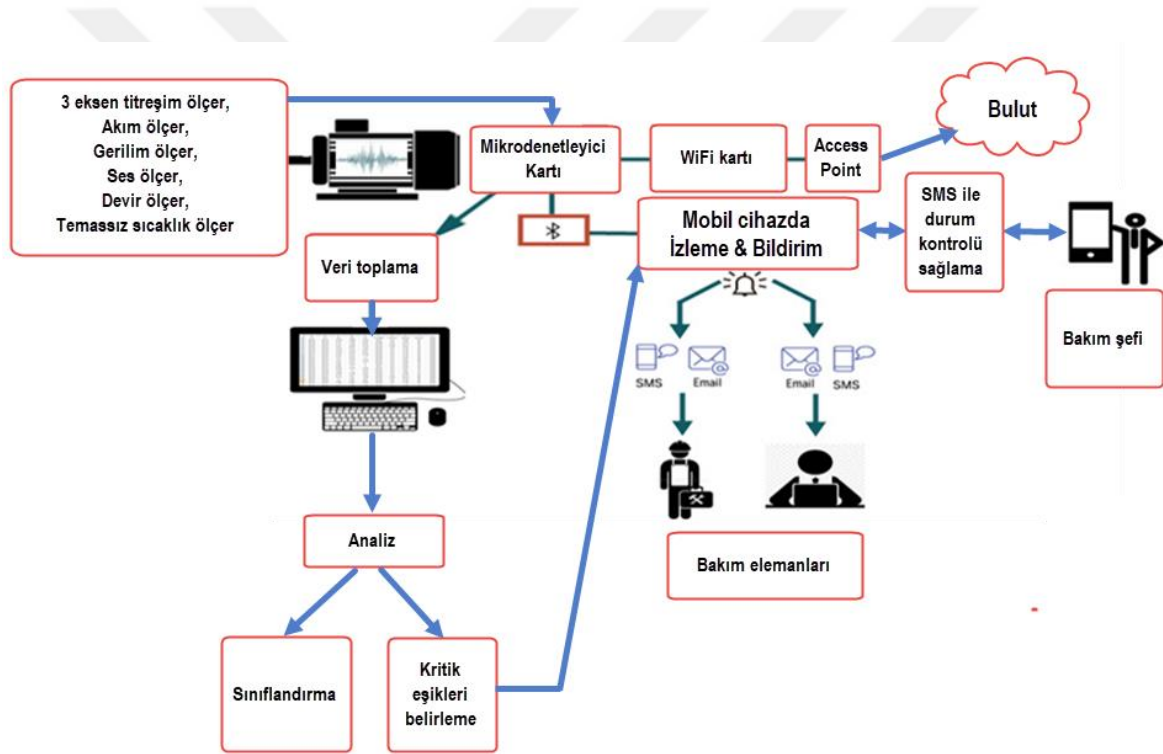


- 1: Ses Ölçer 2: Dijital Devirölçer 3: Kontrol Merkezi (Arduino UNO + NodeMCU)  
 4: Titreşim Sensörü 5:Rulman 6: Mikrofon 7: Hall Sensörü 8: Doğru Akım Makinesi  
 9:Akım Sensörü 10: Voltaj Sensörü 11: Temassız Sıcaklık Sensörü

Resim 3.1. Deney setinin üstten görünümü

Sistemi tasarlamamanın ilk adımı, çevresel birimler (sensörler ve iletişim kartları) ile mikrodenetleyici platformu arasında gerekli bağlantıları kurmak olmuştur. Bu bağlantılar daha önce Şekil 3.1’de gösterilmişti. İkinci adımda, sensörlerin ölçüm cihazları ile kalibre edilmesi sağlanmıştır. Resim 3.1’de yer alan 1 ve 2 numaralı ses ölçer ve devirölçer aletleri ile sırasıyla ses ve dönüş hızı ölçümleri gerçekleştirilerek ses ve manyetik alan

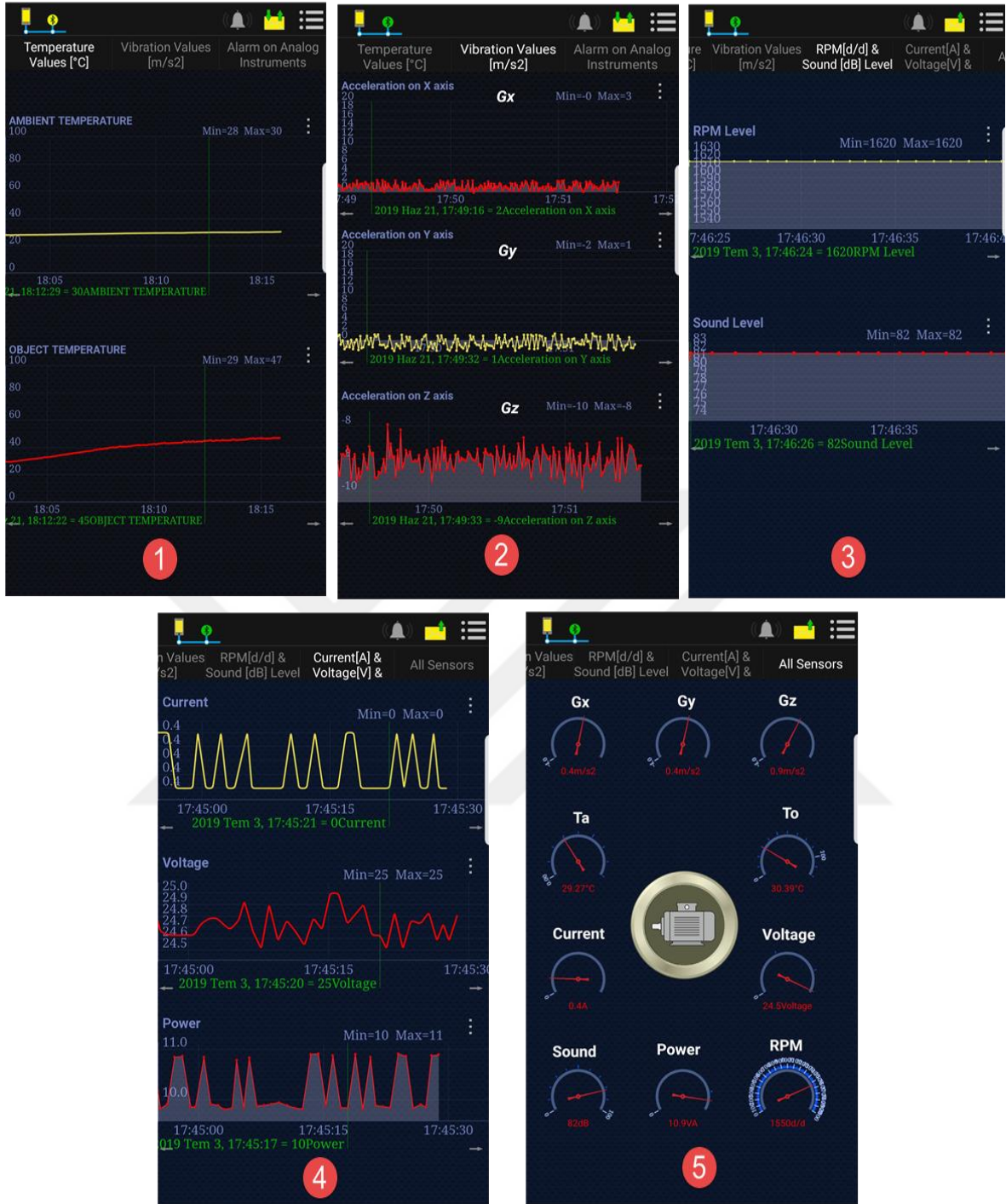
sensörlerinin kalibrasyonları sağlanmıştır. Sistemde yer alan üniversal motorun gerilimi ve akımı, multimetre ile ölçülerek akım ve gerilim sensörlerinden gelen verinin doğruluğu teyit edilmiştir. Üçüncü adımda, sağlam ve arızalı rulman ile ayrı ayrı deneyler yapılmış ve sensörlerden gelen veri PLX-DAQ yardımıyla PC ortamındaki bir elektronik tabloya aktarılmıştır. Benzer şekilde okunan anlık veri Bluetooth kartı ile Android işletim sistemli bir mobil cihazda çalışan Virtuino uygulama ara yüzüne aktarılarak, kişisel alan ağı içerisinde durum izlemesi yapılmıştır. Ayrıca, sensör verisi NodeMCU v2 WiFi kartı üzerinden de RemoteXY bulut sunucusuna aktarılarak sistemin internet erişimi olan uzak bir noktadan durum izlemesi sağlanmıştır. Sistemin genel yapısı temel olarak Şekil 3.8’de gösterilmektedir.



Şekil 3.7. Tasarlanan sistemin çalışma sistemine yönelik akış şeması

Dördüncü adımda, DİU ara yüzü Virtuino yazılımı ile tasarlanmıştır. Toplanan veri, bluetooth kartı yardımıyla akıllı telefon ekranına aktarılmıştır. Böylece veri, akıllı telefon ekranında grafikler ve analog göstergeler yardımı ile görselleştirilmiştir. Virtuino ile tasarlanan DİU arayüzü 5 farklı panele sahip olup Resim 3.2’de görülmektedir. İlk dört panel sırasıyla; ortam ve rulman sıcaklıklarını, x-y-z mekanik titreşim ivmesi değerlerini, dönüş hızı ve rulman gürültü şiddetini, motorun akım ve gerilim değerlerini göstermektedir. Son panel ise tüm sensör değerlerini göstermektedir.

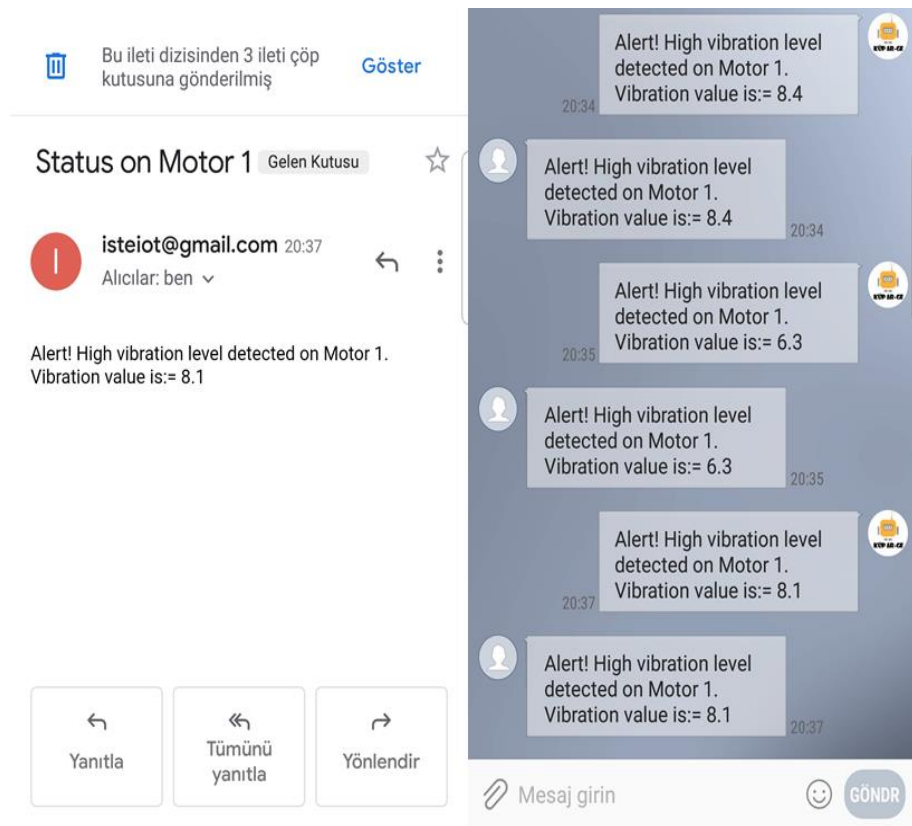




Resim 3.2. Virtuino ile tüm sensör verisinin DIU ara yüzünde görüntülenmesi

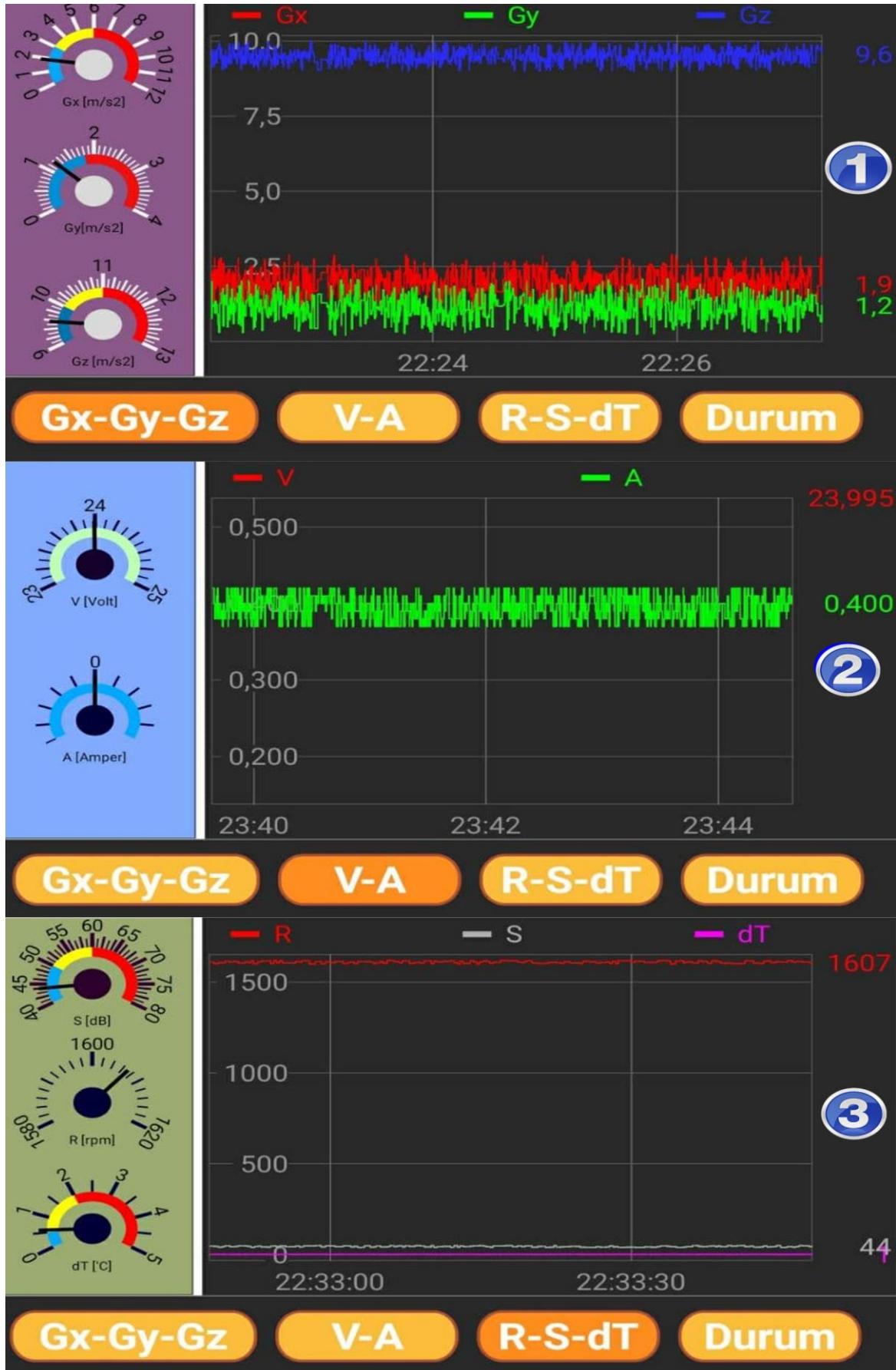
Bir sonraki adım, mekanik titreşim ivmesi, rulman sıcaklığı, rulman gürültüsü, motor akımı, motor gerilimi, motor devri özniteliklerinin eşik değerlerini belirlemek için, popüler ML araç kiti olan karar ağacı (DT) algoritması ile toplanan verinin analiz edilmesi olmuştur. Veri görselleştirme, keşifçi veri analizi ve DT analizleri sonucu elde edilen eşik değerleri Virtuino alarm parametrelerine işlendi.

Mikrodenetleyici platformu, sensör verisi toplamak ve bir mobil cihazda bluetooth kartı üzerinden çalışan DİU ile iletişim kurmak için sistemin beyni olarak kullanılmaktadır. Sensörler tarafından ölçülen değerler kritik eşik değerlerinin üzerinde ise bu durum, rulmanın hasarlı olduğunu ve bir ikaz verilmesi gerektiğini belirtmektedir. Arızalı rulmanın motor miline montajı yapıldıktan sonra ölçülen ivme değeri kritik titreşim seviyesi eşliğini aşarsa, DİU e-posta ve SMS bildirimini göndermektedir. Bu durumlar Resim 3.3’de görülmektedir.



Resim 3.3. DİU ara yüzünden bakım ekibinde gönderilen SMS ve e-posta alarm uyarısı

Beşinci adımda, bulut sunucusu üzerinden durum izlemesi yapılabilmesi için ikinci bir DİU arayüzü RemoteXY yazılımı ile tasarlanmıştır. Toplanan veri, mikrodenetleyici üzerinden ESP8266 WiFi kartına oradan da Access Point yardımıyla internete açılarak, RemoteXY bulut sunucusuna aktarılmıştır. Böylece internet erişimi bulunan herhangi bir mobil cihazdan durum izleme yapılması sağlanmıştır. RemoteXY yazılımı ile veri, akıllı telefon ekranında grafikler ve analog göstergeler yardımı ile görselleştirildi. Tasarlanan DİU ara yüzü Resim 3.4’de görülmektedir.



Resim 3.4. RemoteXY ile tasarlanan DIU ara yüzü

RemoteXY bulut sunucusuna kullanıcı adı ve parola girilmeksizin token kullanarak erişim sağlanabilmesi için Şekil 3.8’de yer alan ayarlar kullanılmıştır. Bu ayarları kullanan tüm bakım personelleri durum izlemesi gerçekleştirebilecektir.

Nº	Board name	Token	Device state	Server	Device port	App port	Actions
1	IoT Tabanlı Durum İzleme ve İkaz Uygulaması	fadbe96bda6f49e58067f042b1379b7f	disconnected	cloud.remotexy.com	6376	6375	<a href="#">Edit</a> <a href="#">Delete</a>

Şekil 3.8. RemoteXY bulut sunucusu erişim ayarları

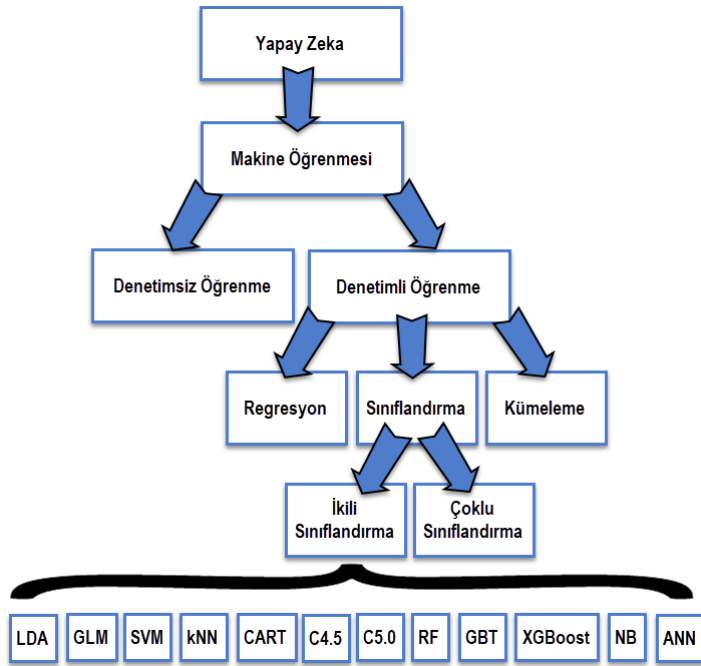
RemoteXY ile tasarlanan DİU arayüzü 4 ayrı sayfadan oluşmaktadır. İlk üç panel sırasıyla x-y-z mekanik titreşim ivme düzeyleri, motoru akım ve voltaj değerleri, rulman bağlı sıcaklığı, dönüş hızı ve rulman gürültüsü değerlerini göstermektedir. Son panel ise universal motorun durumunu göstermektedir.

Son adımda, tüm veri popüler ML sınıflandırıcıları ile analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar performans metrikleri ile değerlendirilmiştir.

### 3.3.1. Makine öğrenmesi (ML) algoritmaları

AI alt alanı olan ML sistemine dayalı olarak birçok sınıflandırma yöntemleri geliştirilmiştir [135]. Bu sınıflandırıcıların AI yaklaşımları içerisindeki yeri Şekil 3.9’da görülmektedir. ML yaklaşımları temelde iki gruba ayrılmaktadır. Bunlar denetimli ve denetimsiz öğrenmedir. Denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenmeden farklı olarak etiketlenmiş verileri kullanarak yeni veriler için tahmin ya da sınıflandırma yapmaktadır [63]. Denetimli öğrenme ile regresyon, sınıflandırma ve kümeleme işlemleri yapılabilmektedir. Sınıflandırma işlemi de eğer iki sınıf söz konusu ise ikili, ikiden fazla sınıf söz konusu ise çoklu sınıflandırma olarak adlandırılmaktadır. Rulmanın arızalı veya sağlam olması durumu iki ayrı sınıfı belirttiğinden dolayı, problemin çözümünde ikili sınıflandırma metotları kullanılmıştır. İkili sınıflandırma metotları içerisinde en sık kullanılan sınıflandırıcılar; lojistik regresyon (LR), doğrusal ayırma analizi (LDA), destek vektör makinesi (SVM), k en yakın komşu (KNN), karar ağaçları (DT), rassal orman (RF), naive bayes (NB), yapay sinir ağları (ANN), kademeli güçlendirme ağaçları (GBT) ve aşırı kademeli artırma algoritmasıdır (XGBoost).





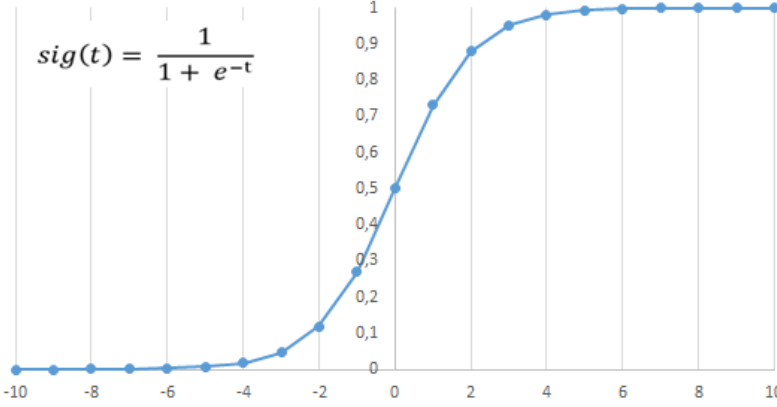
Şekil 3.9. AI teknikleri arasındaki ilişkinin Venn şeması

### Lojistik regresyon

20.yy başlarında biyoloji biliminde kullanılmaya başlanan polinomial regresyon ya da diğer adıyla lojistik regresyon bugün birçok bilim alanında kendisine yer bulmaktadır [136]. Kolay yorumlanabilmesi, büyük veri setlerine uygulanabilmesi ve varsayım gerektirmemesi gibi avantajlar lojistik regresyon ile model kurulmasını ML araçları içerisinde popüler hale getirmiştir [137]. Lojistik regresyon hem regresyon hem de sınıflandırma problemlerine uygulanabilmektedir [138].

En basit regresyon gösterimi “model  $\leftarrow y \sim x$ ” olarak belirtilebilmektedir. Burada,  $x$  bağımsız değişkeni,  $y$  ise bağımlı değişkeni yani hedef değişkeni temsil etmektedir. Bağımsız değişken ( $x$ ), bizim değiştirebildiğimiz değişken ve bağımlı değişken ( $y$ ) ise bağımsız değişkene bağlı olarak değişen değişkendir. Lojistik regresyon, bağımlı değişken olarak adlandırılan hedef değişkeninin kategorik olması durumunda kullanılabilir. Lojistik regresyonda amaç, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlayan doğrusal bir model kurmaktır. Modelin oluşturulması için ilk olarak lojistik dağılım fonksiyonuna bakmak gereklidir. Lojistik dağılım fonksiyonunun doğrusal hale

getirilebilmesi lojit dönüşümü ile mümkün olabilmektedir. Aksi takdirde lineer regresyon  $(-\infty, +\infty)$  aralığında sonuçlar verecektir [139].



Şekil 3.10. sig(t) grafiği

Lojistik dağılım fonksiyonu Eş 3.1'de yer almaktadır [139].

$$\pi(x) = P(Y = 1 | X = x) = \frac{e^{(u+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\dots+\beta_px_p)}}{1+e^{-(u+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\dots+\beta_px_p)}} \quad (3.8)$$

Lojistik dağılım fonksiyonu incelenecek olursa;

$X \rightarrow$  Bağımsız değişkenleri,

$x \rightarrow$  Bağımsız değişkenlerin alabileceği değerleri,

$\beta \rightarrow$  Regresyon katsayılarını,

$u \rightarrow$  Hata terimini,

$p \rightarrow$  Veri setinde yer alan X bağımsız değişkenlerinin sayısını,

$Y \rightarrow$  Sınıf değerini temsil etmektedir.

$\pi(x) \rightarrow$  Bağımlı değişkenin 0 ile 1 aralığındaki çıktı değeridir.

$\pi(x)$  fonksiyonu bir olayın olma olasılığını verirken,  $1 - \pi(x)$  fonksiyonu bir olayın olmama olasılığını vermektedir. Dolayısıyla, lojistik regresyon fonksiyonunda bir olayın olma olasılığının olmama olasılığına oranı Eş. 3.9'daki gibi olacaktır.

$$\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} \quad (3.9)$$

Oranlama işleminin doğal logaritması alındığında ise lojistik regresyon modeli elde edilmektedir. Modele ait eşitlik Eş. 3.10'daki gibidir.

$$g(x) = \ln \frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = u + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (3.10)$$

Lojistik regresyonda bağımlı değişken kategorik olup doğrusal regresyonda aranan varsayımlar burada aranmadığından daha esnek bir kullanılabilirliğe sahiptir. Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin 1 olarak tanımlanan değerinin gerçekleşme olasılığını hesaplar. Bu sebeple bağımlı değişkenin alacağı değer ile ilgilenmez [140].

Lojistik regresyonda model basitçe oluşturulabilir olsa da esas önemli olan zorluk, modeli daha yüksek doğrulukla optimize edebilmektir [141]. Lojistik regresyon ve lineer regresyon, genelleştirilmiş doğrusal modeller (GLM- Generalized Linear Models) adı verilen daha kapsamlı bir sınıfa girmektedirler [142].

### Doğrusal ayırma analizi (Linear discriminant analysis - LDA)

LDA, R.A. Fisher tarafından ortaya atılmış sınıflandırma ve boyut azaltma işlemlerinde kullanılan bir ML algoritmasıdır [143]. Birçok ML algoritmasının sınıflandırma başarısı daha az sayıdaki boyutta daha iyi performans gösterdiğinden, genellikle bazen bir ön işleme adımı olarak kullanılabilir [144]. LDA, veri kümesinde yer alan aykırı gözlemlerin varlığına karşı dayanıklı bir yöntem değildir ve bu sebepten istenilen yüksek doğruluğa sahip sınıflandırma sonuçlarını vermeyebilir [145].

LDA sınıflandırıcısı, istatistiksel tahminleri ekleyerek Bayes sınıflandırıcısına yaklaşmaktadır [139].

$$\mu_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i:y_i=1} x_i \quad (3.11)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-K} \sum_{k=1}^K \sum_{y_i=k} (x_i - \mu_k)^2 \quad (3.12)$$

$$\pi_k = \frac{n_k}{n} \quad (3.13)$$

$$\delta_k = x \cdot \frac{\mu_k}{\sigma^2} - \frac{\mu_k^2}{2\sigma^2} + \log(\pi_k) \quad (3.14)$$

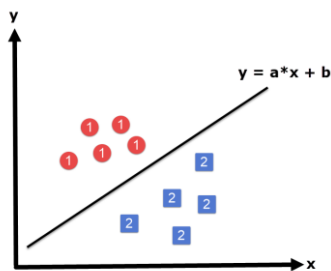
burada  $n$ , eğitim veri setinde yer alan toplam gözlem sayısıdır ve  $n_k$ , eğitim kümesinde yer alan  $k$ . sınıf için gözlem sayısıdır.  $\mu_k$ , basitçe eğitim verisinde yer alan  $k$ . sınıftaki gözlemlerin ortalamasıdır,  $\sigma^2$  ise her bir  $K$  sınıfı için gözlem varyanslarının ağırlıklı ortalamasıdır. Sınıf  $k$  için üyelik olasılığı  $\pi_k$  olarak kabul edelim. LDA,  $k$ . sınıfa ait eğitim verisindeki gözlemlerin oranını kullanarak  $\pi_k$  değerini tahmin eder. LDA sınıflandırıcısı Eş. 3.12 ve Eş. 3.13’de verilen tahminleri Eş. 3.14’e aktarır ve sınıfa bir  $X = x$  gözlemi atar [139].

### Destek vektör makinesi (Support vector machine - SVM)

SVM, çok yönlü ve popüler bir denetimli ML algoritması olup, regresyon ve sınıflandırma için kullanılabilir. SVM genellikle küçük ve orta ölçekli sınıflandırma problemlerinde tercih edilmektedir.

Hiperdüzlem kısaca  $n$  boyutlu veriyi doğrusal olarak ikiye bölen düzlemdir. Hiperdüzlem; iki boyutta bir çizgi iken üç boyutta bir düzlem ve  $d$  boyutta ise  $d$  boyutlu bir çizgidir. Hiperdüzlem Şekil 3.11’de yer alan 1 ve 2 nolu sınıflara ait veriyi birbirinden doğrusal olarak ayırabilen çizgidir. Hiperdüzleme yani doğruya ait matematiksel ifade Eş. 3.15’deki gibi olur.

$$y = a * x + b \quad (3.15)$$



Şekil 3.11. Doğrusal olarak ayrılabilen veri dağılımı



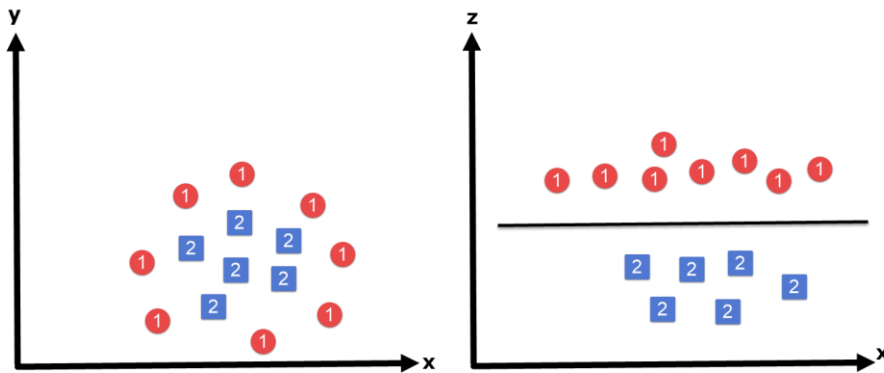
Hiperdüzleme ait matematiksel ifadeyi vektöre dönüştürmek istediğimizde Eş. 3.16 olarak yazılır.

$$a * x + b - y = 0 \quad (3.16)$$

$X = (x,y)$  vektör ve  $W = (a,-1)$  olsun, o zaman hiperdüzlemden vektöre Eş. 3.17 ile geçilmiş olur.

$$W.X + b = 0 \quad (3.17)$$

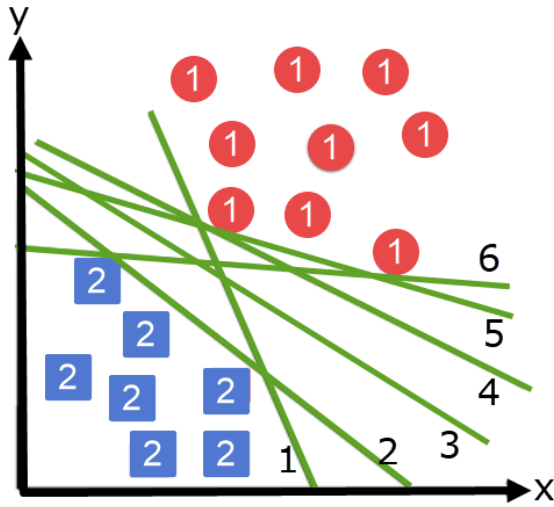
Bazen veri doğrusal olarak ayrılamayabilir ve bu durumun çözümü fazladan bir boyut eklemek çözüm olabilmektedir. Doğrusal ayrılamayan bir veri dağılımında ilave z eksenini kullanarak verinin dağılımını  $d=3$  boyuta taşınabilir ve bir hiperdüzlem ile ayrılabilir hale getirilebilir. Doğrusal olmayan ayrılabilir veri noktasını doğrusal olarak ayrılabilir veri noktasına dönüştürme işlemine Kernel Trick adı verilir [146]. Bu durum Şekil 3.12'de görülmektedir.



Şekil 3.12. Doğrusal olmayan veri dağılımınının z eksenini eklenmiş durumu

Doğrusal olarak ayrılabilen veri kümesinde ayrımı yapan tek bir hiperdüzlem söz konusu değildir. Şekil 3.13'de veri kümesindeki iki ayrı sınıfı birbirinden ayıran 6 farklı hiperdüzlem bulunmaktadır. SVM'nin temel amacı, iki ayrı sınıfa ait veriyi birbirlerinden doğrusal olarak ayıran optimum hiperdüzlemi bulmaktır. Optimal hiperdüzlemin seçilmemesi durumunda veri kümesinin eğitimi sırasında sorun olmasa da test sırasında

oluşturulan modelin hiç görmediği örnekler olacağından modelin doğruluk oranı düşecektir. Bu sebeple optimum hiperdüzlem seçimi önem arz etmektedir.



Şekil 3.13. Farklı hiperdüzlemler ile veri kümesinin iki ayrı sınıfa bölünmesi

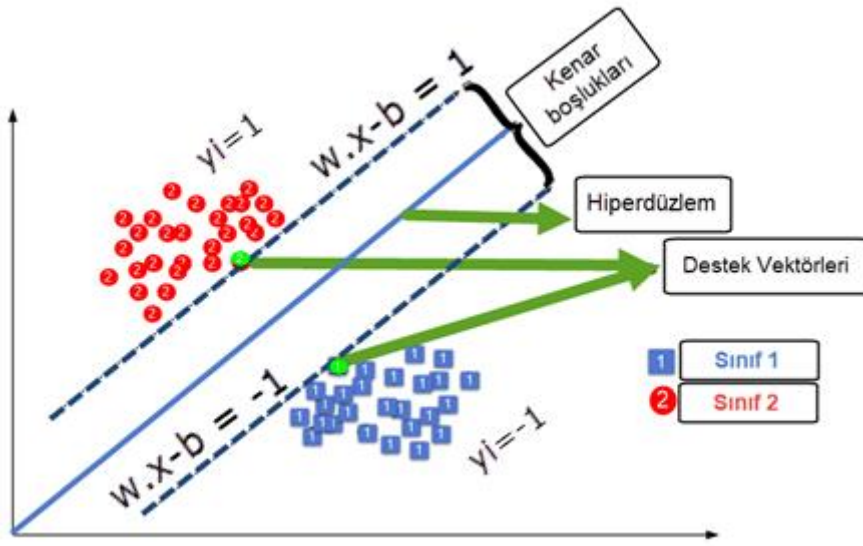
SVM, optimum hiperdüzlem belirlerken marjini yani kenar boşluklarını maksimize eder. Bu durum sınıflandırıcının tahmin doğruluğunu artırır.

SVM ile ikili sınıflandırma eğitim verileri  $\{x_i, y_i\}$ ,  $i = 1 \dots l$ ,  $y_i \in \{-1, 1\}$ ,  $x_i \in \mathfrak{R}^d$  olarak etiketlendiği kabul edilirse iki boyutlu bir uzayda  $x_i \in \mathfrak{R}^2$  olacaktır. Verilerin doğrusal olarak ayrılabilirliği ve ayırmada çok sayıda hiperdüzlem olduğu varsayılmaktadır [139].

SVM [147], kısıtlı çerçeve optimizasyon problemini algoritmik olarak çözerek, veri kümeleri arasında optimum ayırma hiperdüzlemi  $f(x) = 0$  oluşturur. Karar fonksiyonu Eş. 3.18'de yer almaktadır.

$$y = f(x) = xW^T + b = \sum_{i=1}^k (W_i x_i + b) \quad (3.18)$$

Bu karar fonksiyonunda  $W$ , hiperdüzleme dik bir  $k$  boyutlu ağırlık vektörü ve  $b$  bir skaler sayıdır ayrıca  $|b|/\|W\|$ , hiperdüzlemden orijin noktasına olan dik mesafedir [148].  $W$  vektörü ile  $b$  sabit sayısı sınıfları birbirinden ayıran hiperdüzlemin pozisyonunu belirlemektedir. Kenar boşlukları ile en yakın veri arasındaki maksimum mesafeyi oluşturan en uygun ayırıcı hiperdüzlem, Şekil 3.14'de gösterilmiştir.



Şekil 3.14. SVM ile oluşturulan ikili sınıflandırma için optimum hiperdüzlem

SVM eğitim süreci tamamlandıktan sonra daha önce hiç görülmemiş olan test verisi ile karar fonksiyonu,  $\text{sig}(f(x)) > 0$  ise Sınıf 1 ve  $\text{sig}(f(x)) < 0$  ise Sınıf 2 olarak test verisindeki gözlemlerin hangi sınıfa ait oldukları belirlenir. Böylece SVM modelinin başarısı çeşitli metrikler ile belirlenmiş olur.  $\text{sig}(f(x)) = 0$  ise bu durumda karar sınırı yani sınıfları birbirinden ayıran hiperdüzlem olacaktır.

### K-en yakın komşuluğu (K-nearest neighbor - kNN)

kNN [149], hem sınıflandırma hem de regresyon amacıyla kullanılabilen bir denetimli ML algoritmasıdır. kNN, uygulama kolaylığı ve basitliği nedeniyle ML sınıflandırıcıları arasında yaygın olarak kullanılan bir sınıflandırıcıdır [150]. kNN sınıflandırıcı, yeni örnekleri benzerleri ile birlikte sınıflandırmaya çalışan bir algoritmadır.

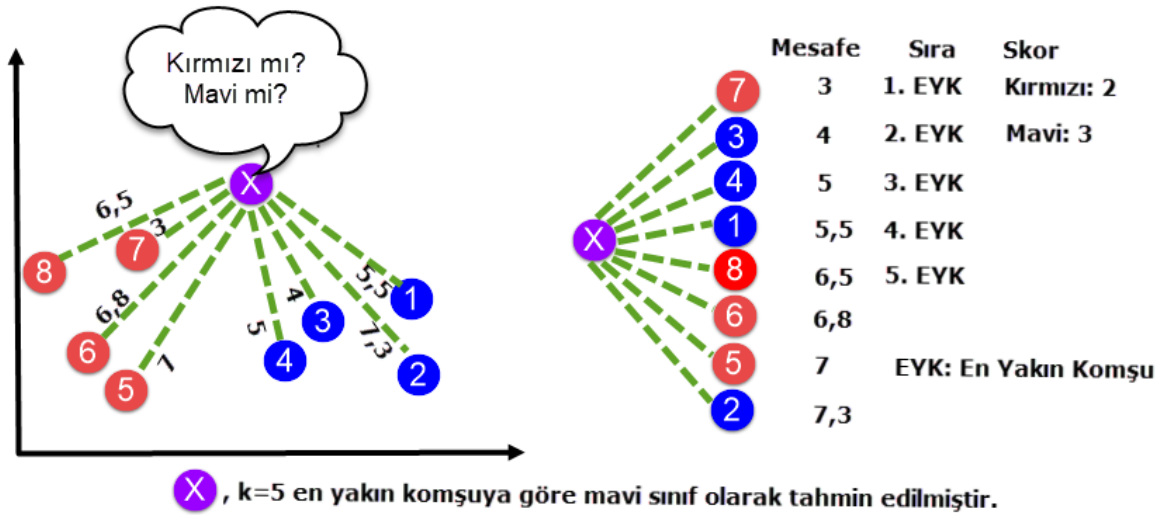
Sınıflandırılmış örnekler içeren belirli bir eğitim seti için  $T = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_N, b_N)\}$  olarak ifade edildiğinde, burada  $a_i$  etiketlenmemiş öznitelik vektörünü,  $b_i$  ise etiketleri ve  $c_i = c_1, c_2, \dots, c_K$  ve  $i=1,2,\dots,N$  olmak üzere sınıfları temsil etmektedir.

Bir eğitim örneği  $(a, b)$  için kNN algoritması, hesaplanmış bir Öklid mesafesine dayalı olarak  $a$ 'ya en yakın  $k$  örneği arar. Bu  $k$  örneğini içeren komşuluk  $N_k(a)$  ile temsil edilir.

Ardından, test gözleminin a etiketi Eş. 3.19'da yer alan kurallara göre bulunabilir [149]. Burada D, belirleme fonksiyonudur.

$$y = \underset{c_j}{\operatorname{argmax}} \sum D(b_i = c_j), \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (3.19)$$

Eş. 3.19'da belirtilen durum,  $k=5$  için üç adımda kolayca açıklanabilir. İlk adımda, yeni gözlem ile çevredeki gözlemler arasındaki mesafe ölçülür. İkinci adımda, yakınlık mesafeleri en yakından en uzağa doğru sıralanır. Üçüncü adımda en yakın komşu listesine göre puanlama yapılır ve yeni gözlem en yüksek puana sahip olan gruba dâhil edilir. Bu adımlar Şekil 3.15'de görselleştirilmiştir [44].



Şekil 3.15. Beş en yakın komşu örneği

### Naïve bayes (NB)

Naïve Bayes (NB) sınıflandırıcı, benzerlik özneliği kullanan bir istatistiksel sınıflandırma yöntemidir ve İngiliz matematikçi Tomas Bayes tarafından 1761 yılında ortaya atılmıştır [151]. Basit bir yöntem olmasına karşın birçok alandaki sınıflandırma problemlerinde tercih edilmektedir [152]. NB sınıflandırıcısı, Bayes teoremi ile ifade edilmektedir. Teoreme ilişkin denklem Eş. 3.20'deki gibidir [153];

$$P(H|X) * P(X) = P(X|H) * P(H) \quad (3.20)$$

Burada H olayının, X olayına koşullu olasılığı,  $P(H|X)$  olarak tanımlanmaktadır. Diğer bir deyişle;  $P(H|X)$ : X olayı gerçekleştiği durumda H olayının meydana gelme olasılığıdır. Benzer bir biçimde;  $P(X|H)$ : H olayı gerçekleştiği durumda B olayının meydana gelme olasılığıdır.  $P(H)$  ve  $P(X)$ : H ve X olaylarının görülme olasılıklarını ifade etmektedir.

$X = [X(1), X(2), \dots, X(L)]^T \in R^L$ , L boyutlu nicelik vektörü oluşturulur. Verilen bir X'in hangi sınıfa ait olduğu Bayes karar teorisine göre;

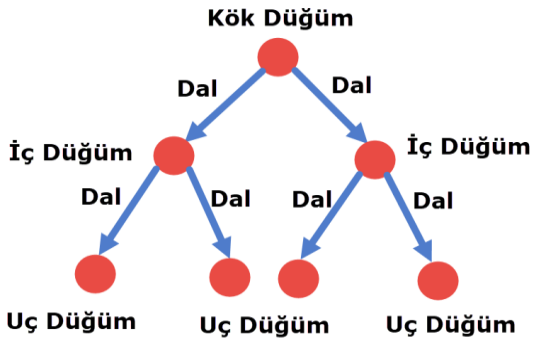
$P(S_i|X) > P(S_j|X), \forall j \neq i$ , ise X,  $S_i$  sınıfına aittir.

NB sınıflandırıcılar; Gaussian NB, Bernoulli NB ve Multinomial NB olmak üzere üç çeşittir. Tahmin edilecek veri ondalık değere sahipse Gaussian NB, iki durumlu ise (Sağlam/Arızalı gibi) Bernoulli NB, nominal tam sayı değerleri ise Multinomial NB kullanılır [154].

#### Karar ağacı (Decision tree - DT)

ML yöntemleri arasında DT, ilk zamanlardan beri özellikle sınıflandırmada en çok kullanılan yöntemlerden biridir. Sınıflandırma yapmak için kurallar kümesi kullanır. DT yönteminde yüksek doğruluk elde etmek için kuralların doğru bir şekilde oluşturulması gerekir [155].

Kök, dal ve yapraklardan oluşan DT, yapısı itibariyle bir ağacı andırır. DT, bir kök düğümlerle başlar ve aşağı indikçe çok sayıda veri setini küçük gruplara böler. Ağaçtaki eklemlere düğüm denir. Şekil 3.16, DT çalışma sistematüğini göstermektedir [156].



Şekil 3.16. Karar ağacı yapısı

DT’de yer alan iç düğüm özelliği, dal karar kuralını, uç düğüm (yaprak) ise sonuçları temsil eder. DT yapısında tüm verileri içeren bir kök düğümden başlanarak iç düğümlerin yani özniteliklerin olası değerleri sorgulanan ve yukarıdan aşağıya doğru dallanarak uç düğümlere ulaşılan bir sistem davranışı söz konusudur [157]. Böylece veri kümesi ağaç şemasına göre bölümlere ayrılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir [142].

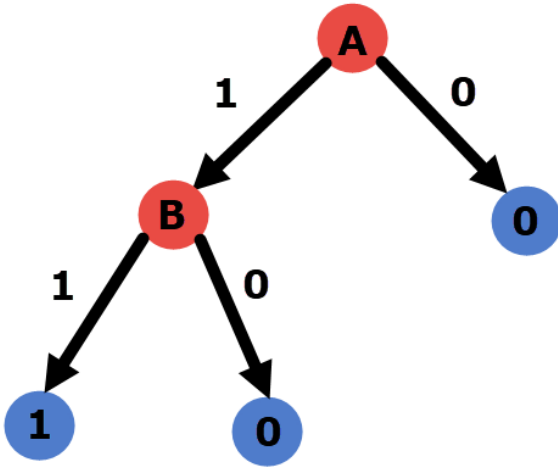
DT algoritmasını basit bir örnek ile ele alacak olursak, “mantıksal ve” işlemini sınıflandırma için kullanabiliriz [158]. Doğruluk tablosu (Çizelge 3.1) verilen veri yapısı için;

Çizelge 3.1. Mantıksal Ve işlemi için doğruluk tablosu

A	B	A & B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

- (a) Eğer A=0 ise Sonuç=0,
- (b) Eğer A=1 ise Sonuç=1,
- (c) Eğer (A=1 && B=0) ise Sonuç=0 kuralları oluşturulur.

Oluşturulan kurallarda A ve B birer özniteliktir ve 0 veya 1 gibi iki farklı sonuç ürettiği için ikili sınıflandırmaya bir örnektir. “Mantıksal Ve” işlemi için (a), (b) ve (c) kuralları göz önünde bulundurulduğunda Şekil 3.17’deki gibi bir karar ağacı oluşacaktır.



Şekil 3.17. İkili sınıflandırma örneği

DT algoritmasında kural oluşturulmasının daha kolay anlaşılabilmesi için kirlilik (impurity) kavramının bilinmesi gereklidir. Kirlilik kavramını ölçmede kullanılan birçok kavram olmasına karşın, en iyi entropi (entropy) veya gini indeks (gini impurity) kavramları ile açıklanabilmektedir [158].

Entropi ve Gini İndeks kavramlarının anlaşılabilmesi için basit bir senaryo oluşturalım [158]. Şekil 3.18'deki görselde, her bir kutudan rasgele bir nesne çekildiğini düşünelim. Nesnenin şeklini doğru bir şekilde söylemek için ne kadar bilgiye ihtiyacımız vardır? Tüm nesnelere kare biçimli olan birinci kutuda daha az bilgiye ihtiyaç varken, ikinci kutuda onu doğru bir şekilde anlatmak için birincidekinden daha fazla bilgiye ihtiyaç duyulacaktır. Son olarak üçüncü kutu, her iki şekilli (kare ve daire) nesnenin sayısı aynı olduğundan, maksimum bilgiye ihtiyaç vardır. Bilgi, saflığın ölçüsü olduğuna göre; birinci kutuda saf, ikinci kutuda daha az kirli ve üçüncü kutuda ise daha kirli olduğu görülmektedir. Bu örnekten yola çıkarak kirlilik durumu ifade edilebilir.



Şekil 3.18. Kirlilik durumu

Bilginin ölçümünde düzensizliğin ölçütü olan entropi, Claude E. Shannon tarafından ortaya atılmış olup birçok alanda önem arz eden bir kavramdır [159]. Yani örnek homojen ise, tüm elemanların benzer olduğu anlamına gelir, o zaman entropi sıfırdır. Eğer örnek eşit olarak bölünürse entropi maksimumdur ve bire eşittir. Bu durum matematiksel olarak Eş. 3.21'deki gibi belirtilir [158].

$$Entropi = - \sum_{i=0}^n (p_i * \log_2(p_i)) \quad (3.21)$$

Sınıfların homojenliği ya da bir başka deyişle örneklemedeki eşitsizlik Gini İndeksi ile ölçülebilir ve  $0 \leq Gini \leq 1$  aralığındadır. Gini İndeksi ne kadar düşük olursa sınıf o derece homojendir. Her sınıfın olasılıklarının karesinin toplamıdır. Eş. 3.22, Gini İndeksi eşitliğini belirtmektedir. Burada c, sınıfı ve  $p_i$  ise bir düğümdeki  $c_i$  sınıfının olasılığını belirtmektedir [158].

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^c (p_i)^2 \quad (3.22)$$

Kirlilik, veri kümesindeki homojenliği entropi veya gini indeks ile ölçer ve veri kümesi ne kadar homojen ise veriler o kadar aynı sınıfa dâhil demektir. Karar ağacının oluşturulabilmesi için kullanılan çeşitli algoritmalar vardır. Bunlardan en popüler olanları; Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı (Classification and Regreesion Tree – CART), C4.5 ve C5.0'dır.



## CART

CART, sınıflandırma ve regresyon ağacı algoritması olarak tanımlanır. Hem sınıflandırma hem de regresyon için kullanılabilir. İkili (binary) sınıflandırma için kullanılabilen CART algoritması, sınıflandırma ağacı oluşturulurken öznitelik seçimindeki bölünmeyi değerlendirmek için metrik olarak Gini İndeksini kullanmaktadır. Regresyon ağacı oluştururken ise öznitelikleri seçmek için metrik olarak en küçük kareyi kullanır [160].

CART algoritmasının ikili sınıflandırmada kullanımı anlayabilmek için bir senaryo oluşturmak gerekirse, farklı makinelerdeki rulmanların titreşim, sıcaklık, gürültü ve makinenin çektiği akım öznitelikleri açısından rulmanın sağlık durumuna ait 14 ayrı ölçümün yer aldığı veri kümesinin Çizelge 3.2’ de olduğu gibi kabul edelim.

Çizelge 3.2. Karar ağacı için örnek veri kümesi

Veri	Titreşim (G)	Rulman Sıcaklığı (T)	Gürültü (S)	Akım (A)	Rulman Durumu
1	G1	T1	S1	A2	Arızalı
2	G1	T1	S1	A1	Arızalı
3	G2	T1	S1	A2	Sağlam
4	G3	T2	S1	A2	Sağlam
5	G3	T3	S2	A2	Sağlam
6	G3	T3	S2	A1	Arızalı
7	G2	T3	S2	A1	Sağlam
8	G1	T2	S1	A2	Arızalı
9	G1	T3	S2	A2	Sağlam
10	G3	T2	S2	A2	Sağlam
11	G1	T2	S2	A1	Sağlam
12	G2	T2	S1	A1	Sağlam
13	G2	T1	S2	A2	Sağlam
14	G3	T2	S1	A1	Arızalı

Titreşim özniteliği, G ile gösterilmekte olup G1, G2 ve G3 olmak üzere 3 ayrı seviyede ve  $G1 > G2 > G3$  sıralamasında olduğu kabul edilmektedir. Rulman sıcaklığı özniteliği, T ile gösterilen bir öznitelik olup T1, T2 ve T3 olmak üzere üç ayrı seviyede ve  $T1 > T2 > T3$  sıralamasında olduğu kabul edilmektedir. Gürültü özniteliği, S ile gösterilmekte olup S1 ve S2 olmak üzere 2 ayrı seviyede ve  $S1 > S2$  sıralamasında olduğu kabul edilmektedir. Akım

özniteliği, A ile gösterilen bir öznitelik olup A1 ve A2 olmak üzere 2 seviyede ve  $A1 > A2$  sırlamasında olduğu kabul edilmektedir. Durum özeti Çizelge 3.3’de yer almaktadır.

Çizelge 3.3 Veri kümesi öznitelikleri ve parametreler arasındaki ilişki

Titreşim (G)	Rulman Sıcaklığı (T)	Gürültü (S)	Akım (A)
$G1 > G2 > G3$	$T1 > T2 > T3$	$S1 > S2$	$A1 > A2$

Çizelge 3.2 verisine göre karar ağacı oluşturulması için öncelikle G özniteliği göz önünde bulundurularak Çizelge 3.4 oluşturulabilir.

Çizelge 3.4. G özniteliğine göre veri miktarı tablosu

G	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
G1	2	3	5
G2	4	0	4
G3	3	2	5

$$\text{Gini (G = G1)} = 1 - (2/5)^2 - (3/5)^2 = 0,48$$

$$\text{Gini (G = G2)} = 1 - (4/4)^2 - (0/4)^2 = 0$$

$$\text{Gini (G = G3)} = 1 - (3/5)^2 - (2/5)^2 = 0,48$$

G özniteliğinin her bir değeri için hesaplanan Gini İndeks değerleri sonrasında G özniteliğinin Gini İndeksinin ağırlıklı toplamı hesaplanırsa;

$$\text{Gini İndeks (G)} = (5/14) * 0,48 + (4/14) * 0 + (5/14) * 0,48 = 0,342 \text{ elde edilir.}$$

Benzer bir biçimde T özniteliği için de tablo oluşturulursa;

Çizelge 3.5. T özniteliğine göre veri özet tablosu

T	Uygun	Uygun Değil	Veri Miktarı
T1	2	2	4
T2	4	2	6
T3	3	1	4

$$\text{Gini (T = T1)} = 1 - (2/4)^2 - (2/4)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini (T = T2)} = 1 - (4/6)^2 - (2/6)^2 = 0,445$$

$$\text{Gini (T = T3)} = 1 - (3/4)^2 - (1/4)^2 = 0,375$$

Rulman sıcaklığı özniteliğinin her bir değeri için hesaplanan Gini İndeks değerleri sonrasında rulman sıcaklığı özniteliğinin Gini İndeksinin ağırlıklı toplamı hesaplanırsa;

$$\text{Gini (Rulman Sıcaklığı)} = (4/14)*0,5+(4/14)*0,375+(6/14)*0,445 = 0,439 \text{ elde edilir.}$$

S özniteliği için de tablo oluşturulursa;

Çizelge 3.6. S özniteliğine göre veri özet tablosu

S	Uygun	Uygun Değil	Veri Miktarı
S1	3	4	7
S2	6	1	7

$$\text{Gini (S = S1)} = 1 - (3/7)^2 - (4/7)^2 = 0,489$$

$$\text{Gini (S = S2)} = 1 - (6/7)^2 - (1/7)^2 = 0,244$$

S özniteliğinin her bir değeri için hesaplanan Gini İndeks değerleri sonrasında S özniteliğinin Gini İndeksinin ağırlıklı toplamı hesaplanırsa;

$$\text{Gini İndeks (S)} = (7/14)*0,489+(7/14)*0,244 = 0,367 \text{ elde edilir.}$$

Son olarak A özniteliği için de tablo oluşturulursa;

Çizelge 3.7. A özniteliğine göre veri özet tablosu

A	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
A1	3	3	6
A2	6	2	8

$$\text{Gini (A = A1)} = 1 - (3/6)^2 - (3/6)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini (A = A2)} = 1 - (6/8)^2 - (2/8)^2 = 0,375$$

A özniteliğinin her bir değeri için hesaplanan Gini İndeks değerleri sonrasında A özniteliğinin Gini İndeksinin ağırlıklı toplamı hesaplanırsa;

$$\text{Gini İndeks (A)} = (8/14)*0,375+(6/14)*0,5 = 0,428 \text{ elde edilir.}$$

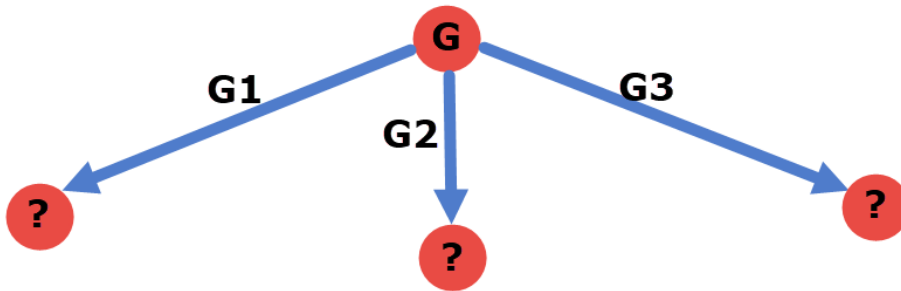
Veri kümesinde yer alan tüm özniteliklere ait elde edilen Gini İndeks değerleri Çizelge 3.8'de yer almaktadır.

Çizelge 3.8. Veri kümesindeki özniteliklere ait Gini İndeksleri

Öznitelikler	Gini İndeks
G	0,342
T	0,439
S	0,367
A	0,428

Çizelge 3.8’de görüldüğü üzere veri kümesinde yer alan öznitelikler içerisinde en düşük Gini İndeks değeri G özniteliğine aittir. Dolayısıyla karar ağacının kök düğümünde bu öznitelik yer almalıdır.

Karar ağacının kök düğümü G özniteliği ile Şekil 3.19’da olduğu gibi 3 ayrı dala ayrılmaktadır. Dallanmaların ardında gelecek olan ve “?” ile belirtilen özniteliklerin belirlenebilmesi için alt veri gruplarının incelenmesi ve benzer bir biçimde Gini İndeks değerlerinin hesaplanması gerekmektedir.



Şekil 3.19. G öznitelikli kök düğümü göre karar ağacının oluşturulması

Çizelge 3.2’de yer alan veri kümesinden  $G = G1$  olan alt küme oluşturulacak olursa 1, 2, 8, 9 ve 11. gözlem verilerinden oluşan Çizelge 3.9 elde edilir.

Çizelge 3.9.  $G = G1$  iken elde edilen veri alt kümesi özet tablosu

Veri	G	T	S	A	Durum
1	G1	T1	S1	A2	Arızalı
2	G1	T1	S1	A1	Arızalı
8	G1	T2	S1	A2	Arızalı
9	G1	T3	S2	A2	Sağlam
11	G1	T2	S2	A1	Sağlam

Çizelge 3.9'dan yararlanarak  $G = G1$  iken  $T$  özniteliğine ait durum Çizelge 3.10'daki gibi olmaktadır.

Çizelge 3.10.  $G = G1$  iken  $T$  özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu

T	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
T1	0	2	2
T2	1	1	2
T3	1	0	1

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ T = T1) = 1 - (0/2)^2 - (2/2)^2 = 0$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ T = T2) = 1 - (1/2)^2 - (1/2)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ T = T3) = 1 - (1/1)^2 - (0/1)^2 = 0$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ T) = (2/5)*0 + (2/5)*0,5 + (1/5)*0 = 0,2 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.9'dan yararlanarak  $G=G1$  iken  $S$  özniteliğine ait durum Çizelge 3.11'deki gibi olmaktadır.

Çizelge 3.11.  $G = G1$  iken  $S$  özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu

S	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
S1	0	3	3
S2	2	0	2

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ S = S1) = 1 - (0/3)^2 - (3/3)^2 = 0$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ S = S2) = 1 - (2/2)^2 - (0/2)^2 = 0$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ S) = (3/5)*0 + (2/5)*0 = 0 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.9'dan yararlanarak  $G=G1$  iken  $A$  özniteliğine ait durum Çizelge 3.12'deki gibi olmaktadır.

Çizelge 3.12.  $G = G1$  iken  $S$  özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu

A	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
A1	1	1	2
A2	1	2	3

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ A = A1) = 1 - (1/2)^2 - (1/2)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ A = A2) = 1 - (1/3)^2 - (2/3)^2 = 0,44$$

$$\text{Gini } (G = G1 \ \&\& \ A) = (2/5)*0,5 + (3/5)*0,44 = 0,466 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.13.  $G = G1$  iken veri alt kümesindeki öznitelikler ve Gini İndeksleri

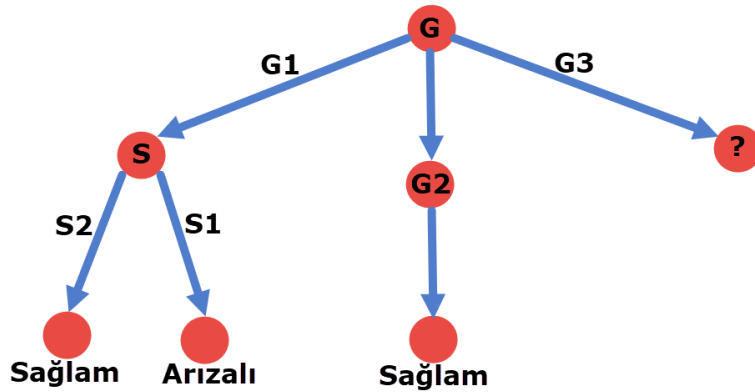
Öznitelik	Gini İndeks
T	0,2
S	0
A	0,466

Elde edilen Gini İndeks değerlerine bakıldığında S özneliğinin en düşük değere sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla karar ağacının iç düğümü S olmalıdır. Ayrıca Çizelge 3.14’de görüldüğü üzere,  $G = G2$  olması halindeki Durum=Sağlam olmaktadır.

Çizelge 3.14.  $G = G2$  olması durumundaki gözlemler

Veri	G	T	S	A	Durum
3	G2	T1	S1	A2	Sağlam
7	G2	T3	S2	A1	Sağlam
12	G2	T2	S1	A1	Sağlam
13	G2	T1	S2	A2	Sağlam

Çizelge 3.9 dikkatlice incelendiğinde  $G = G1$  ve  $S = S1$  iken Durum = Arızalı,  $S = S2$  iken Durum = Sağlam olmaktadır. Bu duruma göre karar ağacında son durum Şekil 3.20’deki gibi olmaktadır.

Şekil 3.20.  $G = G2$  olması halindeki karar ağacı son hali

Çizelge 3.15’de yer alan veri kümesinden  $G = G3$  olan alt küme oluşturulacak olursa 4, 5, 6, 10 ve 14. gözlem verilerinden oluşan bir tablo elde edilir.

Çizelge 3.15. G = G3 iken elde edilen alt veri kümesi

Veri	G	T	S	A	Durum
4	G3	T2	S1	A2	Sağlam
5	G3	T3	S2	A2	Sağlam
6	G3	T3	S2	A1	Arızalı
10	G3	T2	S2	A2	Sağlam
14	G3	T2	S1	A1	Arızalı

Çizelge 3.15'den yararlanarak G = G3 iken T özniteliğine ait durum Çizelge 3.16'daki gibi olmaktadır.

Çizelge 3.16. G = G3 iken T özniteliğine ait alt veri kümesi özet tablosu

T	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
T2	2	1	3
T3	1	1	2

$$\text{Gini (G = G3 \&\& T = T2)} = 1 - (2/3)^2 - (1/3)^2 = 0,444$$

$$\text{Gini (G = G3 \&\& T = T3)} = 1 - (1/2)^2 - (1/2)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini (G = G3 \&\& T)} = (3/5)*0,444 + (2/5)*0,5 = 0,466 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.15'den yararlanarak G=G3 iken S özniteliğine ait durum Çizelge 3.17'deki gibi olur.

Çizelge 3.17. G = G3 iken S özniteliğine ait veri alt kümesi özet tablosu

S	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
S1	1	1	2
S2	2	1	3

$$\text{Gini (G = G3 \&\& S = S1)} = 1 - (1/2)^2 - (1/2)^2 = 0,5$$

$$\text{Gini (G = G3 \&\& S = S2)} = 1 - (2/3)^2 - (1/3)^2 = 0,444$$

$$\text{Gini (G = G3 \&\& S)} = (2/5)*0,5 + (3/5)*0,444 = 0,466 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.15'de yer alan veri kümesinden G = G3 iken Akım özniteliğine ait durum Çizelge 3.18'deki gibi olur.

Çizelge 3.18. G = G3 iken A özniteliğine ait alt veri kümesi özet tablosu

A	Sağlam	Arızalı	Veri Miktarı
A2	3	0	3
A1	0	2	2

$$\text{Gini (G = G3 \& \& A = A2)} = 1 - (3/3)^2 - (0/3)^2 = 0$$

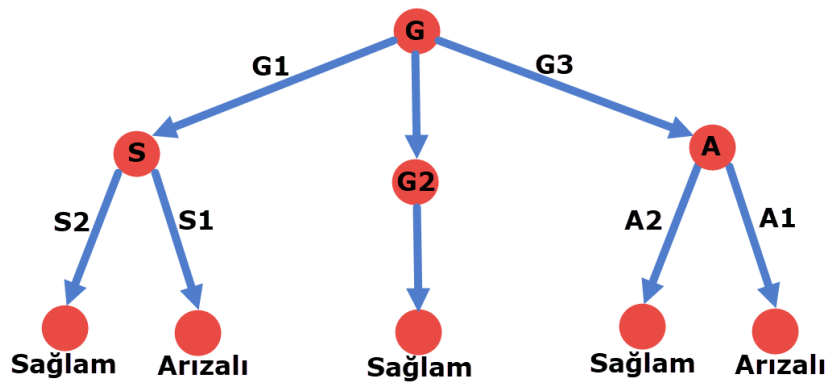
$$\text{Gini (G = G3 \& \& A = A1)} = 1 - (0/2)^2 - (2/2)^2 = 0$$

$$\text{Gini (G = G3 \& \& A)} = (3/5)*0 + (2/5)*0 = 0 \text{ elde edilir.}$$

Çizelge 3.19. G = G3 iken veri alt kümesindeki öznitelikler ve Gini İndeksleri

Öznitelikler	Gini İndeks
T	0,466
S	0,466
A	0

Elde edilen Gini İndeks değerlerine bakıldığında A özneliğinin en düşük değere sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla karar ağacının G = G3 olması sonrasındaki iç düğümü A olmalıdır. Ayrıca Çizelge 3.15’de görüldüğü üzere, A = A1 olması halindeki Durum = Arızalı olmaktadır. Buna göre karar ağacında son durum Şekil 3.21’deki gibi olmaktadır.



Şekil 3.21. Karar ağacının son hali

#### C4.5 ve C5.0

1986 yılında Quinlan tarafından ortaya konan ID3 sonrasında yine Quinlan tarafından ortaya atılan C4.5 oldukça popüler bir ML algoritması olarak ML araştırmalarında yer bulmuştur. C4.5, entropi farkını yani bilgi kazancını en üst düzeye çıkarmak için bir karar ağacı oluşturur. C4.5 tarafından oluşturulan karar ağaçları sınıflandırma için kullanılabilir, bu sebeple C4.5 istatistiksel sınıflandırıcı olarak adlandırılmaktadır [161].

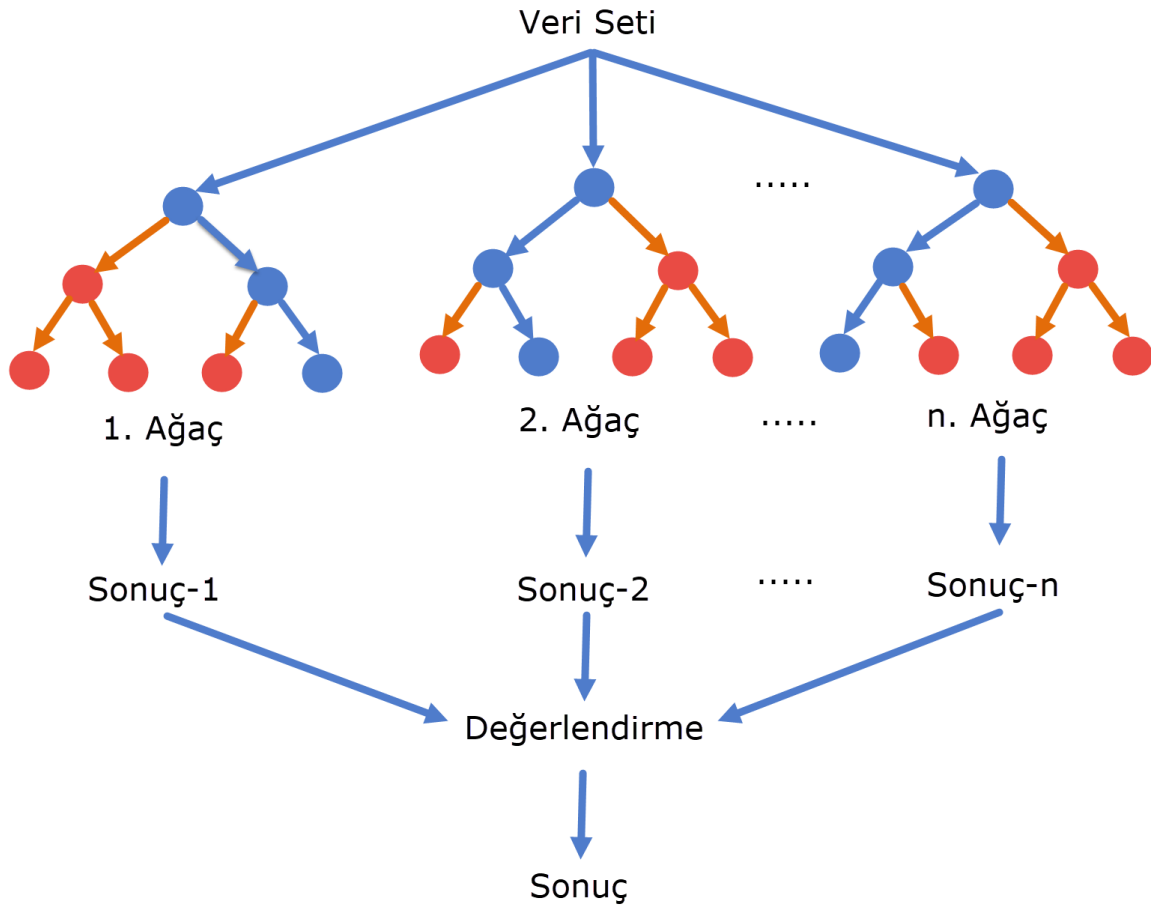
C5.0 algoritması, C4.5’in geliştirilmiş halidir ve son geliştirilen sürüm olup hız ve verimlilik açısından önceki varyantlara göre daha başarılıdır [162].



### Rassal orman (Random Forest - RF)

RF, Leo Breiman tarafından 2001 yılında ortaya atılmıştır [163]. RF yönteminin amacı, diğer yöntemlerde olduğu gibi birden fazla karar verici ile daha verimli sonuçlar elde etmektir. Bu yöntemin karar ağacı yönteminden farkları; tek bir ağaç yapısı oluşturmak yerine çok fazla sayıda ağaç yapısı oluşturularak çıkan sonuçlardan en iyisini alması ve karar ağacı yönteminin aksine aşırı öğrenme (over fitting) durumu oluşturmamasıdır [164, 165]. Karar ağacındaki aşırı öğrenme durumunun bertaraf edilmesi ve daha tutarlı sonuçlar vermesi RF algoritmasındaki ağaç sayısının artırılması ile birlikte sağlanmaktadır [165]. Belirtilen avantajlarına karşın karar ağacına göre daha fazla hesaplama gücüne ihtiyaç duyduğundan kısa sürede sonuç verebilmesi için daha iyi konfigürasyonlu donanımlara ihtiyaç duymaktadır [44].

RF algoritması oluşturulurken önemli iki parametreye ihtiyaç duyulmaktadır. Bunlar; düğüm noktalarında kullanılan değişkenlerin sayısı (M) ve geliştirilecek ağaç sayısıdır (N). M sayısı ile N sayısı arasındaki ilişki  $M \leq \sqrt{N}$  olmalıdır [165].

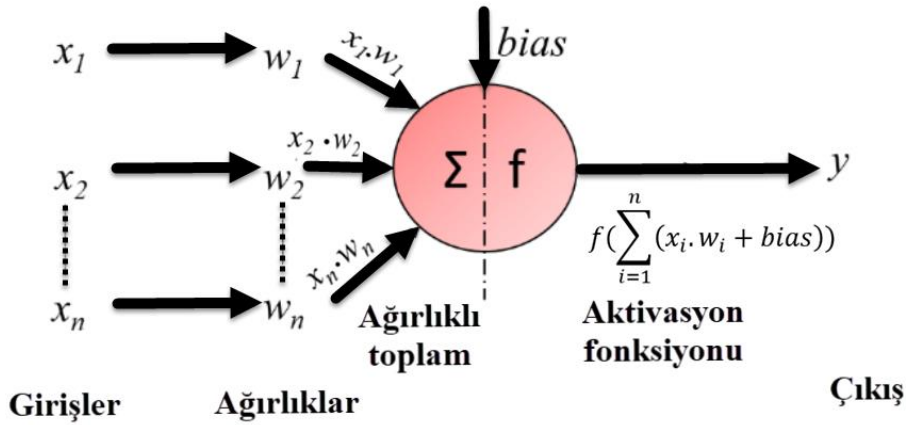


Şekil 3.22. Rassal orman yapısı

RF algoritmasında Şekil 3.22.'de görüldüğü gibi n adet ağaç ile sonuç elde edilmeye çalışılır. Nihai sonuç elde etmek için her bir karar ağacı sonucunun regresyon yapıyor ise ortalaması, sınıflandırma yapıyor ise çoğunluk oylaması ile birleştirilmektedirler [166].

### Yapay sinir ağları (Artificial Neural Network - ANN)

ANN, insan beyninin veri işleme becerisini taklit ederek geliştirilmiş bir algoritma olup ML alt alanlarından bir tanesidir. Beyindeki nöron hücrelerinin aralarında kurdukları bağların modellenmesi ile oluşturulmuştur. Biyolojik nöronlara benzer şekilde çalışan yapay nöronlar, alınan bilgiyi değerlendirerek diğer nörona veya çıkış birimine aktarır. Şekil 3.23'de yapay nöronun yapısını göstermektedir [167].



Şekil 3.23. Yapay nöron yapısı

Burada yapay nöron, kendisine gelen  $x_i$  giriş bilgilerini  $w_i$  ağırlıkları ile çarparak ağırlıklı toplam değeri veya birleştirme değeri elde edilir. Elde edilen ağırlıklı toplam değerine bias değeri eklenerek aktivasyon fonksiyondan geçirilir. Aktivasyon fonksiyonunun sonucu çıktı değeri olur ve bir sonraki nörona iletilir veya nihai çıktıyı oluşturur. Bu durum matematiksel olarak Eş. 3.23 ile gösterilmektedir [135].

$$\text{Çıkış} = y = f(\sum_{i=1}^n (x_i \cdot w_i + bias)) \quad (3.23)$$

Aktivasyon fonksiyonları; Sigmoid, ReLU (Rectified Linear Unit), Leaky ReLU veya Hiperbolik tanjant (Tanh) olabilmektedir. Bu tez çalışmasında ikili sınıflandırma yapıldığından Sigmoid aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir.

### Kademeli Güçlendirme Ağaçları (Gradient Boosting/Boosted Trees – GBT)

Son dönemin popüler ML sınıflandırıcılarından bir tanesi olan GBT, kademeli güçlendirme makinesi (Gradient Boosting/Boosted Machine) olarak da anılmakta olup Friedman tarafından 2001 yılında tanıtılmıştır [168]. GBT, hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılabilen bir ML algoritmasıdır. Tüm güçlendirme (boosting) algoritmaları gibi GBT de bir toplu öğrenme tekniği uygular ve daha iyi sonuç verebilmek için zayıf öğrencileri (weak learners) kullanır [154]. Zayıf öğrencilerin birleşimlerinden en başarılı olanı seçer ve bu sınıflandırıcıdaki öğrencilerin tamamı karar ağaçlarından

oluşmaktadır [169]. Özetle GBT, zayıf öğrencilerin birleşimlerinden yani çoklu karar ağaçlarından nihai tahmini üretmeye yönelik çalışır. Herbir karar ağacı veri kümesindeki farklı bir özelliğe ait alt kümeyi seçerek o öznitelik için en iyi bölümlenmeyi yapabilmek için düğümler oluşturur. Bu durum veri kümesindeki öznitelikleri daha detaylı bir biçimde incelemeyi sağlamaktadır. Ayrıca her yeni ağaç bir önceki ağacın yaptığı hataları dikkate alarak kademeli olarak sonuçlarda iyileştirme sağlar [170]. Bentéjac ve arkadaşları, GBT algoritmasına ait matematiksel yöntemi adım adım belirtmişlerdir [46].

Verilen bir veri kümesindeki T eğitim kümesinde,  $T = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$  olmakla birlikte burada  $x = (x_1, \dots, x_d)$  olup T kümesindeki girdileri temsil etmekte olsun ve y ise çıkış özniteliğini temsil etsin. Amaç ise tahmin değerlerinin kayıp fonksiyonu yani  $L(y, f(x))$  ile minimize etmek olsun. Bu durumda, GBT ağırlıklı işlevler toplamı yaklaşımı olarak Eş. 3.24 ile ifade edilebilir.

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \gamma_m S_m(x) \quad (3.24)$$

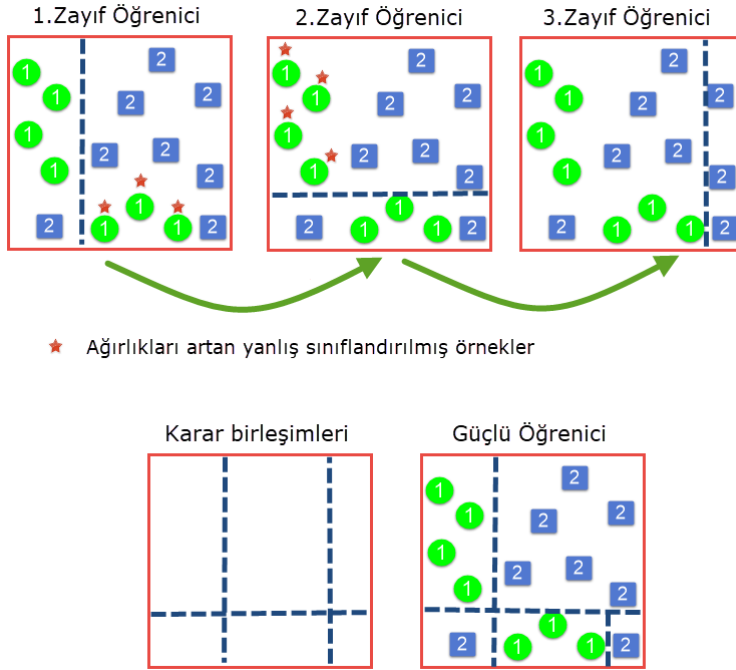
Burada  $\gamma_m$ , m. fonksiyon olan  $S_m(x)$ 'in ağırlığını belirtmektedir. Bu fonksiyonlar karar ağaçlarının modellerini temsil etmektedir. Burada kullanılan ilk fonksiyon ise Eş.3.25 ile ifade edilebilir.

$$f_0(x) = \underset{\hat{Y}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{Y}) \quad (3.25)$$

Ardışık olarak modellerin minimize edilmesi ise Eş. 3.26 ile ifade edilebilir.

$$(\gamma_m, S_m(x)) = \underset{\gamma, S}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N L(y_i, f_{m-1}(x_i) + \gamma S_m(x_i)) \quad (3.26)$$

Eğitim veri kümesi, zayıf bir öğrenci ile eğitildikten sonra yanlış tahmin edilen örneklerin ağırlıkları artırılarak yeniden eğitilme işlemi gerçekleşir ve böylece sonuçlar birleştirilerek karar sınırları oluşturulmuş olur [154]. Güçlendirme algoritmalarının çalışma sistematığı Şekil 3.24'de görülmektedir.



Şekil 3.24. Güçlendirme algoritmasının çalışma sistematığı

Güçlendirme algoritmaları arasında CatBoost algoritması, LightGBM algoritması ve XGBoost algoritması en popüler olanlarıdır [46].

### XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)

XGBoost, denetimli öğrenmeye dayalı olup sınıflandırma, regresyon ve sıralama amacıyla kullanılabilen ve GBT'nin çeşitli düzenlemeler ile geliştirilmiş sürümü olan bir ML algoritmasıdır [171]. XGBoost açık kaynaklı bir kütüphaneye sahiptir ve Dağıtılmış Makine Öğrenimi Topluluğu'nun (Distributed Machine Learning Community) bir parçasıdır [172]. Çalışma mantığı GBT ile oldukça benzerdir ancak GBT'ye oranla 10 kat daha hızlıdır, daha yüksek tahmin başarısı gösterir ve büyük veri kümeleri ile çalışmaya uygundur [172].

### 3.3.2. Model başarımlar ölçütleri

ML, en iyi çözümü bulma türü olarak adlandırılabilir ve çoğu kez matematiksel olan bir problem için en iyiyi ya da uygun değer çözümünü bulmakla ilgilenir [139]. En iyi veya uygun değer çözümü bulabilmek için elde edilen bir çözümü amaç fonksiyonu (objective

function) ile ölçmek gerekmektedir. Amaç fonksiyonu, olası tüm karmaşık sistemin iyi ve kötü olan yönlerini bir sayısal değere dönüştürerek olası çözüm adaylarının sıralanmasına izin verir [173]. Veri parametrelerine göre oluşturulan amaç fonksiyonu, aldığı sayısal değerler ile minimize veya maksimize edilir. Bazı problemlerin amaç fonksiyonlarında parametrelerin tam değerleri bulunabilirken, bazılarında uygun değere en yakın olan sonuç iteratif algoritmalar ile elde edilmeye çalışılır. Amaç fonksiyonu; maliyet fonksiyonu (cost function), hata fonksiyonu (error function), kayıp fonksiyonu (loss function) bazen de basitçe kayıp (loss) olarak adlandırılmaktadır [174]. Kayıp hesaplama fonksiyonları, regresyon, sınıflandırma ve kümeleme olmak üzere üç ayrı kategori için farklılık göstermektedir.

Veri dengesizliği, ML uygulamalarda sıkça karşılaşılan bir durumdur ve bu sorunu çözmek için ikili sınıflandırmada zaman zaman tekrardan örnekleme tekniği kullanılabilir [175]. ML algoritmalarında oluşturulan modelin başarısını ölçmek için çoğu kez Acc metriğine başvurulmaktadır [176]. Acc metriği tek başına değerlendirilmeye alındığında sınıflandırıcıların zayıf genelleme sonuçlarına yol açmaktadır. Bu sebeple karışıklık matrisinde yer alan veriden yola çıkarak elde edilen diğer metriklere başvurulur [177]. ML sınıflandırma problemlerinde doğruluğu hesaplayabilmek için kullanılan hata matrisi (error matrix) veya yaygın kullanılan adıyla karışıklık/karmaşıklık matrisidir (confusion matrix).

Karışıklık matrisi, sınıf sayısı ile aynı boyutta olan ve gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki ilişkiyi gösteren bir matristir [178]. Matriste sınıflar, *Arızalı* ve *Sağlam* olarak nitelendirilmiştir. Satırlar tahmin edilen değerleri, sütunlar ise gerçek değerleri ifade etmektedir. Gerçek değer ile tahmin edilen değer aynı ise *Doğru* (True – T), farklı ise *Yanlış* (False - F) ile ifade edilir. Tahmin edilen değer pozitif ise P ile negatif ise N ile ifade edilir. Bu durumda karışıklık matrisinde 4 farklı ölçü yer almaktadır. Bunlar sırasıyla, TP (True Positive), FP (False Positive), FN (False Negative) ve TN (True Negative)'dir [178].

TP, tahmin edilen değer gerçek değer ile uyuşmasıdır. Gerçek değer pozitif olduğu yani *Sağlam* olduğu ve modelin *Sağlam* olarak bir değer öngördüğü anlamı taşımaktadır. TN, benzer şekilde tahmin edilen değer ile gerçek değer uyuşmasıdır. Gerçek değer negatif yani *Arızalı* olup modelin de bunu negatif yani *Arızalı* olarak öngördüğü anlamı taşımaktadır. FP, öngörülen değer yanlış tahmin edildiği durumdur. Gerçek değer

negatif yani *Arızalı* ancak modelin pozitif yani *Sağlam* bir değer öngördüğü durumdur. Bu durum, Tip-I hatası (Type-I error) olarak da adlandırılmaktadır. FN, öngörülen değer yanlış tahmin edildiği durumdur. Gerçek değer pozitifdir yani ruhsan sağlamdır ancak model bunu negatif yani arızalı olarak öngörmüştür. Bu durum da Tip-II hatası (Type-II error) olarak adlandırılmaktadır. İdeal bir sınıflandırıcıda Tip-I ve Tip-II hatalarının sıfır olması beklenir.

Bir ruhsanın *Sağlam* veya *Arızalı* olarak sınıflandırılmasında kullanılacak olan karışıklık matrisi Çizelge 3.20’de yer almaktadır. Karışıklık matrisinden elde edilen ve ikili sınıflandırma performansını ölçmede sıkça kullanılan metrikler de Eş. 3.27 ile Eş. 3.41 arasında yer almaktadır. Bu metrikler, sınıflandırma, regresyon veya kümeleme durumuna göre değişmektedir. Sınıflandırma algoritmalarının değerlendirilmesinde karışıklık matrisindeki değerleri kullanılan metriklerden bazıları; hassaslık (sensitivity - TPR), false negative rate (FNR), özgüllük (specificity, TNR), false positive rate (FPR), kesinlik (precision) veya pozitif tahmin değeri (positive predictive value – PPV), negatif tahmin değeri (negative predictive value – NPV), yanlış keşif oranı (false discovery rate - FDR), algılama oranı (detection rate - DR), yaygınlık (prevalence-Pre), algılama yaygınlığı (detection prevalence - DP), Acc, dengeli doğruluk (balanced accuracy - BA), F1 skor, beklenen doğruluk (expected accuracy - EA) ve Kappa olmaktadır [178–184].

Çizelge 3.20. Karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	TP (A)	FP (B) (Tip-I Hatası)
	Arızalı	FN (C) (Tip-II Hatası)	TN (D)

TP (True Positive): Doğru Pozitif,

FP (False Positive): Yanlış Pozitif,

FN (False Negative): Yanlış Negatif,

TN (True Negative): Doğru Negatif,

$N = \text{Toplam Gözlem Sayısı} = TP + FN + FP + TN$  olmak üzere;

$$\text{True Positive Rate (TPR, Recall, Hit rate, Sensitivity)} = \frac{A}{A+C} \quad (3.27)$$

$$\text{False Negative Rate (FNR)} = \frac{C}{A+C} \quad (3.28)$$

$$\text{True Negative Rate (TNR, Specificity, Concordance)} = \frac{D}{B+D} \quad (3.29)$$

$$\text{False Positive Rate (FPR)} = \frac{B}{B+D} \quad (3.30)$$

$$\text{Precision (Positive Predictive Value – PPV)} = \frac{A}{A+B} \quad (3.31)$$

$$\text{Negative Predictive Value (NPV)} = \frac{D}{D+C} \quad (3.32)$$

$$\text{False Discovery Rate (FDR)} = \frac{B}{A+B} \quad (3.33)$$

$$\text{Detection Rate (DR)} = \frac{A}{N} \quad (3.34)$$

$$\text{Prevalence (Pre)} = \frac{A+C}{N} \quad (3.35)$$

$$\text{Detection Prevalence (DP)} = \frac{A+B}{N} \quad (3.36)$$

$$\text{Accuracy (Acc)} = \frac{A+D}{N} \quad (3.37)$$

$$\text{Balanced Accuracy (BA)} = \frac{\text{sensitivity+specificity}}{2} = \frac{TPR+TNR}{2} \quad (3.38)$$

$$\text{F1 Skor} = 2 * \frac{1}{\frac{1}{PPV} + \frac{1}{TPR}} = 2 * \frac{PPV * TPR}{PPV + TPR} = \frac{A}{A + \frac{1}{2}(B+C)} \quad (3.39)$$

$$\text{Expected Accuracy (EA)} = \frac{(A+B)*(A+C) + (B+D)*(C+D)}{N^2} \quad (3.40)$$

$$\text{Kappa} = \frac{\text{Acc} - \text{EA}}{1 - \text{EA}} \quad (3.41)$$



TPR, rulmanın doğru bir şekilde *Sağlam* olarak sınıflandırılmış (A) gözlem sayısının gerçekten *Sağlam* olan tüm tahminlere (A+C) oranıdır. Diğer bir deyişle pozitif örneklerin doğruluğudur.

FNR, rulmanın gerçekte *Sağlam* olan ancak *Arızalı* olarak sınıflandırılmış (C) gözlem sayısının gerçekten *Sağlam* olan tüm tahminlere (A+C) oranıdır.

TNR, rulmanın doğru bir şekilde *Arızalı* olarak sınıflandırılmış (D) gözlem sayısının gerçekte *Arızalı* olan tüm gözlemlere (D+B) oranıdır.

FPR, rulmanın gerçekte *Arızalı* olan ancak *Sağlam* olarak sınıflandırılmış (B) gözlem sayısının gerçekte *Arızalı* olan tüm gözlemlere (D+B) oranıdır.

Pozitif tahmin değeri veya kesinlik olarak da adlandırılmakta olan PPV, rulmanın doğru bir şekilde *Sağlam* olarak sınıflandırılmış (A) gözlem sayısının tüm *Sağlam* olarak tahmin edilmiş (A+B) gözlem sayısına oranını vermektedir. Bu metriğin amacı sınıflandırıcı tarafından *Sağlam* olduğu tahmin edilen gözlemlerdeki doğru tahmin oranını belirlemektir.

Negatif tahmin değeri olarak adlandırılan NPV, rulmanın doğru bir şekilde *Arızalı* olarak sınıflandırılmış (D) gözlem sayısının tüm *Arızalı* olarak tahmin edilmiş (C+D) gözlem sayısına oranını vermektedir. Bu metriğin amacı sınıflandırıcı tarafından *Arızalı* olduğu tahmin edilen gözlemlerdeki doğru tahmin oranını belirlemektir.

Yanlış keşif oranı olarak adlandırılan FDR, rulmanın gerçekte *Arızalı* olan ve *Sağlam* olarak tahmin edilmiş gözlem sayısının (B), *Sağlam* olarak tahmin edilen tüm gözlemlere (A+B) oranını vermektedir. Bu metriğin amacı sınıflandırıcı tarafından *Sağlam* olduğu tahmin edilen gözlemlerdeki yanlış tahmin oranını belirlemektir.

Algılama oranı olarak adlandırılan DR, gerçekte *Sağlam* olan ve doğru olarak sınıflandırılmış gözlem sayısının (A), toplam gözlem sayısına (N) oranını vermektedir.

Yaygınlık olarak adlandırılan Pre, gerçekte *Sağlam* olup doğru ve yanlış olarak sınıflandırılmış gözlem sayısının (A+C), tüm gözlem sayısına (N) oranını vermektedir.

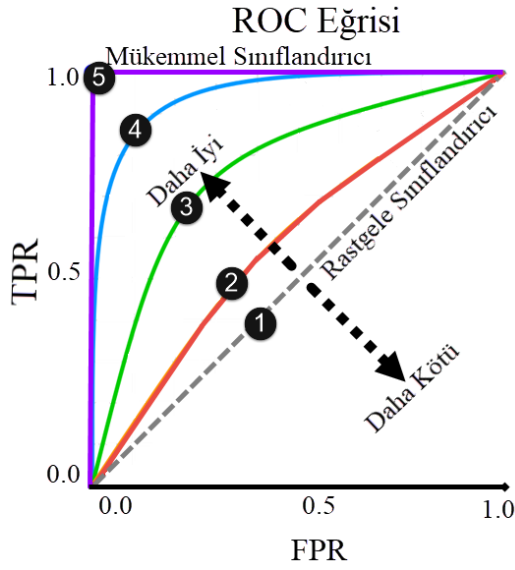
DP, *Sağlam* olarak tahmin edilmiş gözlemlerin (A+B), toplam gözlem sayısına (N) oranını vermektedir.

Acc, *Sağlam* olarak tahmin edilmiş ve gerçekte *Sağlam* olan gözlemler (A) ile *Arızalı* olarak tahmin edilmiş ve gerçekte de *Arızalı* olan gözlemlerin (D) toplamının toplam gözlem sayısına (N) oranını vermektedir.

BA, dengeli doğruluk olarak adlandırılan bu metrik, doğru bir şekilde tahminde bulunulan *Sağlam* ve *Arızalı* rulman metrikleri olan TPR ve TNR arası dengeli oranı vermektedir.

F1 skor, ikili bir sınıflandırıcı için test doğruluğunun bir ölçüsüdür ve PPV ve TPR değerleri üzerinden hesaplanır. F1 skor, uç durum etkilerini yok etmek için aritmetik ortalama yerine harmonik ortalama kullanır.

FPR ve TPR değerleri sırasıyla x ve y eksenlerinde yer alan parametre olduğunda ortaya çıkan eğri ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi olarak adlandırılmaktadır [185]. ROC eğrisi, iki sınıflı bir veri dağılımının ayırt etme eşiği değişikçe sınıflandırıcının tanılama becerisini ortaya koyan bir grafik olup ilk olarak askeri radar alıcılarının operatörleri için geliştirilmiş olduğundan bu ismi aldığı belirtilmektedir [186]. Örnek 5 ayrı ROC eğrisine ait grafik Şekil 3.25'de görülmektedir. 1 nolu ROC eğrisi rastgele sınıflandırıcı olarak adlandırılmakta olup sınıflandırma yeteneği çok düşük bir sınıflandırıcıyı temsil etmektedir. 1 nolu sınıflandırıcıdan 5 nolu sınıflandırıcıya doğru sınıflandırma başarısı artmaktadır. 5 nolu ROC eğrisi mükemmel sınıflandırıcıya aittir.



Şekil 3.25. ROC eğrisi grafiği

ROC eğrisinin altında kalan alan ise AUC (Area Under Curve) olarak adlandırılmaktadır. Bir  $f$  tahmin edici için AUC'nin tarafsız bir tahminçisi aşağıdaki Wilcoxon-Mann-Whitney istatistiği ile Eş 3.42'de yer alan eşitlik elde edilir [186];

$$AUC(f) = \frac{\sum_{t_0 \in D^0} \sum_{t_1 \in D^1} 1[f(t_0) < f(t_1)]}{|S^0| \cdot |S^1|} \quad (3.42)$$

Eğer,  $f(t_0) < f(t_1)$  şartı sağlanırsa "1" sağlanmaz ise "0" elde edilir.  $S^0$ , negatif örnekler kümesini temsil ederken  $S^1$  ise pozitif örnekler kümesini temsil etmektedir. Özetle AUC değeri ile ROC eğrisi arasında Eş. 3.43'de yer alan ilişki vardır ve AUC ile ROC eğrisi altında kalan alan değeri hesaplanmaktadır.

$$AUC = \int_0^1 ROC(f) df \quad (3.43)$$

Rasgele bir sınıflandırma yapılırsa eğri altındaki alan 0,5 olmaktadır. Eğrinin altında kalan alan 0,5'den ne kadar büyükse sınıflandırma modelinin başarısı o derece yüksek olmaktadır [187]. Kennis Research tarafından geliştirilen çevrimiçi ROC eğri analizinde AUC değerlerine bağlı olarak sınıflandırma yapılmıştır ve bu sınıflandırma Çizelge 3.21'de belirtildiği gibidir [188].

Çizelge 3.21. AUC değerlerine göre yorumlama çizelgesi

AUC değeri	Yorumu
$\leq 0.60$	Başarısız
0.61 - 0.70	Zayıf
0.71 - 0.80	Orta
0.81 - 0.90	İyi
0.91 - 1.00	Mükemmel

Kappa, -1 ile +1 arasındadır. Değeri -1 olduğunda iki gözlemci arasındaki uyumsuzluğun mükemmel olduğunu, +1 olduğunda ise iki gözlemci arasındaki uyumluluğun mükemmel olduğunu gösterir. Değerin 0 olması, bu iki gözlemci arasındaki uyumun tesadüfen olabileceğini gösterir. 0 ile 1 arasındaki Kappa değeri 0,2 aralıklara ayrıldığında aşağıdaki şekilde yorumlanabilmektedir [189];

Çizelge 3.22. Kappa metrik değerlerinin yorumlanması

Kappa	Yorumu
$< 0$	Hiç uyuşma yok
0.00 - 0,20	Biraz uyuşma
0,21 - 0,40	Orta derece uyuşma
0,41 - 0,60	Makul derece uyuşma
0,61 - 0,80	Önemli derecede uyuşma
0,81 - 1,00	Mükemmele yakın uyuşma

İyi sınıflandırıcılar için TPR, TNR, PPV, NPV, Acc, BA, F1 Skor ve Kappa metrikleri % 100'e yakın olmalı iken, FPR, FNR ve FDR ise % 0'a yakın olmalıdır.

#### 4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

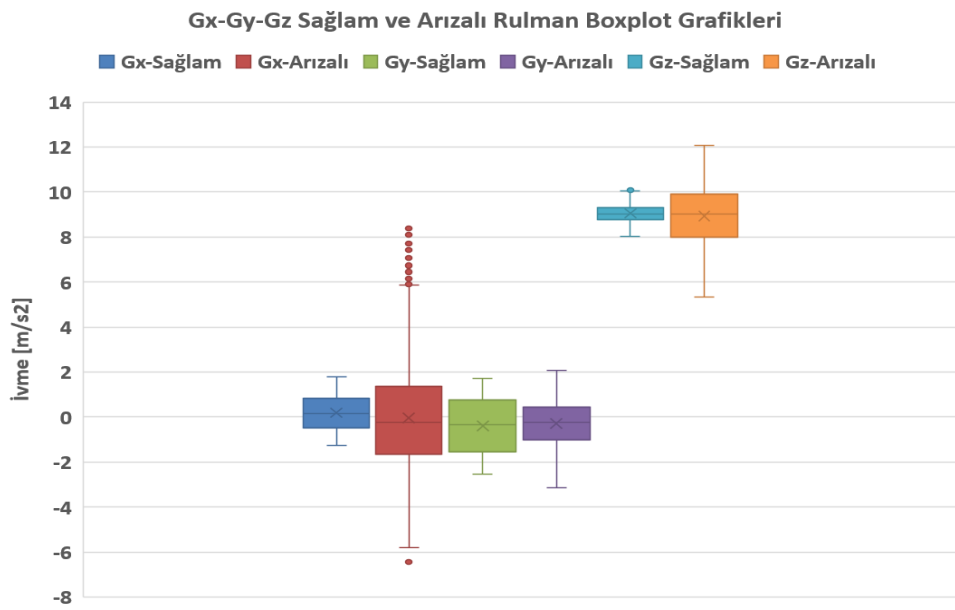
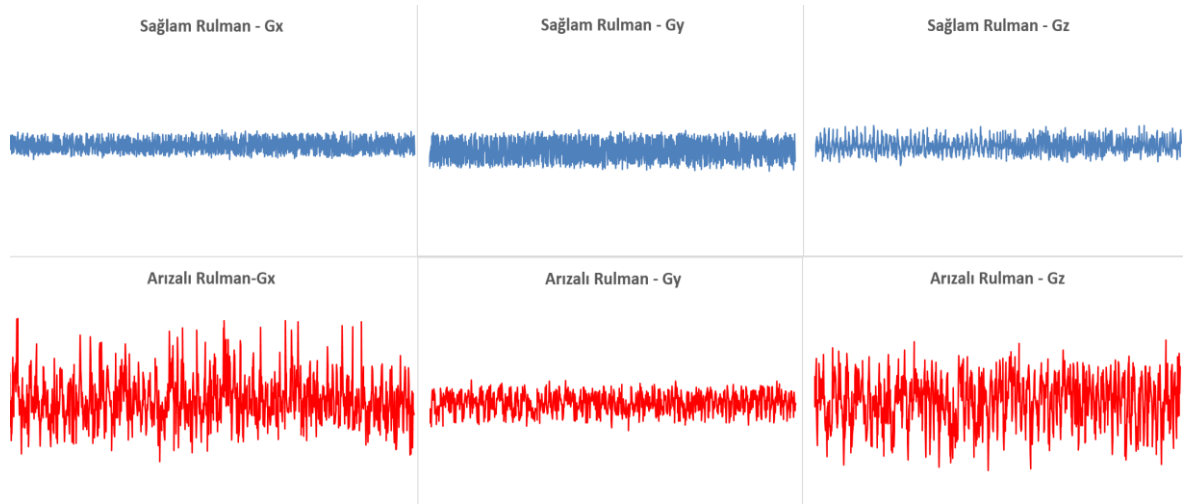
Bu tez çalışmasında yapılan deneyler iki bölümden oluşmaktadır. Motor miline bağlı ORS6203 tipi bilyalı sağlam rulmanın olduğu ilk test ve aynı tipteki yağsız kalmış rulmanın olduğu ikinci testtir. İlk testten elde edilen gözlem verisi *Sağlam*, ikinci deneyden elde edilen gözlem verisi *Arızalı* olarak etiketlenmiştir. Elde edilen gözlemler sekiz farklı öznelikten oluşmaktadır. Bu öznelikler Gx (x eksen titreşim ivmesi), Gy (y eksen titreşim ivmesi), Gz (z eksen titreşim ivmesi), V (üniversal motor gerilimi), A (üniversal motor akımı), R (motor mili dönüş hızı), S (ortam gürültüsü) ve dT (rulman bağlı sıcaklığı). Deney setinden elde edilen gözlem veri kümesinin boyutu 10 000 satır ve 8 sütundan oluşmaktadır. Satırlar gözlemleri, sütunlar ise öznelikleri belirtmektedir.

Deney setinde yer alan 3 eksen ivmeölçerden alınan titreşim verisi değerleri (Gx, Gy, Gz) için zamanla değişim grafikleri Şekil 4.1’de yer almaktadır. *Sağlam* ve *Arızalı* rulmana ait üç eksen titreşim ivme verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde *Arızalı* rulman titreşimlerinin üç eksen için de *Sağlam* rulman titreşimlerine oranla daha yüksek olduğu görülmektedir.

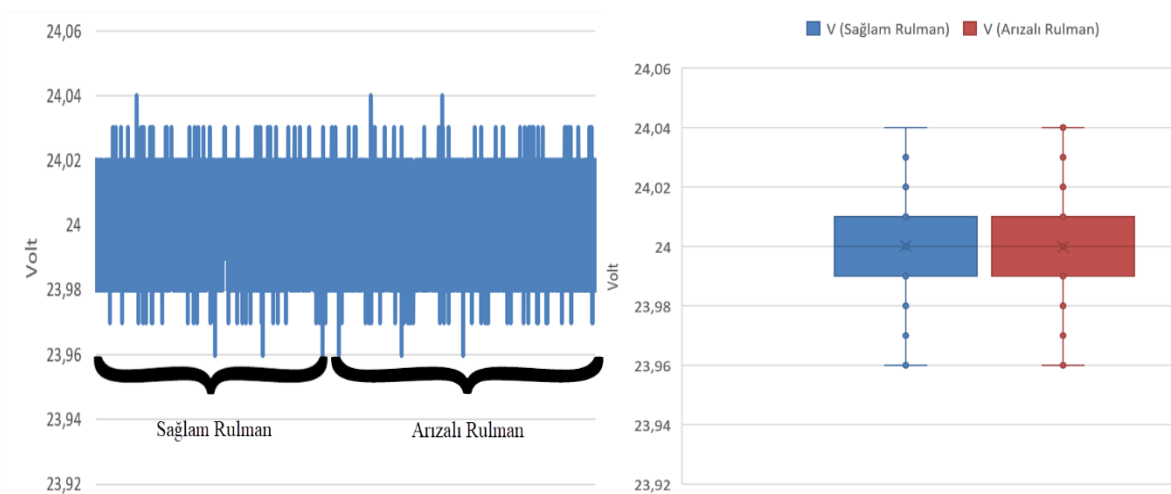
Motor gerilimi için elde edilen zamanla gerilim genliği değişim grafiği ile kutu-bıyık grafiği Şekil 4.2’de yer almaktadır. Sağlam ve arızalı rulmana ait motor gerilim verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde ayırt edici bir fark olmadığı görülmektedir.

Motor tarafından çekilen akım şiddetinin zamana göre değişim grafiği ile kutu-bıyık grafiği için elde edilen grafik Şekil 4.3’de yer almaktadır. Sağlam ve arızalı rulmana ait akım verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde ayırt edici bir fark olmadığı görülmektedir.

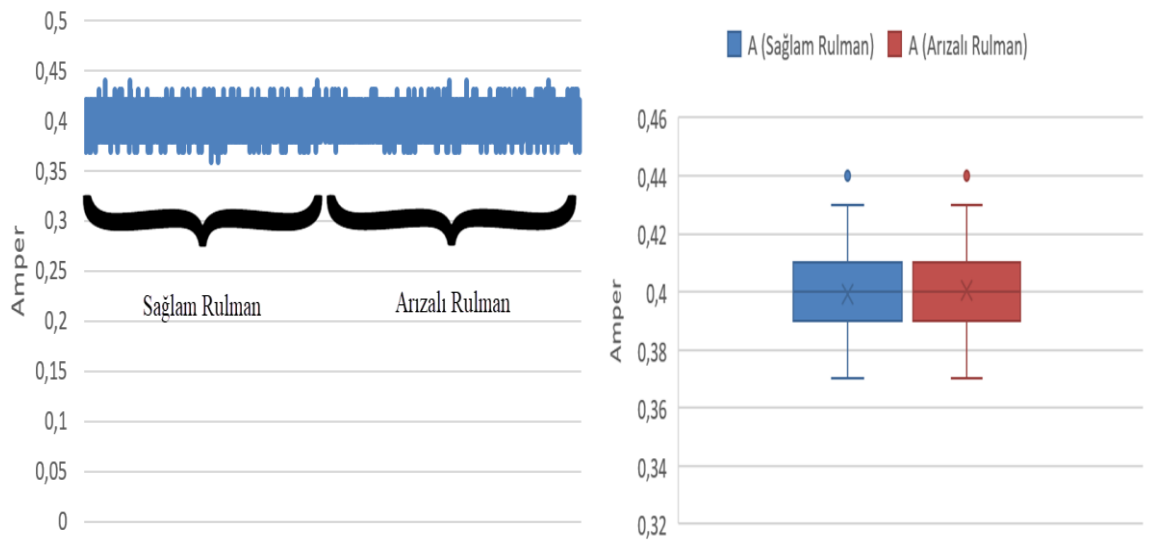
Arızalı ve sağlam rulmandan elde edilen ses şiddeti genliğinin zamanla değişim grafiği Şekil 4.4’de yer almaktadır. Sağlam ve arızalı rulmana ait ses şiddeti verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde arızalı rulmandan çıkan ses şiddeti düzeyinin sağlam rulman ses şiddeti değerlerine oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu durum, arızalı rulmanın sağlam rulmana oranla daha yüksek bir gürültü şiddetine sahip olduğunu göstermektedir.



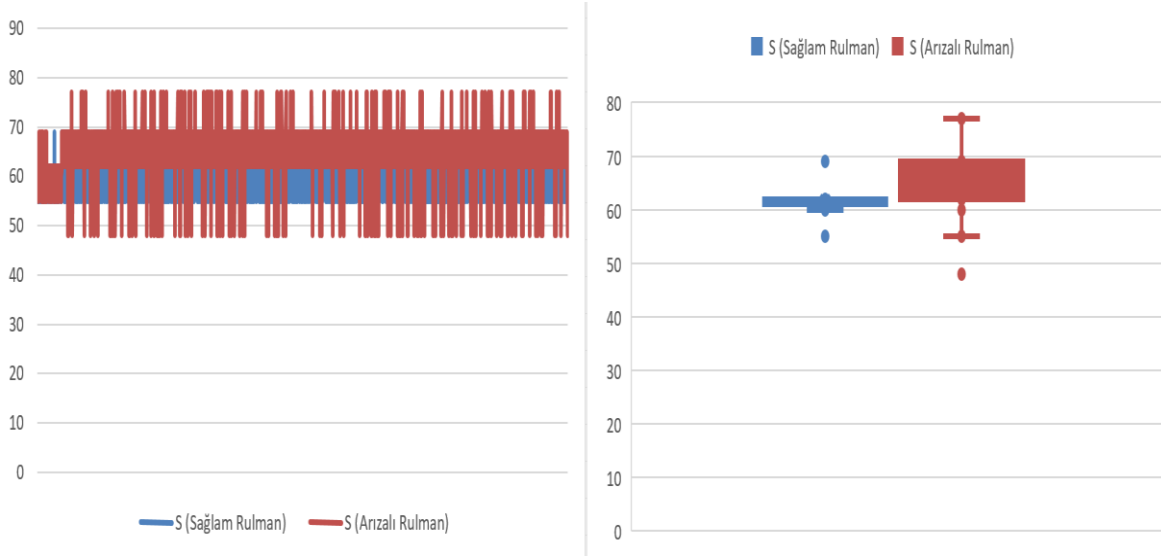
Şekil 4.1. Sağlam ve arızalı rulmanlara ait ivme verisi grafikleri



Şekil 4.2. Gerilim özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri



Şekil 4.3. Akım özniteliği verisinin zamanla değişim ve kutu-bıyık grafikleri

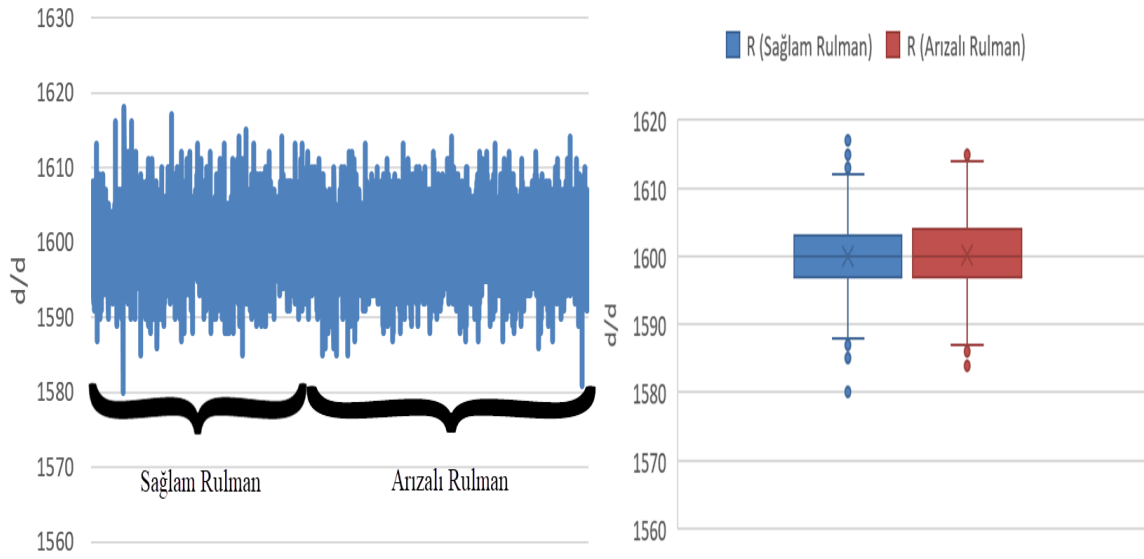


Şekil 4.4. Ses şiddeti özniteliği verisinin zamanla değişim grafiği

Demir ve Müştak, rulman titreşim ve gürültüsünü inceledikleri çalışmalarında ORS 6208 rulmanı için “sağlıklı rulman ile hasarlı rulmanların gürültü seviyeleri karşılaştırıldığında, bilya hasarına sahip rulmanın gürültü seviyesinin en düşük, dış bilezik yuvarlanma yolu hasarlı rulmanın ise en yüksek gürültü seviyesine sahip olduğunu tespit ettiklerini belirtmişlerdir” [62]. Çalışmalarında sağlam rulman için 56-58 dB ve arızalı rulman için 56-77 dB olarak bulduklarını rapor etmişlerdir. Bu tez çalışmasında elde edilen sağlam rulman için aykırı (outlier) değerler ile birlikte 55-69 dB ve arızalı rulman için de 48-77 dB gürültü ölçümleri elde edilmiştir. Aykırı değerler hariç tutulduğunda sağlam rulman için 60-62 dB ve arızalı rulman için 55-77 dB değerleri elde edilmektedir. Elde edilen bu sonuçlar gürültü düzeyi özniteliği açısından karşılaştırıldığında doğrular niteliktedir. Rulman titreşimi açısından bakıldığında da arızalı rulmanların titreşim ivmesinin sağlam olana kıyasla nispeten yüksek değerli olması benzer bir doğrulamayı sağlamaktadır.

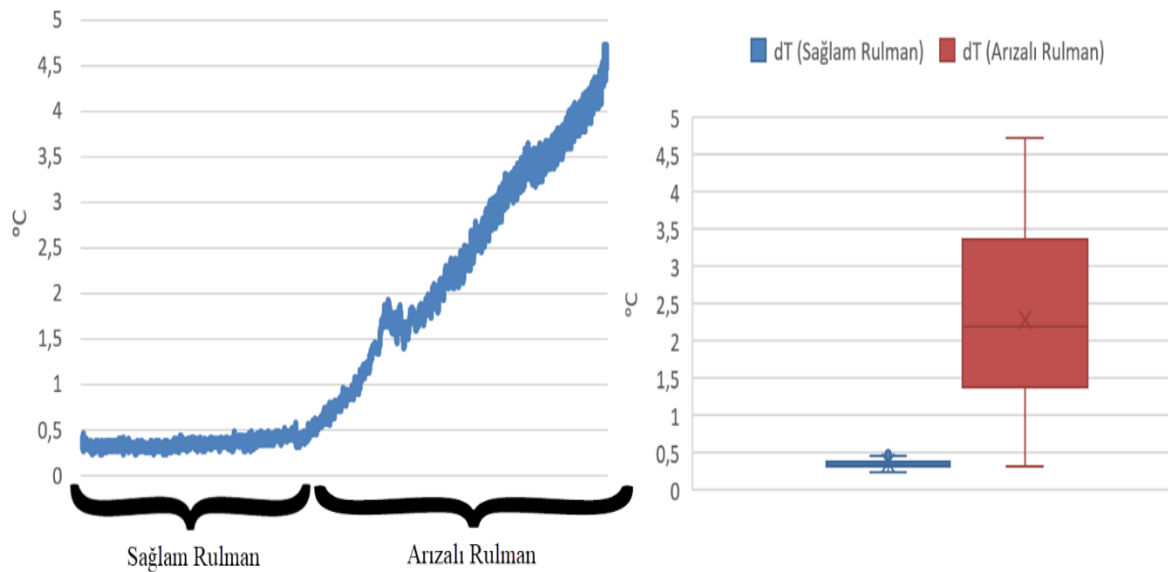
Motor milinin dakikadaki devir sayısı sağlam ve arızalı rulman için zamanla değişimini gösterir grafik Şekil 4.5’de yer almaktadır. Sağlam ve arızalı rulmana ait dönüş hızı verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde ayırt edici fark olmadığı görülmektedir.





Şekil 4.5. Dönüş hızı özneliği verisinin zamanla deęişim ve kutu-bıyık grafikleri

Arızalı ve sağlam rulmandan elde edilen dT verisinin zamanla deęişim grafięi ile kutu-bıyık grafięi Şekil 4.6'da yer almaktadır. Sağlam ve arızalı rulmana ait dT verisi karşılaştırmalı olarak incelendiğinde sağlam rulmanda fark sifira yakın iken arızalı rulmanda ortaya çıkan sıcaklık farkının zamanla doğrusal olarak arttığı görülmektedir. Arslan, bilyalı rulmanlar üzerine yaptığı çalışmasında, "rulman arızalarını 4 safhaya ayırmış ve son iki safhada rulman gürültüsünün ve sıcaklığının arttığını belirtmiştir" [78]. Bu durumda arızalı rulmanın sağlam rulmana oranla sürtünme kuvvetlerinden kaynaklı sıcaklık artışının gözlenmesi yapılan çalışma ile örtüşmektedir.



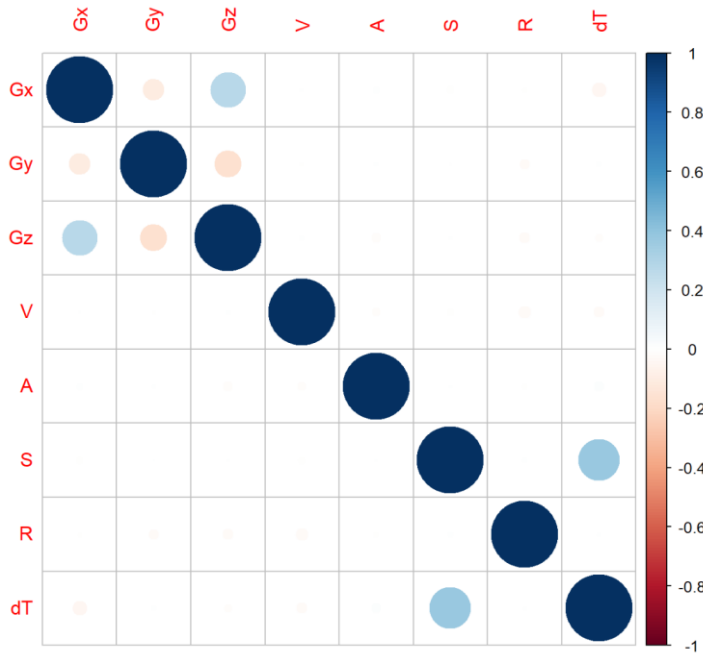
Şekil 4.6. Bağlı sıcaklık özneliği verisinin zamanla deęişim ve kutu-bıyık grafikleri

Deney setinden toplanan verinin popüler ML algoritmaları ile eğitilmesi sonrasında doğru ve yorumlanabilir bir model oluşturmak zor bir görev olabilmektedir. Sınıflandırma modeli yaklaşımına bağlı olarak, modelin giriş parametrelerinden öznitelik sayısının fazla olması modelin karmaşıklığını artırabilmektedir [190]. Sınıflandırma modelinin performansı uygun özniteliklerin seçimine bağlı olduğundan, herhangi bir sınıflandırma probleminde önemli bir görevdir. Karmaşık bir sınıflandırma modeli ile tahmin gerçekleştirmek zor olabilmektedir [191]. Bu nedenle, en uygun öznitelikleri seçmek önemlidir. Ancak yapılan sınıflandırma modellemelerinde özniteliklerin sınıflandırma modelinin performansına olan etkisini gözlemlemek açısından her bir öznitelik ayrı ayrı incelenmiştir. Ardından özniteliklerin sırası ile birbirlerine olan eklemeli kombinasyonu için de ayrı sınıflandırma modelleri oluşturulmuştur. Son aşamada ise genel performans incelemeleri yapılmıştır.

Sınıflandırma işlemi öncesinde özniteliklerin birbirleri arasındaki ilgileşimi (korelasyonu) incelenmiş ve elde edilen değerlere ait değerler tablosu Çizelge 4.1’de sunulmuştur. Çizelgede yer alan değerlerden yola çıkılarak elde edilmiş grafiksel gösterim Şekil 4.7’de yer almaktadır.

Çizelge 4.1. Öznitelikler arası ilgileşim değerleri matrisi

	Gx	Gy	Gz	V	A	S	R	dT
Gx	1	-0,1015	0,2774	0,0010	0,0089	-0,0092	-0,0039	-0,0443
Gy	-0,1015	1	-0,1609	-0,0017	0,0024	0,0001	-0,0211	0,0044
Gz	0,2774	-0,1609	1	0,0037	-0,0179	0,0009	-0,0216	-0,0120
V	0,0010	-0,0017	0,0037	1	-0,0136	-0,0089	-0,0294	-0,0223
A	0,0089	0,0024	-0,0179	-0,0136	1	0,0009	-0,0049	0,0178
S	-0,0092	0,0001	0,0009	-0,0089	0,0009	1	0,0048	0,3776
R	-0,0039	-0,0211	-0,0216	-0,0294	-0,0049	0,0048	1	0,0015
dT	-0,0443	0,0044	-0,0120	-0,0223	0,0178	0,3776	0,0015	1

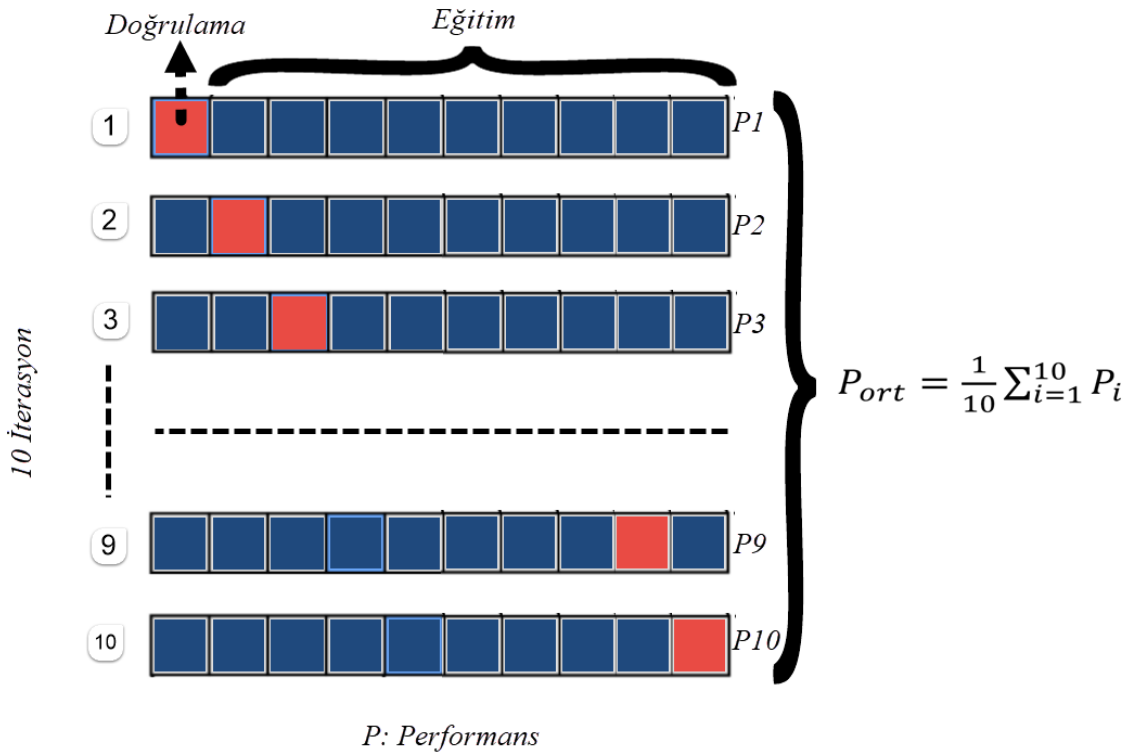


Şekil 4.7. Öznitelikler arası ilgileşim grafiği

Grafik ve matristen de görüldüğü üzere Gx özniteliği ile V, A, R, S ve dT öznitelikleri arasında ilgileşim sıfıra yakın iken Gy ve Gz öznitelikleri ile arasındaki ilgileşim düşük düzeydedir. Gy özniteliği ile V, A, R, S ve dT öznitelikleri arasında ilgileşim düzeyi sıfıra yakın iken Gx ve Gz öznitelikleri ile arasındaki ilgileşim düşük düzeydedir. Gz özniteliği ile Gx ve Gy öznitelikleri arasında düşük düzey bir ilgileşim söz konusu iken V, A, R, S ve dT öznitelikleri ile arasında sıfıra yakın bir ilgileşim düzeyi görülmektedir. V özniteliği ile diğer tüm öznitelikler ile arasında sıfıra yakın bir ilgileşim bulunmaktadır. A özniteliği ile diğer öznitelikler arasında sıfıra yakın bir ilgileşim bulunmaktadır. S özniteliği ile dT özniteliği arasında pozitif yönlü orta düzeye yakın bir ilgileşim var iken diğer öznitelikler ile sıfıra yakın ilgileşim bulunmaktadır. R özniteliği ile diğer öznitelikler arasında sıfıra yakın bir ilgileşim bulunmaktadır.

Deney setinden toplanan veri csv (comma seperated value) formatında RStudio ortamına aktarıldı. Tüm verinin % 75'lik kısmı eğitim (training) amaçlı, artakalan % 25'lik kısmı ise test (testing) amacıyla kullanılmak üzere ikiye ayrılmıştır. Tüm veri kümesinin % 75'lik kısmını oluşturan eğitim verisinde doğrulama işlemi sırasında 10 katlı çapraz doğrulama (10-fold cross validation) kullanılmıştır. Genel olarak k-katlı çapraz doğrulama olarak

anılan bu işlemde,  $k$  sayısı iterasyon sayısını ve eğitim verisinin bölümlenme sayısını belirtmektedir. 10 katlı çapraz doğrulama işleminde eğitim verisi 10 iterasyon boyunca tüm verinin sırasıyla 9/10'u eğitim ve arta kalan 1/10'u ise doğrulama olarak kullanılır. Bu durum rastgele seçilen eğitim verisinin yüksek performanslı sonucunun rasgele olup olmadığını anlamamıza yaramaktadır. Test edilen verinin doğrulama verisi ile doğrulanması sonrası elde edilen performans değeri 10 iterasyon boyunca sürdürülür ve 10 performansın ortalaması alınarak ortalama performans elde edilir [192]. 10 katlı çapraz doğrulama işlemine ait görsel Şekil 4.8'de yer almaktadır.



Şekil 4.8. 10 katlı çapraz doğrulama işlemi

İkili sınıflandırmada kullanılan popüler ML algoritmaları ile sınıflandırma yapılırken giriş katmanına veri setinde yer alan öznitelikler ( $G_x$ ,  $G_y$ ,  $G_z$ ,  $V$ ,  $A$ ,  $S$ ,  $R$  ve  $dT$ ) tek tek beslenmiştir. Bu işlemdeki amaç her bir özneliğin sınıflandırmadaki etkisini ortaya çıkarmaktır. Her bir algoritmanın sınıflandırma başarısı her bir öznelik için ayrı ayrı değerlendirildikten sonra birbirleri ile karşılaştırmalı performans sonuçları incelenmiştir. İkinci aşamada  $G_x-G_y$ ,  $G_x-G_y-G_z$ ,  $G_x-G_y-G_z-V$ ,  $G_x-G_y-G_z-V-A$ ,  $G_x-G_y-G_z-V-A-S$ ,  $G_x-G_y-G_z-V-A-S-R$  ve son olarak  $G_x-G_y-G_z-V-A-S-R-dT$  öznitelikleri için sınıflandırma

performansları incelenmiştir. Performans değerlendirmeleri 16 ayrı metrik ve ROC grafiği ile yapılmıştır.

Sınıflandırma işlemi; R 4.1.2 sürümü, Windows 10 x64 (build 19043) işletim sistemi, Intel Core i5-7360U CPU @ 2.30GHz işlemci ve 16GB RAM donanımlarına sahip bir PC ile gerçekleştirilmiştir.

Sınıflandırma modellemesi için kullanılan ML algoritmaları sırası ile GLM, LDA, NB, CART, C4.5, C5.0, kNN, SVM, RF, ANN, GBT ve XGBoost olup bunların her birinden elde edilen eğitim ve test sonuçları sırasıyla verilmiştir. Bölüm sonunda tüm sınıflandırıcıların öznitelik bazında karşılaştırmalı performans grafikleri ve yorumları eklenmiştir.

#### 4.1. GLM Sonuçları

Sınıflandırma problemi için kullanılan GLM model yapısında  $G_x$ ,  $G_y$ ,  $G_z$ ,  $V$ ,  $A$ ,  $S$ ,  $R$  ve  $dT$  öznitelikleri bağımsız değişkenleri,  $Class$  ise bağımlı değişkeni temsil etmektedir.  $Class$  bağımlı değişkeni *Arızalı* ve *Sağlam* rulman sınıflarını temsil etmektedir. Sınıflandırma eğitimi yapılırken kullanılan modelin bağıntısı (Eş. 4.1) ile gösterilmektedir.

$$\text{glm}(Class \sim \text{Öznitelik(ler)}, data=eğitim\_verisi) \quad (4.1)$$

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “glm” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

##### 4.1.1. GLM için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

GLM sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.2), Sensitivity (Çizelge 4.3) ve Specificity (Çizelge 4.4) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.2. GLM için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,5443	0,5488	0,5601	0,5583	0,5655	0,5753
Gy	0,4573	0,4829	0,5060	0,5038	0,5296	0,5362
Gz	0,4600	0,4776	0,4948	0,4913	0,5063	0,5181
V	0,4684	0,4750	0,4788	0,4862	0,4963	0,5190
A	0,4728	0,4954	0,5136	0,5093	0,5215	0,5413
S	0,7686	0,7822	0,7840	0,7860	0,7932	0,8063
R	0,4767	0,4900	0,5129	0,5056	0,5201	0,5247
dT	0,9811	0,9856	0,9871	0,9870	0,9888	0,9923
Gxy	0,5242	0,5454	0,5539	0,5576	0,5771	0,5866
Gxyz	0,5099	0,5434	0,5525	0,5547	0,5640	0,6130
Gxyz_V	0,5187	0,5391	0,5497	0,5533	0,5744	0,5825
Gxyz_V_A	0,5253	0,5406	0,5506	0,5497	0,5545	0,5718
Gxyz_V_A_R	0,4947	0,5460	0,5527	0,5501	0,5704	0,5764
Gxyz_V_A_R_S	0,7694	0,7974	0,8037	0,8005	0,8089	0,8227
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9833	0,9852	0,9867	0,9869	0,9885	0,9924

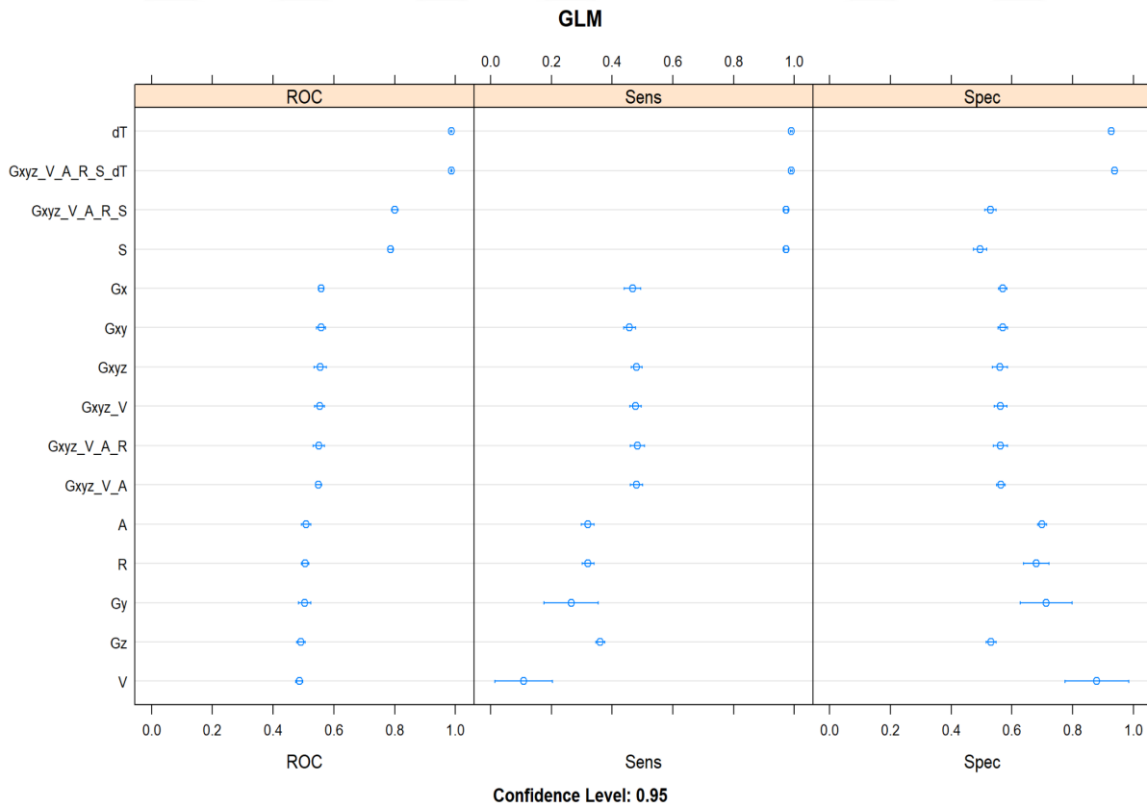
Çizelge 4.3. GLM için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,3780	0,4551	0,4732	0,4672	0,4923	0,5147
Gy	0,0000	0,1924	0,3056	0,2655	0,3602	0,3753
Gz	0,3164	0,3552	0,3633	0,3612	0,3733	0,3844
V	0,0000	0,0034	0,0617	0,1089	0,2259	0,3199
A	0,2815	0,2962	0,3204	0,3196	0,3438	0,3592
S	0,9571	0,9685	0,9745	0,9735	0,9759	0,9920
R	0,2895	0,2983	0,3141	0,3207	0,3432	0,3646
dT	0,9839	0,9853	0,9920	0,9895	0,9920	0,9946
Gxy	0,4220	0,4370	0,4531	0,4578	0,4739	0,5013
Gxyz	0,4504	0,4578	0,4779	0,4811	0,5000	0,5174
Gxyz_V	0,4182	0,4638	0,4866	0,4768	0,4950	0,5040
Gxyz_V_A	0,4531	0,4571	0,4738	0,4808	0,4960	0,5389
Gxyz_V_A_R	0,4263	0,4802	0,4853	0,4835	0,5060	0,5228
Gxyz_V_A_R_S	0,9544	0,9712	0,9745	0,9735	0,9759	0,9893
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9786	0,9893	0,9906	0,9895	0,9920	0,9946

Çizelge 4.4. GLM için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,5438	0,5630	0,5676	0,5699	0,5758	0,6127
Gy	0,5688	0,6160	0,6844	0,7134	0,8017	0,9178
Gz	0,5013	0,5106	0,5338	0,5317	0,5524	0,5623
V	0,6525	0,7414	0,9403	0,8798	0,9940	1,0000
A	0,6737	0,6797	0,7016	0,6998	0,7117	0,7347
S	0,4483	0,4748	0,4934	0,4951	0,5186	0,5450
R	0,5942	0,6432	0,6976	0,6810	0,7129	0,7778
dT	0,9048	0,9171	0,9310	0,9271	0,9383	0,9416
Gxy	0,5212	0,5637	0,5716	0,5704	0,5862	0,5942
Gxyz	0,5132	0,5471	0,5544	0,5606	0,5663	0,6472
Gxyz_V	0,5119	0,5434	0,5557	0,5627	0,5915	0,5968
Gxyz_V_A	0,5252	0,5557	0,5663	0,5646	0,5802	0,5873
Gxyz_V_A_R	0,5013	0,5458	0,5656	0,5622	0,5822	0,6154
Gxyz_V_A_R_S	0,4828	0,5199	0,5371	0,5298	0,5447	0,5676
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9125	0,9304	0,9403	0,9387	0,9497	0,9523

GLM sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen performans grafiği Şekil 4.9'da görülmektedir.



Şekil 4.9. GLM için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.1.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.5’de yer almaktadır.

Çizelge 4.5. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	561	525
	Arızalı	710	704

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 561 adedi doğru, 710 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 704 adedi doğru, 525 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.6’da yer almaktadır.

Çizelge 4.6. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4414	6	NPV	0,4979	11	Acc	0,5060
2	FNR	0,5586	7	FDR	0,4834	12	BA	0,5071
3	TNR	0,5728	8	DR	0,2244	13	F1 Skor	0,4760
4	FPR	0,4272	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4989
5	PPV	0,5166	10	DP	0,4344	15	Kappa	0,0142

#### 4.1.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.7’de yer almaktadır.



Çizelge 4.7. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	484	391
	Arızalı	787	838

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 484 adedi doğru, 787 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 838 adedi doğru, 391 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.8’de yer almaktadır.

Çizelge 4.8. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,3808	6	NPV	0,5157	11	Acc	0,5288
2	FNR	0,6192	7	FDR	0,4469	12	BA	0,5313
3	TNR	0,6819	8	DR	0,1936	13	F1 Skor	0,4511
4	FPR	0,3181	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4975
5	PPV	0,5531	10	DP	0,3500	15	Kappa	0,0623

#### 4.1.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.9’da yer almaktadır.

Çizelge 4.9. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	450	585
	Arızalı	821	644

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 450 adedi doğru, 821 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer

taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 644 adedi doğru, 585 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gz özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.10'da yer almaktadır.

Çizelge 4.10. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,3541	6	NPV	0,4396	11	Acc	0,4376
2	FNR	0,6459	7	FDR	0,5652	12	BA	0,4390
3	TNR	0,5240	8	DR	0,1800	13	F1 Skor	0,3903
4	FPR	0,4760	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4986
5	PPV	0,4348	10	DP	0,4140	15	Kappa	-0,1216

#### 4.1.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.11'de yer almaktadır.

Çizelge 4.11. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	98	77
	Arızalı	1173	1152

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 98 adedi doğru, 1173 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1152 adedi doğru, 77 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.12'de yer almaktadır.

Çizelge 4.12. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,0771	6	NPV	0,4955	11	Acc	0,5000
2	FNR	0,9229	7	FDR	0,4400	12	BA	0,5072
3	TNR	0,9373	8	DR	0,0392	13	F1 Skor	0,1355
4	FPR	0,0627	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4928
5	PPV	0,5600	10	DP	0,0700	15	Kappa	0,0142

#### 4.1.6. A özniteliği için test sonuçları

A özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.13’de yer almaktadır.

Çizelge 4.13. A özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	376	356
	Arızalı	895	873

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 376 adedi doğru, 895 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Öte yandan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 873 adedi doğru, 356 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının A özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.14’de yer almaktadır.

Çizelge 4.14. A özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,2958	6	NPV	0,4938	11	Acc	0,4996
2	FNR	0,7042	7	FDR	0,4863	12	BA	0,5031
3	TNR	0,7103	8	DR	0,1504	13	F1 Skor	0,3754
4	FPR	0,2897	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4965
5	PPV	0,5137	10	DP	0,2928	15	Kappa	0,0061

#### 4.1.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin, eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.15’de yer almaktadır.

Çizelge 4.15. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	383	381
	Arızalı	888	848

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 383 adedi doğru, 888 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 848 adedi doğru, 381 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.16’da yer almaktadır.

Çizelge 4.16. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,3013	6	NPV	0,4885	11	Acc	0,4924
2	FNR	0,6987	7	FDR	0,4987	12	BA	0,4957
3	TNR	0,6900	8	DR	0,1532	13	F1 Skor	0,3764
4	FPR	0,3100	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4967
5	PPV	0,5013	10	DP	0,3056	15	Kappa	-0,0086

#### 4.1.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.17’de yer almaktadır.

Çizelge 4.17. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1238	620
	Arızalı	33	609

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru, 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 609 adedi doğru, 620 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.18’de yer almaktadır.

Çizelge 4.18. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9486	11	Acc	0,7388
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,3337	12	BA	0,7348
3	TNR	0,4955	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,7913
4	FPR	0,5045	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5041
5	PPV	0,6663	10	DP	0,7432	15	Kappa	0,4733

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise “% 73,88” olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,4733 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.1.9. dT özniteliği için test sonuçları

dT özniteliğinin, eğitimi tamamlanan GLM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.19’da yer almaktadır.

Çizelge 4.19. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1265	80
	Arızalı	6	1149

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1265 adedi doğru ve yalnızca 6 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1149 adedi doğru, 80 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.20’de yer almaktadır.

Çizelge 4.20. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9953	6	NPV	0,9948	11	Acc	0,9656
2	FNR	0,0047	7	FDR	0,0595	12	BA	0,9651
3	TNR	0,9349	8	DR	0,5060	13	F1 Skor	0,9671
4	FPR	0,0651	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9405	10	DP	0,5380	15	Kappa	0,9311

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise “% 96,56” olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9311 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.1.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.21’de yer almaktadır.

Çizelge 4.21. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	553	517
	Arızalı	718	712

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 553 adedi doğru ve 718 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 712 adedi doğru, 517 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx ve Gy öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.22’de yer almaktadır.

Çizelge 4.22. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4351	6	NPV	0,4979	11	Acc	0,5060
2	FNR	0,5649	7	FDR	0,4832	12	BA	0,5072
3	TNR	0,5793	8	DR	0,2212	13	F1 Skor	0,4724
4	FPR	0,4207	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4988
5	PPV	0,5168	10	DP	0,4280	15	Kappa	0,0144

#### 4.1.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.23’de yer almaktadır.

Çizelge 4.23. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	589	519
	Arızalı	682	710

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 589 adedi doğru ve 682 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir.

Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisininin 710 adedi doğru, 519 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx, Gy ve Gz öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.24’de yer almaktadır.

Çizelge 4.24. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4634	6	NPV	0,5101	11	Acc	0,5196
2	FNR	0,5366	7	FDR	0,4684	12	BA	0,5206
3	TNR	0,5777	8	DR	0,2356	13	F1 Skor	0,4952
4	FPR	0,4223	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4990
5	PPV	0,5316	10	DP	0,4432	15	Kappa	0,0410

#### 4.1.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.25’de yer almaktadır.

Çizelge 4.25. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	581	525
	Arızalı	690	704

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisininin 581 adedi doğru ve 690 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisininin 704 adedi doğru, 525 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx, Gy, Gz ve V öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.26’da yer almaktadır.



Çizelge 4.26. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4634	6	NPV	0,5101	11	Acc	0,5196
2	FNR	0,5366	7	FDR	0,4684	12	BA	0,5206
3	TNR	0,5777	8	DR	0,2356	13	F1 Skor	0,4952
4	FPR	0,4223	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4990
5	PPV	0,5316	10	DP	0,4432	15	Kappa	0,0410

#### 4.1.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.27’de yer almaktadır.

Çizelge 4.27. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	600	525
	Arızalı	671	704

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 600 adedi doğru ve 671 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 704 adedi doğru, 525 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx, Gy, Gz, V ve A öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.28’de yer almaktadır.

Çizelge 4.28. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4721	6	NPV	0,5120	11	Acc	0,5216
2	FNR	0,5279	7	FDR	0,4667	12	BA	0,5224
3	TNR	0,5728	8	DR	0,2400	13	F1 Skor	0,5008
4	FPR	0,4272	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5333	10	DP	0,4500	15	Kappa	0,0448

#### 4.1.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.29'da yer almaktadır.

Çizelge 4.29. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	607	524
	Arızalı	664	705

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 607 adedi doğru ve 664 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 705 adedi doğru, 524 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GLM sınıflandırıcısının Gx, Gy, Gz, V, A ve R öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.30'da yer almaktadır.

Çizelge 4.30. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4776	6	NPV	0,5150	11	Acc	0,5248
2	FNR	0,5224	7	FDR	0,4633	12	BA	0,5256
3	TNR	0,5736	8	DR	0,2428	13	F1 Skor	0,5054
4	FPR	0,4264	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5367	10	DP	0,4524	15	Kappa	0,0511

#### 4.1.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.31'de yer almaktadır.

Çizelge 4.31. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1238	570
	Arızalı	33	659

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru ve 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 659 adedi doğru, 570 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.32’de yer almaktadır.

Çizelge 4.32. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9523	11	Acc	0,7588
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,3153	12	BA	0,7551
3	TNR	0,5362	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,8042
4	FPR	0,4638	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5037
5	PPV	0,6847	10	DP	0,7232	15	Kappa	0,5140

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,88 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5140 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.1.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GLM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.33’de yer almaktadır.

Çizelge 4.33. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1263	69
	Arızalı	8	1160

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1263 adedi doğru ve yalnızca 8 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1160 adedi doğru, 69 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.34’de yer almaktadır.

Çizelge 4.34. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9937	6	NPV	0,9932	11	Acc	0,9692
2	FNR	0,0063	7	FDR	0,0518	12	BA	0,9688
3	TNR	0,9439	8	DR	0,5052	13	F1 Skor	0,9704
4	FPR	0,0561	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9482	10	DP	0,5328	15	Kappa	0,9383

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 96,92 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9383 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

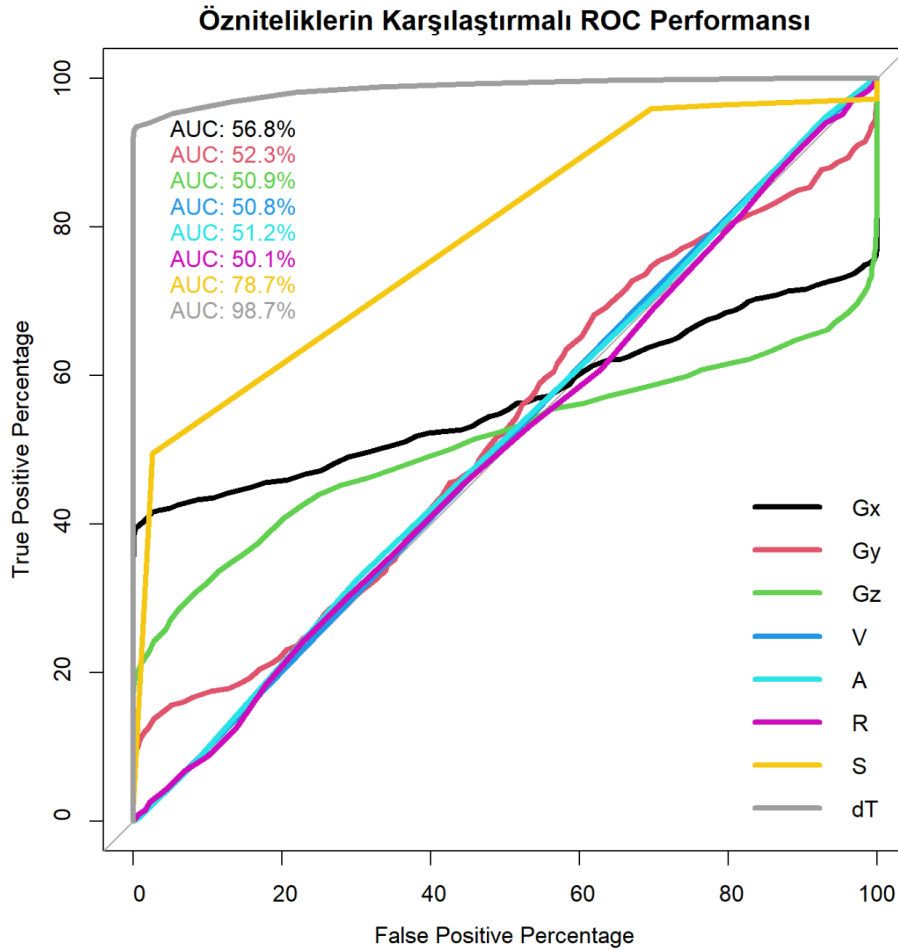
#### 4.1.17. GLM için karşılaştırmalı test sonuçları

GLM için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.10’da görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin dT ve S olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına

sınıflandırma modellerinde yetersiz oldukları göze çarpmaktadır. GLM için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.35’de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

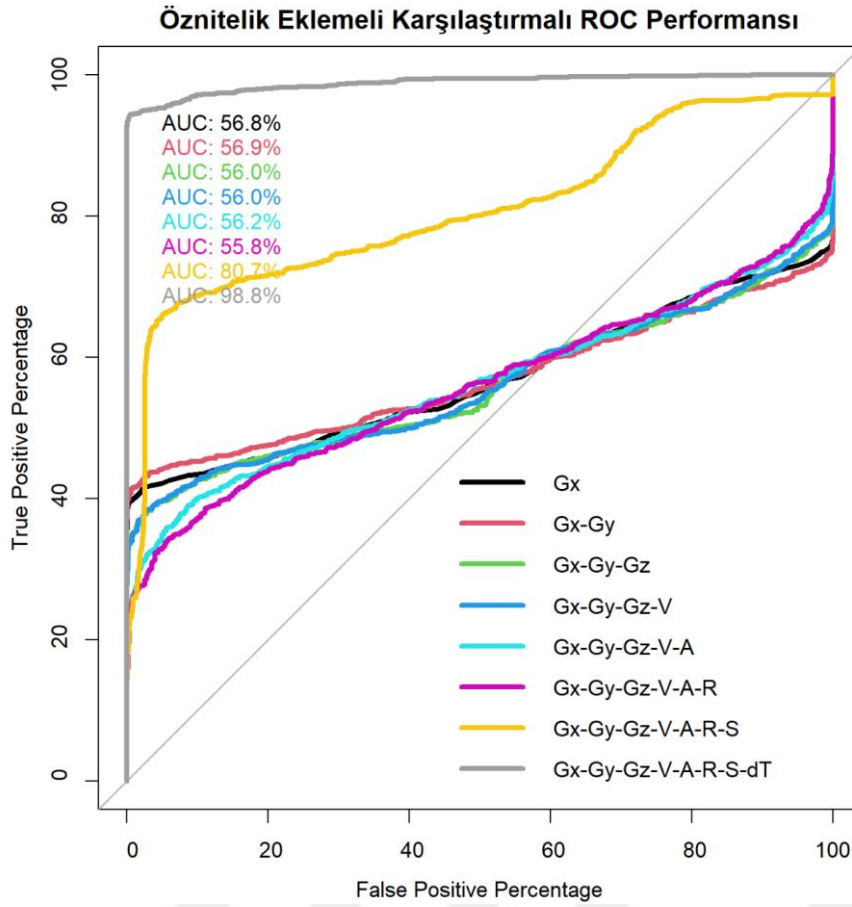
Çizelge 4.35. GLM için özniteliklerin AUC performans değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 56,8	% 52,3	% 50,9	% 50,8	% 51,2	% 50,1	% 78,7	% 98,7
Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Orta	Mükemmel



Şekil 4.10. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek GLM ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.11’de yer almaktadır. S ve dT öznitelikleri eklenene kadar AUC değerinde önemli bir iyileşme meydana gelmemiştir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu GLM sınıflandırmasında % 98,8 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayrımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.11. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

## 4.2. LDA Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metod olarak “lda” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır. Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin her biri ve eklemeli öznitelikler için 10 katlı çapraz doğrulama metodu ile modellerin eğitimi yapılmıştır.

### 4.2.1. LDA için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

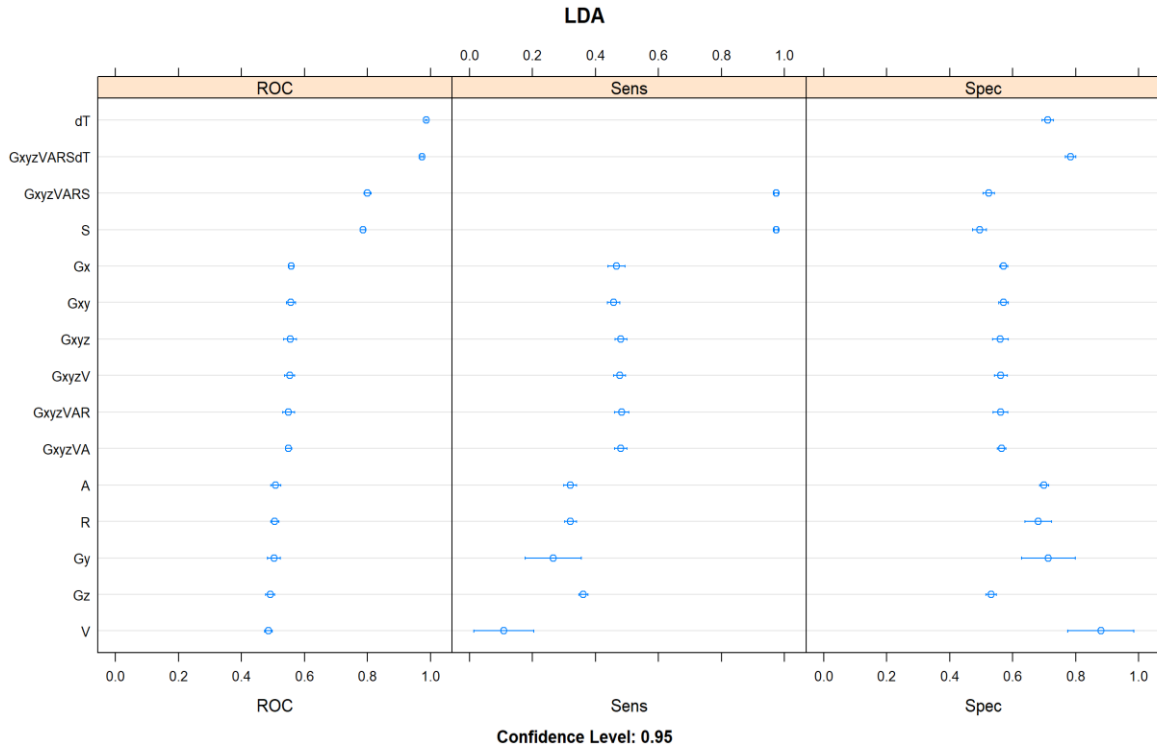
LDA sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.36), Sensitivity (Çizelge



Çizelge 4.38. LDA için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5438	0,5630	0,5676	0,5712	0,5758	0,6127
<b>Gy</b>	0,5688	0,6160	0,6844	0,7134	0,8017	0,9178
<b>Gz</b>	0,5013	0,5106	0,5338	0,5317	0,5524	0,5623
<b>V</b>	0,6525	0,7414	0,9403	0,8798	0,9940	1,0000
<b>A</b>	0,6737	0,6797	0,7016	0,6998	0,7117	0,7347
<b>S</b>	0,4483	0,4748	0,4934	0,4951	0,5186	0,5450
<b>R</b>	0,5942	0,6432	0,6976	0,6810	0,7129	0,7778
<b>dT</b>	0,6790	0,6925	0,7069	0,7118	0,7328	0,7560
<b>Gxy</b>	0,5212	0,5637	0,5716	0,5707	0,5862	0,5968
<b>Gxyz</b>	0,5132	0,5477	0,5544	0,5609	0,5663	0,6472
<b>GxyzV</b>	0,5119	0,5427	0,5557	0,5625	0,5915	0,5968
<b>GxyzVA</b>	0,5252	0,5564	0,5676	0,5651	0,5802	0,5873
<b>GxyzVAR</b>	0,5013	0,5458	0,5642	0,5617	0,5816	0,6154
<b>GxyzVARS</b>	0,4748	0,5166	0,5279	0,5237	0,5405	0,5597
<b>GxyzVARsdT</b>	0,7586	0,7653	0,7772	0,7833	0,8024	0,8228

LDA sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.12’de görülmektedir.



Şekil 4.12. LDA için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği



#### 4.2.2. Gx, Gy, Gz, V, A, R ve S öznitelikleri için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan LDA modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar Gx, Gy, Gz, V, A, R ve S öznitelikleri için GLM sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1).

#### 4.2.3. dT özniteliđi için test sonuçları

dT özniteliđi için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.39'da yer almaktadır.

Çizelge 4.39. dT özniteliđi ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sađlam	Arızalı
Tahmin	Sađlam	1271	356
	Arızalı	0	873

Gerçekte *Sađlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin tamamını dođru sınıflandırdığı görülmektedir. Gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 873 tanesini *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 356 tanesini *Sađlam* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.40'da yer almaktadır.

Çizelge 4.40. dT özniteliđi ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Deđer	#	Metrik	Deđer	#	Metrik	Deđer
1	TPR	1,0000	6	NPV	1,0000	11	Acc	0,8576
2	FNR	0,0000	7	FDR	0,2188	12	BA	0,8552
3	TNR	0,7103	8	DR	0,5084	13	F1 Skor	0,8772
4	FPR	0,2897	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5025
5	PPV	0,7812	10	DP	0,6508	15	Kappa	0,7137

Gerçekte *Sađlam* olan gözlemlerin *Sađlam* olarak tahmin edildiđi ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiđi yani dođru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diđer bir deyişle Acc oranı ise % 85,76 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7137

olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.2.4. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.41’de yer almaktadır.

Çizelge 4.41. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	550	517
	Arızalı	721	712

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 550 adedi doğru ve 721 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 712 adedi doğru, 517 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan LDA sınıflandırıcısının Gx ve Gy öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.42’de yer almaktadır.

Çizelge 4.42. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4327	6	NPV	0,4969	11	Acc	0,5048
2	FNR	0,5673	7	FDR	0,4845	12	BA	0,5060
3	TNR	0,5793	8	DR	0,2200	13	F1 Skor	0,4705
4	FPR	0,4207	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4988
5	PPV	0,5155	10	DP	0,4268	15	Kappa	0,0120

#### 4.2.5. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.43’de yer almaktadır.

Çizelge 4.43. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	588	519
	Arızalı	683	710

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 588 adedi doğru ve 683 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 710 adedi doğru, 519 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan LDA sınıflandırıcısının Gx, Gy ve Gz öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.44'de yer almaktadır.

Çizelge 4.44. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4626	6	NPV	0,5097	11	Acc	0,5192
2	FNR	0,5374	7	FDR	0,4688	12	BA	0,5202
3	TNR	0,5777	8	DR	0,2352	13	F1 Skor	0,4945
4	FPR	0,4223	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4990
5	PPV	0,5312	10	DP	0,4428	15	Kappa	0,0402

#### 4.2.6. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.45'de yer almaktadır.

Çizelge 4.45. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	581	526
	Arızalı	690	703

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 581 adedi doğru ve 690 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir.

Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 703 adedi doğru, 526 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan LDA sınıflandırıcısının Gx, Gy, Gz ve V öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.46'da yer almaktadır.

Çizelge 4.46. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4571	6	NPV	0,5047	11	Acc	0,5136
2	FNR	0,5429	7	FDR	0,4752	12	BA	0,5146
3	TNR	0,5720	8	DR	0,2324	13	F1 Skor	0,4886
4	FPR	0,4280	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4990
5	PPV	0,5248	10	DP	0,4428	15	Kappa	0,0291

#### 4.2.7. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.47'de yer almaktadır.

Çizelge 4.47. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	600	524
	Arızalı	671	705

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 600 adedi doğru ve 671 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 705 adedi doğru, 524 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan LDA sınıflandırıcısının Gx, Gy, Gz, V ve A öznitelikleri bir arada iken yeterli başarıya sahip bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.48'de yer almaktadır.

Çizelge 4.48. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4721	6	NPV	0,5124	11	Acc	0,5220
2	FNR	0,5279	7	FDR	0,4662	12	BA	0,5229
3	TNR	0,5736	8	DR	0,2400	13	F1 Skor	0,5010
4	FPR	0,4264	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5338	10	DP	0,4496	15	Kappa	0,0456

#### 4.2.8. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi GLM sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.1.14).

#### 4.2.9. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.49'da yer almaktadır.

Çizelge 4.49. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1238	579
	Arızalı	33	650

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru ve 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 650 adedi doğru, 579 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.50'de yer almaktadır.

Çizelge 4.50. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9517	11	Acc	0,7552
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,3187	12	BA	0,7515
3	TNR	0,5289	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,8018
4	FPR	0,4711	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5038
5	PPV	0,6813	10	DP	0,7268	15	Kappa	0,5066

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5066 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.2.10. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan LDA modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.51’de yer almaktadır.

Çizelge 4.51. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1271	263
	Arızalı	0	966

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın LDA sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin tamamını doğru bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 966 adedi doğru, 263 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.52’de yer almaktadır.

Çizelge 4.52. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	1,0000	6	NPV	1,0000	11	Acc	0,8948
2	FNR	0,0000	7	FDR	0,1714	12	BA	0,8930
3	TNR	0,7860	8	DR	0,5084	13	F1 Skor	0,9062
4	FPR	0,2140	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5019
5	PPV	0,8286	10	DP	0,6136	15	Kappa	0,7888

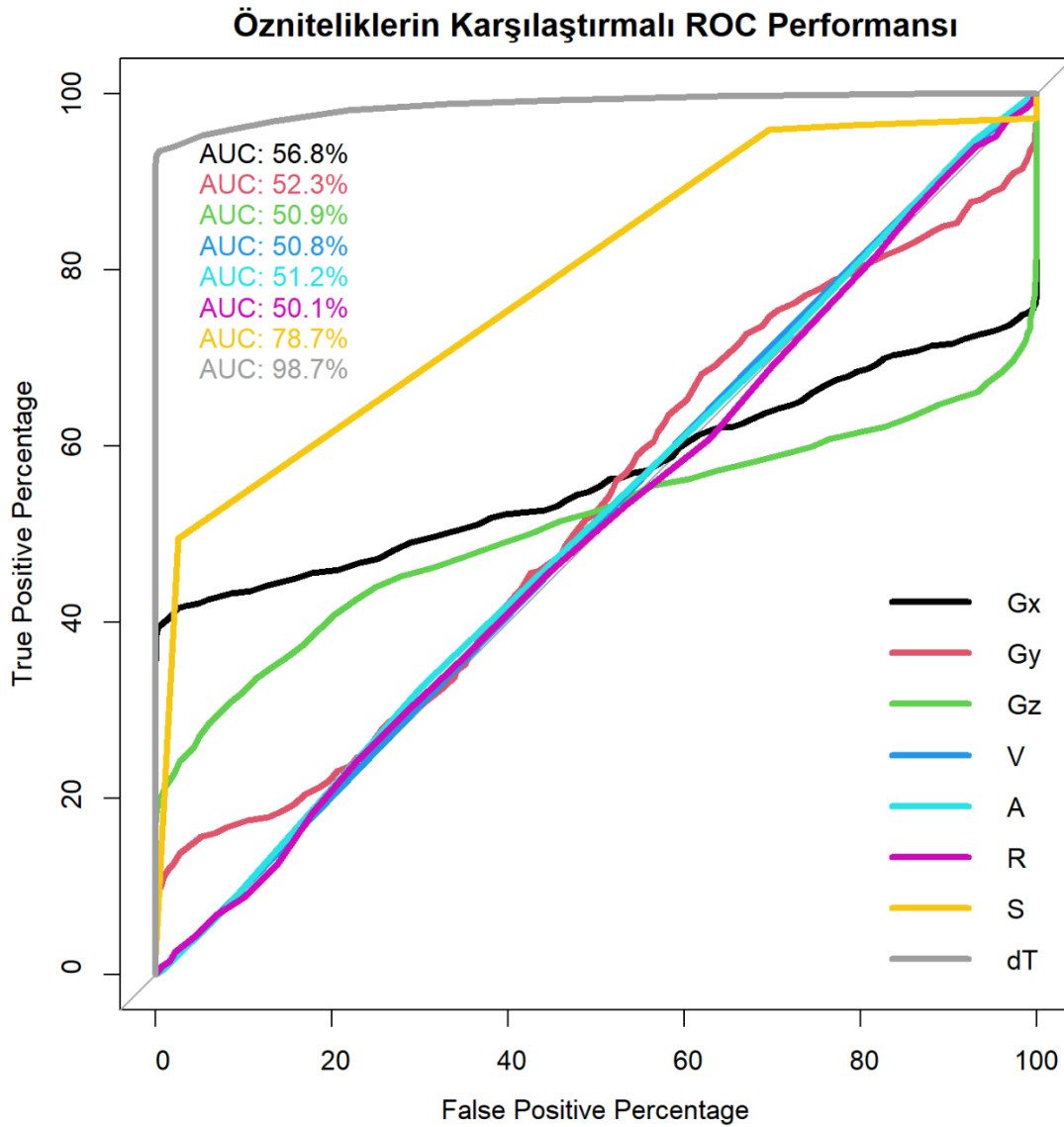
Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,48 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7888 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.2.11. LDA için karşılaştırmalı test sonuçları

LDA için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.13'de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin dT ve S olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde yetersiz oldukları göze çarpmaktadır. LDA için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.47'de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

Çizelge 4.53. LDA için özniteliklerin AUC performans değerlendirmesi

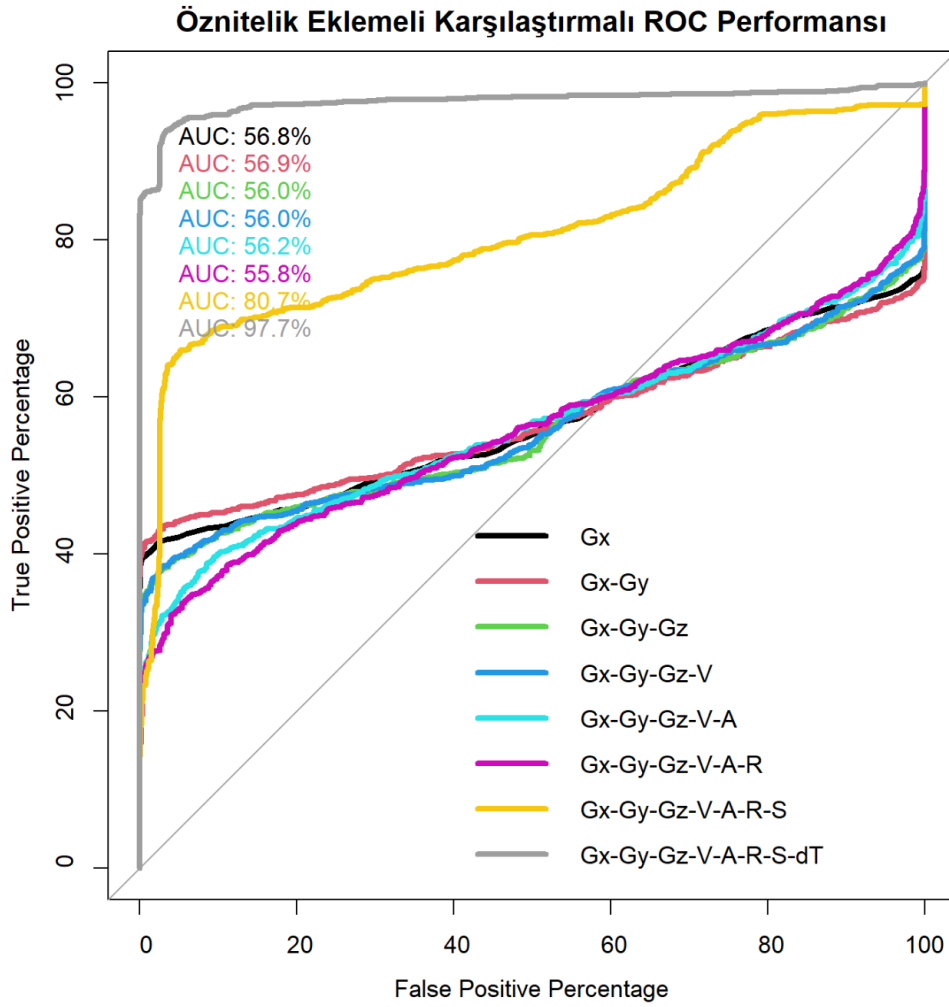
Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 56,8	% 52,3	% 50,9	% 50,8	% 51,2	% 50,1	% 78,7	% 98,7
Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Orta	Mükemmel



Şekil 4.13. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek LDA ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.14'de yer almaktadır. S ve dT öznitelikleri eklenene kadar AUC değerinde önemli bir iyileşme meydana gelmemiştir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu LDA sınıflandırmasında % 97,7 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.





Şekil 4.14. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

### 4.3. NB Sonuçları

Sınıflandırma problemi için kullanılan NB model yapısında Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri bağımsız değişkenleri, Class ise bağımlı değişkeni temsil etmektedir. Class bağımlı değişkeni *Arızalı* ve *Sağlam* rulman sınıflarını temsil etmektedir. Sınıflandırma eğitimi yapılırken kullanılan modelin bağıntısı Eş. 4.2 ile gösterilmektedir.

```
fit.NaiveBayes.Öznitelik(ler)<- caret::train(Class~Öznitelik(ler), data=eğitim_verisi) (4.2)
```

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “nb” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin

sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

#### 4.3.1. NB için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

NB sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.54), Sensitivity (Çizelge 4.55) ve Specificity (Çizelge 4.56) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.54. NB için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,8219	0,8252	0,8266	0,8314	0,8350	0,8515
Gy	0,6358	0,6597	0,6739	0,6711	0,6781	0,7104
Gz	0,7729	0,7801	0,7933	0,7955	0,8092	0,8269
V	0,4744	0,4921	0,5009	0,4987	0,5085	0,5150
A	0,4781	0,4925	0,5054	0,5047	0,5119	0,5357
S	0,7279	0,7595	0,7671	0,7685	0,7724	0,8111
R	0,4818	0,4999	0,5070	0,5121	0,5263	0,5463
dT	0,9781	0,9833	0,9843	0,9841	0,9867	0,9883
Gxy	0,8613	0,8667	0,8714	0,8730	0,8752	0,8938
Gxyz	0,9191	0,9301	0,9345	0,9354	0,9414	0,9505
Gxyz_V	0,9268	0,9307	0,9360	0,9357	0,9407	0,9463
Gxyz_V_A	0,9263	0,9286	0,9332	0,9355	0,9386	0,9561
Gxyz_V_A_R	0,9211	0,9237	0,9371	0,9348	0,9452	0,9466
Gxyz_V_A_R_S	0,9555	0,9576	0,9618	0,9646	0,9707	0,9798
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9925	0,9956	0,9970	0,9966	0,9979	0,9986

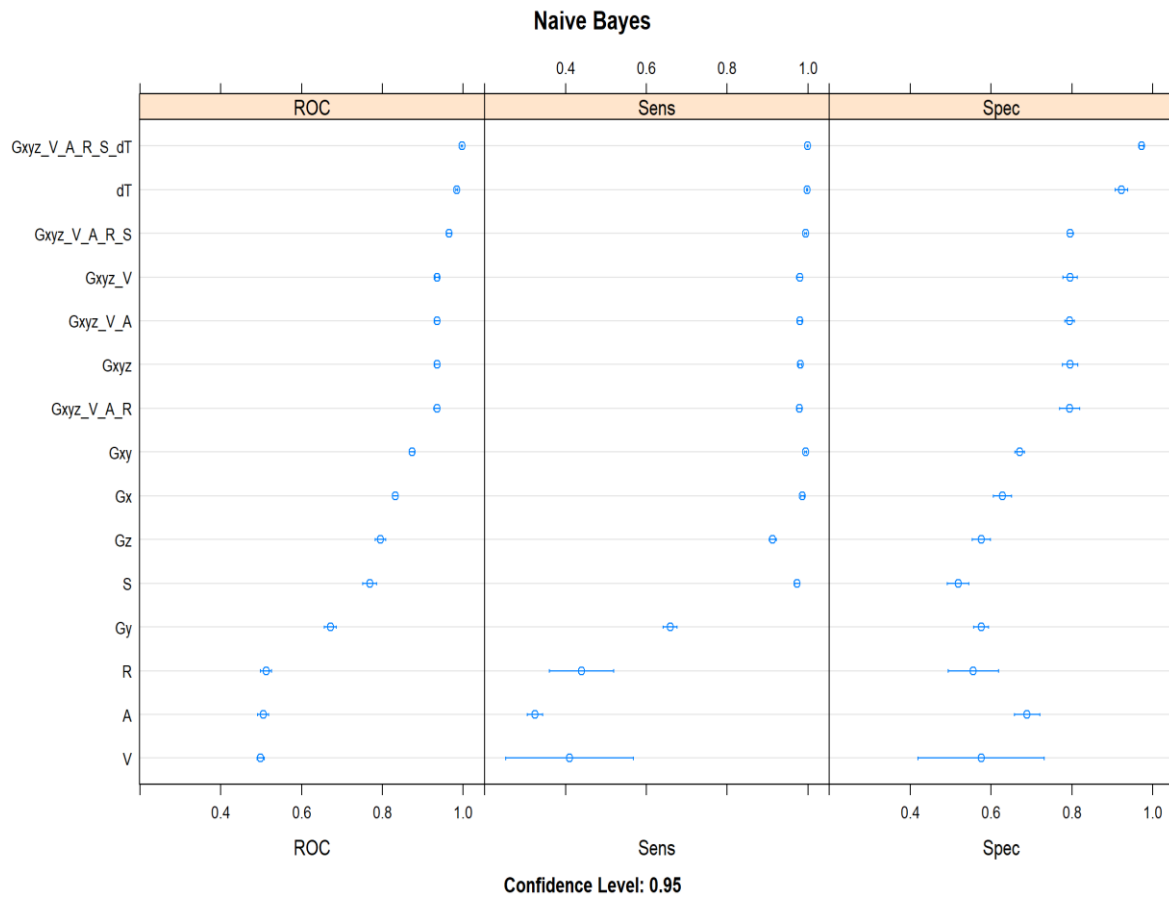
Çizelge 4.55. NB için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9759	0,9866	0,9866	0,9866	0,9886	0,9946
Gy	0,6210	0,6441	0,6622	0,6591	0,6776	0,6917
Gz	0,8898	0,9075	0,9129	0,9128	0,9229	0,9276
V	0,0563	0,3277	0,4349	0,4098	0,5074	0,7051
A	0,2735	0,3170	0,3221	0,3248	0,3271	0,3807
S	0,9571	0,9705	0,9745	0,9735	0,9779	0,9866
R	0,2466	0,3512	0,4678	0,4396	0,5328	0,5618
dT	0,9946	0,9973	0,9987	0,9984	1,0000	1,0000
Gxy	0,9866	0,9920	0,9946	0,9944	0,9973	1,0000
Gxyz	0,9678	0,9786	0,9826	0,9812	0,9839	0,9893
Gxyz_V	0,9598	0,9759	0,9772	0,9796	0,9859	0,9946
Gxyz_V_A	0,9651	0,9759	0,9839	0,9796	0,9839	0,9866
Gxyz_V_A_R	0,9651	0,9739	0,9785	0,9788	0,9832	0,9946
Gxyz_V_A_R_S	0,9893	0,9926	0,9946	0,9946	0,9973	1,0000
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9973	0,9980	1,0000	0,9992	1,0000	1,0000

Çizelge 4.56. NB için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5703	0,6216	0,6340	0,6287	0,6459	0,6737
<b>Gy</b>	0,5252	0,5703	0,5729	0,5760	0,5944	0,6101
<b>Gz</b>	0,5305	0,5504	0,5735	0,5762	0,6068	0,6127
<b>V</b>	0,3024	0,4775	0,5324	0,5755	0,6399	0,9416
<b>A</b>	0,5836	0,6799	0,6923	0,6892	0,7016	0,7480
<b>S</b>	0,4721	0,4894	0,5159	0,5187	0,5301	0,5782
<b>R</b>	0,4456	0,4914	0,5430	0,5564	0,6306	0,6976
<b>dT</b>	0,8833	0,9078	0,9310	0,9228	0,9377	0,9496
<b>Gxy</b>	0,6446	0,6645	0,6724	0,6714	0,6844	0,6897
<b>Gxyz</b>	0,7613	0,7752	0,7878	0,7955	0,8118	0,8382
<b>Gxyz_V</b>	0,7639	0,7905	0,7934	0,7955	0,7984	0,8568
<b>Gxyz_V_A</b>	0,7798	0,7838	0,7878	0,7947	0,8048	0,8276
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,7321	0,7745	0,7984	0,7947	0,8216	0,8386
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,7772	0,7938	0,7984	0,7961	0,8024	0,8095
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9602	0,9682	0,9735	0,9724	0,9781	0,9815

NB sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.15'de görülmektedir.



Şekil 4.15. NB için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

### 4.3.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.57’de yer almaktadır.

Çizelge 4.57. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1243	430
	Arızalı	28	799

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1243 adedi doğru, 28 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 799 adedi doğru, 430 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.58’de yer almaktadır.

Çizelge 4.58. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9780	6	NPV	0,9661	11	Acc	0,8168
2	FNR	0,0220	7	FDR	0,2570	12	BA	0,8140
3	TNR	0,6501	8	DR	0,4972	13	F1 Skor	0,8444
4	FPR	0,3499	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5028
5	PPV	0,7430	10	DP	0,6692	15	Kappa	0,6315

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,68 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6315 olduğu görülmektedir. Bu değer, Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtmektedir.

### 4.3.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.59’da yer almaktadır.

Çizelge 4.59. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	813	509
	Arızalı	458	720

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 813 adedi doğru, 458 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 720 adedi doğru, 509 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan NB sınıflandırıcısının Gy özniteliği için zayıf bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.60'da yer almaktadır.

Çizelge 4.60. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,6397	6	NPV	0,6112	11	Acc	0,6132
2	FNR	0,3603	7	FDR	0,3850	12	BA	0,6127
3	TNR	0,5858	8	DR	0,3252	13	F1 Skor	0,6271
4	FPR	0,4142	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,6150	10	DP	0,5288	15	Kappa	0,2257

#### 4.3.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.61'de yer almaktadır.

Çizelge 4.61. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1156	509
	Arızalı	115	720

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1156 adedi doğru, 115 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir.

Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 720 adedi doğru, 509 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.62’de yer almaktadır.

Çizelge 4.62. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9095	6	NPV	0,8623	11	Acc	0,7504
2	FNR	0,0905	7	FDR	0,3057	12	BA	0,7477
3	TNR	0,5858	8	DR	0,4624	13	F1 Skor	0,7875
4	FPR	0,4142	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5028
5	PPV	0,6943	10	DP	0,6660	15	Kappa	0,4980

#### 4.3.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.63’de yer almaktadır.

Çizelge 4.63. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	569	556
	Arızalı	702	673

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 702 adedi doğru, 569 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 673 adedi doğru, 556 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan NB sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.64’de yer almaktadır.

Çizelge 4.64. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4477	6	NPV	0,4895	11	Acc	0,4968
2	FNR	0,5523	7	FDR	0,4942	12	BA	0,4976
3	TNR	0,5476	8	DR	0,2276	13	F1 Skor	0,4750
4	FPR	0,4524	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5058	10	DP	0,4500	15	Kappa	-0,0047

#### 4.3.6. A özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan NB modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.3.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.65’de yer almaktadır.

Çizelge 4.65. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	670	658
	Arızalı	601	571

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 670 adedi doğru, 601 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 571 adedi doğru, 658 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan NB sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.66’da yer almaktadır.

Çizelge 4.66. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,5271	6	NPV	0,4872	11	Acc	0,4964
2	FNR	0,4729	7	FDR	0,4955	12	BA	0,4959
3	TNR	0,4646	8	DR	0,2680	13	F1 Skor	0,5156
4	FPR	0,5354	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,5045	10	DP	0,5312	15	Kappa	-0,0083

#### 4.3.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan NB modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.67’de yer almaktadır.

Çizelge 4.67. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1238	586
	Arızalı	33	643

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru, 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 643 adedi doğru, 586 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.68’de yer almaktadır.

Çizelge 4.68. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9512	11	Acc	0,7524
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,3213	12	BA	0,7486
3	TNR	0,5232	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,8000
4	FPR	0,4768	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5039
5	PPV	0,6787	10	DP	0,7296	15	Kappa	0,5010

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,24 olarak elde edilmiştir. Bu değere



istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5010 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.9. dT özniteliği için test sonuçları

dT özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.69'da yer almaktadır.

Çizelge 4.69. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1269	87
	Arızalı	2	1142

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1269 adedi doğru ve yalnızca 2 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1142 adedi doğru, 87 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.70'de yer almaktadır.

Çizelge 4.70. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9984	6	NPV	0,9983	11	Acc	0,9644
2	FNR	0,0016	7	FDR	0,0642	12	BA	0,9638
3	TNR	0,9292	8	DR	0,5076	13	F1 Skor	0,9661
4	FPR	0,0708	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5007
5	PPV	0,9358	10	DP	0,5424	15	Kappa	0,9287

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 96,44 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9287

olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.71’de yer almaktadır.

Çizelge 4.71. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1254	388
	Arızalı	17	841

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1254 adedi doğru ve 17 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 841 adedi doğru, 388 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.72’de yer almaktadır.

Çizelge 4.72. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9866	6	NPV	0,9802	11	Acc	0,8380
2	FNR	0,0134	7	FDR	0,2363	12	BA	0,8355
3	TNR	0,6843	8	DR	0,5016	13	F1 Skor	0,8610
4	FPR	0,3157	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5026
5	PPV	0,7637	10	DP	0,6568	15	Kappa	0,6743

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı, diğer bir deyişle Acc oranı ise % 83,8 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6743 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.73’de yer almaktadır.

Çizelge 4.73. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1238	226
	Arızalı	33	1003

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru ve 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1003 adedi doğru, 226 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.74’de yer almaktadır.

Çizelge 4.74. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9681	11	Acc	0,8964
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,1544	12	BA	0,8951
3	TNR	0,8161	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,9053
4	FPR	0,1839	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5014
5	PPV	0,8456	10	DP	0,5856	15	Kappa	0,7922

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7922 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.75’de yer almaktadır.

Çizelge 4.75. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1237	225
	Arızalı	34	1004

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1237 adedi doğru ve 34 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1004 adedi doğru, 225 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.76’da yer almaktadır.

Çizelge 4.76. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9732	6	NPV	0,9672	11	Acc	0,8964
2	FNR	0,0268	7	FDR	0,1539	12	BA	0,8951
3	TNR	0,8169	8	DR	0,4948	13	F1 Skor	0,9052
4	FPR	0,1831	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5014
5	PPV	0,8461	10	DP	0,5848	15	Kappa	0,7922

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7922 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.77’de yer almaktadır.

Çizelge 4.77. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1234	225
	Arızalı	37	1004

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1234 adedi doğru ve 37 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1004 adedi doğru, 225 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.78’de yer almaktadır.

Çizelge 4.78. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9709	6	NPV	0,9645	11	Acc	0,8952
2	FNR	0,0291	7	FDR	0,1542	12	BA	0,8939
3	TNR	0,8169	8	DR	0,4936	13	F1 Skor	0,9040
4	FPR	0,1831	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5014
5	PPV	0,8458	10	DP	0,5836	15	Kappa	0,7898

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7889 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.79’da yer almaktadır.

Çizelge 4.79. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1237	225
	Arızalı	34	1004

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1237 adedi doğru ve 34 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1004 adedi doğru, 225 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.80’de yer almaktadır.

Çizelge 4.80. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9732	6	NPV	0,9672	11	Acc	0,8964
2	FNR	0,0268	7	FDR	0,1539	12	BA	0,8951
3	TNR	0,8169	8	DR	0,4948	13	F1 Skor	0,9052
4	FPR	0,1831	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5014
5	PPV	0,8461	10	DP	0,5848	15	Kappa	0,7922

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7922 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.81’de yer almaktadır.

Çizelge 4.81. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1264	238
	Arızalı	7	991

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1264 adedi doğru ve 7 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 991 adedi doğru, 238 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.82’de yer almaktadır.

Çizelge 4.82. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9945	6	NPV	0,9930	11	Acc	0,9020
2	FNR	0,0055	7	FDR	0,1585	12	BA	0,9004
3	TNR	0,8063	8	DR	0,5056	13	F1 Skor	0,9116
4	FPR	0,1937	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5017
5	PPV	0,8415	10	DP	0,6008	15	Kappa	0,8033

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 90,2 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8033 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan NB modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.83’de yer almaktadır.

Çizelge 4.83. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1269	37
	Arızalı	2	1192

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın NB sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1269 adedi doğru ve yalnızca 2 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1192 adedi doğru, 37 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.84’de yer almaktadır.

Çizelge 4.84. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9984	6	NPV	0,9983	11	Acc	0,9844
2	FNR	0,0016	7	FDR	0,0283	12	BA	0,9842
3	TNR	0,9699	8	DR	0,5076	13	F1 Skor	0,9849
4	FPR	0,0301	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5004
5	PPV	0,9717	10	DP	0,5224	15	Kappa	0,9688

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 98,44 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9688 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.3.17. NB için karşılaştırmalı test sonuçları

NB için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.16’da görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, Gz ve S olduğu, diğer özniteliklerin tek

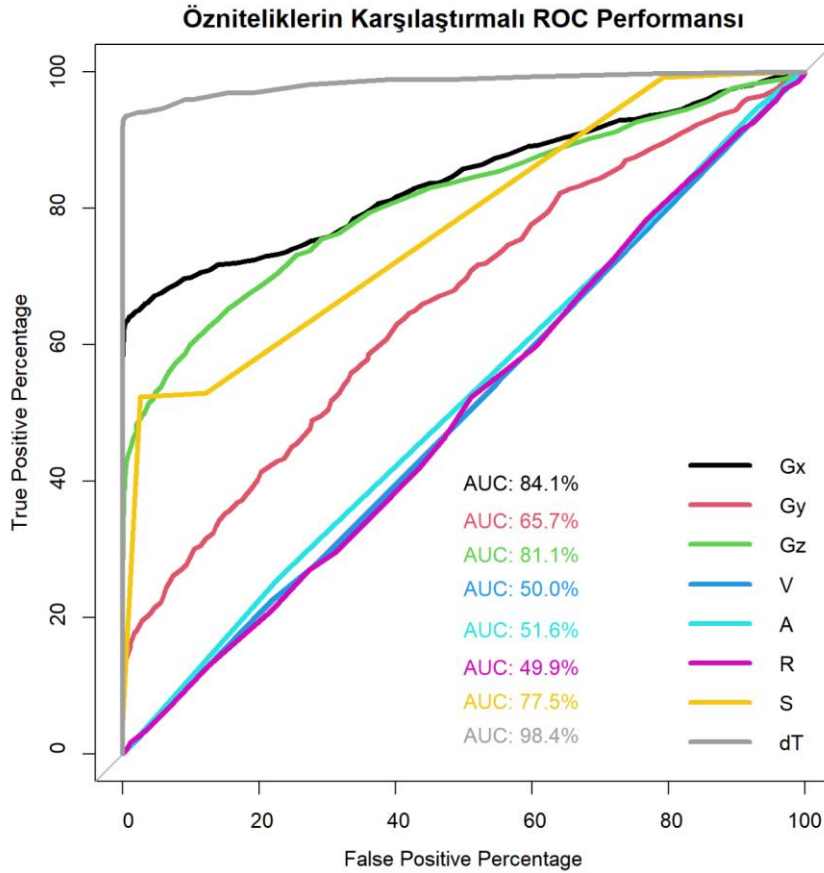


başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. NB için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.85’de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

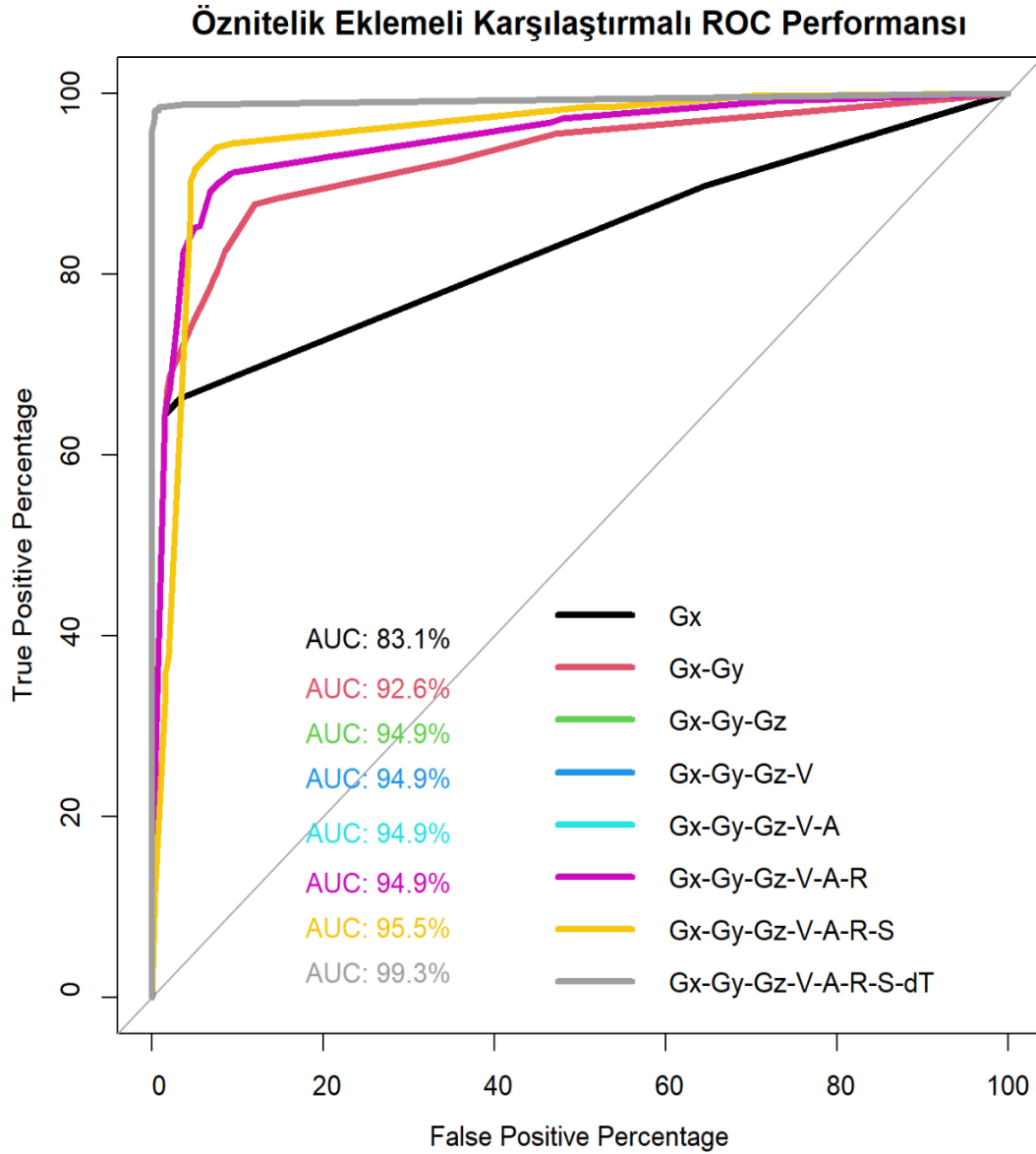
Çizelge 4.85. NB için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 84,1	% 65,7	% 81,1	% 50,0	% 51,6	% 49,9	% 77,5	% 98,4
İyi	Zayıf	İyi	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Orta	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek NB ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.17’de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu NB sınıflandırmasında % 99,3 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.16. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.17. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.4. CART Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “rpart” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

#### 4.4.1. CART için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

CART sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.86), Sensitivity (Çizelge 4.87) ve Specificity (Çizelge 4.88) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.86. CART için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,7894	0,8116	0,8168	0,8172	0,8302	0,8432
Gy	0,6409	0,6462	0,6624	0,6632	0,6729	0,7051
Gz	0,7468	0,7660	0,7732	0,7730	0,7764	0,7944
V	0,4759	0,4820	0,4911	0,4932	0,5000	0,5197
A	0,4910	0,5044	0,5083	0,5095	0,5121	0,5326
S	0,7959	0,8039	0,8090	0,8094	0,8148	0,8256
R	0,4652	0,4982	0,5048	0,5052	0,5159	0,5317
dT	0,9483	0,9576	0,9595	0,9606	0,9645	0,9735
Gxy	0,9042	0,9277	0,9300	0,9293	0,9346	0,9446
Gxyz	0,9272	0,9394	0,9481	0,9484	0,9582	0,9661
Gxyz_V	0,9294	0,9415	0,9533	0,9496	0,9580	0,9630
Gxyz_V_A	0,9213	0,9349	0,9457	0,9440	0,9530	0,9652
Gxyz_V_A_R	0,9284	0,9353	0,9516	0,9473	0,9561	0,9669
Gxyz_V_A_R_S	0,9449	0,9518	0,9547	0,9564	0,9622	0,9702
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9903	0,9917	0,9928	0,9933	0,9954	0,9958

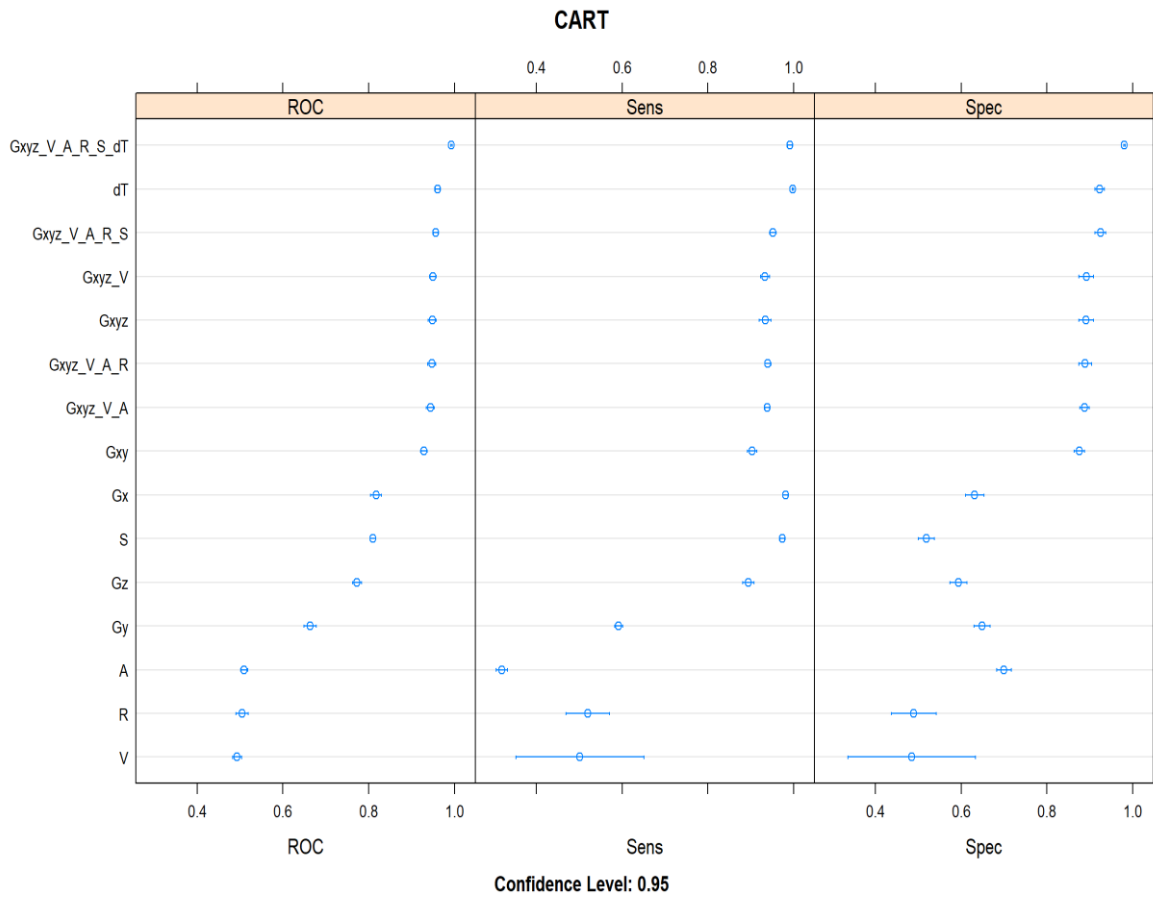
Çizelge 4.87. CART için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9678	0,9745	0,9839	0,9810	0,9866	0,9893
Gy	0,5737	0,5831	0,5885	0,5921	0,6025	0,6156
Gz	0,8579	0,8827	0,8968	0,8943	0,9055	0,9247
V	0,0670	0,4246	0,4517	0,5017	0,6790	0,7855
A	0,2949	0,3070	0,3190	0,3197	0,3284	0,3539
S	0,9651	0,9678	0,9718	0,9734	0,9786	0,9866
R	0,4263	0,4832	0,5121	0,5197	0,5385	0,6408
dT	0,9946	0,9973	1,0000	0,9984	1,0000	1,0000
Gxy	0,8740	0,8988	0,9048	0,9029	0,9108	0,9249
Gxyz	0,9032	0,9202	0,9370	0,9338	0,9504	0,9544
Gxyz_V	0,9035	0,9256	0,9357	0,9335	0,9450	0,9491
Gxyz_V_A	0,9303	0,9330	0,9356	0,9386	0,9430	0,9517
Gxyz_V_A_R	0,9249	0,9310	0,9437	0,9399	0,9464	0,9544
Gxyz_V_A_R_S	0,9383	0,9424	0,9531	0,9517	0,9598	0,9651
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9732	0,9899	0,9933	0,9917	0,9946	1,0000

Çizelge 4.88 CART için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5809	0,6223	0,6353	0,6314	0,6446	0,6764
<b>Gy</b>	0,6154	0,6306	0,6432	0,6489	0,6691	0,6844
<b>Gz</b>	0,5503	0,5736	0,5968	0,5932	0,6134	0,6286
<b>V</b>	0,2175	0,3302	0,5279	0,4847	0,5610	0,9310
<b>A</b>	0,6658	0,6870	0,7003	0,6998	0,7109	0,7434
<b>S</b>	0,4748	0,5040	0,5133	0,5187	0,5328	0,5597
<b>R</b>	0,3581	0,4772	0,4867	0,4893	0,5199	0,5995
<b>dT</b>	0,8966	0,9151	0,9231	0,9228	0,9304	0,9497
<b>Gxy</b>	0,8355	0,8700	0,8780	0,8756	0,8867	0,8939
<b>Gxyz</b>	0,8515	0,8806	0,8979	0,8913	0,9045	0,9204
<b>Gxyz_V</b>	0,8568	0,8747	0,8912	0,8918	0,9098	0,9233
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8621	0,8806	0,8808	0,8873	0,9012	0,9098
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8462	0,8793	0,8899	0,8889	0,8961	0,9257
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,8992	0,9131	0,9244	0,9247	0,9370	0,9496
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9788	0,9788	0,9788	0,9806	0,9815	0,9867

CART sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen 10 katlı çapraz doğrulama verisini gösterir ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.18’de görülmektedir.



Şekil 4.18. CART için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.4.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.89’da yer almaktadır.

Çizelge 4.89. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1234	420
	Arızalı	37	809

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1234 adedi doğru, 37 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 809 adedi doğru, 420 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.90’da yer almaktadır.

Çizelge 4.90. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9709	6	NPV	0,9563	11	Acc	0,8172
2	FNR	0,0291	7	FDR	0,2539	12	BA	0,8146
3	TNR	0,6583	8	DR	0,4936	13	F1 Skor	0,8438
4	FPR	0,3417	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7461	10	DP	0,6616	15	Kappa	0,6324

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,72 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6324 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.4.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.91’de yer almaktadır.

Çizelge 4.91. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	712	429
	Arızalı	559	800

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 712 adedi doğru, 559 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 800 adedi doğru, 429 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan CART sınıflandırıcısının Gy özniteliği için zayıf bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.92’de yer almaktadır.

Çizelge 4.92. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,5602	6	NPV	0,5887	11	Acc	0,6048
2	FNR	0,4398	7	FDR	0,3760	12	BA	0,6056
3	TNR	0,6509	8	DR	0,2848	13	F1 Skor	0,5904
4	FPR	0,3491	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4993
5	PPV	0,6240	10	DP	0,4564	15	Kappa	0,2108

#### 4.4.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.93’de yer almaktadır.

Çizelge 4.93. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1128	475
	Arızalı	143	754

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1128 adedi doğru, 143 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 754 adedi doğru, 475 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.94’de yer almaktadır.

Çizelge 4.94. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8875	6	NPV	0,8406	11	Acc	0,7528
2	FNR	0,1125	7	FDR	0,2963	12	BA	0,7505
3	TNR	0,6135	8	DR	0,4512	13	F1 Skor	0,7850
4	FPR	0,3865	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5024
5	PPV	0,7037	10	DP	0,6412	15	Kappa	0,5032

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,68 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5032 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.4.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.95’de yer almaktadır.

Çizelge 4.95. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	575	562
	Arızalı	696	667

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 575 adedi doğru, 696 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 667 adedi doğru, 562 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan CART sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.96’da yer almaktadır.

Çizelge 4.96. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4524	6	NPV	0,4894	11	Acc	0,4968
2	FNR	0,5476	7	FDR	0,4943	12	BA	0,4976
3	TNR	0,5427	8	DR	0,2300	13	F1 Skor	0,4776
4	FPR	0,4573	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5057	10	DP	0,4548	15	Kappa	-0,0049

#### 4.4.6. A özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.4.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan CART modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.97’de yer almaktadır.



Çizelge 4.97. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	586	555
	Arızalı	685	674

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 586 adedi doğru, 685 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 674 adedi doğru, 555 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan CART sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.98’de yer almaktadır.

Çizelge 4.98. R özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4611	6	NPV	0,4960	11	Acc	0,5040
2	FNR	0,5389	7	FDR	0,4864	12	BA	0,5047
3	TNR	0,5484	8	DR	0,2344	13	F1 Skor	0,4859
4	FPR	0,4516	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4993
5	PPV	0,5136	10	DP	0,4564	15	Kappa	0,0095

#### 4.4.8. S özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar S özniteliği için NB sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.4.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.4.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan CART modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.99’da yer almaktadır.

Çizelge 4.99. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1118	151
	Arızalı	153	1078

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1118 adedi doğru ve 153 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1078 adedi doğru, 151 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.100’de yer almaktadır.

Çizelge 4.100. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8796	6	NPV	0,8757	11	Acc	0,8784
2	FNR	0,1204	7	FDR	0,1190	12	BA	0,8784
3	TNR	0,8771	8	DR	0,4472	13	F1 Skor	0,8803
4	FPR	0,1229	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5001
5	PPV	0,8810	10	DP	0,5076	15	Kappa	0,7567

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 87,84 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7567 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.4.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan CART modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.101’de yer almaktadır.

Çizelge 4.101. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1171	121
	Arızalı	100	1108

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1171 adedi doğru ve 100 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1108 adedi doğru, 121 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.102’de yer almaktadır.

Çizelge 4.102. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9213	6	NPV	0,9172	11	Acc	0,9116
2	FNR	0,0787	7	FDR	0,0937	12	BA	0,9114
3	TNR	0,9015	8	DR	0,4684	13	F1 Skor	0,9138
4	FPR	0,0985	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9063	10	DP	0,5168	15	Kappa	0,8231

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,16 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8231 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.4.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar Gx-Gy-Gz özniteliklerinin birlikte yar aldığı CART sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.4.11).

#### 4.4.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar Gx-Gy-Gz özniteliklerinin birlikte yar aldığı CART sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.4.11).

#### 4.4.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan CART modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar Gx-Gy-Gz özniteliklerinin birlikte yar aldığı CART sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.4.11).

#### 4.4.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan CART modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.103’de yer almaktadır.

Çizelge 4.103. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1185	82
	Arızalı	86	1147

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1185 adedi doğru ve 86 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1147 adedi doğru, 82 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.104’de yer almaktadır.

Çizelge 4.104. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9323	6	NPV	0,9303	11	Acc	0,9328
2	FNR	0,0677	7	FDR	0,0647	12	BA	0,9328
3	TNR	0,9333	8	DR	0,4740	13	F1 Skor	0,9338
4	FPR	0,0667	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5001
5	PPV	0,9353	10	DP	0,5068	15	Kappa	0,8656

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8656 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.4.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan CART modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.105’de yer almaktadır.

Çizelge 4.105. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1266	23
	Arızalı	5	1206

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın CART sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1266 adedi doğru ve yalnızca 5 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1206 adedi doğru, 23 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.106’da yer almaktadır.

Çizelge 4.106. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9961	6	NPV	0,9959	11	Acc	0,9888
2	FNR	0,0039	7	FDR	0,0178	12	BA	0,9887
3	TNR	0,9813	8	DR	0,5064	13	F1 Skor	0,9891
4	FPR	0,0187	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9822	10	DP	0,5156	15	Kappa	0,9776

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 98,88 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9776 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.4.17. CART için karşılaştırmalı test sonuçları

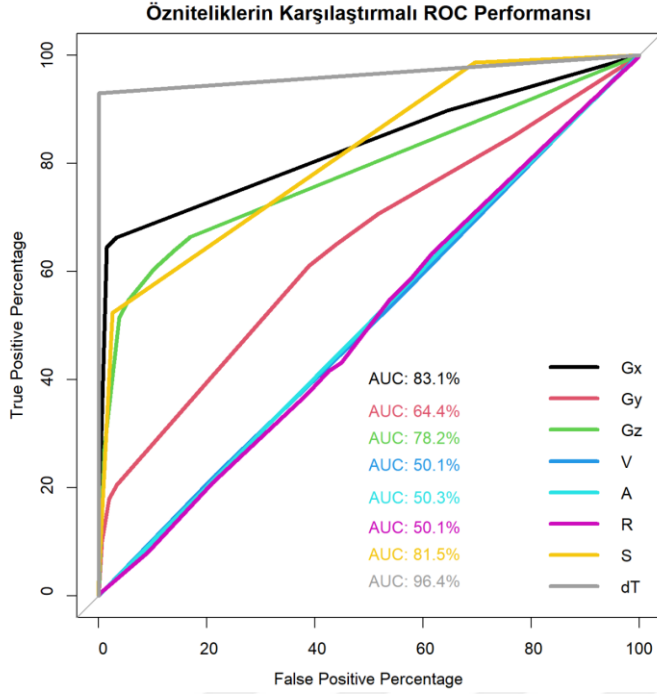
CART için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile değerlendirilmiştir. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.19'da görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, S, Gx, Gz ve Gy olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. CART için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.107'de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

Çizelge 4.107. CART için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

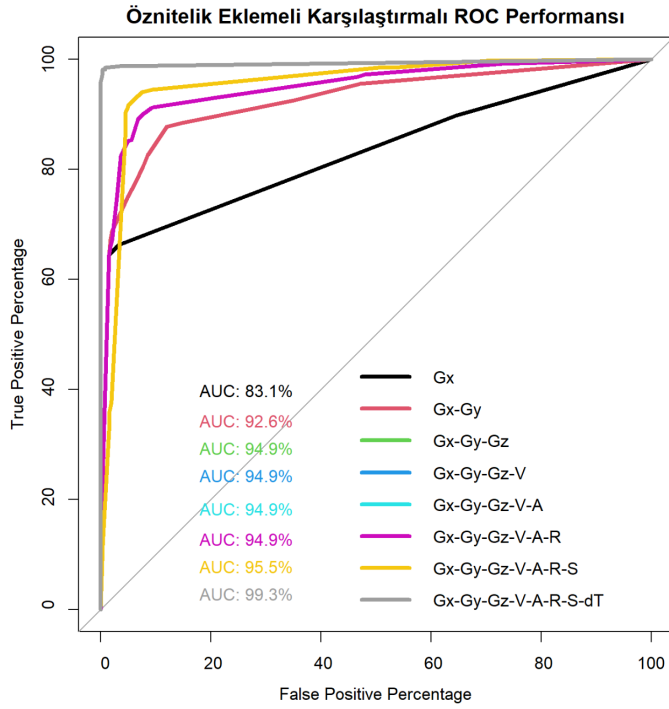
Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 83,1	% 64,4	% 78,2	% 50,1	% 50,3	% 50,1	% 81,5	% 96,4
İyi	Zayıf	Orta	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek CART ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.20'de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir.

Tüm özniteliklerin bir arada olduğu CART sınıflandırmasında % 99,3 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.19. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.20. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

## 4.5. C4.5 Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “J48” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

### 4.5.1. C4.5 için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

C4.5 sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.108), Sensitivity (Çizelge 4.109) ve Specificity (Çizelge 4.110) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

C4.5 sınıflandırıcısı için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.21’de görülmektedir.

Çizelge 4.108. C4.5 için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,7805	0,8037	0,8112	0,8090	0,8215	0,8311
<b>Gy</b>	0,6270	0,6491	0,6625	0,6589	0,6702	0,6757
<b>Gz</b>	0,7262	0,7527	0,7599	0,7577	0,7667	0,7782
<b>V</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>A</b>	0,4829	0,4995	0,5000	0,4979	0,5000	0,5002
<b>S</b>	0,7923	0,7995	0,8090	0,8094	0,8193	0,8306
<b>R</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>dT</b>	0,9443	0,9582	0,9609	0,9606	0,9636	0,9775
<b>Gxy</b>	0,9222	0,9261	0,9389	0,9354	0,9430	0,9461
<b>Gxyz</b>	0,9511	0,9523	0,9558	0,9594	0,9671	0,9751
<b>Gxyz_V</b>	0,9386	0,9481	0,9526	0,9531	0,9596	0,9683
<b>Gxyz_V_A</b>	0,9414	0,9525	0,9536	0,9533	0,9565	0,9651
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,9297	0,9448	0,9474	0,9484	0,9588	0,9613
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9428	0,9605	0,9666	0,9635	0,9670	0,9746
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9907	0,9914	0,9937	0,9933	0,9948	0,9962

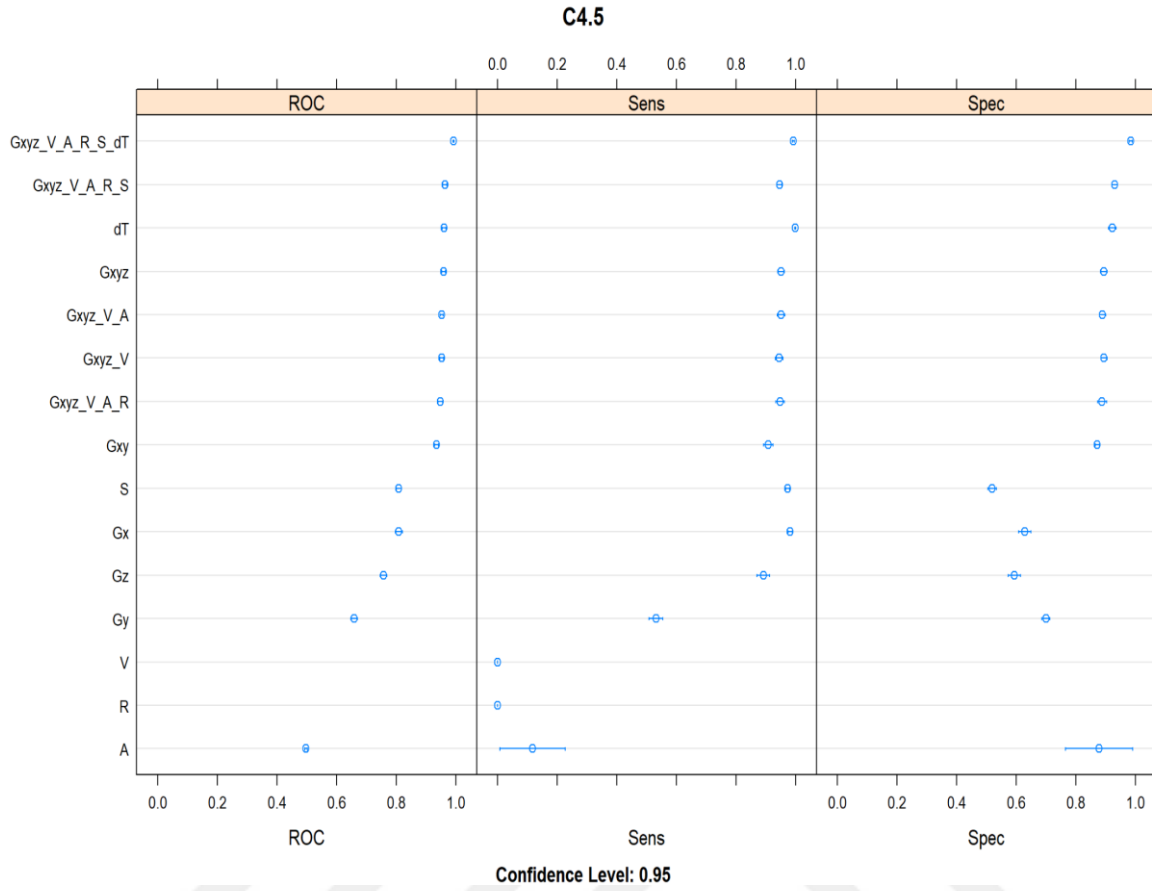


Çizelge 4.109. C4.5 için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,9678	0,9732	0,9866	0,9820	0,9893	0,9946
<b>Gy</b>	0,4692	0,5208	0,5295	0,5315	0,5442	0,5952
<b>Gz</b>	0,8365	0,8666	0,9075	0,8922	0,9135	0,9196
<b>V</b>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<b>A</b>	0,0000	0,0000	0,0000	0,1178	0,2808	0,3164
<b>S</b>	0,9571	0,9685	0,9759	0,9735	0,9805	0,9812
<b>R</b>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<b>dT</b>	0,9946	0,9973	1,0000	0,9984	1,0000	1,0000
<b>Gxy</b>	0,8686	0,8934	0,9102	0,9086	0,9188	0,9437
<b>Gxyz</b>	0,9249	0,9450	0,9504	0,9512	0,9591	0,9759
<b>Gxyz_V</b>	0,9115	0,9363	0,9477	0,9445	0,9511	0,9731
<b>Gxyz_V_A</b>	0,9088	0,9437	0,9531	0,9509	0,9645	0,9705
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,9115	0,9417	0,9491	0,9477	0,9638	0,9705
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9169	0,9424	0,9477	0,9458	0,9530	0,9625
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9839	0,9919	0,9920	0,9928	0,9966	0,9973

Çizelge 4.110. C4.5 için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5809	0,6150	0,6340	0,6285	0,6446	0,6764
<b>Gy</b>	0,6737	0,6837	0,6936	0,6993	0,7155	0,7321
<b>Gz</b>	0,5491	0,5789	0,5995	0,5937	0,6029	0,6366
<b>V</b>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
<b>A</b>	0,6764	0,7003	1,0000	0,8780	1,0000	1,0000
<b>S</b>	0,4868	0,5053	0,5225	0,5187	0,5371	0,5411
<b>R</b>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
<b>dT</b>	0,8886	0,9191	0,9245	0,9228	0,9284	0,9549
<b>Gxy</b>	0,8488	0,8700	0,8742	0,8719	0,8753	0,8859
<b>Gxyz</b>	0,8727	0,8813	0,8966	0,8937	0,9032	0,9204
<b>Gxyz_V</b>	0,8780	0,8820	0,8873	0,8942	0,9047	0,9204
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8674	0,8786	0,8912	0,8894	0,8941	0,9151
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8515	0,8833	0,8873	0,8876	0,8928	0,9310
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9098	0,9184	0,9297	0,9297	0,9436	0,9443
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9708	0,9821	0,9867	0,9841	0,9887	0,9920



Şekil 4.21. C4.5 için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.5.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.111’de yer almaktadır.

Çizelge 4.111. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1246	432
	Arızalı	25	797

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1246 adedi doğru, 25 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 797 adedi doğru, 432 adedi ise

yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.112’de yer almaktadır.

Çizelge 4.112. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9803	6	NPV	0,9696	11	Acc	0,8172
2	FNR	0,0197	7	FDR	0,2574	12	BA	0,8144
3	TNR	0,6485	8	DR	0,4984	13	F1 Skor	0,8450
4	FPR	0,3515	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5029
5	PPV	0,7426	10	DP	0,6712	15	Kappa	0,6323

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,72 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6323 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.5.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.113’de yer almaktadır.

Çizelge 4.113. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	627	374
	Arızalı	644	855

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 627 adedi doğru, 664 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 855 adedi doğru, 374 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan C4.5 sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir

model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.114’de yer almaktadır.

Çizelge 4.114. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4933	6	NPV	0,5704	11	Acc	0,5928
2	FNR	0,5067	7	FDR	0,3736	12	BA	0,5945
3	TNR	0,6957	8	DR	0,2508	13	F1 Skor	0,5519
4	FPR	0,3043	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4983
5	PPV	0,6264	10	DP	0,4004	15	Kappa	0,1883

#### 4.5.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.115’de yer almaktadır.

Çizelge 4.115. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1145	492
	Arızalı	126	737

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1145 adedi doğru, 126 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 737 adedi doğru, 492 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.116’da yer almaktadır.

Çizelge 4.116. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9009	6	NPV	0,8540	11	Acc	0,7528
2	FNR	0,0991	7	FDR	0,3005	12	BA	0,7503
3	TNR	0,5997	8	DR	0,4580	13	F1 Skor	0,7875
4	FPR	0,4003	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5026
5	PPV	0,6995	10	DP	0,6548	15	Kappa	0,5030

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5030 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.5.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.117’de yer almaktadır.

Çizelge 4.117. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	0	0
	Arızalı	1271	1229

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin tamamını yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin tamamını doğru sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan C4.5 sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.5.6. A özniteliği için test sonuçları

A özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi V özniteliği ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.5.5).

#### 4.5.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi V özniteliği ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.5.5).

#### 4.5.8. S özniteliği için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan C4.5 modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar S özniteliği için NB sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.5.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan C4.5 modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.5.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.118'de yer almaktadır.

Çizelge 4.118. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1137	142
	Arızalı	134	1087

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1137 adedi doğru ve 134 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1087 adedi doğru, 142 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.119'da yer almaktadır.

Çizelge 4.119. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8946	6	NPV	0,8903	11	Acc	0,8896
2	FNR	0,1054	7	FDR	0,1110	12	BA	0,8895
3	TNR	0,8845	8	DR	0,4548	13	F1 Skor	0,8918
4	FPR	0,1155	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,8890	10	DP	0,5116	15	Kappa	0,7791

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 88,96 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7791 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.120’de yer almaktadır.

Çizelge 4.120. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1190	112
	Arızalı	81	1117

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1190 adedi doğru ve 81 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1117 adedi doğru, 112 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.121’de yer almaktadır.

Çizelge 4.121. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9363	6	NPV	0,9324	11	Acc	0,9228
2	FNR	0,0637	7	FDR	0,0860	12	BA	0,9226
3	TNR	0,9089	8	DR	0,4760	13	F1 Skor	0,9250
4	FPR	0,0911	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9140	10	DP	0,5208	15	Kappa	0,8455

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,16 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8455 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.122’de yer almaktadır.

Çizelge 4.122. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1191	121
	Arızalı	80	1108

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1191 adedi doğru ve 80 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1108 adedi doğru, 121 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.123’de yer almaktadır.



Çizelge 4.123. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9371	6	NPV	0,9327	11	Acc	0,9196
2	FNR	0,0629	7	FDR	0,0922	12	BA	0,9193
3	TNR	0,9015	8	DR	0,4764	13	F1 Skor	0,9222
4	FPR	0,0985	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5004
5	PPV	0,9078	10	DP	0,5248	15	Kappa	0,8391

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,96 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8391 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.124'de yer almaktadır.

Çizelge 4.124. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1181	115
	Arızalı	90	1114

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1181 adedi doğru ve 90 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1114 adedi doğru, 115 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.125'de yer almaktadır.

Çizelge 4.125. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9292	6	NPV	0,9252	11	Acc	0,9180
2	FNR	0,0708	7	FDR	0,0887	12	BA	0,9178
3	TNR	0,9064	8	DR	0,4724	13	F1 Skor	0,9201
4	FPR	0,0936	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9113	10	DP	0,5184	15	Kappa	0,8359

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,8 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8359 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.126'da yer almaktadır.

Çizelge 4.126. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1187	118
	Arızalı	84	1111

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1187 adedi doğru ve 84 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1111 adedi doğru, 118 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.127'de yer almaktadır.

Çizelge 4.127. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9339	6	NPV	0,9297	11	Acc	0,9192
2	FNR	0,0661	7	FDR	0,0904	12	BA	0,9189
3	TNR	0,9040	8	DR	0,4748	13	F1 Skor	0,9216
4	FPR	0,0960	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5004
5	PPV	0,9096	10	DP	0,5220	15	Kappa	0,8383

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,92 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8383 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.128’de yer almaktadır.

Çizelge 4.128. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1202	65
	Arızalı	69	1164

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1202 adedi doğru ve 69 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1164 adedi doğru, 65 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.129’da yer almaktadır.

Çizelge 4.129. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9457	6	NPV	0,9440	11	Acc	0,9464
2	FNR	0,0543	7	FDR	0,0513	12	BA	0,9464
3	TNR	0,9471	8	DR	0,4808	13	F1 Skor	0,9472
4	FPR	0,0529	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5001
5	PPV	0,9487	10	DP	0,5068	15	Kappa	0,8928

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 94,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8928 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C4.5 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.130'da yer almaktadır.

Çizelge 4.130. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1263	14
	Arızalı	8	1215

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C4.5 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1263 adedi doğru ve yalnızca 8 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1215 adedi doğru, 14 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.131'de yer almaktadır.

Çizelge 4.131. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9937	6	NPV	0,9935	11	Acc	0,9912
2	FNR	0,0063	7	FDR	0,0110	12	BA	0,9912
3	TNR	0,9886	8	DR	0,5052	13	F1 Skor	0,9914
4	FPR	0,0114	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9890	10	DP	0,5108	15	Kappa	0,9824

Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 99,12 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9824 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.5.17. C4.5 için karşılaştırmalı test sonuçları

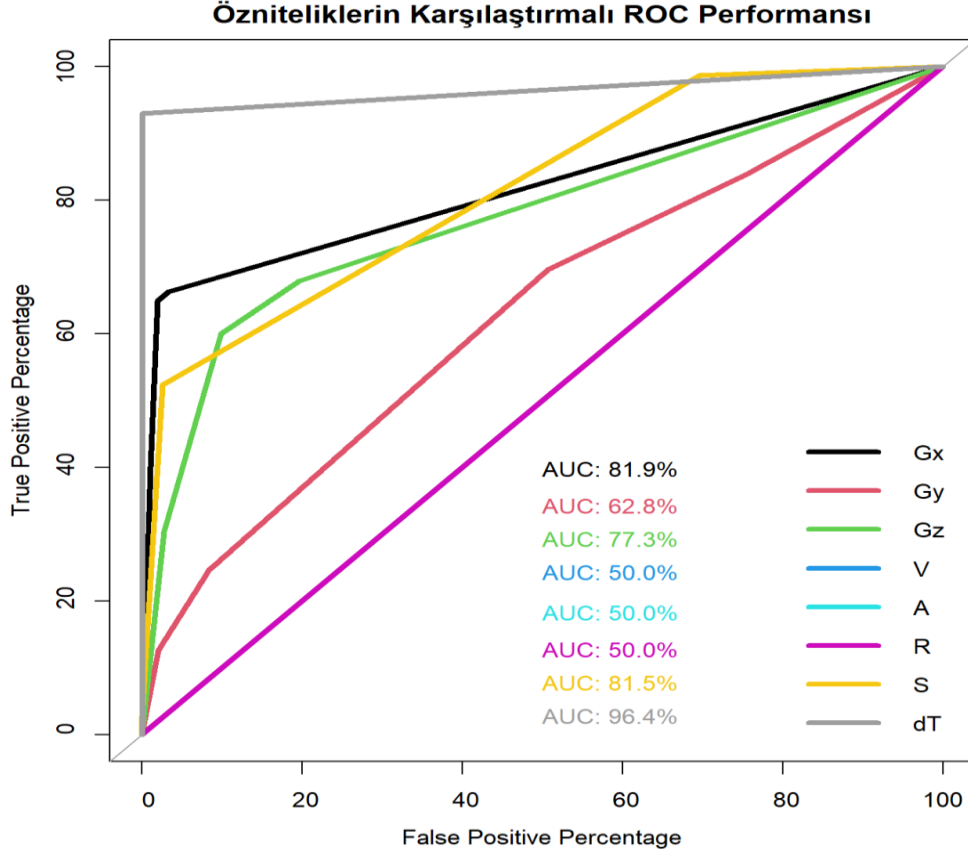
C4.5 için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.22'de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. C4.5 için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.132'de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

Çizelge 4.132. C4.5 için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

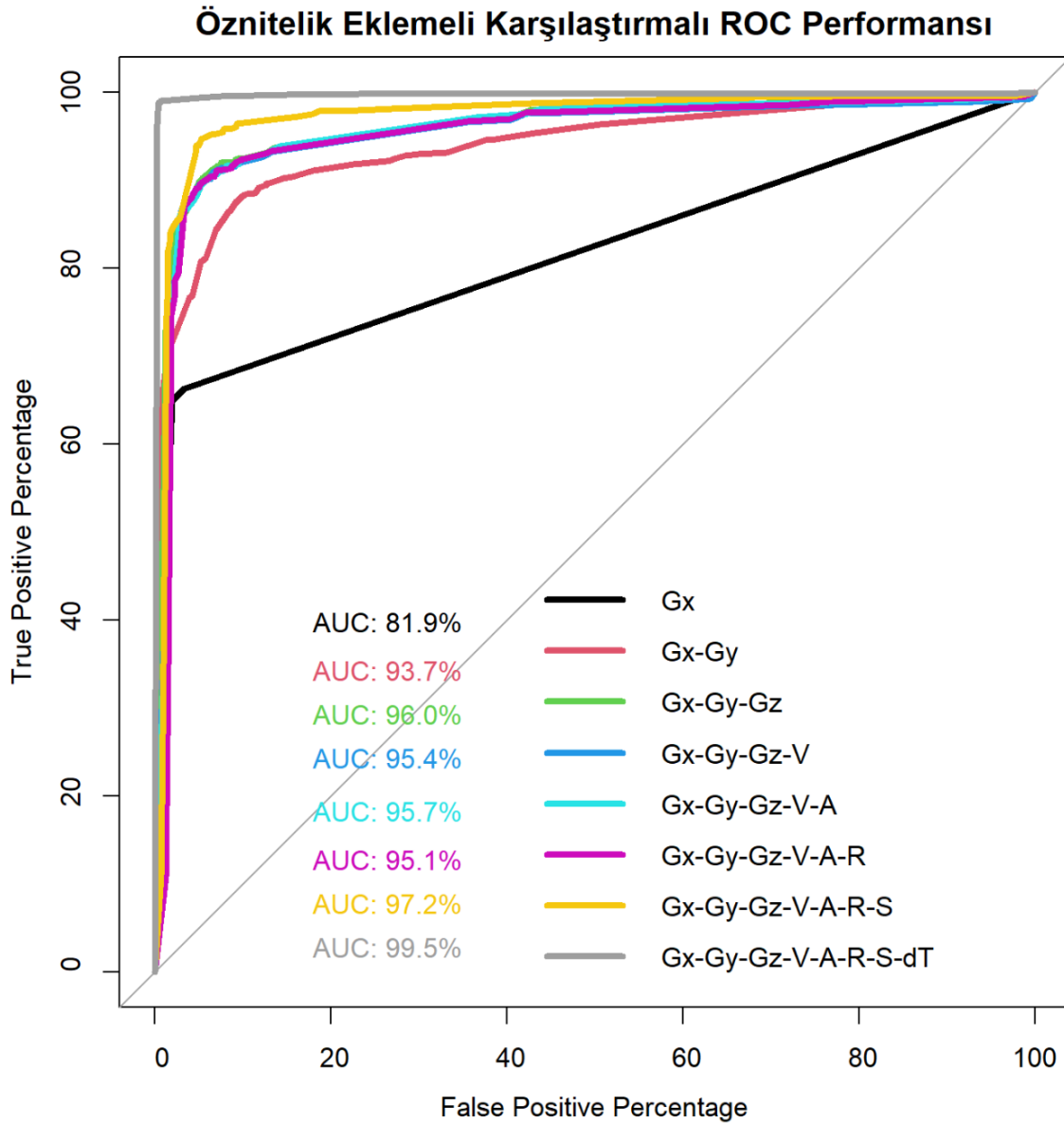
Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 81,9	% 62,8	% 77,3	% 50,0	% 50,0	% 50,0	% 81,5	% 96,4
İyi	Zayıf	Orta	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek C4.5 ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.23'de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir.

Tüm özniteliklerin bir arada olduğu C4.5 sınıflandırmasında % 99,5 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.22. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.23. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.6. C5.0 Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “C5.0” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

#### 4.6.1. C5.0 için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

C5.0 sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.133), Sensitivity (Çizelge 4.134) ve Specificity (Çizelge 4.135) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.133. C5.0 için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,7805	0,8037	0,8112	0,8090	0,8215	0,8311
Gy	0,6270	0,6491	0,6625	0,6589	0,6702	0,6757
Gz	0,7262	0,7527	0,7599	0,7577	0,7667	0,7782
V	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
A	0,4995	0,4995	0,4995	0,4995	0,4995	0,4995
S	0,7923	0,7995	0,8090	0,8094	0,8193	0,8306
R	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
dT	0,9443	0,9582	0,9609	0,9606	0,9636	0,9775
Gxy	0,9222	0,9261	0,9389	0,9354	0,9430	0,9461
Gxyz	0,9511	0,9523	0,9558	0,9594	0,9671	0,9751
Gxyz_V	0,9386	0,9481	0,9526	0,9531	0,9596	0,9683
Gxyz_V_A	0,9414	0,9525	0,9536	0,9533	0,9565	0,9651
Gxyz_V_A_R	0,9297	0,9448	0,9474	0,9484	0,9588	0,9613
Gxyz_V_A_R_S	0,9428	0,9605	0,9666	0,9635	0,9670	0,9746
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9907	0,9914	0,9937	0,9933	0,9948	0,9962

Çizelge 4.134. C5.0 için elde edilen Sensitivity performans değerleri

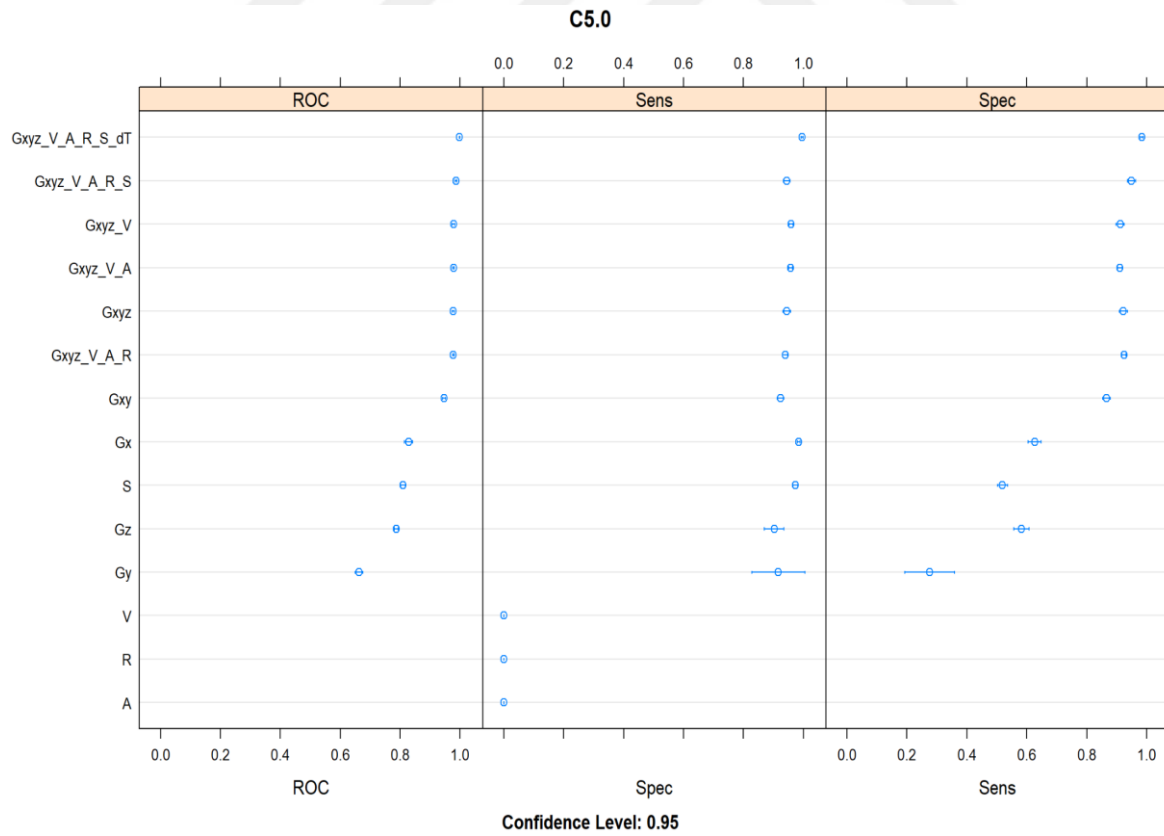
	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9678	0,9732	0,9866	0,9820	0,9893	0,9946
Gy	0,4692	0,5208	0,5295	0,5315	0,5442	0,5952
Gz	0,8365	0,8666	0,9075	0,8922	0,9135	0,9196
V	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
A	0,0000	0,0000	0,0000	0,1178	0,2808	0,3164
S	0,9571	0,9685	0,9759	0,9735	0,9805	0,9812
R	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
dT	0,9946	0,9973	1,0000	0,9984	1,0000	1,0000
Gxy	0,8686	0,8934	0,9102	0,9086	0,9188	0,9437
Gxyz	0,9249	0,9450	0,9504	0,9512	0,9591	0,9759
Gxyz_V	0,9115	0,9363	0,9477	0,9445	0,9511	0,9731
Gxyz_V_A	0,9088	0,9437	0,9531	0,9509	0,9645	0,9705
Gxyz_V_A_R	0,9115	0,9417	0,9491	0,9477	0,9638	0,9705
Gxyz_V_A_R_S	0,9169	0,9424	0,9477	0,9458	0,9530	0,9625
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9839	0,9919	0,9920	0,9928	0,9966	0,9973



Çizelge 4.135. C5.0 için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5809	0,6150	0,6340	0,6285	0,6446	0,6764
<b>Gy</b>	0,6737	0,6837	0,6936	0,6993	0,7155	0,7321
<b>Gz</b>	0,5491	0,5789	0,5995	0,5937	0,6029	0,6366
<b>V</b>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
<b>A</b>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
<b>S</b>	0,4868	0,5053	0,5225	0,5187	0,5371	0,5411
<b>R</b>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
<b>dT</b>	0,8886	0,9191	0,9245	0,9228	0,9284	0,9549
<b>Gxy</b>	0,8488	0,8700	0,8742	0,8719	0,8753	0,8859
<b>Gxyz</b>	0,8727	0,8813	0,8966	0,8937	0,9032	0,9204
<b>Gxyz_V</b>	0,8780	0,8820	0,8873	0,8942	0,9047	0,9204
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8674	0,8786	0,8912	0,8894	0,8941	0,9151
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8515	0,8833	0,8873	0,8876	0,8928	0,9310
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9098	0,9184	0,9297	0,9297	0,9436	0,9443
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9708	0,9821	0,9867	0,9841	0,9887	0,9920

C5.0 sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.24'de görülmektedir.



Şekil 4.24. C5.0 için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.6.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.136'da yer almaktadır.

Çizelge 4.136. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1241	429
	Arızalı	30	800

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1241 adedi doğru, 30 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 800 adedi doğru, 429 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.137'de yer almaktadır.

Çizelge 4.137. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9764	6	NPV	0,9639	11	Acc	0,8164
2	FNR	0,0236	7	FDR	0,2569	12	BA	0,8137
3	TNR	0,6509	8	DR	0,4964	13	F1 Skor	0,8439
4	FPR	0,3491	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5028
5	PPV	0,7431	10	DP	0,6680	15	Kappa	0,6307

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6307 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

### 4.6.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.138’de yer almaktadır.

Çizelge 4.138. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1164	926
	Arızalı	107	303

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1164 adedi doğru, 107 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 303 adedi doğru, 926 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan C5.0 sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.139’da yer almaktadır.

Çizelge 4.139. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9158	6	NPV	0,7390	11	Acc	0,5868
2	FNR	0,0842	7	FDR	0,4431	12	BA	0,5812
3	TNR	0,2465	8	DR	0,4656	13	F1 Skor	0,6927
4	FPR	0,7535	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5056
5	PPV	0,5569	10	DP	0,8360	15	Kappa	0,1642

### 4.6.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.140’da yer almaktadır.

Çizelge 4.140. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1072	429
	Arızalı	199	800

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1072 adedi doğru, 199 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 800 adedi doğru, 429 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.141’de yer almaktadır.

Çizelge 4.141. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8434	6	NPV	0,8008	11	Acc	0,7488
2	FNR	0,1566	7	FDR	0,2858	12	BA	0,7472
3	TNR	0,6509	8	DR	0,4288	13	F1 Skor	0,7734
4	FPR	0,3491	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5017
5	PPV	0,7142	10	DP	0,6004	15	Kappa	0,4959

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 74,88 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,4959 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.6.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.142’de yer almaktadır.

Çizelge 4.142. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	0	0
	Arızalı	1271	1229

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin tamamını yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin tamamını doğru sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan C5.0 sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.6.6. A özniteliği için test sonuçları

A özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi V özniteliği ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.6.5).

#### 4.6.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi V özniteliği ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.6.5).

#### 4.6.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi NB sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.6.9. dT özniteliği için test sonuçları

dT, özniteliği için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.143'de yer almaktadır.

Çizelge 4.143. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1200	67
	Arızalı	71	1162

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1200 adedi doğru ve 71 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1162 adedi doğru, 67 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.144’de yer almaktadır.

Çizelge 4.144. dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9441	6	NPV	0,9424	11	Acc	0,9448
2	FNR	0,0559	7	FDR	0,0529	12	BA	0,9448
3	TNR	0,9455	8	DR	0,4800	13	F1 Skor	0,9456
4	FPR	0,0545	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5001
5	PPV	0,9471	10	DP	0,5068	15	Kappa	0,8896

Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 94,48 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8896 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile orta derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.145’de yer almaktadır.

Çizelge 4.145. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1148	142
	Arızalı	123	1087

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1148 adedi doğru ve 123 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1087 adedi doğru, 142 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.146’da yer almaktadır.

Çizelge 4.146. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9032	6	NPV	0,8983	11	Acc	0,8940
2	FNR	0,0968	7	FDR	0,1101	12	BA	0,8938
3	TNR	0,8845	8	DR	0,4592	13	F1 Skor	0,8965
4	FPR	0,1155	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,8899	10	DP	0,5160	15	Kappa	0,7879

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,4 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7879 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.147’de yer almaktadır.

Çizelge 4.147. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1175	78
	Arızalı	96	1151

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1175 adedi doğru ve 96 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1151 adedi doğru, 78 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.148’de yer almaktadır.

Çizelge 4.148. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9245	6	NPV	0,9230	11	Acc	0,9304
2	FNR	0,0755	7	FDR	0,0623	12	BA	0,9305
3	TNR	0,9365	8	DR	0,4700	13	F1 Skor	0,9311
4	FPR	0,0635	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5000
5	PPV	0,9377	10	DP	0,5012	15	Kappa	0,8608

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,04 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8608 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.149’da yer almaktadır.



Çizelge 4.149. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1202	97
	Arızalı	69	1132

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1202 adedi doğru ve 69 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1132 adedi doğru, 97 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.150’de yer almaktadır.

Çizelge 4.150. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9457	6	NPV	0,9425	11	Acc	0,9336
2	FNR	0,0543	7	FDR	0,0747	12	BA	0,9334
3	TNR	0,9211	8	DR	0,4808	13	F1 Skor	0,9354
4	FPR	0,0789	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9253	10	DP	0,5196	15	Kappa	0,8671

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,36 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8671 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A özniteliklerinin eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Gx-Gy-Gz-V özniteliklerinin giriş olduğu C5.0 sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.6.12). Yani A özniteliği sınıflandırma başarısında etkisiz olmaktadır.

#### 4.6.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.151’de yer almaktadır.

Çizelge 4.151. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1192	88
	Arızalı	79	1141

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1192 adedi doğru ve 79 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1141 adedi doğru, 88 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.152’de yer almaktadır.

Çizelge 4.152. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9378	6	NPV	0,9352	11	Acc	0,9332
2	FNR	0,0622	7	FDR	0,0688	12	BA	0,9331
3	TNR	0,9284	8	DR	0,4768	13	F1 Skor	0,9345
4	FPR	0,0716	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9313	10	DP	0,5120	15	Kappa	0,8663

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,32 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8663 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.153’de yer almaktadır.

Çizelge 4.153. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1190	49
	Arızalı	81	1180

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1190 adedi doğru ve 81 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1180 adedi doğru, 49 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.154’de yer almaktadır.

Çizelge 4.154. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9363	6	NPV	0,9358	11	Acc	0,9480
2	FNR	0,0637	7	FDR	0,0395	12	BA	0,9482
3	TNR	0,9601	8	DR	0,4760	13	F1 Skor	0,9482
4	FPR	0,0399	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4999
5	PPV	0,9605	10	DP	0,4956	15	Kappa	0,8960

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 94,8 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8960 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan C5.0 modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.155’de yer almaktadır.

Çizelge 4.155. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1268	17
	Arızalı	3	1212

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın C5.0 sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1268 adedi doğru ve yalnızca 3 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1212 adedi doğru, 17 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.156'da yer almaktadır.

Çizelge 4.156. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9976	6	NPV	0,9975	11	Acc	0,9920
2	FNR	0,0024	7	FDR	0,0132	12	BA	0,9919
3	TNR	0,9862	8	DR	0,5072	13	F1 Skor	0,9922
4	FPR	0,0138	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9868	10	DP	0,5140	15	Kappa	0,9840

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 99,2 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9840 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.6.17. C5.0 için karşılaştırmalı test sonuçları

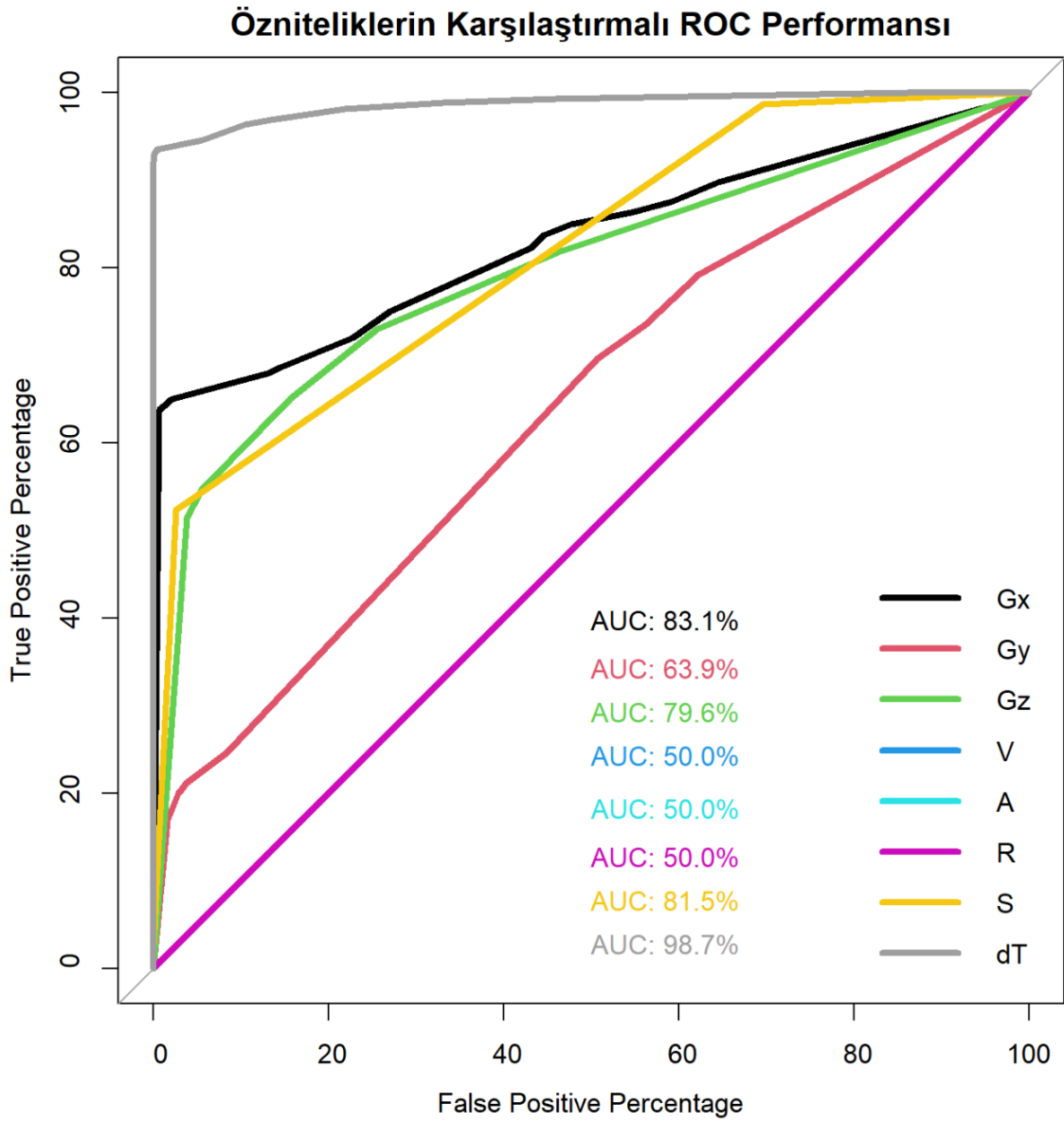
C5.0 için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.25'de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. C5.0 için

özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.157’de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

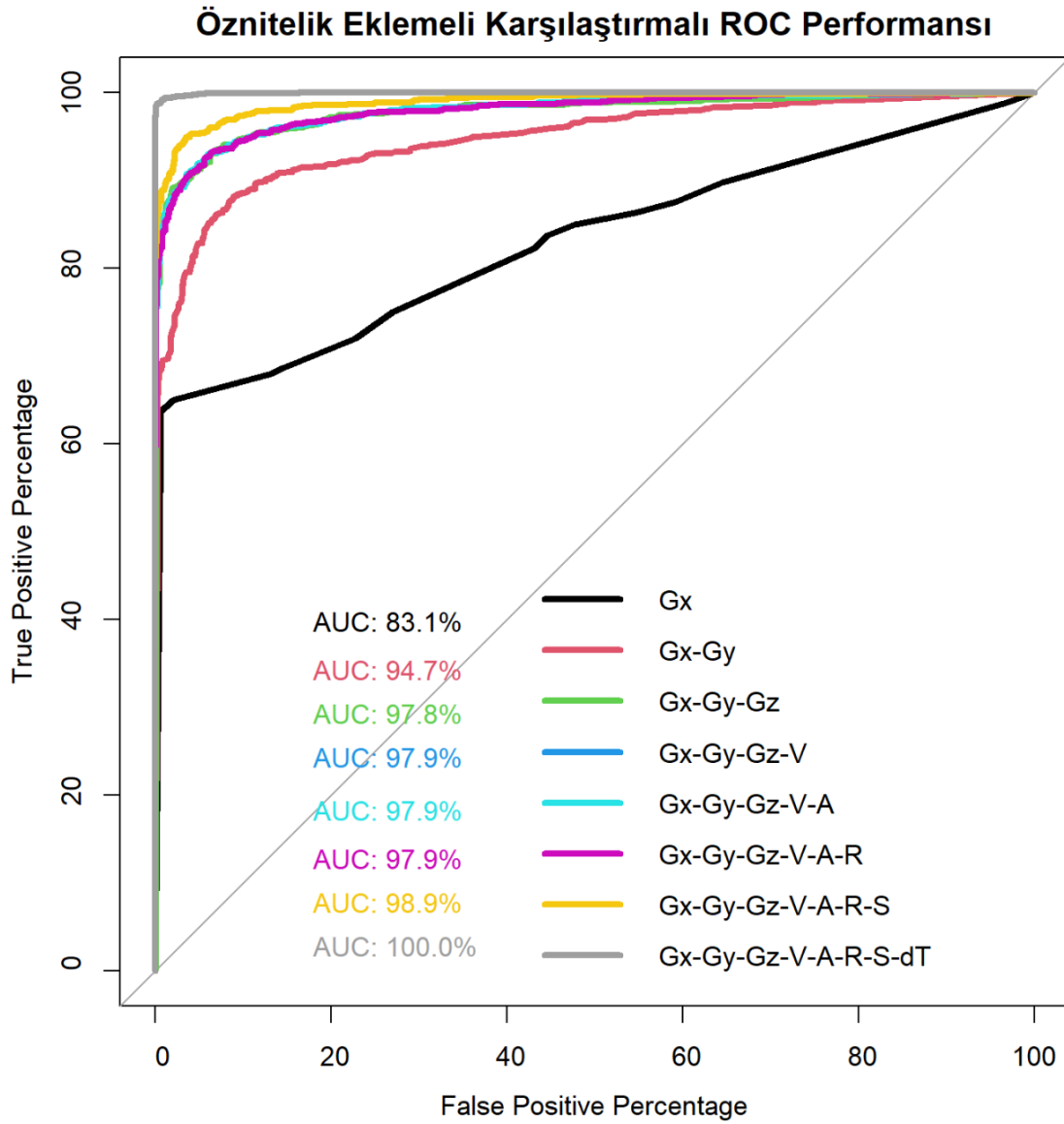
Çizelge 4.157. C5.0 için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

<b>Gx</b>	<b>Gy</b>	<b>Gz</b>	<b>V</b>	<b>A</b>	<b>R</b>	<b>S</b>	<b>dT</b>
% 83,1	% 63,9	% 79,6	% 50,0	% 50,0	% 50,0	% 81,5	% 98,7
İyi	Zayıf	Orta	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek C5.0 ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.26’da yer almaktadır. A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu C5.0 sınıflandırmasında % 100 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayrımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.25. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.26. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.7. KNN Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “kkn” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

#### 4.7.1. KNN için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

KNN sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.158), Sensitivity (Çizelge 4.159) ve Specificity (Çizelge 4.160) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.158. KNN için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,8076	0,8161	0,8245	0,8247	0,8322	0,8440
Gy	0,5686	0,6227	0,6323	0,6261	0,6372	0,6477
Gz	0,7218	0,7498	0,7571	0,7603	0,7737	0,7914
V	0,4808	0,4990	0,5061	0,5082	0,5228	0,5290
A	0,4822	0,4999	0,5061	0,5051	0,5122	0,5235
R	0,4745	0,4901	0,4979	0,4980	0,5049	0,5199
S	0,7240	0,7429	0,7439	0,7461	0,7510	0,7665
dT	0,9628	0,9737	0,9762	0,9759	0,9806	0,9807
Gxy	0,9208	0,9332	0,9401	0,9376	0,9441	0,9506
Gxyz	0,9647	0,9671	0,9697	0,9695	0,9708	0,9773
Gxyz_V	0,9601	0,9626	0,9637	0,9647	0,9665	0,9710
Gxyz_V_A	0,9373	0,9407	0,9459	0,9478	0,9542	0,9623
Gxyz_V_A_R	0,9028	0,9203	0,9306	0,9263	0,9350	0,9436
Gxyz_V_A_R_S	0,9417	0,9445	0,9497	0,9510	0,9534	0,9683
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9728	0,9775	0,9826	0,9818	0,9854	0,9892

Çizelge 4.159. KNN için elde edilen Sensitivity performans değerleri

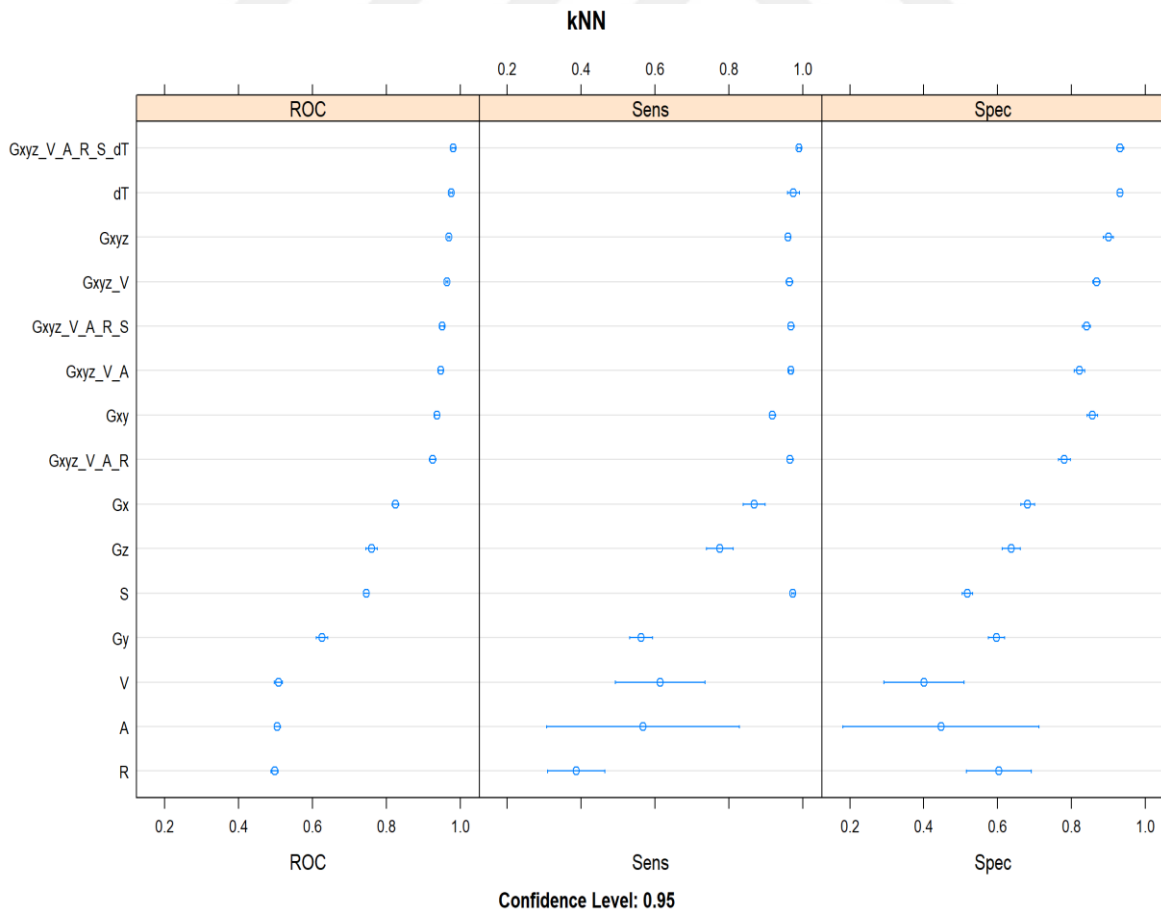
	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,7748	0,8499	0,8767	0,8683	0,8981	0,9088
Gy	0,4987	0,5319	0,5509	0,5623	0,6052	0,6220
Gz	0,6756	0,7473	0,7909	0,7758	0,8099	0,8391
V	0,3324	0,4571	0,6930	0,6141	0,7641	0,7694
A	0,0965	0,1752	0,6595	0,5673	0,9243	0,9303
R	0,2413	0,3097	0,3566	0,3869	0,4705	0,5737
S	0,9678	0,9705	0,9732	0,9735	0,9732	0,9839
dT	0,9410	0,9551	0,9786	0,9751	0,9966	1,0000
Gxy	0,9035	0,9102	0,9155	0,9182	0,9262	0,9383
Gxyz	0,9437	0,9551	0,9638	0,9598	0,9671	0,9705
Gxyz_V	0,9437	0,9538	0,9651	0,9638	0,9739	0,9812
Gxyz_V_A	0,9571	0,9631	0,9691	0,9676	0,9705	0,9759
Gxyz_V_A_R	0,9462	0,9558	0,9705	0,9659	0,9752	0,9812
Gxyz_V_A_R_S	0,9491	0,9651	0,9678	0,9686	0,9752	0,9866
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9786	0,9873	0,9933	0,9906	0,9946	0,9973



Çizelge 4.160. KNN için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,6393	0,6638	0,6817	0,6815	0,6963	0,7294
<b>Gy</b>	0,5464	0,5796	0,6053	0,5969	0,6127	0,6499
<b>Gz</b>	0,5942	0,6061	0,6411	0,6367	0,6585	0,7003
<b>V</b>	0,2414	0,2798	0,3342	0,4006	0,5451	0,6366
<b>A</b>	0,0769	0,0915	0,3462	0,4468	0,8470	0,9178
<b>R</b>	0,4218	0,4917	0,6379	0,6036	0,6910	0,7878
<b>S</b>	0,4748	0,5146	0,5172	0,5187	0,5261	0,5491
<b>dT</b>	0,9125	0,9264	0,9310	0,9321	0,9410	0,9469
<b>Gxy</b>	0,8117	0,8481	0,8634	0,8571	0,8720	0,8753
<b>Gxyz</b>	0,8753	0,8853	0,8967	0,9000	0,9151	0,9337
<b>Gxyz_V</b>	0,8408	0,8610	0,8714	0,8677	0,8747	0,8886
<b>Gxyz_V_A</b>	0,7745	0,8156	0,8291	0,8218	0,8329	0,8408
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,7427	0,7712	0,7851	0,7810	0,7977	0,8095
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,8196	0,8296	0,8408	0,8406	0,8541	0,8571
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9072	0,9257	0,9350	0,9321	0,9410	0,9523

KNN sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.27’de görülmektedir.



Şekil 4.27. KNN için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.7.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliği için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.161’de yer almaktadır.

Çizelge 4.161. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1129	376
	Arızalı	142	853

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcısı tarafından 1288 adet gözlem verisinden 1129 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 142 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 853 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 376 tanesi *Sağlam* olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.162’de yer almaktadır.

Çizelge 4.162. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8883	6	NPV	0,8573	11	Acc	0,7928
2	FNR	0,1117	7	FDR	0,2498	12	BA	0,7912
3	TNR	0,6941	8	DR	0,4516	13	F1 Skor	0,8134
4	FPR	0,3059	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5017
5	PPV	0,7502	10	DP	0,6020	15	Kappa	0,5842

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 79,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5842 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

### 4.7.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.163’de yer almaktadır.

Çizelge 4.163. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	718	524
	Arızalı	553	705

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 718 adedi doğru, 553 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 705 adedi doğru, 524 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan KNN sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.164’de yer almaktadır.

Çizelge 4.164. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,5649	6	NPV	0,5604	11	Acc	0,5692
2	FNR	0,4351	7	FDR	0,4219	12	BA	0,5693
3	TNR	0,5736	8	DR	0,2872	13	F1 Skor	0,5714
4	FPR	0,4264	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4999
5	PPV	0,5781	10	DP	0,4968	15	Kappa	0,1385

### 4.7.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.165’de yer almaktadır.

Çizelge 4.165. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1058	460
	Arızalı	213	769

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1058 adedi doğru, 213 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 769 adedi doğru, 460 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı orta düzey performansına yakın olduğundan KNN sınıflandırıcısının Gz özniteliği için orta düzey bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.166'da yer almaktadır.

Çizelge 4.166. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8324	6	NPV	0,7831	11	Acc	0,7308
2	FNR	0,1676	7	FDR	0,3030	12	BA	0,7291
3	TNR	0,6257	8	DR	0,4232	13	F1 Skor	0,7587
4	FPR	0,3743	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5018
5	PPV	0,6970	10	DP	0,6072	15	Kappa	0,4597

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 73,08 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,4597 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.7.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.167'de yer almaktadır.

Çizelge 4.167. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	899	876
	Arızalı	372	353

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 899 adedini doğru, 372 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 353 adedini doğru, 876 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan KNN sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.7.6. A özniteliği için test sonuçları

A özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.168’de yer almaktadır.

Çizelge 4.168. A özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	881	825
	Arızalı	390	404

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 881 adedini doğru, 390 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 404 adedini doğru, 825 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan KNN sınıflandırıcısının A özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.7.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.169’da yer almaktadır.

Çizelge 4.169. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	622	594
	Arızalı	649	635

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 622 adedini doğru, 649 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 635 adedini doğru, 594 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan KNN sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.7.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan KNN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi NB sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.7.9. dT özniteliği için test sonuçları

dT, özniteliği için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.170’de yer almaktadır.

Çizelge 4.170. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1269	87
	Arızalı	2	1142

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1269 adedi doğru ve 2 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1142 adedi doğru, 87 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.171’de yer almaktadır.

Çizelge 4.171. dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9984	6	NPV	0,9983	11	Acc	0,9644
2	FNR	0,0016	7	FDR	0,0642	12	BA	0,9638
3	TNR	0,9292	8	DR	0,5076	13	F1 Skor	0,9661
4	FPR	0,0708	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5007
5	PPV	0,9358	10	DP	0,5424	15	Kappa	0,9287

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 96,44 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9287 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile orta derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.172’de yer almaktadır.

Çizelge 4.172. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1152	168
	Arızalı	119	1061

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1152 adedi doğru ve 119 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1061 adedi doğru, 168 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.173’de yer almaktadır.

Çizelge 4.173. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9064	6	NPV	0,8992	11	Acc	0,8852
2	FNR	0,0936	7	FDR	0,1273	12	BA	0,8848
3	TNR	0,8633	8	DR	0,4608	13	F1 Skor	0,8892
4	FPR	0,1367	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,8727	10	DP	0,5280	15	Kappa	0,7702

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 88,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7702 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.7.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.174'de yer almaktadır.

Çizelge 4.174. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1225	115
	Arızalı	46	1114

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1225 adedi doğru ve 46 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1114 adedi doğru, 115 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.175'de yer almaktadır.



Çizelge 4.175. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9638	6	NPV	0,9603	11	Acc	0,9356
2	FNR	0,0362	7	FDR	0,0858	12	BA	0,9351
3	TNR	0,9064	8	DR	0,4900	13	F1 Skor	0,9383
4	FPR	0,0936	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9142	10	DP	0,5360	15	Kappa	0,8710

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,56 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8710 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.176'da yer almaktadır.

Çizelge 4.176. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1211	138
	Arızalı	60	1091

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1211 adedi doğru ve 60 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1091 adedi doğru, 138 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.177'de yer almaktadır.

Çizelge 4.177. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9528	6	NPV	0,9479	11	Acc	0,9208
2	FNR	0,0472	7	FDR	0,1023	12	BA	0,9203
3	TNR	0,8877	8	DR	0,4844	13	F1 Skor	0,9244
4	FPR	0,1123	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5007
5	PPV	0,8977	10	DP	0,5396	15	Kappa	0,8414

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,08 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8414 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.178'de yer almaktadır.

Çizelge 4.178. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1222	204
	Arızalı	49	1025

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1222 adedi doğru ve 49 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1025 adedi doğru, 204 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.179'da yer almaktadır.

Çizelge 4.179. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9614	6	NPV	0,9544	11	Acc	0,8988
2	FNR	0,0386	7	FDR	0,1431	12	BA	0,8977
3	TNR	0,8340	8	DR	0,4888	13	F1 Skor	0,9062
4	FPR	0,1660	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5012
5	PPV	0,8569	10	DP	0,5704	15	Kappa	0,7971

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,88 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7971 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.180'de yer almaktadır.

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1212 adedi doğru ve 59 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 975 adedi doğru, 254 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.181'de yer almaktadır.

Çizelge 4.180. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1212	254
	Arızalı	59	975

Çizelge 4.181. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9536	6	NPV	0,9429	11	Acc	0,8748
2	FNR	0,0464	7	FDR	0,1733	12	BA	0,8735
3	TNR	0,7933	8	DR	0,4848	13	F1 Skor	0,8856
4	FPR	0,2067	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5015
5	PPV	0,8267	10	DP	0,5864	15	Kappa	0,7489

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 87,48 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7489 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.182’de yer almaktadır.

Çizelge 4.182. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1234	175
	Arızalı	37	1054

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1234 adedi doğru ve 37 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1054 adedi doğru, 175 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.183’de yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere

istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8300 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

Çizelge 4.183. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9709	6	NPV	0,9661	11	Acc	0,9152
2	FNR	0,0291	7	FDR	0,1242	12	BA	0,9142
3	TNR	0,8576	8	DR	0,4936	13	F1 Skor	0,9209
4	FPR	0,1424	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5011
5	PPV	0,8758	10	DP	0,5636	15	Kappa	0,8300

#### 4.7.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan KNN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.184’de yer almaktadır.

Çizelge 4.184. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1257	75
	Arızalı	14	1154

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın KNN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1257 adedi doğru ve yalnızca 14 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1154 adedi doğru, 75 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.185’de yer almaktadır.

Çizelge 4.185. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9890	6	NPV	0,9880	11	Acc	0,9644
2	FNR	0,0110	7	FDR	0,0563	12	BA	0,9640
3	TNR	0,9390	8	DR	0,5028	13	F1 Skor	0,9658
4	FPR	0,0610	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9437	10	DP	0,5328	15	Kappa	0,9287

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 96,44 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9287 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.7.17. KNN için karşılaştırmalı test sonuçları

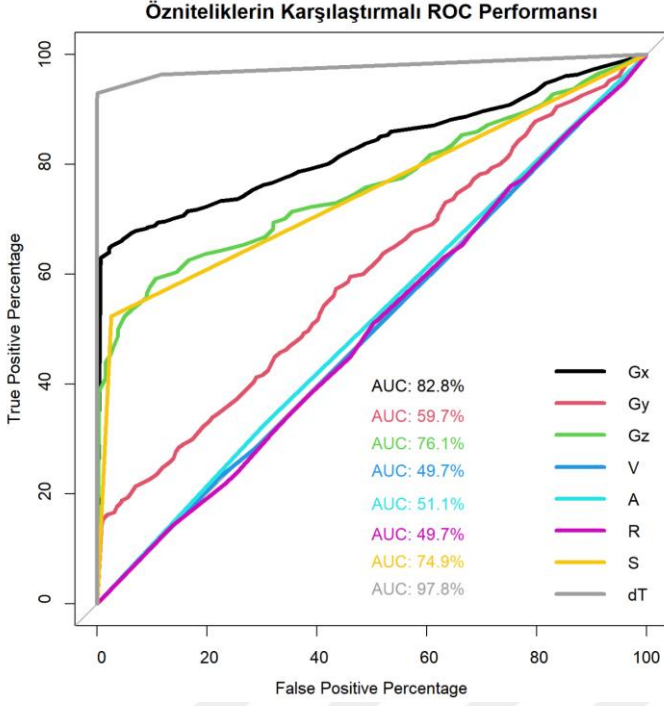
KNN için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.28'de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. KNN için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.186'da yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

Çizelge 4.186. KNN için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

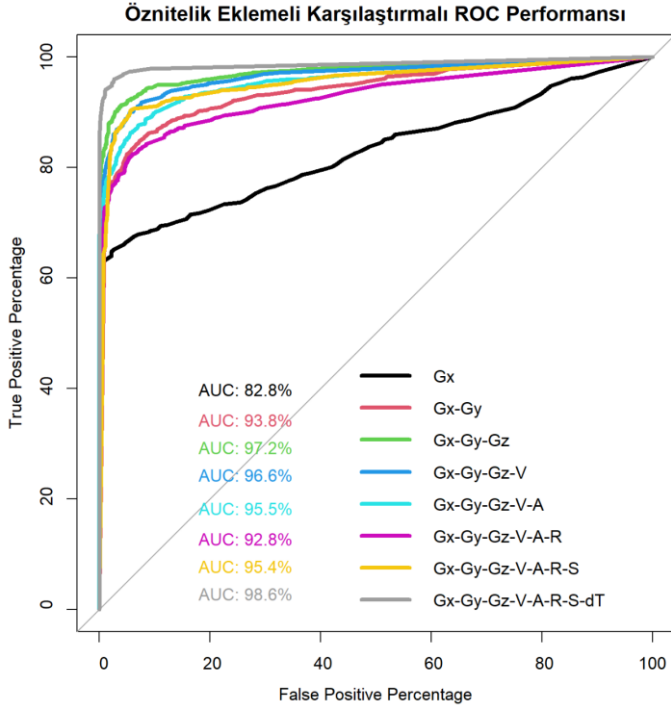
Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 82,8	% 59,7	% 76,1	% 49,7	% 51,1	% 49,7	% 74,9	% 97,8
İyi	Zayıf	Orta	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Orta	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek KNN ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.29'da yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir.

Tüm özniteliklerin bir arada olduğu KNN sınıflandırmasında % 98,6 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.28. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.29. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

## 4.8. SVM Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “svmRadial” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

### 4.8.1. SVM için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

SVM sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.187), Sensitivity (Çizelge 4.188) ve Specificity (Çizelge 4.189) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.187. SVM için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,8164	0,8283	0,8332	0,8363	0,8485	0,8528
<b>Gy</b>	0,6421	0,6533	0,6581	0,6612	0,6709	0,6812
<b>Gz</b>	0,7593	0,7725	0,7922	0,7914	0,8123	0,8210
<b>V</b>	0,4790	0,4979	0,5032	0,5029	0,5075	0,5305
<b>A</b>	0,4890	0,5032	0,5080	0,5097	0,5195	0,5254
<b>S</b>	0,7928	0,8081	0,8083	0,8096	0,8129	0,8211
<b>R</b>	0,4330	0,5007	0,5141	0,5078	0,5276	0,5431
<b>dT</b>	0,9842	0,9852	0,9868	0,9867	0,9880	0,9896
<b>Gxy</b>	0,9219	0,9347	0,9390	0,9387	0,9428	0,9495
<b>Gxyz</b>	0,9486	0,9565	0,9632	0,9631	0,9701	0,9759
<b>Gxyz_V</b>	0,9548	0,9578	0,9604	0,9613	0,9650	0,9707
<b>Gxyz_V_A</b>	0,9479	0,9513	0,9565	0,9577	0,9642	0,9722
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,9502	0,9528	0,9573	0,9584	0,9619	0,9717
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9510	0,9607	0,9683	0,9662	0,9733	0,9764
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9880	0,9906	0,9921	0,9927	0,9956	0,9976

SVM sınıflandırıcısı için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.30’da görülmektedir.

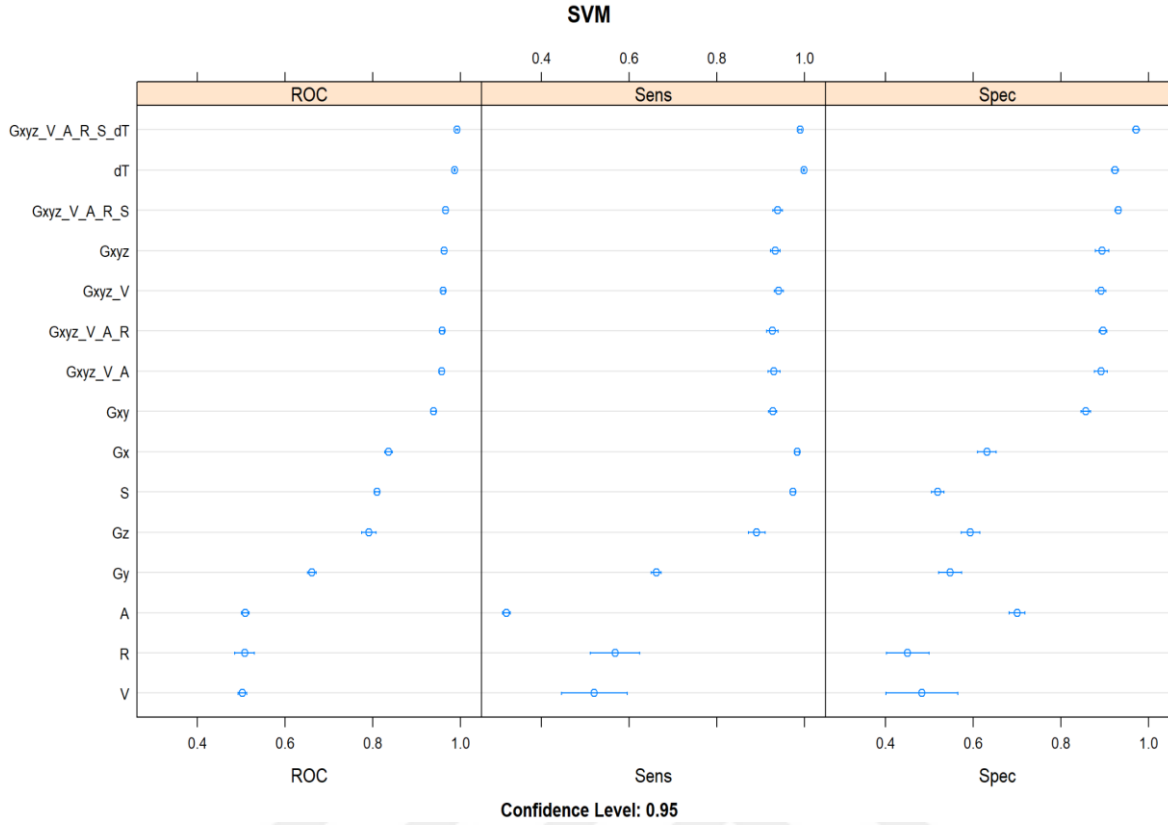


Çizelge 4.188. SVM için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,9705	0,9819	0,9853	0,9831	0,9866	0,9893
<b>Gy</b>	0,6371	0,6521	0,6649	0,6618	0,6696	0,6890
<b>Gz</b>	0,8365	0,8791	0,8954	0,8911	0,9062	0,9276
<b>V</b>	0,4450	0,4594	0,4665	0,5205	0,5168	0,7507
<b>A</b>	0,2949	0,3170	0,3208	0,3197	0,3264	0,3378
<b>S</b>	0,9597	0,9685	0,9759	0,9734	0,9786	0,9839
<b>R</b>	0,4450	0,5181	0,5812	0,5677	0,6180	0,6890
<b>dT</b>	0,9946	0,9973	0,9987	0,9984	1,0000	1,0000
<b>Gxy</b>	0,9115	0,9182	0,9236	0,9273	0,9323	0,9544
<b>Gxyz</b>	0,9088	0,9229	0,9410	0,9335	0,9437	0,9517
<b>Gxyz_V</b>	0,9196	0,9363	0,9397	0,9413	0,9457	0,9731
<b>Gxyz_V_A</b>	0,9035	0,9142	0,9303	0,9303	0,9463	0,9544
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8954	0,9149	0,9263	0,9268	0,9410	0,9544
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9062	0,9330	0,9410	0,9389	0,9483	0,9598
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9866	0,9866	0,9893	0,9903	0,9933	0,9973

Çizelge 4.1. SVM için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5809	0,6223	0,6353	0,6309	0,6419	0,6764
<b>Gy</b>	0,5013	0,5186	0,5444	0,5471	0,5723	0,6048
<b>Gz</b>	0,5411	0,5789	0,5915	0,5935	0,6088	0,6446
<b>V</b>	0,2381	0,4655	0,5371	0,4827	0,5511	0,5782
<b>A</b>	0,6561	0,6797	0,7109	0,6998	0,7162	0,7294
<b>S</b>	0,4854	0,5066	0,5199	0,5187	0,5301	0,5544
<b>R</b>	0,3395	0,4089	0,4483	0,4503	0,4768	0,5597
<b>dT</b>	0,9019	0,9178	0,9244	0,9228	0,9310	0,9363
<b>Gxy</b>	0,8276	0,8445	0,8607	0,8565	0,8667	0,8780
<b>Gxyz</b>	0,8700	0,8733	0,8899	0,8937	0,9098	0,9310
<b>Gxyz_V</b>	0,8647	0,8822	0,8912	0,8910	0,8972	0,9231
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8621	0,8840	0,8901	0,8913	0,8985	0,9257
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8780	0,8846	0,8992	0,8958	0,9065	0,9098
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,9151	0,9218	0,9325	0,9305	0,9383	0,9416
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9576	0,9622	0,9735	0,9716	0,9781	0,9894



Şekil 4.30. SVM için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.8.2. Gx özneliği için test sonuçları

Gx özneliği için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.189’da yer almaktadır.

Çizelge 4.189. Gx özneliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1237	422
	Arızalı	34	807

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcısı tarafından 1288 adet gözlem verisinden 1237 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 34 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 807 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 422 tanesi *Sağlam* olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.190’da yer almaktadır.

Çizelge 4.190. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9732	6	NPV	0,9596	11	Acc	0,8176
2	FNR	0,0268	7	FDR	0,2544	12	BA	0,8149
3	TNR	0,6566	8	DR	0,4948	13	F1 Skor	0,8444
4	FPR	0,3434	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7456	10	DP	0,6636	15	Kappa	0,6332

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,76 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6332 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.8.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan SVM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.191’de yer almaktadır.

Çizelge 4.191. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	848	596
	Arızalı	423	633

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 848 adedi doğru, 423 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 633 adedi doğru, 596 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan SVM sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.192’de yer almaktadır.

Çizelge 4.192. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,6672	6	NPV	0,5994	11	Acc	0,5924
2	FNR	0,3328	7	FDR	0,4127	12	BA	0,5911
3	TNR	0,5151	8	DR	0,3392	13	F1 Skor	0,6247
4	FPR	0,4849	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5013
5	PPV	0,5873	10	DP	0,5776	15	Kappa	0,1827

#### 4.8.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan SVM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.193’de yer almaktadır.

Çizelge 4.193. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1128	475
	Arızalı	143	754

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1128 adedi doğru, 143 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 754 adedi doğru, 475 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.194’de yer almaktadır.

Çizelge 4.194. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8875	6	NPV	0,8406	11	Acc	0,7528
2	FNR	0,1125	7	FDR	0,2963	12	BA	0,7505
3	TNR	0,6135	8	DR	0,4512	13	F1 Skor	0,7850
4	FPR	0,3865	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5024
5	PPV	0,7037	10	DP	0,6412	15	Kappa	0,5032

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere

istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5032 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.8.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan SVM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.195’de yer almaktadır.

Çizelge 4.195. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	561	550
	Arızalı	710	679

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 561 adedini doğru, 710 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 679 adedini doğru, 550 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan SVM sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.8.6. A özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan SVM modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.8.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan SVM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.196’da yer almaktadır.

Çizelge 4.196. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	645	632
	Arızalı	626	597

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 645 adedini doğru, 626 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 597 adedini doğru, 632 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan SVM sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.8.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan SVM modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi NB sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.8.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan SVM modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.8.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.197'de yer almaktadır.

Çizelge 4.197. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1151	172
	Arızalı	120	1057

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1151 adedi doğru ve 120 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1057 adedi doğru, 172 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.198’de yer almaktadır.

Çizelge 4.198. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9056	6	NPV	0,8980	11	Acc	0,8832
2	FNR	0,0944	7	FDR	0,1300	12	BA	0,8828
3	TNR	0,8600	8	DR	0,4604	13	F1 Skor	0,8874
4	FPR	0,1400	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,8700	10	DP	0,5292	15	Kappa	0,7662

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 88,32 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7662 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.199’da yer almaktadır.

Çizelge 4.199. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1168	109
	Arızalı	103	1120

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1168 adedi doğru ve 103 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1120 adedi doğru, 109 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.200’de yer almaktadır.

Çizelge 4.200. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9190	6	NPV	0,9158	11	Acc	0,9152
2	FNR	0,0810	7	FDR	0,0854	12	BA	0,9151
3	TNR	0,9113	8	DR	0,4672	13	F1 Skor	0,9168
4	FPR	0,0887	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9146	10	DP	0,5108	15	Kappa	0,8303

Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine *oranı* diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8303 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.201’de yer almaktadır.



Çizelge 4.201. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1167	112
	Arızalı	104	1117

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1167 adedi doğru ve 104 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1117 adedi doğru, 112 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.202’de yer almaktadır.

Çizelge 4.202. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9182	6	NPV	0,9148	11	Acc	0,9136
2	FNR	0,0818	7	FDR	0,0876	12	BA	0,9135
3	TNR	0,9089	8	DR	0,4668	13	F1 Skor	0,9153
4	FPR	0,0911	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9124	10	DP	0,5116	15	Kappa	0,8271

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,36 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8271 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.203’de yer almaktadır.

Çizelge 4.203. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1166	112
	Arızalı	105	1117

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1166 adedi doğru ve 105 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1117 adedi doğru, 112 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.204’de yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,32 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8263 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın uyuma olduğu belirtilebilir.

Çizelge 4.204. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9174	6	NPV	0,9141	11	Acc	0,9132
2	FNR	0,0826	7	FDR	0,0876	12	BA	0,9131
3	TNR	0,9089	8	DR	0,4664	13	F1 Skor	0,9149
4	FPR	0,0911	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9124	10	DP	0,5112	15	Kappa	0,8263

#### 4.8.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.205’de yer almaktadır.

Çizelge 4.205. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1161	116
	Arızalı	110	1113

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1161 adedi doğru ve 110 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1113 adedi doğru, 116 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.206'da yer almaktadır.

Çizelge 4.206. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9135	6	NPV	0,9101	11	Acc	0,9096
2	FNR	0,0865	7	FDR	0,0908	12	BA	0,9095
3	TNR	0,9056	8	DR	0,4644	13	F1 Skor	0,9113
4	FPR	0,0944	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9092	10	DP	0,5108	15	Kappa	0,8191

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 90,96 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8191 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.207'de yer almaktadır.

Çizelge 4.207. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1184	81
	Arızalı	87	1148

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1184 adedi doğru ve 87 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1148 adedi doğru, 81 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.208’de yer almaktadır.

Çizelge 4.208. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9315	6	NPV	0,9296	11	Acc	0,9328
2	FNR	0,0685	7	FDR	0,0640	12	BA	0,9328
3	TNR	0,9341	8	DR	0,4736	13	F1 Skor	0,9338
4	FPR	0,0659	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5001
5	PPV	0,9360	10	DP	0,5060	15	Kappa	0,8656

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8656 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan SVM modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.209’da yer almaktadır.

Çizelge 4.209. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1237	422
	Arızalı	34	807

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın SVM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1237 adedi doğru ve yalnızca 34 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 807 adedi doğru, 422 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.210'da yer almaktadır.

Çizelge 4.210. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9732	6	NPV	0,9596	11	Acc	0,8176
2	FNR	0,0268	7	FDR	0,2544	12	BA	0,8149
3	TNR	0,6566	8	DR	0,4948	13	F1 Skor	0,8444
4	FPR	0,3434	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7456	10	DP	0,6636	15	Kappa	0,6332

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,76 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6332 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.8.17. SVM için karşılaştırmalı test sonuçları

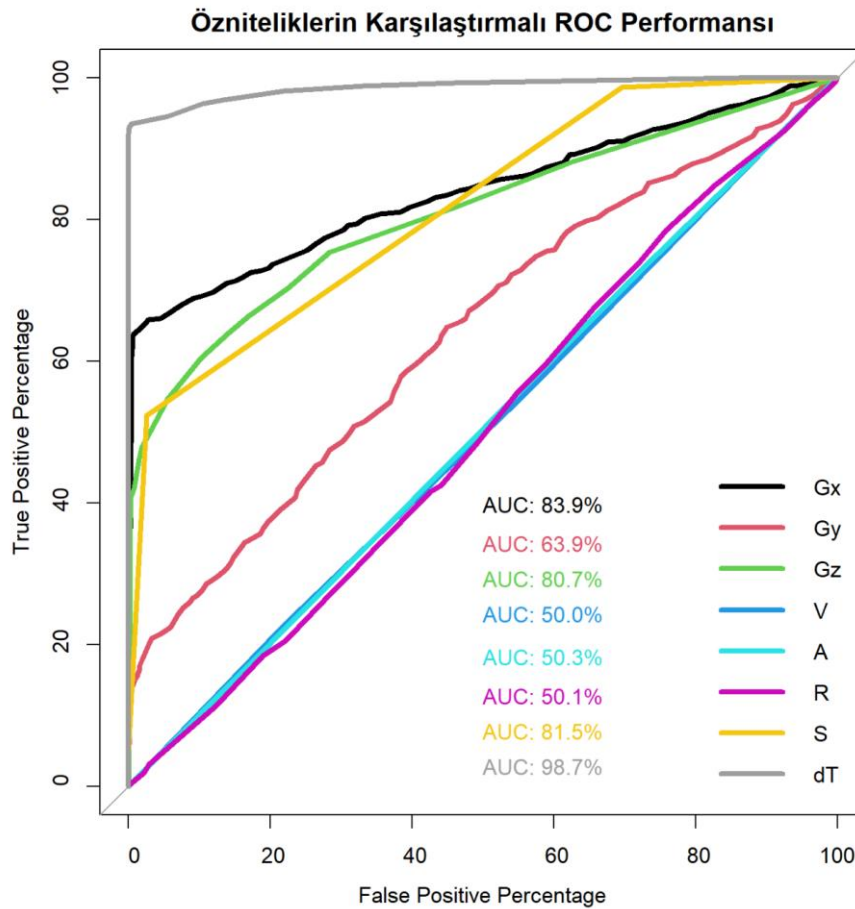
SVM için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.31'de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. SVM için

özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.211'de yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

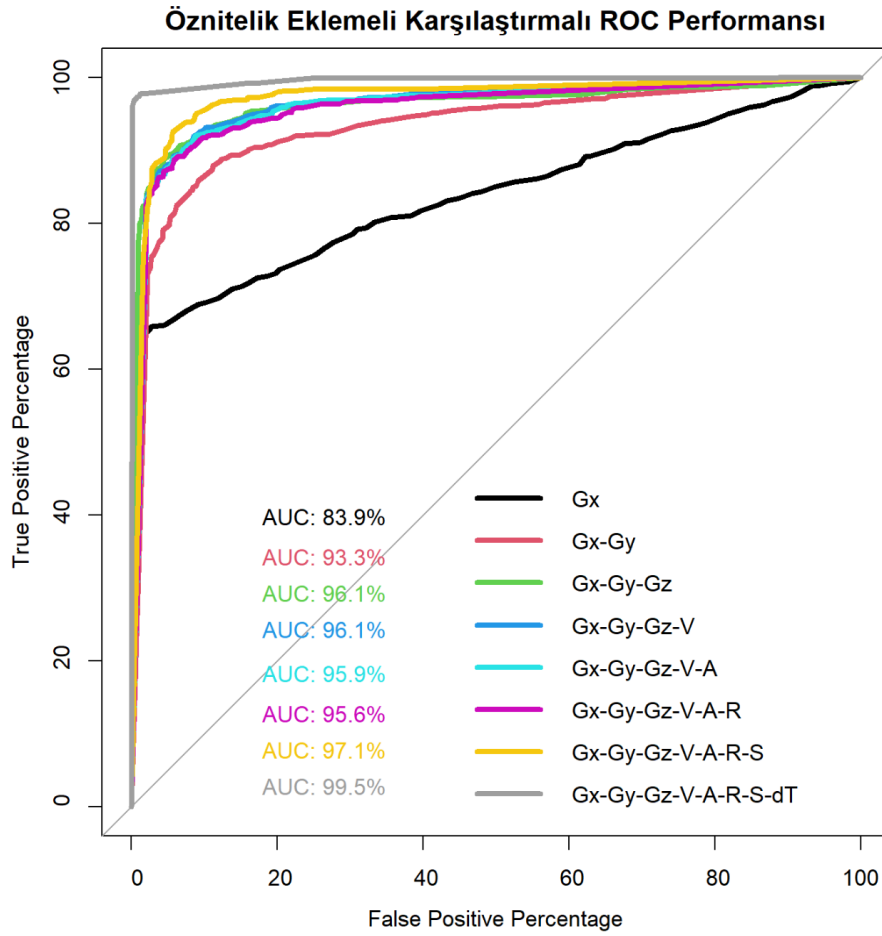
Çizelge 4.211. SVM için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 83,9	% 63,9	% 80,7	% 50,0	% 50,3	% 50,1	% 81,5	% 98,7
İyi	Zayıf	İyi	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek SVM ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.32'de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu SVM sınıflandırmasında % 99,5 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayrımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.31. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.32. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.9. RF Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “rf” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

##### 4.9.1. RF için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

RF sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.212), Sensitivity (Çizelge 4.213) ve Specificity (Çizelge 4.214) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

RF sınıflandırıcısı için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.33'de görülmektedir.

Çizelge 4.212. RF için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,6683	0,6742	0,6883	0,6846	0,6939	0,7015
Gy	0,5396	0,5520	0,5596	0,5586	0,5639	0,5822
Gz	0,6139	0,6212	0,6316	0,6295	0,6351	0,6444
V	0,4771	0,4917	0,4973	0,4960	0,5001	0,5110
A	0,4883	0,4957	0,5083	0,5097	0,5234	0,5301
R	0,4671	0,4992	0,5060	0,5014	0,5103	0,5131
S	0,6960	0,7276	0,7343	0,7343	0,7463	0,7559
dT	0,9496	0,9566	0,9595	0,9606	0,9669	0,9708
Gxy	0,8147	0,8470	0,8574	0,8515	0,8614	0,8740
Gxyz	0,8870	0,9049	0,9110	0,9148	0,9236	0,9405
Gxyz_V	0,8733	0,9128	0,9170	0,9146	0,9252	0,9325
Gxyz_V_A	0,8957	0,8983	0,9103	0,9090	0,9154	0,9258
Gxyz_V_A_R	0,8778	0,9089	0,9147	0,9127	0,9199	0,9373
Gxyz_V_A_R_S	0,9400	0,9445	0,9493	0,9509	0,9567	0,9648
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9932	0,9957	0,9965	0,9964	0,9975	0,9990

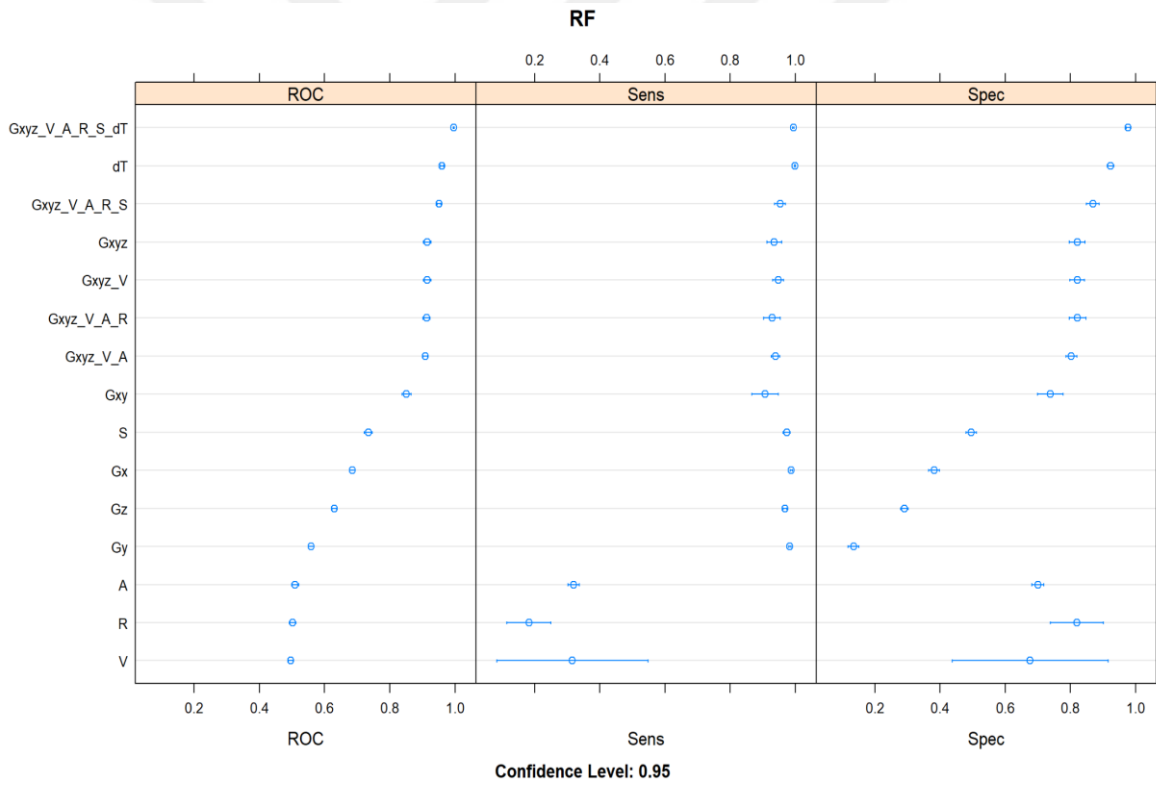
Çizelge 4.213. RF için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9786	0,9846	0,9879	0,9879	0,9920	0,9946
Gy	0,9732	0,9812	0,9839	0,9831	0,9866	0,9893
Gz	0,9571	0,9625	0,9651	0,9684	0,9759	0,9812
V	0,0617	0,0644	0,0684	0,3158	0,6843	0,7131
A	0,2869	0,3009	0,3190	0,3197	0,3412	0,3566
R	0,0831	0,1167	0,1836	0,1826	0,1984	0,4182
S	0,9437	0,9704	0,9786	0,9735	0,9812	0,9893
dT	0,9946	0,9973	1,0000	0,9984	1,0000	1,0000
Gxy	0,8418	0,8552	0,9088	0,9070	0,9531	0,9866
Gxyz	0,8633	0,9276	0,9450	0,9354	0,9544	0,9678
Gxyz_V	0,9005	0,9430	0,9517	0,9474	0,9645	0,9705
Gxyz_V_A	0,9142	0,9241	0,9383	0,9397	0,9538	0,9651
Gxyz_V_A_R	0,8499	0,9269	0,9383	0,9287	0,9491	0,9624
Gxyz_V_A_R_S	0,8954	0,9516	0,9544	0,9533	0,9618	0,9812
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9892	0,9899	0,9946	0,9938	0,9966	1,0000



Çizelge 4.214. RF için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,3448	0,3618	0,3873	0,3813	0,3972	0,4164
Gy	0,0899	0,1214	0,1366	0,1342	0,1452	0,1777
Gz	0,2653	0,2785	0,2927	0,2906	0,3031	0,3130
V	0,2626	0,3037	0,9191	0,6761	0,9358	0,9576
A	0,6737	0,6824	0,6923	0,6998	0,7135	0,7540
R	0,5159	0,8236	0,8329	0,8203	0,8740	0,9284
S	0,4483	0,4811	0,4987	0,4951	0,5086	0,5252
dT	0,9019	0,9145	0,9218	0,9228	0,9337	0,9416
Gxy	0,6552	0,6963	0,7308	0,7377	0,7779	0,8170
Gxyz	0,7798	0,7964	0,8103	0,8205	0,8389	0,8780
Gxyz_V	0,7507	0,8123	0,8196	0,8205	0,8310	0,8674
Gxyz_V_A	0,7639	0,7858	0,8093	0,8024	0,8170	0,8355
Gxyz_V_A_R	0,7666	0,8005	0,8183	0,8218	0,8468	0,8806
Gxyz_V_A_R_S	0,8090	0,8542	0,8714	0,8685	0,8846	0,9125
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9655	0,9688	0,9775	0,9772	0,9861	0,9894



Şekil 4.33. RF için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.9.2. Gx özneliği için test sonuçları

Gx özneliği için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.215’de yer almaktadır.

Çizelge 4.215. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1245	724
	Arızalı	26	505

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcısı tarafından 1271 adet gözlem verisinden 1245 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 26 adet gözlem verisini ise Arızalı olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 505 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 724 tanesi Sağlam olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.216’da yer almaktadır.

Çizelge 4.216. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9795	6	NPV	0,9510	11	Acc	0,7000
2	FNR	0,0205	7	FDR	0,3677	12	BA	0,6952
3	TNR	0,4109	8	DR	0,4980	13	F1 Skor	0,7685
4	FPR	0,5891	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5048
5	PPV	0,6323	10	DP	0,7876	15	Kappa	0,3941

Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 70 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,3941 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile orta derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

### 4.9.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan RF modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.217’de yer almaktadır.

Çizelge 4.217. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1245	1074
	Arızalı	26	155

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1245 adedi doğru, 26 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 155 adedi doğru, 1074 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan RF sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.218’de yer almaktadır.

Çizelge 4.218. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9795	6	NPV	0,8564	11	Acc	0,5600
2	FNR	0,0205	7	FDR	0,4631	12	BA	0,5528
3	TNR	0,1261	8	DR	0,4980	13	F1 Skor	0,6936
4	FPR	0,8739	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5072
5	PPV	0,5369	10	DP	0,9276	15	Kappa	0,1072

#### 4.9.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan RF modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık Çizelge 4.219’da yer almaktadır.

Çizelge 4.219. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1236	855
	Arızalı	35	374

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1236 adedi doğru, 35 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 374 adedi doğru, 855 adedi ise

yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.220’de yer almaktadır.

Çizelge 4.220. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9725	6	NPV	0,9144	11	Acc	0,6440
2	FNR	0,0275	7	FDR	0,4089	12	BA	0,6384
3	TNR	0,3043	8	DR	0,4944	13	F1 Skor	0,7353
4	FPR	0,6957	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5057
5	PPV	0,5911	10	DP	0,8364	15	Kappa	0,2799

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 64,4 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden zayıf bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,2799 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile orta derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.9.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan RF modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.221’de yer almaktadır.

Çizelge 4.221. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	95	89
	Arızalı	1176	1140

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 95 adedini doğru, 1176 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1140 adedini doğru, 89 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan RF sınıflandırıcısının V özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.9.6. A özniteliği için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan RF modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.9.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan RF modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.222’de yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 230 adedini doğru, 1041 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1006 adedini doğru, 223 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan RF sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

Çizelge 4.222. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		<i>Gerçek</i>	
		<i>Sağlam</i>	<i>Arızalı</i>
<i>Tahmin</i>	<i>Sağlam</i>	230	223
	<i>Arızalı</i>	1041	1006

#### 4.9.8. S özniteliği için test sonuçları

S özniteliğinin eğitimi tamamlanan RF modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.223’de yer almaktadır.

Çizelge 4.223. S özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		<i>Gerçek</i>	
		<i>Sağlam</i>	<i>Arızalı</i>
<i>Tahmin</i>	<i>Sağlam</i>	1238	620
	<i>Arızalı</i>	33	609

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GLM sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1238 adedi doğru, 33 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 609 adedi doğru, 620 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.224’de yer almaktadır.

Çizelge 4.224. S özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9740	6	NPV	0,9486	11	Acc	0,7388
2	FNR	0,0260	7	FDR	0,3337	12	BA	0,7348
3	TNR	0,4955	8	DR	0,4952	13	F1 Skor	0,7913
4	FPR	0,5045	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5041
5	PPV	0,6663	10	DP	0,7432	15	Kappa	0,4733

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 73,88 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,4733 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan RF modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.9.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.225’de yer almaktadır.

Çizelge 4.225. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1184	325
	Arızalı	87	904

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1184 adedi doğru ve 87 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 904 adedi doğru, 325 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.226'da yer almaktadır.

Çizelge 4.226. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9315	6	NPV	0,9122	11	Acc	0,8352
2	FNR	0,0685	7	FDR	0,2154	12	BA	0,8336
3	TNR	0,7356	8	DR	0,4736	13	F1 Skor	0,8518
4	FPR	0,2644	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5017
5	PPV	0,7846	10	DP	0,6036	15	Kappa	0,6692

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 83,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6692 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.227'de yer almaktadır.

Çizelge 4.227. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1115	167
	Arızalı	156	1062

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1115 adedi doğru ve 156 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1062 adedi doğru, 167 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.228’de yer almaktadır.

Çizelge 4.228. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8773	6	NPV	0,8719	11	Acc	0,8708
2	FNR	0,1227	7	FDR	0,1303	12	BA	0,8707
3	TNR	0,8641	8	DR	0,4460	13	F1 Skor	0,8735
4	FPR	0,1359	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,8697	10	DP	0,5128	15	Kappa	0,7415

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 87,08 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7415 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.229’da yer almaktadır.



Çizelge 4.229. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1105	188
	Arızalı	166	1041

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1105 adedi doğru ve 166 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1041 adedi doğru, 188 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.230'da yer almaktadır.

Çizelge 4.230. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8694	6	NPV	0,8625	11	Acc	0,8584
2	FNR	0,1306	7	FDR	0,1454	12	BA	0,8582
3	TNR	0,8470	8	DR	0,4420	13	F1 Skor	0,8619
4	FPR	0,1530	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,8546	10	DP	0,5172	15	Kappa	0,7166

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 85,84 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7166 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.231'de yer almaktadır.

Çizelge 4.231. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1227	241
	Arızalı	44	988

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1227 adedi doğru ve 44 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 988 adedi doğru, 241 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.232’de yer almaktadır.

Çizelge 4.232. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9654	6	NPV	0,9574	11	Acc	0,8860
2	FNR	0,0346	7	FDR	0,1642	12	BA	0,8846
3	TNR	0,8039	8	DR	0,4908	13	F1 Skor	0,8959
4	FPR	0,1961	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5015
5	PPV	0,8358	10	DP	0,5872	15	Kappa	0,7713

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 88,6 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7713 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.233’de yer almaktadır.

Çizelge 4.233. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1178	181
	Arızalı	93	1048

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1178 adedi doğru ve 93 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1048 adedi doğru, 181 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.234’de yer almaktadır.

Çizelge 4.234. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9268	6	NPV	0,9185	11	Acc	0,8904
2	FNR	0,0732	7	FDR	0,1332	12	BA	0,8898
3	TNR	0,8527	8	DR	0,4712	13	F1 Skor	0,8958
4	FPR	0,1473	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5007
5	PPV	0,8668	10	DP	0,5436	15	Kappa	0,7805

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,04 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7805 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.235’de yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1197 adedi doğru ve 74 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1094 adedi doğru, 135

adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.236'da yer almaktadır.

Çizelge 4.235. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1197	135
	Arızalı	74	1094

Çizelge 4.236. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9418	6	NPV	0,9366	11	Acc	0,9164
2	FNR	0,0582	7	FDR	0,1014	12	BA	0,9160
3	TNR	0,8902	8	DR	0,4788	13	F1 Skor	0,9197
4	FPR	0,1098	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,8986	10	DP	0,5328	15	Kappa	0,8326

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8326 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan RF modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.237'de yer almaktadır.

Çizelge 4.237. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1264	24
	Arızalı	7	1205

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın RF sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1264 adedi doğru ve yalnızca 7 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1205 adedi doğru, 24 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.238’de yer almaktadır.

Çizelge 4.238. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9945	6	NPV	0,9942	11	Acc	0,9876
2	FNR	0,0055	7	FDR	0,0186	12	BA	0,9875
3	TNR	0,9805	8	DR	0,5056	13	F1 Skor	0,9879
4	FPR	0,0195	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9814	10	DP	0,5152	15	Kappa	0,9752

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 98,76 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9752 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.9.17. RF için karşılaştırmalı test sonuçları

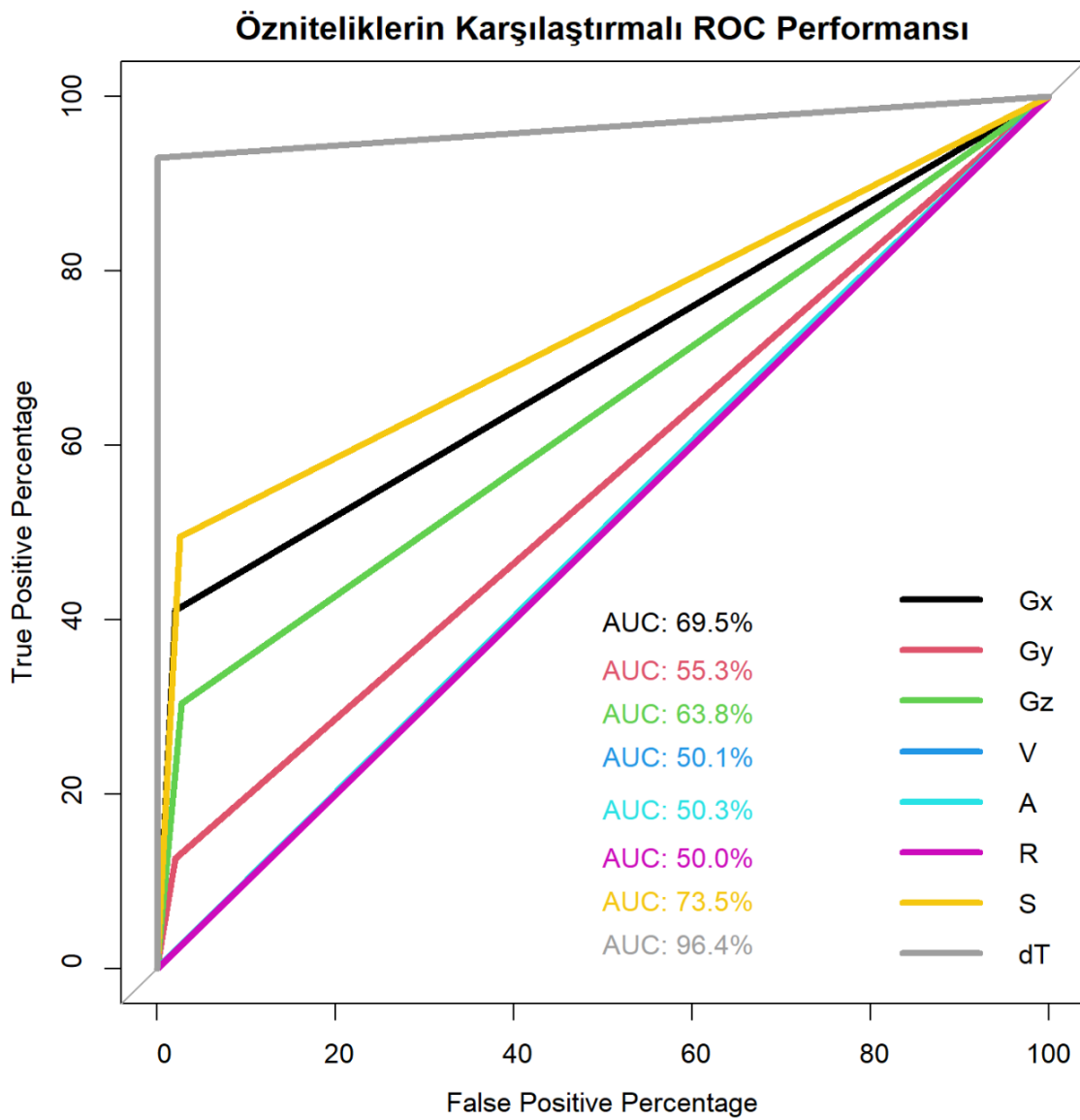
RF için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.34’de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT ve S olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. RF için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.239’da yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek RF ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil

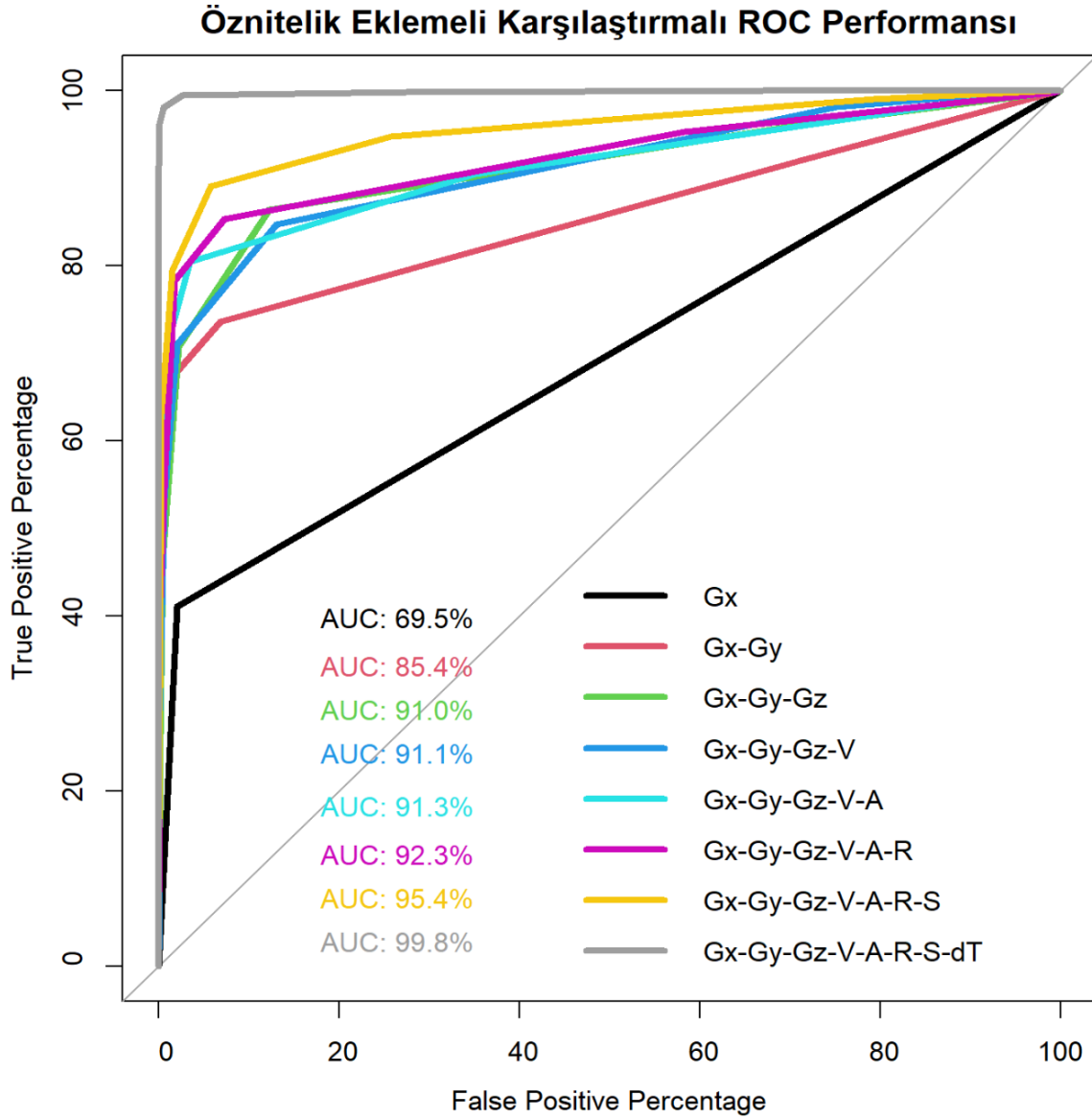
4.35’de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu RF sınıflandırmasında % 99,8 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımı gerçekleştirmektedir.

Çizelge 4.239. RF için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 69,5	% 55,3	% 63,8	% 50,1	% 50,3	% 50,0	% 73,5	% 96,4
Zayıf	Başarısız	Zayıf	Başarısız	Başarısız	Başarısız	Orta	Mükemmel



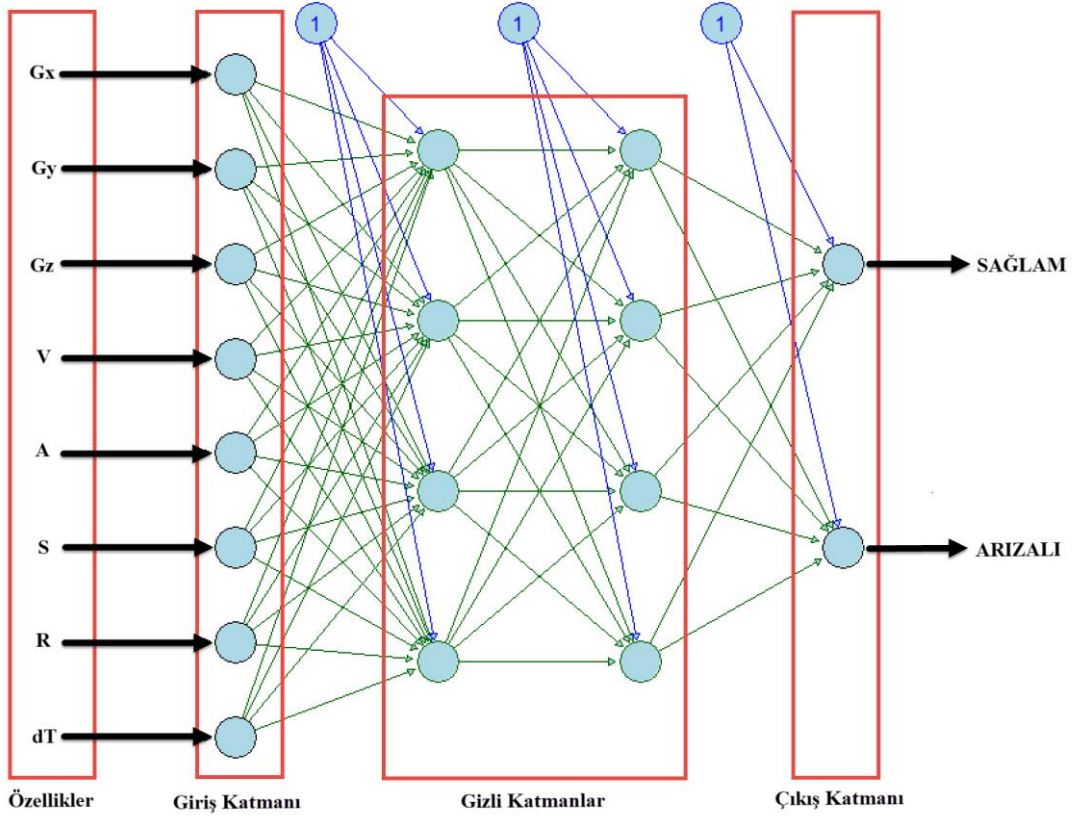
Şekil 4.34. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.35. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.10. ANN Sonuçları

ANN yapısında yer alan ve giriş katmanını besleyen parametreler, sekiz ayrı öznitelikten oluşmakta ve çıkış katmanında sağlam ve arızalı olmak üzere iki farklı sınıf elde edilmektedir. ANN modelinin eğitimi sırasında her bir öznitelik ayrı ayrı giriş katmanını beslemiştir. Tüm özniteliklerin giriş katmanını beslediği, iki gizli katmanın ve bir çıkış katmanında iki ayrı çıkışın olduğu ANN modeli Şekil 4.36'da görülmektedir.



Şekil 4.36. Tüm özneliklerin giriş olarak kullanıldığı ANN modeli yapısı

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “nnet” kullanılmıştır. İki ayrı gizli katmanda dörder adet nöron kullanılmıştır. Gizli katmanlar ile çıkış katmanında yer alan nöronlara uygulanan bias değeri 1 olarak kabul edilmiştir. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

#### 4.10.1. ANN için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

ANN sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.240), Sensitivity (Çizelge 4.241) ve Specificity (Çizelge 4.242) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.



Çizelge 4.240. ANN için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,7911	0,8128	0,8236	0,8214	0,8319	0,8388
Gy	0,6396	0,6601	0,6701	0,6721	0,6792	0,7086
Gz	0,7581	0,7885	0,7953	0,7956	0,8022	0,8248
V	0,4488	0,4847	0,4892	0,4919	0,5083	0,5193
A	0,4722	0,4952	0,5122	0,5092	0,5186	0,5484
R	0,4783	0,4914	0,5122	0,5081	0,5224	0,5344
S	0,7986	0,8000	0,8125	0,8098	0,8155	0,8262
dT	0,9803	0,9844	0,9878	0,9870	0,9897	0,9928
Gxy	0,9243	0,9358	0,9430	0,9420	0,9461	0,9614
Gxyz	0,9626	0,9652	0,9689	0,9694	0,9736	0,9764
Gxyz_V	0,9602	0,9635	0,9650	0,9684	0,9751	0,9783
Gxyz_V_A	0,9570	0,9659	0,9707	0,9686	0,9715	0,9752
Gxyz_V_A_R	0,9545	0,9623	0,9663	0,9663	0,9713	0,9778
Gxyz_V_A_R_S	0,9623	0,9666	0,9721	0,9720	0,9775	0,9805
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9953	0,9971	0,9985	0,9981	0,9993	0,9998

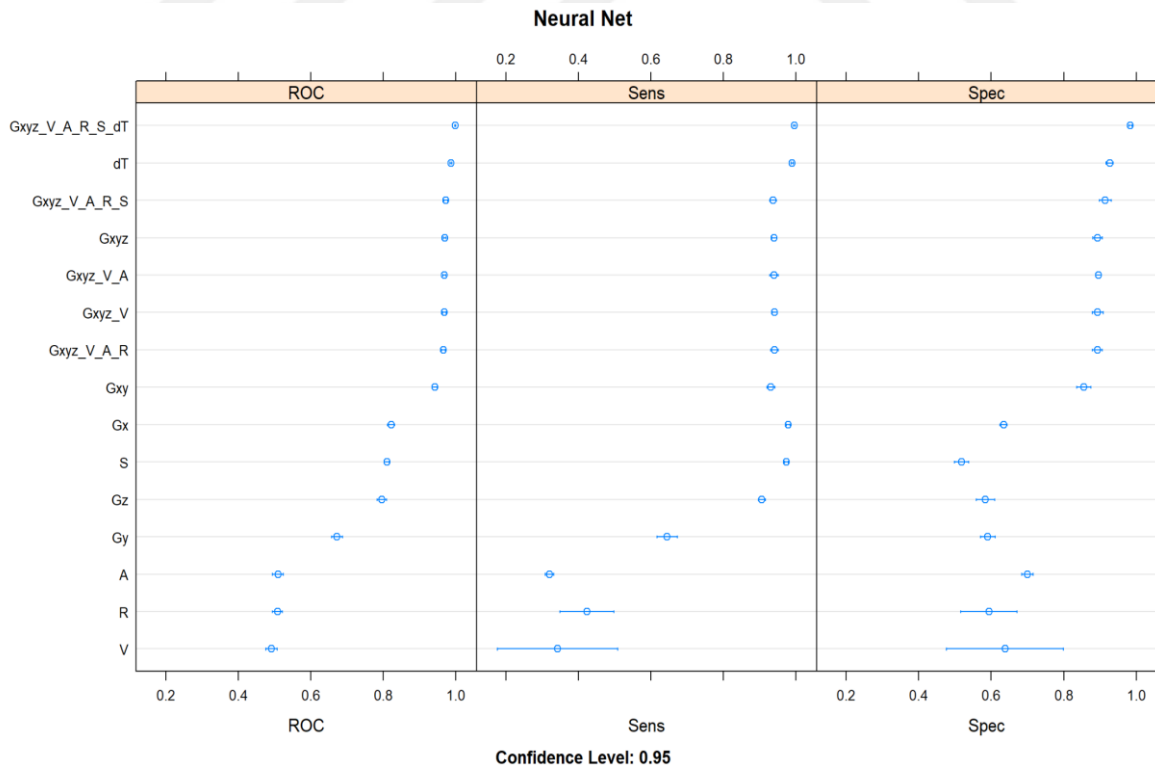
Çizelge 4.241. ANN için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9678	0,9759	0,9785	0,9783	0,9806	0,9946
Gy	0,5576	0,6253	0,6568	0,6447	0,6743	0,6810
Gz	0,8794	0,9021	0,9088	0,9056	0,9134	0,9249
V	0,0536	0,1206	0,3713	0,3422	0,4380	0,6917
A	0,2949	0,3117	0,3181	0,3197	0,3217	0,3566
R	0,2091	0,3897	0,4129	0,4229	0,5034	0,5684
S	0,9625	0,9705	0,9718	0,9735	0,9772	0,9839
dT	0,9812	0,9873	0,9893	0,9895	0,9940	0,9946
Gxy	0,9088	0,9229	0,9290	0,9308	0,9357	0,9598
Gxyz	0,9223	0,9310	0,9423	0,9394	0,9457	0,9544
Gxyz_V	0,9249	0,9323	0,9424	0,9413	0,9484	0,9571
Gxyz_V_A	0,9223	0,9283	0,9369	0,9397	0,9410	0,9759
Gxyz_V_A_R	0,9249	0,9309	0,9370	0,9407	0,9477	0,9732
Gxyz_V_A_R_S	0,9142	0,9290	0,9383	0,9367	0,9410	0,9651
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9893	0,9946	0,9960	0,9960	0,9993	1,0000

Çizelge 4.242. ANN için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,6154	0,6267	0,6326	0,6346	0,6448	0,6552
<b>Gy</b>	0,5464	0,5690	0,5915	0,5908	0,6167	0,6233
<b>Gz</b>	0,5252	0,5610	0,5822	0,5842	0,6054	0,6455
<b>V</b>	0,2865	0,5451	0,5809	0,6380	0,8510	0,9310
<b>A</b>	0,6711	0,6830	0,6954	0,6998	0,7115	0,7347
<b>R</b>	0,4589	0,5235	0,5796	0,5938	0,6174	0,8355
<b>S</b>	0,4854	0,5013	0,5053	0,5187	0,5431	0,5623
<b>dT</b>	0,9019	0,9184	0,9272	0,9271	0,9357	0,9469
<b>Gxy</b>	0,8090	0,8396	0,8568	0,8555	0,8667	0,8966
<b>Gxyz</b>	0,8674	0,8820	0,8899	0,8934	0,9085	0,9206
<b>Gxyz_V</b>	0,8700	0,8806	0,8886	0,8939	0,9039	0,9363
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8806	0,8893	0,8966	0,8960	0,8994	0,9204
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8674	0,8733	0,8992	0,8929	0,9105	0,9125
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,8780	0,8966	0,9231	0,9146	0,9279	0,9390
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9735	0,9794	0,9854	0,9841	0,9887	0,9921

ANN sınıflandırıcısı için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.37'de görülmektedir.



Şekil 4.37. ANN için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.10.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliği için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.243’de yer almaktadır.

Çizelge 4.243. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1229	417
	Arızalı	42	812

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcısı tarafından 1271 adet gözlem verisinden 1229 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 42 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 812 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 417 tanesi *Sağlam* olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.243’de yer almaktadır.

Çizelge 4.244. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9670	6	NPV	0,9508	11	Acc	0,8164
2	FNR	0,0330	7	FDR	0,2533	12	BA	0,8138
3	TNR	0,6607	8	DR	0,4916	13	F1 Skor	0,8426
4	FPR	0,3393	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7467	10	DP	0,6584	15	Kappa	0,6308

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,64 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6308 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu görülmektedir.

### 4.10.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.244’de yer almaktadır.

Çizelge 4.245. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	798	489
	Arızalı	473	740

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 798 adedi doğru, 473 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 740 adedi doğru, 489 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan ANN sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.246’da yer almaktadır.

Çizelge 4.246. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,6279	6	NPV	0,6101	11	Acc	0,6152
2	FNR	0,3721	7	FDR	0,3800	12	BA	0,6150
3	TNR	0,6021	8	DR	0,3192	13	F1 Skor	0,6239
4	FPR	0,3979	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,6200	10	DP	0,5148	15	Kappa	0,2300

### 4.10.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.247’de yer almaktadır.

Çizelge 4.247. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1145	492
	Arızalı	126	737

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1145 adedi doğru, 126 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 737 adedi doğru, 492 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.248’de yer almaktadır.

Çizelge 4.248. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9009	6	NPV	0,8540	11	Acc	0,7528
2	FNR	0,0991	7	FDR	0,3005	12	BA	0,7503
3	TNR	0,5997	8	DR	0,4580	13	F1 Skor	0,7875
4	FPR	0,4003	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5026
5	PPV	0,6995	10	DP	0,6548	15	Kappa	0,5030

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,5030 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.10.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi NB sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.3.5).

#### 4.10.6. A özniteliği için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan ANN modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliđi için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.10.7. R özniteliđi için test sonuçları

R özniteliđinin eđitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.249’da yer almaktadır.

Çizelge 4.249. R özniteliđi ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sađlam	Arızalı
Tahmin	Sađlam	520	532
	Arızalı	751	697

Gerçekte *Sađlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 520 adedini dođru, 751 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diđer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 697 adedini dođru, 532 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduđundan ANN sınıflandırıcısının R özniteliđi için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.10.8. S özniteliđi için test sonuçları

Eđitimi tamamlanan ANN modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar S özniteliđi için NB sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.10.9. dT özniteliđi için test sonuçları

dT özniteliđinin eđitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.250’de yer almaktadır.

Çizelge 4.250. dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1265	80
	Arızalı	6	1149

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1265 adedi doğru, 6 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1149 adedi doğru, 80 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.251’de yer almaktadır.

Çizelge 4.251. dT özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9953	6	NPV	0,9948	11	Acc	0,9656
2	FNR	0,0047	7	FDR	0,0595	12	BA	0,9651
3	TNR	0,9349	8	DR	0,5060	13	F1 Skor	0,9671
4	FPR	0,0651	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9405	10	DP	0,5380	15	Kappa	0,9311

Gerçekte Sağlam olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte Arızalı olan gözlemlerin de Arızalı olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 96,56 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9311 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın uyuşma olduğu görülmektedir.

#### 4.10.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.252’de yer almaktadır.

Çizelge 4.252. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1161	162
	Arızalı	110	1067

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1161 adedi doğru ve 110 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1067 adedi doğru, 162 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.253’de yer almaktadır.

Çizelge 4.253. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9135	6	NPV	0,9065	11	Acc	0,8912
2	FNR	0,0865	7	FDR	0,1224	12	BA	0,8908
3	TNR	0,8682	8	DR	0,4644	13	F1 Skor	0,8951
4	FPR	0,1318	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,8776	10	DP	0,5292	15	Kappa	0,7822

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 89,12 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7822 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.254’de yer almaktadır.



Çizelge 4.254. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1185	104
	Arızalı	86	1125

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1185 adedi doğru ve 86 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1125 adedi doğru, 104 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.255’de yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 94,4 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8489 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

Çizelge 4.255. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9323	6	NPV	0,9290	11	Acc	0,9240
2	FNR	0,0677	7	FDR	0,0807	12	BA	0,9239
3	TNR	0,9154	8	DR	0,4740	13	F1 Skor	0,9258
4	FPR	0,0846	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9193	10	DP	0,5156	15	Kappa	0,8479

#### 4.10.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.256’da yer almaktadır.

Çizelge 4.256. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1188	117
	Arızalı	83	1112

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1188 adedi doğru ve 83 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1112 adedi doğru, 117 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.257’de yer almaktadır.

Çizelge 4.257. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9347	6	NPV	0,9305	11	Acc	0,9200
2	FNR	0,0653	7	FDR	0,0897	12	BA	0,9197
3	TNR	0,9048	8	DR	0,4752	13	F1 Skor	0,9224
4	FPR	0,0952	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5004
5	PPV	0,9103	10	DP	0,5220	15	Kappa	0,8399

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8399 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.258’de yer almaktadır.

Çizelge 4.258. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1184	115
	Arızalı	87	1114

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1184 adedi doğru ve 87 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1114 adedi doğru, 115 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.259'da yer almaktadır.

Çizelge 4.259. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9315	6	NPV	0,9276	11	Acc	0,9192
2	FNR	0,0685	7	FDR	0,0885	12	BA	0,9190
3	TNR	0,9064	8	DR	0,4736	13	F1 Skor	0,9214
4	FPR	0,0936	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9115	10	DP	0,5196	15	Kappa	0,8383

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 91,92 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8383 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.260'da yer almaktadır.

Çizelge 4.260. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1178	100
	Arızalı	93	1129

Gerçekte Sağlam durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1178 adedi doğru ve 93 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1129 adedi doğru, 100 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.261’de yer almaktadır.

Çizelge 4.261. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9268	6	NPV	0,9239	11	Acc	0,9228
2	FNR	0,0732	7	FDR	0,0782	12	BA	0,9227
3	TNR	0,9186	8	DR	0,4712	13	F1 Skor	0,9243
4	FPR	0,0814	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9218	10	DP	0,5112	15	Kappa	0,8455

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8455 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.262’de yer almaktadır.

Çizelge 4.262. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1175	69
	Arızalı	96	1160

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1175 adedi doğru ve 96 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1160 adedi doğru, 69 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.263’de yer almaktadır.

Çizelge 4.263. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9245	6	NPV	0,9236	11	Acc	0,9340
2	FNR	0,0755	7	FDR	0,0555	12	BA	0,9342
3	TNR	0,9439	8	DR	0,4700	13	F1 Skor	0,9344
4	FPR	0,0561	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5000
5	PPV	0,9445	10	DP	0,4976	15	Kappa	0,8680

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,4 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8680 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan ANN modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.264’de yer almaktadır.

Çizelge 4.264. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1269	13
	Arızalı	2	1216

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın ANN sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1269 adedi doğru ve yalnızca 2 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1216 adedi doğru, 13 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.265’de yer almaktadır.

Çizelge 4.265. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9984	6	NPV	0,9984	11	Acc	0,9940
2	FNR	0,0016	7	FDR	0,0101	12	BA	0,9939
3	TNR	0,9894	8	DR	0,5076	13	F1 Skor	0,9941
4	FPR	0,0106	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9899	10	DP	0,5128	15	Kappa	0,9880

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise %99,4 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9880 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.10.17. ANN için karşılaştırmalı test sonuçları

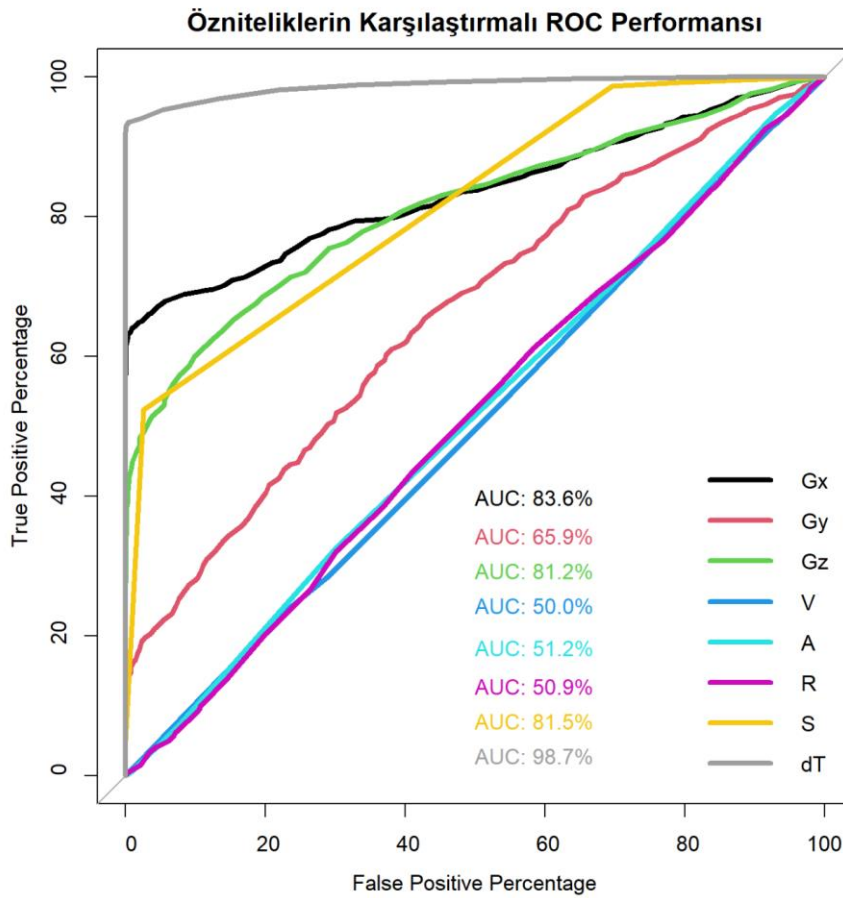
ANN için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.38’de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız oldukları göze çarpmaktadır. ANN için

özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.266'da yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

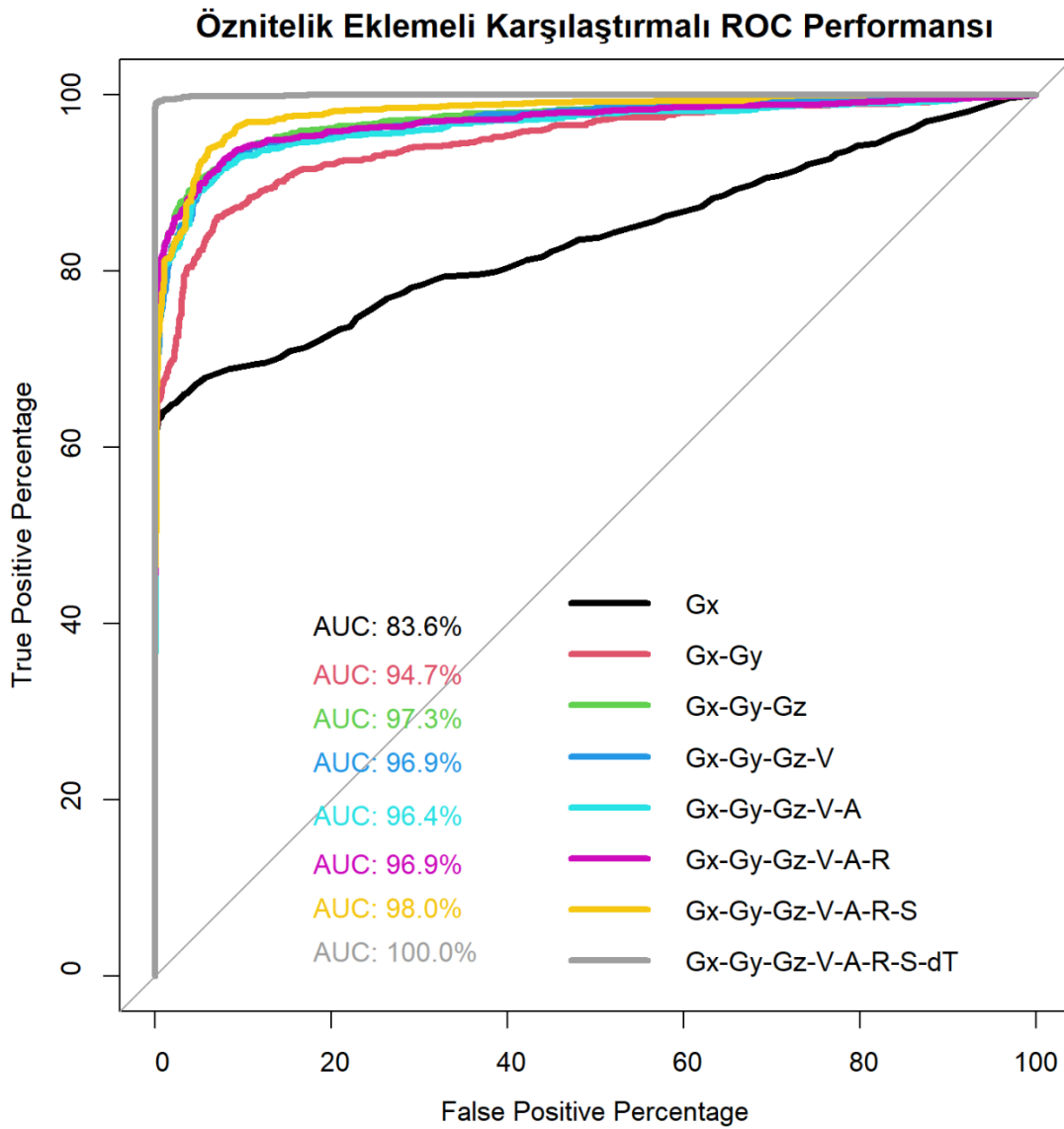
Çizelge 4.266. ANN için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 83,6	% 65,9	% 81,2	% 50,0	% 51,2	% 50,9	% 81,5	% 98,7
İyi	Zayıf	İyi	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek ANN ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.39'da yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu ANN sınıflandırmasında % 100 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayrımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.38. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.39. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.11. GBT Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “gbm” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.



#### 4.11.1. GBT için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

GBT sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.267), Sensitivity (Çizelge 4.268) ve Specificity (Çizelge 4.269) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.267. GBT için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,8145	0,8311	0,8354	0,8389	0,8502	0,8593
Gy	0,6413	0,6617	0,6647	0,6697	0,6750	0,6986
Gz	0,7601	0,7815	0,7931	0,7947	0,8109	0,8244
V	0,4694	0,4907	0,5012	0,5000	0,5091	0,5233
A	0,4840	0,4932	0,5072	0,5064	0,5135	0,5504
S	0,8010	0,8047	0,8083	0,8096	0,8160	0,8183
R	0,4877	0,5027	0,5096	0,5089	0,5161	0,5297
dT	0,9804	0,9851	0,9878	0,9872	0,9896	0,9921
Gxy	0,9336	0,9452	0,9469	0,9465	0,9502	0,9572
Gxyz	0,9583	0,9698	0,9725	0,9741	0,9802	0,9849
Gxyz_V	0,9681	0,9722	0,9742	0,9745	0,9760	0,9848
Gxyz_V_A	0,9668	0,9720	0,9756	0,9743	0,9772	0,9787
Gxyz_V_A_R	0,9689	0,9703	0,9722	0,9733	0,9764	0,9796
Gxyz_V_A_R_S	0,9808	0,9833	0,9862	0,9852	0,9871	0,9874
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9967	0,9982	0,9986	0,9985	0,9989	0,9999

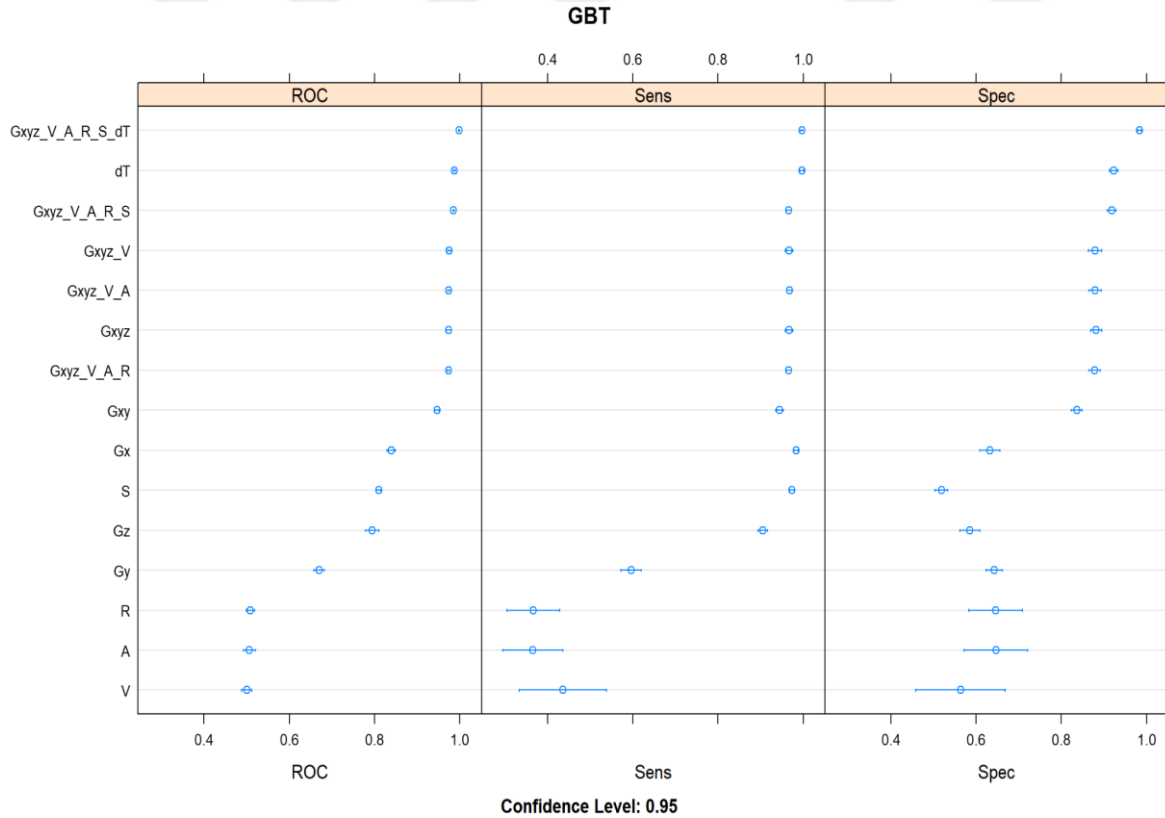
Çizelge 4.268. GBT için elde edilen Sensitivity performans değerleri

	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9705	0,9799	0,9839	0,9831	0,9886	0,9920
Gy	0,5308	0,5845	0,5946	0,5964	0,6126	0,6622
Gz	0,8820	0,8908	0,9102	0,9048	0,9168	0,9276
V	0,0726	0,4403	0,4558	0,4362	0,4745	0,6488
A	0,3003	0,3090	0,3204	0,3656	0,3485	0,5603
S	0,9625	0,9685	0,9745	0,9735	0,9779	0,9866
R	0,2547	0,2849	0,3727	0,3669	0,4379	0,5040
dT	0,9786	0,9953	1,0000	0,9965	1,0000	1,0000
Gxy	0,9303	0,9363	0,9383	0,9445	0,9538	0,9625
Gxyz	0,9437	0,9625	0,9665	0,9665	0,9745	0,9839
Gxyz_V	0,9410	0,9605	0,9718	0,9667	0,9752	0,9812
Gxyz_V_A	0,9543	0,9631	0,9705	0,9675	0,9705	0,9812
Gxyz_V_A_R	0,9516	0,9611	0,9678	0,9659	0,9725	0,9759
Gxyz_V_A_R_S	0,9517	0,9604	0,9665	0,9662	0,9725	0,9786
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9893	0,9953	0,9973	0,9968	1,0000	1,0000

Çizelge 4.269. GBT için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>Gx</b>	0,5703	0,6229	0,6379	0,6319	0,6485	0,6764
<b>Gy</b>	0,5889	0,6320	0,6525	0,6428	0,6611	0,6684
<b>Gz</b>	0,5265	0,5729	0,6008	0,5853	0,6068	0,6207
<b>V</b>	0,3660	0,5159	0,5430	0,5635	0,5816	0,9337
<b>A</b>	0,4377	0,6684	0,6857	0,6468	0,7056	0,7268
<b>S</b>	0,4960	0,5066	0,5119	0,5187	0,5192	0,5570
<b>R</b>	0,4987	0,5824	0,6525	0,6455	0,7115	0,7560
<b>dT</b>	0,8939	0,9151	0,9271	0,9228	0,9312	0,9390
<b>Gxy</b>	0,8064	0,8250	0,8342	0,8361	0,8455	0,8621
<b>Gxyz</b>	0,8594	0,8648	0,8859	0,8817	0,8966	0,9045
<b>Gxyz_V</b>	0,8462	0,8621	0,8793	0,8791	0,8915	0,9098
<b>Gxyz_V_A</b>	0,8488	0,8687	0,8753	0,8791	0,8912	0,9101
<b>Gxyz_V_A_R</b>	0,8462	0,8621	0,8874	0,8780	0,8932	0,8966
<b>Gxyz_V_A_R_S</b>	0,8966	0,9038	0,9231	0,9181	0,9285	0,9363
<b>Gxyz_V_A_R_S_dT</b>	0,9735	0,9788	0,9841	0,9833	0,9887	0,9920

GBT sınıflandırıcısı için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.40'da görülmektedir.



Şekil 4.40. GBT için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.11.2. Gx özniteliği için test sonuçları

Gx özniteliği için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.270’de yer almaktadır.

Çizelge 4.270. Gx özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1234	420
	Arızalı	37	809

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcısı tarafından 1271 adet gözlem verisinden 1234 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 37 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 809 tanesi Arızalı olarak sınıflandırılırken 420 tanesi Sağlam olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.271’de yer almaktadır.

Çizelge 4.271. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9709	6	NPV	0,9563	11	Acc	0,8172
2	FNR	0,0291	7	FDR	0,2539	12	BA	0,8146
3	TNR	0,6583	8	DR	0,4936	13	F1 Skor	0,8438
4	FPR	0,3417	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7461	10	DP	0,6616	15	Kappa	0,6324

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,72 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6324 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu görülmektedir.

### 4.11.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan GBT modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.272’de yer almaktadır.

Çizelge 4.272. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	725	438
	Arızalı	546	791

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 725 adedi doğru, 546 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 791 adedi doğru, 438 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GBT sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.273’de yer almaktadır.

Çizelge 4.273. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,6279	6	NPV	0,6101	11	Acc	0,6152
2	FNR	0,3721	7	FDR	0,3800	12	BA	0,6150
3	TNR	0,6021	8	DR	0,3192	13	F1 Skor	0,6239
4	FPR	0,3979	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,6200	10	DP	0,5148	15	Kappa	0,2300

### 4.11.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliğinin eğitimi tamamlanan GBT modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi ANN sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.10.4).

#### 4.11.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan ANN modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi NB sınıflandırıcısında elde edilen sonuçlar ile aynı sonuçları vermiştir (Bkz. Bölüm 4.3.5).

#### 4.11.6. A özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan GBT modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.11.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan GBT modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.274'de yer almaktadır.

Çizelge 4.274. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	401	380
	Arızalı	870	849

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 401 adedini doğru, 870 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 849 adedini doğru, 380 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan GBT sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.11.8. S özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan GBT modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar S özniteliği için NB sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.11.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan GBT modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.11.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.275’de yer almaktadır.

Çizelge 4.275. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1170	196
	Arızalı	101	1033

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1170 adedi doğru ve 101 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1033 adedi doğru, 196 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.276’da yer almaktadır.

Çizelge 4.276. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9205	6	NPV	0,9109	11	Acc	0,8812
2	FNR	0,0795	7	FDR	0,1435	12	BA	0,8805
3	TNR	0,8405	8	DR	0,4680	13	F1 Skor	0,8874
4	FPR	0,1595	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5008
5	PPV	0,8565	10	DP	0,5464	15	Kappa	0,7620

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 88,12 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,7620 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.11.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.277’de yer almaktadır.

Çizelge 4.277. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1204	119
	Arızalı	67	1110

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1204 adedi doğru ve 67 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1110 adedi doğru, 119 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.278’de yer almaktadır.

Çizelge 4.278. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9473	6	NPV	0,9431	11	Acc	0,9256
2	FNR	0,0527	7	FDR	0,0899	12	BA	0,9252
3	TNR	0,9032	8	DR	0,4816	13	F1 Skor	0,9283
4	FPR	0,0968	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,9101	10	DP	0,5292	15	Kappa	0,8511

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,56 olarak elde edilmiştir. Bu değere

istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8511 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.11.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.279’da yer almaktadır.

Çizelge 4.279. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1204	120
	Arızalı	67	1109

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1204 adedi doğru ve 67 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1109 adedi doğru, 120 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.280’de yer almaktadır.

Çizelge 4.280. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9473	6	NPV	0,9430	11	Acc	0,9252
2	FNR	0,0527	7	FDR	0,0906	12	BA	0,9248
3	TNR	0,9024	8	DR	0,4816	13	F1 Skor	0,9279
4	FPR	0,0976	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,9094	10	DP	0,5296	15	Kappa	0,8503

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,52 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8503 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.



#### 4.11.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.281’de yer almaktadır.

Çizelge 4.281. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1207	122
	Arızalı	64	1107

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1207 adedi doğru ve 64 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1107 adedi doğru, 122 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.282’de yer almaktadır.

Çizelge 4.282. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9496	6	NPV	0,9453	11	Acc	0,9256
2	FNR	0,0504	7	FDR	0,0918	12	BA	0,9252
3	TNR	0,9007	8	DR	0,4828	13	F1 Skor	0,9285
4	FPR	0,0993	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,9082	10	DP	0,5316	15	Kappa	0,8510

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,56 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8510 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.11.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.283’de yer almaktadır.

Çizelge 4.283. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1210	125
	Arızalı	61	1104

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1210 adedi doğru ve 61 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1104 adedi doğru, 125 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.284’de yer almaktadır.

Çizelge 4.284. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9520	6	NPV	0,9476	11	Acc	0,9256
2	FNR	0,0480	7	FDR	0,0936	12	BA	0,9251
3	TNR	0,8983	8	DR	0,4840	13	F1 Skor	0,9286
4	FPR	0,1017	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9064	10	DP	0,5340	15	Kappa	0,8510

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 92,56 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8510 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.11.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.285’de yer almaktadır.

Çizelge 4.285. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1218	74
	Arızalı	53	1155

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1218 adedi doğru ve 53 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1155 adedi doğru, 74 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.286’da yer almaktadır.

Çizelge 4.286. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9583	6	NPV	0,9561	11	Acc	0,9492
2	FNR	0,0417	7	FDR	0,0573	12	BA	0,9490
3	TNR	0,9398	8	DR	0,4872	13	F1 Skor	0,9504
4	FPR	0,0602	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9427	10	DP	0,5168	15	Kappa	0,8983

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 94,92 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8983 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.11.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan GBT modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.287’de yer almaktadır.

Çizelge 4.287. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1265	14
	Arızalı	5	1215

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın GBT sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1265 adedi doğru ve yalnızca 5 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1215 adedi doğru, 14 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.288’de yer almaktadır.

Çizelge 4.288. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9961	6	NPV	0,9959	11	Acc	0,9924
2	FNR	0,0039	7	FDR	0,0109	12	BA	0,9923
3	TNR	0,9886	8	DR	0,5062	13	F1 Skor	0,9925
4	FPR	0,0114	9	Pre	0,5082	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9891	10	DP	0,5118	15	Kappa	0,9848

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise %99,24 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9848 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

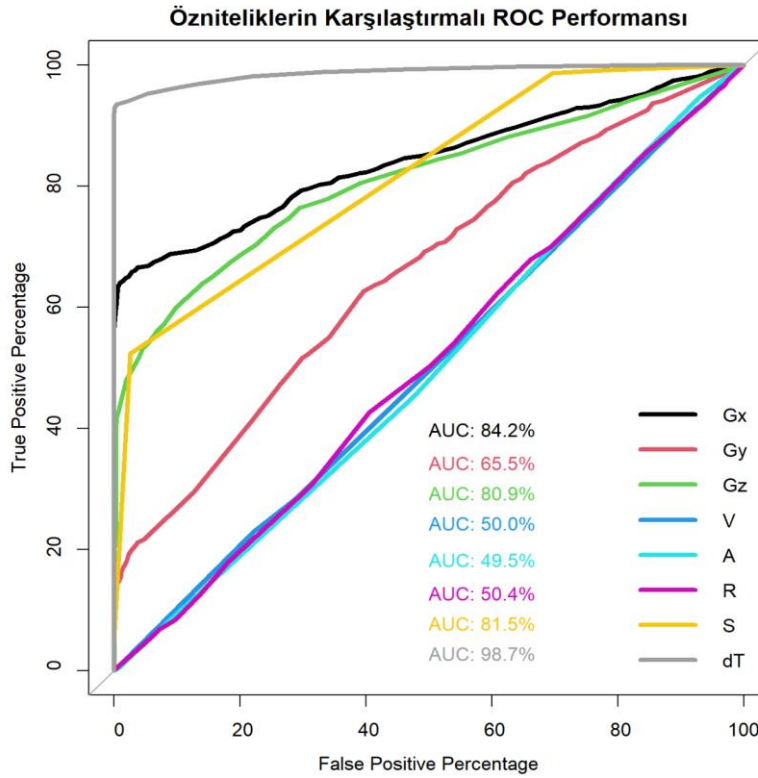
#### 4.11.17. GBT için karşılaştırmalı test sonuçları

GBT için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.41’de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız veya zayıf oldukları göze çarpmaktadır. GBT için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.289’da yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

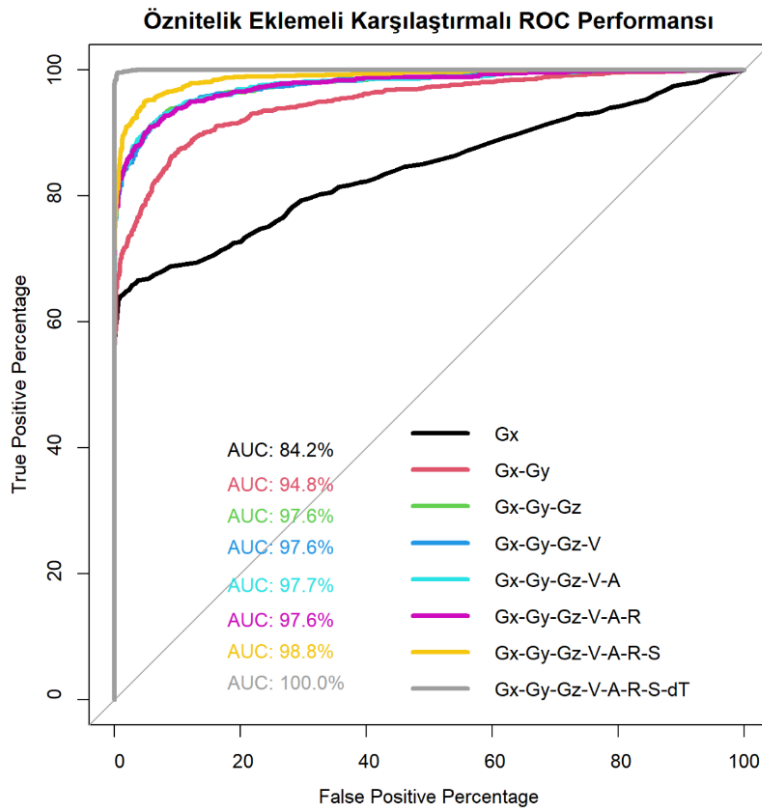
Çizelge 4.289. GBT için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

<b>Gx</b>	<b>Gy</b>	<b>Gz</b>	<b>V</b>	<b>A</b>	<b>R</b>	<b>S</b>	<b>dT</b>
% 84,2	% 65,5	% 80,9	% 50,0	% 49,5	% 50,4	% 81,5	% 98,7
İyi	Zayıf	İyi	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek GBT ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.42’de yer almaktadır. V ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu GBT sınıflandırmasında % 100 oranında Sağlam ve Arızalı rulman ayrımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.41. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.42. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

## 4.12. XGBoost Sonuçları

Modelin eğitimi için ayrılan eğitim setindeki veriye eğitim öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Caret kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilen eğitim sürecinde metot olarak “xgbTree” kullanılmıştır. Eğitimin tamamlanması sonrasında test verisi ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Son olarak karışıklık matrisi elde edilmiş ve model başarısının ölçümü için metrik değerleri hesaplanmıştır.

### 4.12.1. XGBoost için çapraz doğrulamalı eğitim sonuçları

XGBoost sınıflandırıcısı için 10 katlı çapraz doğrulama ile tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda elde edilen ROC (Çizelge 4.290), Sensitivity (Çizelge 4.291) ve Specificity (Çizelge 4.292) performanslarına ait değerler çizelgelerde görülmektedir.

Çizelge 4.290. XGBoost için elde edilen ROC performans değerleri

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,8152	0,8284	0,8346	0,8369	0,8490	0,8536
Gy	0,6385	0,6444	0,6589	0,6601	0,6680	0,6954
Gz	0,7709	0,7750	0,7883	0,7883	0,7990	0,8091
V	0,4676	0,4919	0,5038	0,5041	0,5187	0,5306
A	0,4825	0,4937	0,5065	0,5025	0,5086	0,5231
R	0,7904	0,7987	0,8106	0,8091	0,8160	0,8262
S	0,4766	0,4909	0,5080	0,5072	0,5161	0,5552
dT	0,9830	0,9847	0,9860	0,9866	0,9868	0,9917
Gxy	0,8575	0,8673	0,8752	0,8777	0,8874	0,9030
Gxyz	0,9658	0,9728	0,9787	0,9776	0,9819	0,9883
Gxyz_V	0,9703	0,9755	0,9782	0,9780	0,9801	0,9845
Gxyz_V_A	0,9707	0,9732	0,9749	0,9761	0,9799	0,9825
Gxyz_V_A_R	0,9658	0,9746	0,9777	0,9770	0,9800	0,9850
Gxyz_V_A_R_S	0,9816	0,9839	0,9879	0,9873	0,9904	0,9927
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9965	0,9988	0,9991	0,9989	0,9992	0,9999

Çizelge 4.291. XGBoost için elde edilen Sensitivity performans değerleri

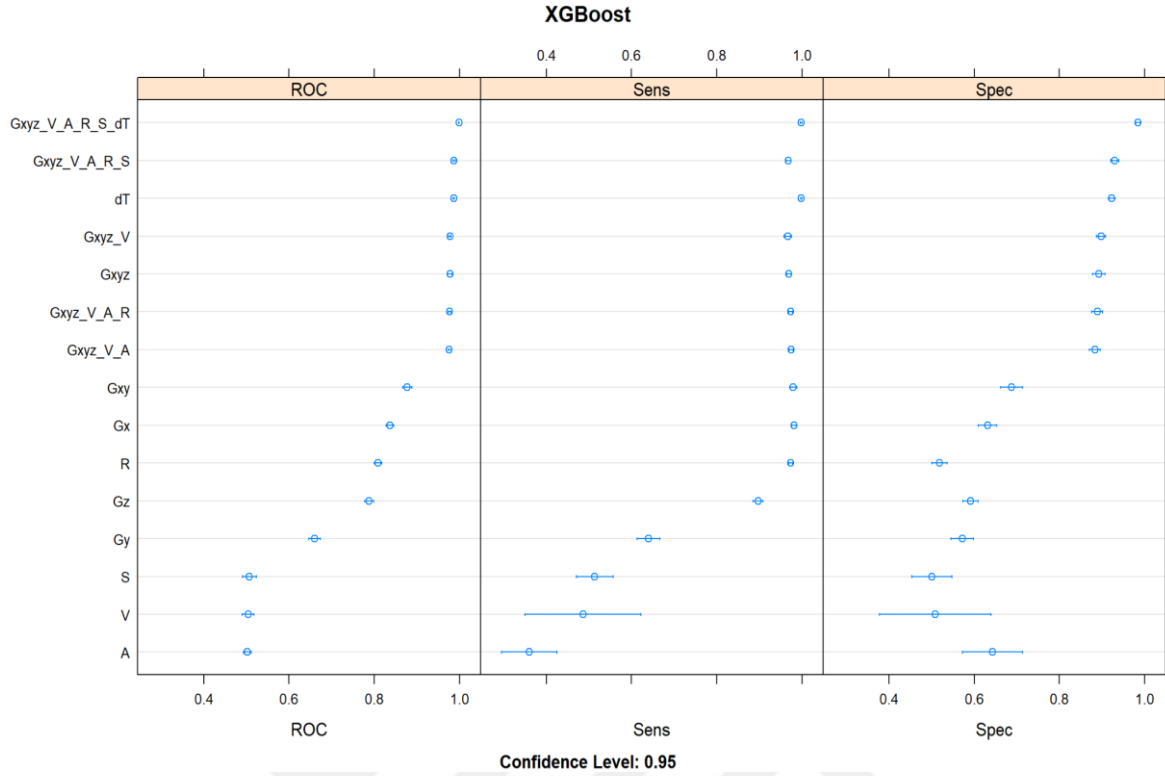
	Sensitivity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,9678	0,9745	0,9853	0,9812	0,9866	0,9893
Gy	0,5818	0,6244	0,6434	0,6398	0,6501	0,7185
Gz	0,8686	0,8874	0,8966	0,8968	0,9068	0,9223
V	0,0536	0,4390	0,4550	0,4862	0,6408	0,7051
A	0,2198	0,3239	0,3365	0,3596	0,3686	0,5228
R	0,9598	0,9705	0,9732	0,9735	0,9759	0,9866
S	0,4397	0,4658	0,4933	0,5136	0,5664	0,6048
dT	0,9946	0,9973	0,9987	0,9984	1,0000	1,0000
Gxy	0,9570	0,9739	0,9812	0,9793	0,9859	0,9973
Gxyz	0,9571	0,9651	0,9692	0,9694	0,9732	0,9812
Gxyz_V	0,9489	0,9605	0,9678	0,9667	0,9725	0,9866
Gxyz_V_A	0,9598	0,9732	0,9745	0,9745	0,9759	0,9839
Gxyz_V_A_R	0,9598	0,9712	0,9745	0,9732	0,9759	0,9812
Gxyz_V_A_R_S	0,9544	0,9638	0,9705	0,9684	0,9705	0,9839
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9920	0,9953	1,0000	0,9979	1,0000	1,0000

Çizelge 4.292. XGBoost için elde edilen Specificity performans değerleri

	Specificity					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Gx	0,5809	0,6223	0,6353	0,6314	0,6439	0,6764
Gy	0,5013	0,5544	0,5729	0,5720	0,5948	0,6270
Gz	0,5517	0,5703	0,5968	0,5911	0,6056	0,6340
V	0,2997	0,3760	0,5292	0,5086	0,5606	0,9310
A	0,4430	0,6293	0,6848	0,6433	0,7076	0,7241
R	0,4642	0,5126	0,5192	0,5187	0,5345	0,5491
S	0,3952	0,4456	0,5239	0,5007	0,5444	0,5729
dT	0,9045	0,9153	0,9244	0,9228	0,9297	0,9390
Gxy	0,6446	0,6645	0,6808	0,6879	0,7049	0,7507
Gxyz	0,8624	0,8747	0,8966	0,8923	0,9038	0,9257
Gxyz_V	0,8727	0,8866	0,9007	0,8976	0,9098	0,9178
Gxyz_V_A	0,8515	0,8733	0,8820	0,8831	0,8994	0,9045
Gxyz_V_A_R	0,8647	0,8733	0,8899	0,8892	0,9039	0,9151
Gxyz_V_A_R_S	0,9072	0,9231	0,9324	0,9300	0,9403	0,9443
Gxyz_V_A_R_S_dT	0,9682	0,9814	0,9854	0,9844	0,9867	0,9973

XGBoost sınıflandırıcısı için tüm öznitelik ve öznitelik birleşimlerinin giriş olduğu durumda % 95 güven aralığı içerisinde elde edilen ROC, Sensitivity ve Specificity performans grafiği Şekil 4.43'de görülmektedir.





Şekil 4.43. XGBoost için tüm öznelik ve öznelik birleşimlerinin performans grafiği

#### 4.1.2.2. Gx özneliği için test sonuçları

Gx özneliği için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.293’de yer almaktadır.

Çizelge 4.293. Gx özneliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1237	422
	Arızalı	34	807

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcısı tarafından 1271 adet gözlem verisinden 1237 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 34 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 807 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 422 tanesi *Sağlam* olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.294’de yer almaktadır.

Çizelge 4.294. Gx özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9732	6	NPV	0,9596	11	Acc	0,8176
2	FNR	0,0268	7	FDR	0,2544	12	BA	0,8149
3	TNR	0,6566	8	DR	0,4948	13	F1 Skor	0,8444
4	FPR	0,3434	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5027
5	PPV	0,7456	10	DP	0,6636	15	Kappa	0,6332

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 81,76 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6332 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuma olduğu görülmektedir.

#### 4.12.3. Gy özniteliği için test sonuçları

Gy özniteliğinin eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.295’de yer almaktadır.

Çizelge 4.295. Gy özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	782	537
	Arızalı	489	692

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 782 adedi doğru, 489 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 692 adedi doğru, 537 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan XGBoost sınıflandırıcısının Gy özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.296’da yer almaktadır.

Çizelge 4.296. Gy özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,6153	6	NPV	0,5859	11	Acc	0,5896
2	FNR	0,3847	7	FDR	0,4071	12	BA	0,5892
3	TNR	0,5631	8	DR	0,3128	13	F1 Skor	0,6039
4	FPR	0,4369	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5005
5	PPV	0,5929	10	DP	0,5276	15	Kappa	0,1784

#### 4.12.4. Gz özniteliği için test sonuçları

Gz özniteliği için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.297’de yer almaktadır.

Çizelge 4.297. Gz özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1142	493
	Arızalı	129	736

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcısı tarafından 1271 adet gözlem verisinden 1142 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırdığı ve 129 adet gözlem verisini ise *Arızalı* olarak sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 736 tanesi *Arızalı* olarak sınıflandırılırken 493 tanesi *Sağlam* olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.298’de yer almaktadır.

Çizelge 4.298. Gz özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,8985	6	NPV	0,8509	11	Acc	0,7512
2	FNR	0,1015	7	FDR	0,3015	12	BA	0,7487
3	TNR	0,5989	8	DR	0,4568	13	F1 Skor	0,7860
4	FPR	0,4011	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5026
5	PPV	0,6985	10	DP	0,6540	15	Kappa	0,4998

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 75,12 olarak elde edilmiştir. Bu değere

istinaden orta düzey bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,4998 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile makul derecede uyuşma olduğu görülmektedir

#### 4.12.5. V özniteliği için test sonuçları

V özniteliğinin eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.299'da yer almaktadır.

Çizelge 4.299. V özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	574	561
	Arızalı	697	668

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 574 adedi doğru, 697 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 668 adedi doğru, 561 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan XGBoost sınıflandırıcısının V özniteliği için başarısız bir model olduğu görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.300'de yer almaktadır.

Çizelge 4.300. V özniteliği ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,4516	6	NPV	0,4894	11	Acc	0,4968
2	FNR	0,5484	7	FDR	0,4943	12	BA	0,4976
3	TNR	0,5435	8	DR	0,2296	13	F1 Skor	0,4771
4	FPR	0,4565	9	Pre	0,5084	14	EA	0,4992
5	PPV	0,5057	10	DP	0,4540	15	Kappa	-0,0048

#### 4.12.6. A özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar GLM sınıflandırıcısı ile A özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.1.6).

#### 4.12.7. R özniteliği için test sonuçları

R özniteliğinin eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde test verisi ile elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.301’de yer almaktadır.

Çizelge 4.301. R özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	640	623
	Arızalı	631	606

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 640 adedini doğru, 631 adedini ise yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 606 adedini doğru, 623 adedini ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma başarısı rasgele sınıflandırıcı performansına yakın olduğundan XGBoost sınıflandırıcısının R özniteliği için başarılı bir model olmadığı görülmektedir.

#### 4.12.8. S özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar S özniteliği için NB sınıflandırıcısı ile aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.8).

#### 4.12.9. dT özniteliği için test sonuçları

Eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde sınıflandırıcıya ait karışıklık matrisi elde edilmiş olup sonuçlar NB sınıflandırıcısı ile dT özniteliği için aynı sonuçları üretmiştir (Bkz. Bölüm 4.3.9).

#### 4.12.10. Gx-Gy öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.302’de yer almaktadır.

Çizelge 4.302. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1223	349
	Arızalı	48	880

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1223 adedi doğru ve 48 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 880 adedi doğru, 349 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.303’de yer almaktadır.

Çizelge 4.303. Gx-Gy öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9622	6	NPV	0,9483	11	Acc	0,8412
2	FNR	0,0378	7	FDR	0,2220	12	BA	0,8391
3	TNR	0,7160	8	DR	0,4892	13	F1 Skor	0,8604
4	FPR	0,2840	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5022
5	PPV	0,7780	10	DP	0,6288	15	Kappa	0,6810

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 84,12 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,6810 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile önemli derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.11. Gx-Gy-Gz öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.304’de yer almaktadır.

Çizelge 4.304. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1220	112
	Arızalı	51	1117

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1220 adedi doğru ve 51 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1117 adedi doğru, 112 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.305’de yer almaktadır.

Çizelge 4.305. Gx-Gy-Gz öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9599	6	NPV	0,9563	11	Acc	0,9348
2	FNR	0,0401	7	FDR	0,0841	12	BA	0,9344
3	TNR	0,9089	8	DR	0,4880	13	F1 Skor	0,9374
4	FPR	0,0911	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9159	10	DP	0,5328	15	Kappa	0,8695

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin Sağlam olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,48 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8695 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.12. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.306’da yer almaktadır.

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1206 adedi doğru ve 65 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı

görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte Arızalı olan 1229 adet gözlem verisinin 1126 adedi doğru, 103 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.307’de yer almaktadır.

Çizelge 4.306. Gx-Gy-G-V öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1206	103
	Arızalı	65	1126

Çizelge 4.307. Gx-Gy-Gz-V öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9489	6	NPV	0,9454	11	Acc	0,9328
2	FNR	0,0511	7	FDR	0,0787	12	BA	0,9325
3	TNR	0,9162	8	DR	0,4824	13	F1 Skor	0,9349
4	FPR	0,0838	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5004
5	PPV	0,9213	10	DP	0,5236	15	Kappa	0,8655

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,28 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden iyi bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8655 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.13. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.308’de yer almaktadır.



Çizelge 4.308. Gx-Gy-G-V-A öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1222	124
	Arızalı	49	1105

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1222 adedi doğru ve 49 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1105 adedi doğru, 124 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.309’da yer almaktadır.

Çizelge 4.309. Gx-Gy-Gz-V-A öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9614	6	NPV	0,9575	11	Acc	0,9308
2	FNR	0,0386	7	FDR	0,0921	12	BA	0,9303
3	TNR	0,8991	8	DR	0,4888	13	F1 Skor	0,9339
4	FPR	0,1009	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9079	10	DP	0,5384	15	Kappa	0,8614

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,08 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8614 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.14. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.310’da yer almaktadır.

Çizelge 4.310. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1216	118
	Arızalı	55	1111

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1216 adedi doğru ve 55 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1111 adedi doğru, 118 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.311’de yer almaktadır.

Çizelge 4.311. Gx-Gy-Gz-V-A-R öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9567	6	NPV	0,9528	11	Acc	0,9308
2	FNR	0,0433	7	FDR	0,0885	12	BA	0,9304
3	TNR	0,9040	8	DR	0,4864	13	F1 Skor	0,9336
4	FPR	0,0960	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5006
5	PPV	0,9115	10	DP	0,5336	15	Kappa	0,8614

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 93,08 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,8614 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmel yakın uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.15. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için test sonuçları

Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.312’de yer almaktadır.

Çizelge 4.312. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma		Gerçek	
		Sağlam	Arızalı
Tahmin	Sağlam	1221	74
	Arızalı	50	1155

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1221 adedi doğru ve 50 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1155 adedi doğru, 74 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.313’de yer almaktadır.

Çizelge 4.313. Gx-Gy-Gz-V-A-R-S öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9607	6	NPV	0,9561	11	Acc	0,9504
2	FNR	0,0393	7	FDR	0,0573	12	BA	0,9502
3	TNR	0,9398	8	DR	0,4872	13	F1 Skor	0,9517
4	FPR	0,0602	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5003
5	PPV	0,9429	10	DP	0,5168	15	Kappa	0,9007

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise % 95,04 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9007 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuşma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.16. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri için test sonuçları

Gx, Gy, Gz, V, A, S, R ve dT öznitelikleri için eğitimi tamamlanan XGBoost modelinde elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.314’de yer almaktadır.

Çizelge 4.314. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT özniteliği ile elde edilen karışıklık matrisi

İkili Sınıflandırma	Gerçek		
	Sağlam	Arızalı	
Tahmin	Sağlam	1270	13
	Arızalı	1	1216

Gerçekte *Sağlam* durumda olan rulmanın XGBoost sınıflandırıcı tarafından 1271 adet gözlem verisinin 1270 adedi doğru ve yalnızca 1 adedi yanlış bir şekilde sınıflandırdığı görülmektedir. Diğer taraftan gerçekte *Arızalı* olan 1229 adet gözlem verisinin 1216 adedi doğru, 13 adedi ise yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Karışıklık matrisinde elde edilen TP, TN, FP ve FR değerlerinden hareketle hesaplanan metrikler Çizelge 4.315’de yer almaktadır.

Çizelge 4.315. Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT öznitelikleri ile elde edilen metrik değerleri

#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer	#	Metrik	Değer
1	TPR	0,9992	6	NPV	0,9992	11	Acc	0,9944
2	FNR	0,0008	7	FDR	0,0101	12	BA	0,9943
3	TNR	0,9894	8	DR	0,5080	13	F1 Skor	0,9945
4	FPR	0,0106	9	Pre	0,5084	14	EA	0,5002
5	PPV	0,9899	10	DP	0,5132	15	Kappa	0,9888

Gerçekte *Sağlam* olan gözlemlerin *Sağlam* olarak tahmin edildiği ve gerçekte *Arızalı* olan gözlemlerin de *Arızalı* olarak tahmin edildiği yani doğru sınıflandırılmış gözlemlerin tüm test verisine oranı diğer bir deyişle Acc oranı ise %99,44 olarak elde edilmiştir. Bu değere istinaden mükemmel bir sınıflandırma başarısına sahiptir. Kappa değerinin de 0,9888 olduğu görülmektedir. Bu değere istinaden Acc değeri ile mükemmele yakın derecede uyuma olduğu belirtilebilir.

#### 4.12.17. XGBoost için karşılaştırmalı test sonuçları

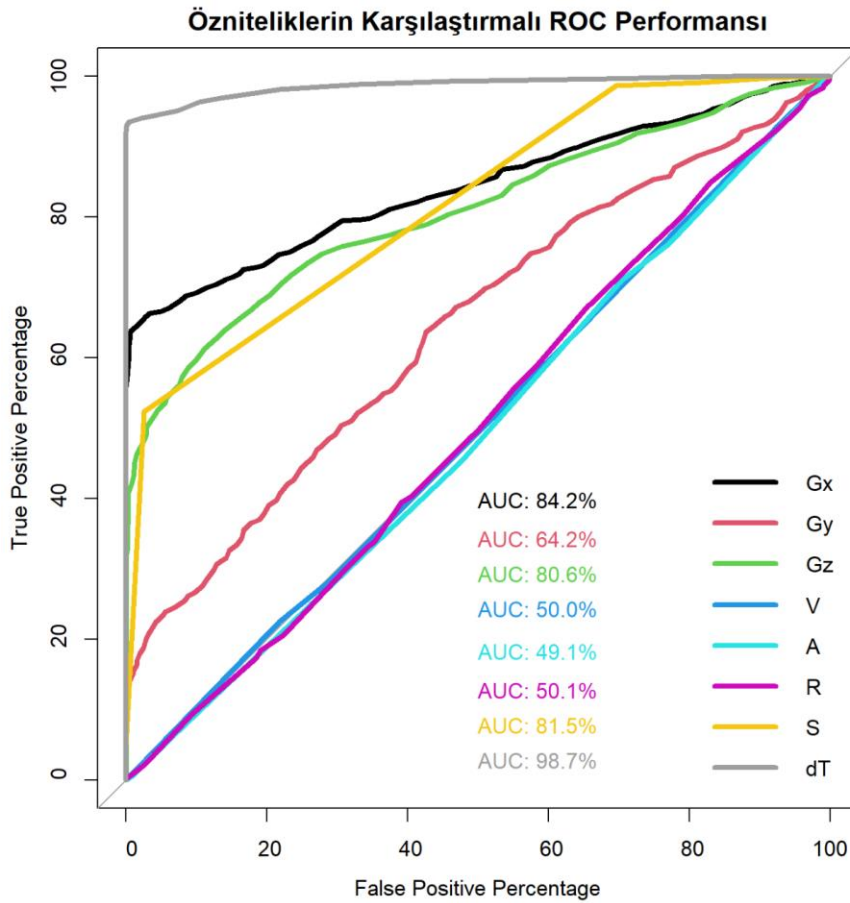
XGBoost için girdi olan Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özniteliklerinin ayrı ayrı sınıflandırma başarısı metrikler ile ortaya konmuştur. Karşılaştırmalı ROC performans grafikleri ile incelemesi Şekil 4.44’de görülmektedir. Bu grafikte sınıflandırma başarısı AUC değeri esas alınarak en iyi özniteliklerin sırasıyla dT, Gx, S ve Gz olduğu, diğer özniteliklerin tek başlarına sınıflandırma modellerinde başarısız veya zayıf oldukları göze

çarpmaktadır. XGBoost için özniteliklerin tamamı karşılaştırıldığında Çizelge 4.316'da yer alan değerlendirmeler yapılabilir.

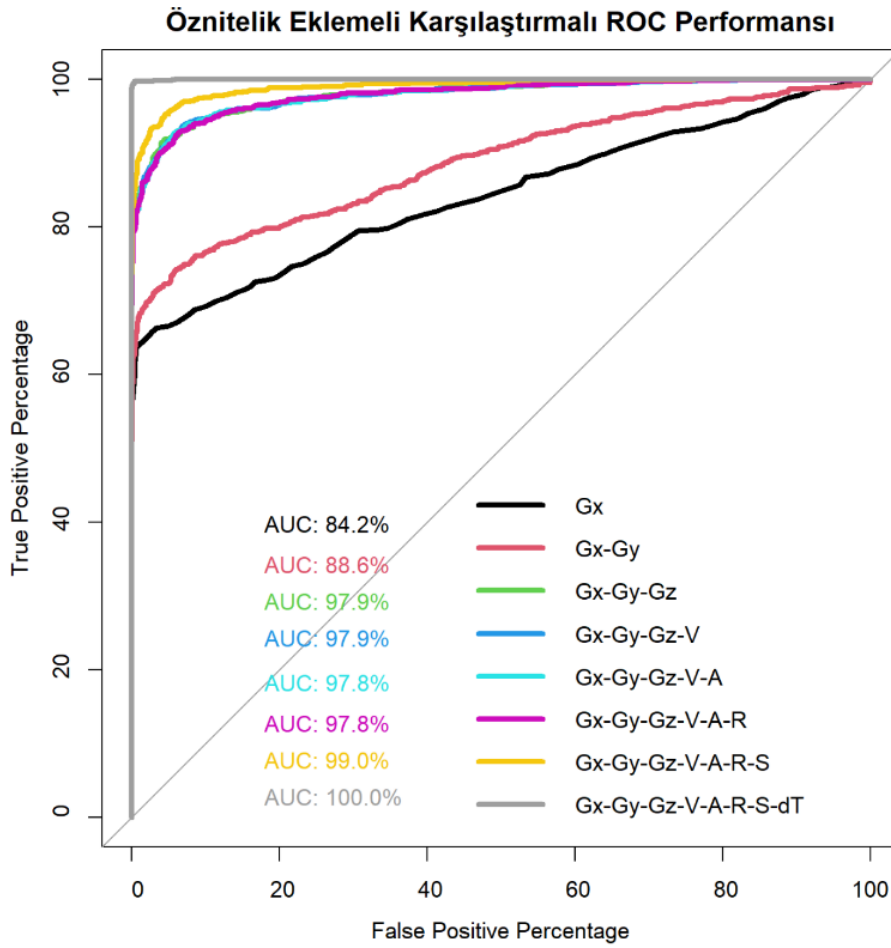
Çizelge 4.316. GBT için özniteliklerin AUC değerlendirmesi

Gx	Gy	Gz	V	A	R	S	dT
% 84,2	% 64,2	% 80,6	% 50,0	% 49,1	% 50,1	% 81,5	% 98,7
İyi	Zayıf	İyi	Başarısız	Başarısız	Başarısız	İyi	Mükemmel

Tüm öznitelikler ayrı ayrı değerlendirildikten sonra bu özniteliklerin sırası ile birbirlerine eklenerek XGBoost ile sınıflandırılması yapılmış ve bunların da karşılaştırmalı ROC performans grafikleri elde edilmiştir. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği Şekil 4.45'de yer almaktadır. V, A ve R özniteliklerinin diğer özniteliklere eklenmesinde rağmen AUC değerinde bir iyileşme meydana getirmediği görülmektedir. Tüm özniteliklerin bir arada olduğu XGBoost sınıflandırmasında % 100 oranında *Sağlam* ve *Arızalı* rulman ayırımını gerçekleştirmektedir.



Şekil 4.44. Karşılaştırmalı ROC performans grafiği



Şekil 4.45. Öznitelik eklemeli karşılaştırmalı ROC performans grafiği

#### 4.13. Algoritmaların Eğitim Performanslarının Öznitelik Bazlı Karşılaştırması

Popüler ML sınıflandırma algoritmalarının her bir öznitelik ve öznitelik birleşimlerine ait sonuçlar elde edilmiş olup kullanılan bu sınıflandırıcıların performanslarını karşılaştırmak için “rsample” kütüphanesi kullanılmıştır. Bu yöntemde veri kümesinden yeniden örnekleme yapılarak ROC, Sensitivity ve Specificity metrikleri üzerinden istatistiksel sonuçlar elde edilmektedir. Ancak yorumlamanın kolaylığı açısından ROC değerlerine yer verilmiştir.

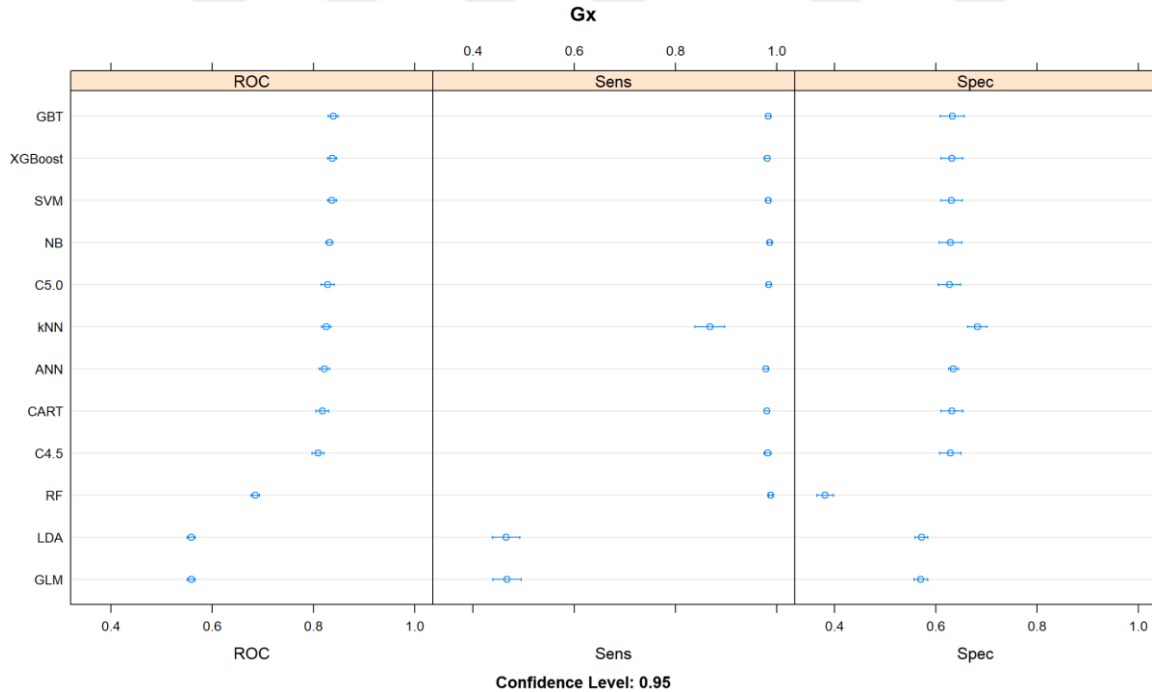
Yalnızca Gx özniteliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM, LDA ile RF modeli en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 9 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 83,89”, “% 83,69” ve “% 83,63” değerleri ile GBM, XGBoost ve SVM modelleridir. Diğer

sınıflandırıcıların ROC performans ortalaması yaklaşık olarak % 81 - % 84 aralığındadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.317’de görülmektedir.

Çizelge 4.317. Gx özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>GBT</b>	0,8145	0,8311	0,8354	0,8389	0,8502	0,8593
<b>XGBoost</b>	0,8152	0,8284	0,8346	0,8369	0,8490	0,8536
<b>SVM</b>	0,8164	0,8283	0,8332	0,8363	0,8485	0,8528
<b>NB</b>	0,8219	0,8252	0,8266	0,8314	0,8350	0,8515
<b>C5.0</b>	0,7841	0,8208	0,8317	0,8278	0,8410	0,8478
<b>kNN</b>	0,8076	0,8161	0,8245	0,8247	0,8322	0,8440
<b>ANN</b>	0,7911	0,8128	0,8236	0,8214	0,8319	0,8388
<b>CART</b>	0,7894	0,8116	0,8168	0,8172	0,8302	0,8432
<b>C4.5</b>	0,7805	0,8037	0,8112	0,8090	0,8215	0,8311
<b>RF</b>	0,6683	0,6742	0,6883	0,6846	0,6939	0,7015
<b>GLM</b>	0,5443	0,5488	0,5601	0,5583	0,5655	0,5753
<b>LDA</b>	0,5443	0,5488	0,5601	0,5583	0,5655	0,5753

Gx özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.46’da görülmektedir.



Şekil 4.46. Gx özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

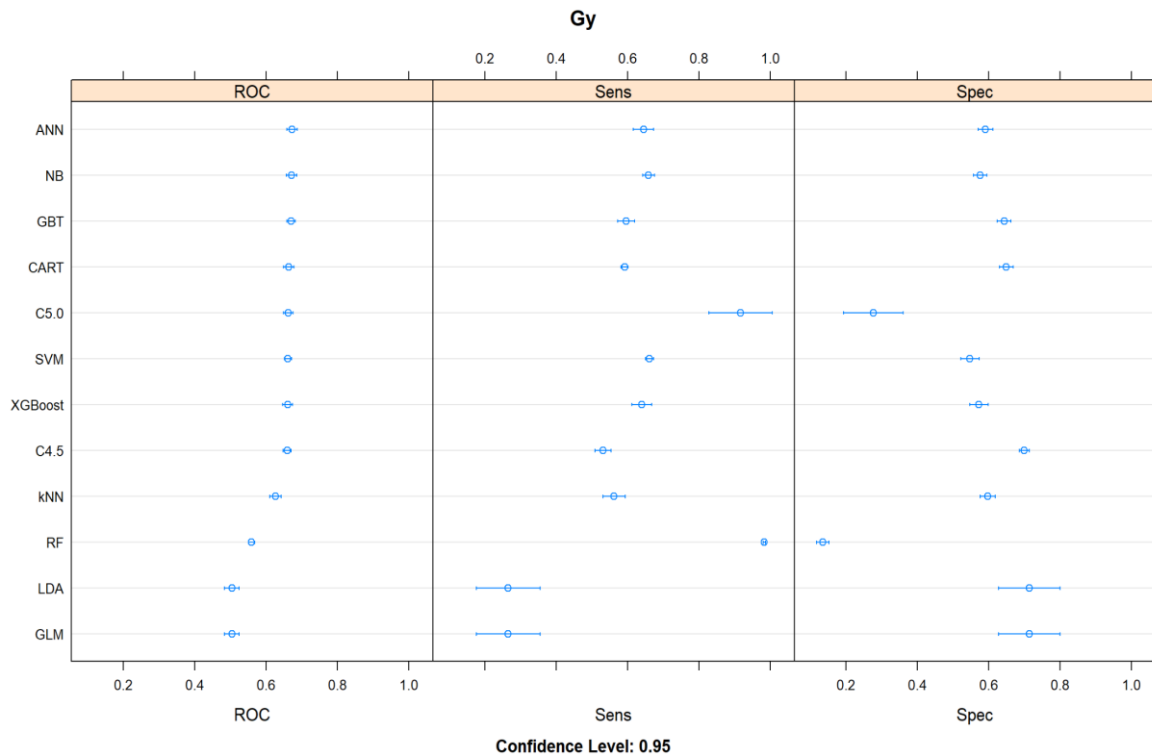
Yalnızca Gy özniteliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM, LDA ve RF modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 9 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine

yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 67,21”, “% 67,11” ve “% 66,97” değerleri ile ANN, NB ve GBT modelleridir. Diğer sınıflandırıcıların ROC performans ortalaması yaklaşık olarak % 62 - % 66 aralığındadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.318’de görülmektedir.

Çizelge 4.318. Gy özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>ANN</b>	0,6396	0,6601	0,6701	0,6721	0,6792	0,7086
<b>NB</b>	0,6358	0,6597	0,6739	0,6711	0,6781	0,7104
<b>GBT</b>	0,6413	0,6617	0,6647	0,6697	0,6750	0,6986
<b>CART</b>	0,6409	0,6462	0,6624	0,6632	0,6729	0,7051
<b>C5.0</b>	0,6305	0,6510	0,6624	0,6620	0,6711	0,6934
<b>SVM</b>	0,6421	0,6533	0,6581	0,6612	0,6709	0,6812
<b>XGBoost</b>	0,6385	0,6444	0,6589	0,6601	0,6680	0,6954
<b>C4.5</b>	0,6270	0,6491	0,6625	0,6589	0,6702	0,6757
<b>kNN</b>	0,5686	0,6227	0,6323	0,6261	0,6372	0,6477
<b>RF</b>	0,5396	0,5520	0,5596	0,5586	0,5639	0,5822
<b>LDA</b>	0,4573	0,4829	0,5060	0,5038	0,5296	0,5362
<b>GLM</b>	0,4573	0,4829	0,5060	0,5038	0,5296	0,5362

Gy özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.47’de görülmektedir.



Şekil 4.47. Gy özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

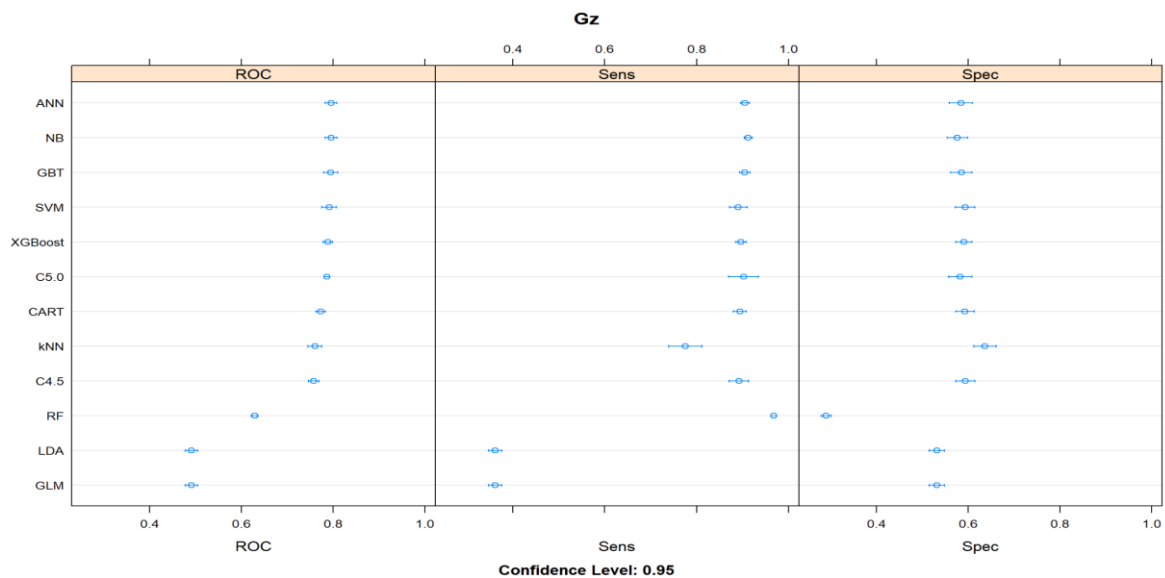


Yalnızca Gz özneliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM, LDA ve RF modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 9 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 79,56”, “% 79,55” ve “% 79.47” değerleri ile ANN, NB ve GBT modelleridir. Diğer sınıflandırıcıların ROC performans ortalaması yaklaşık olarak % 76 - % 80 aralığındadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.319’da görülmektedir.

Gz özneliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.48’da görülmektedir.

Çizelge 4.319. Gz özneliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>ANN</b>	0,7581	0,7885	0,7953	0,7956	0,8022	0,8248
<b>NB</b>	0,7729	0,7801	0,7933	0,7955	0,8092	0,8269
<b>GBT</b>	0,7601	0,7815	0,7931	0,7947	0,8109	0,8244
<b>SVM</b>	0,7593	0,7725	0,7922	0,7914	0,8123	0,8210
<b>XGBoost</b>	0,7709	0,7750	0,7883	0,7883	0,7990	0,8091
<b>C5.0</b>	0,7756	0,7808	0,7854	0,7865	0,7877	0,8038
<b>CART</b>	0,7468	0,7660	0,7732	0,7730	0,7764	0,7944
<b>kNN</b>	0,7218	0,7498	0,7571	0,7603	0,7737	0,7914
<b>C4.5</b>	0,7262	0,7527	0,7599	0,7577	0,7667	0,7782
<b>RF</b>	0,6139	0,6212	0,6316	0,6295	0,6351	0,6444
<b>LDA</b>	0,4600	0,4776	0,4948	0,4913	0,5063	0,5181
<b>GLM</b>	0,4600	0,4776	0,4948	0,4913	0,5063	0,5181



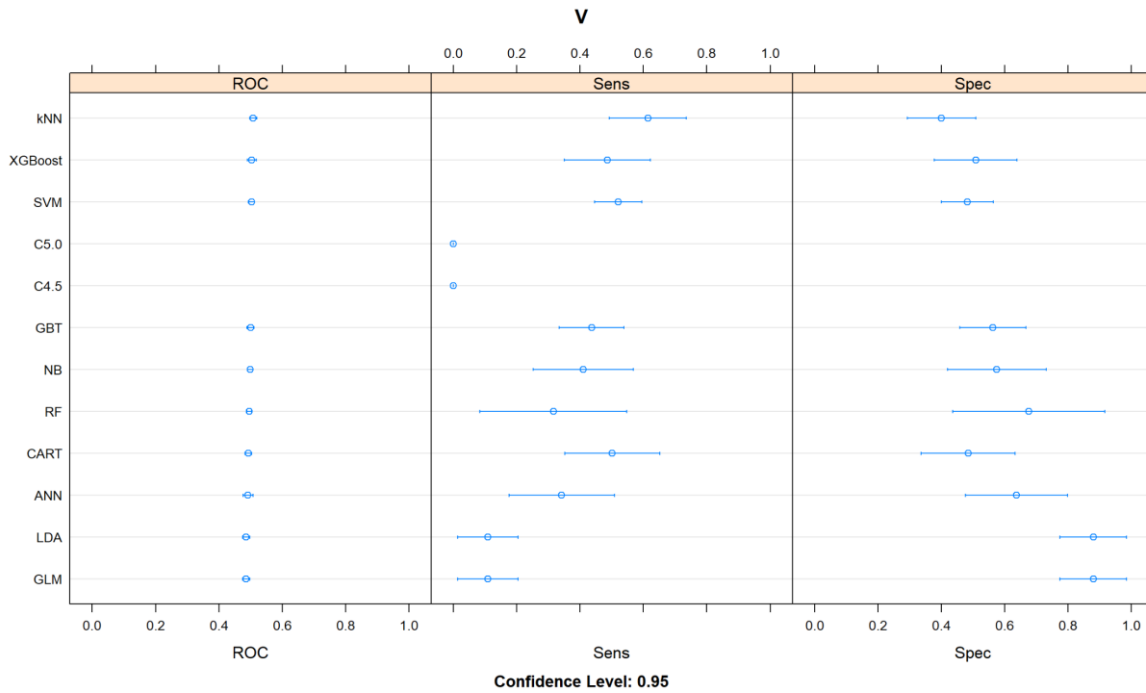
Şekil 4.48. Gz özneliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

Yalnızca V özniteliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda tüm sınıflandırıcının sınıflandırma performansları ortalama % 48 - % 51 aralığında ve birbirlerine yakındır. Bu değerler göz önüne alındığında tüm sınıflandırıcıların başarısız olduğu belirtilebilir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.320’de görülmektedir.

Çizelge 4.320. V özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>kNN</b>	0,4808	0,4990	0,5061	0,5082	0,5228	0,5290
<b>XGBoost</b>	0,4676	0,4919	0,5038	0,5041	0,5187	0,5306
<b>SVM</b>	0,4790	0,4979	0,5032	0,5029	0,5075	0,5305
<b>C5.0</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>C4.5</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>GBT</b>	0,4694	0,4907	0,5012	0,5000	0,5091	0,5233
<b>NB</b>	0,4744	0,4921	0,5009	0,4987	0,5085	0,5150
<b>RF</b>	0,4771	0,4917	0,4973	0,4960	0,5001	0,5110
<b>CART</b>	0,4759	0,4820	0,4911	0,4932	0,5000	0,5197
<b>ANN</b>	0,4488	0,4847	0,4892	0,4919	0,5083	0,5193
<b>LDA</b>	0,4684	0,4750	0,4788	0,4862	0,4963	0,5190
<b>GLM</b>	0,4684	0,4750	0,4788	0,4862	0,4963	0,5190

V özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.49’da görülmektedir.



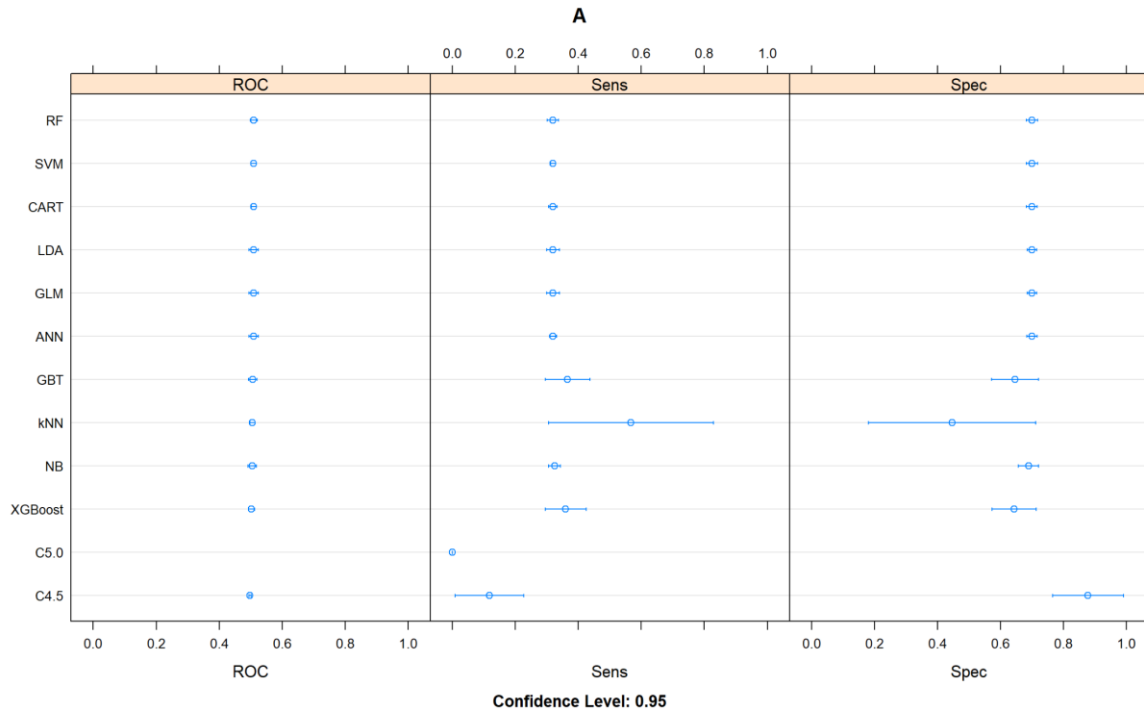
Şekil 4.49. V özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

Yalnızca A özniteliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda tüm sınıflandırıcının sınıflandırma performansları ortalama % 49 - % 51 aralığında ve birbirlerine yakındır. Bu değerler göz önüne alındığında tüm sınıflandırıcıların başarısız olduğu belirtilebilir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.321’de görülmektedir.

Çizelge 4.321. A özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>RF</b>	0,4883	0,4957	0,5083	0,5097	0,5234	0,5301
<b>SVM</b>	0,4890	0,5032	0,5080	0,5097	0,5195	0,5254
<b>CART</b>	0,4910	0,5044	0,5083	0,5095	0,5121	0,5326
<b>LDA</b>	0,4728	0,4954	0,5136	0,5093	0,5215	0,5413
<b>GLM</b>	0,4728	0,4954	0,5136	0,5093	0,5215	0,5413
<b>ANN</b>	0,4722	0,4952	0,5122	0,5092	0,5186	0,5484
<b>GBT</b>	0,4840	0,4932	0,5072	0,5064	0,5135	0,5504
<b>kNN</b>	0,4822	0,4999	0,5061	0,5051	0,5122	0,5235
<b>NB</b>	0,4781	0,4925	0,5054	0,5047	0,5119	0,5357
<b>XGBoost</b>	0,4825	0,4937	0,5065	0,5025	0,5086	0,5231
<b>C5.0</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>C4.5</b>	0,4829	0,4995	0,5000	0,4979	0,5000	0,5002

A özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.50’de görülmektedir.



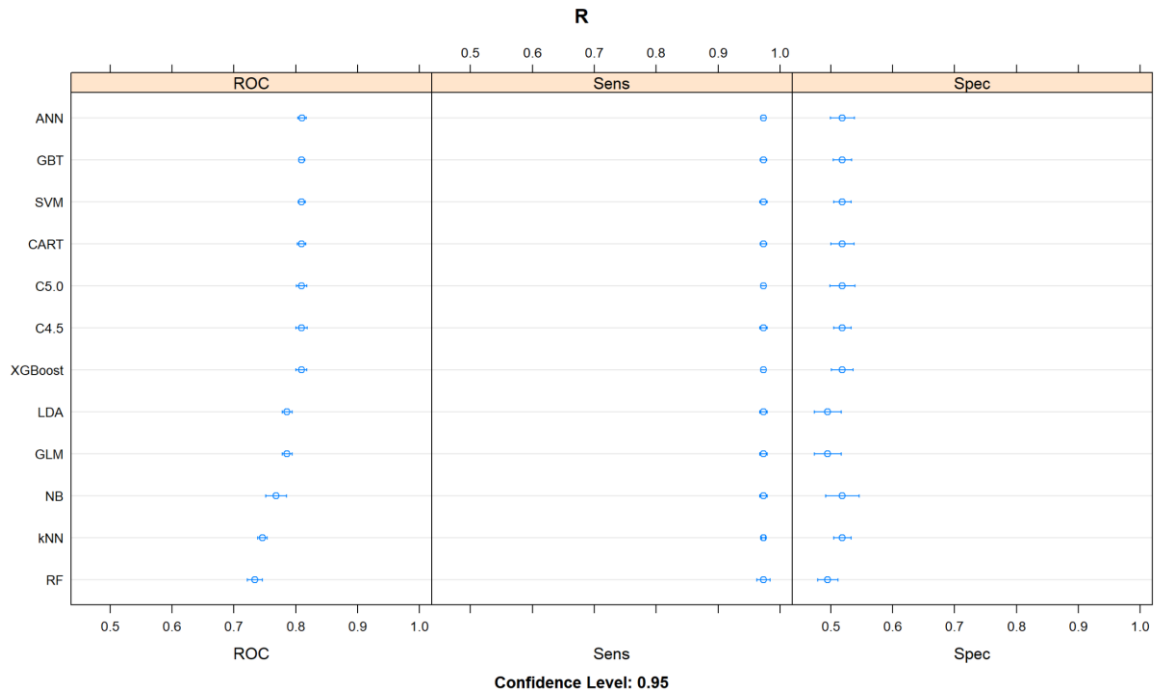
Şekil 4.50. A özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

Yalnızca R özniteliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda tüm sınıflandırıcının sınıflandırma performansları ortalama % 49 - % 52 aralığındadır. Tüm modeller sınıflandırma performanslarında zayıf kalmaktadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.322'de görülmektedir.

Çizelge 4.322. R özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>NB</b>	0,4818	0,4999	0,5070	0,5121	0,5263	0,5463
<b>GBT</b>	0,4877	0,5027	0,5096	0,5089	0,5161	0,5297
<b>ANN</b>	0,4783	0,4914	0,5122	0,5081	0,5224	0,5344
<b>SVM</b>	0,4330	0,5007	0,5141	0,5078	0,5276	0,5431
<b>XGBoost</b>	0,4766	0,4909	0,5080	0,5072	0,5161	0,5552
<b>LDA</b>	0,4767	0,4900	0,5129	0,5056	0,5201	0,5247
<b>GLM</b>	0,4767	0,4900	0,5129	0,5056	0,5201	0,5247
<b>CART</b>	0,4652	0,4982	0,5048	0,5052	0,5159	0,5317
<b>RF</b>	0,4671	0,4992	0,5060	0,5014	0,5103	0,5131
<b>C5.0</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>C4.5</b>	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000
<b>kNN</b>	0,4745	0,4901	0,4979	0,4980	0,5049	0,5199

R özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.51'de görülmektedir.



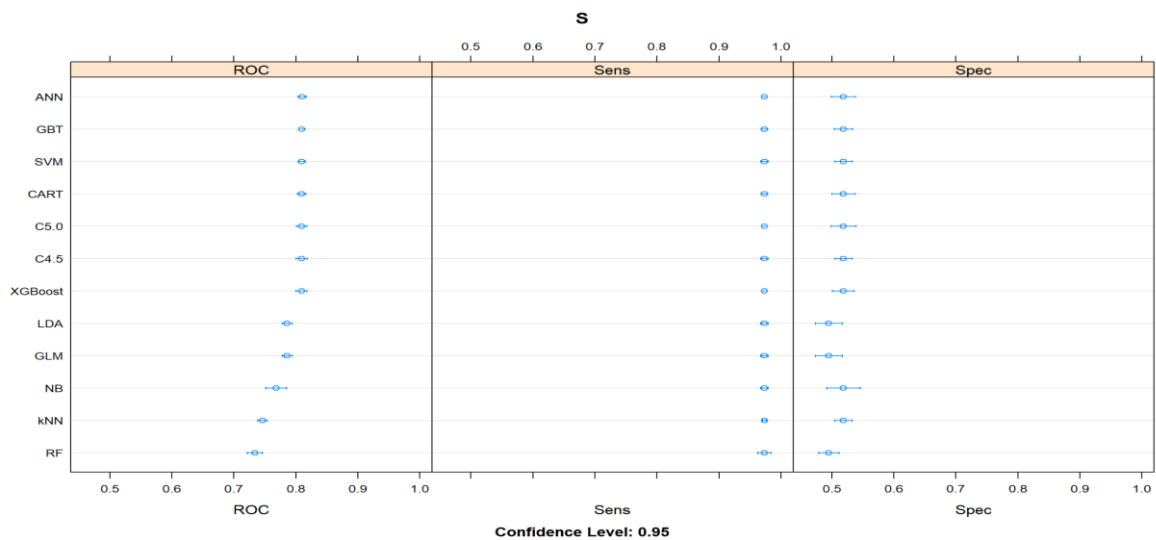
Şekil 4.51. R özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

Yalnızca S özneliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan RF, KNN ve NB modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 9 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 80,98”, “% 80,96” ve “% 80,95” değerleri ile ANN, GBT ve SVM modelleridir. Diğer sınıflandırıcıların ROC performans ortalaması yaklaşık olarak % 78 - % 81 aralığındadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.323’de görülmektedir.

Çizelge 4.323. S özneliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
ANN	0,7986	0,8000	0,8125	0,8098	0,8155	0,8262
GBT	0,8010	0,8047	0,8083	0,8096	0,8160	0,8183
SVM	0,7928	0,8081	0,8083	0,8095	0,8129	0,8211
CART	0,7959	0,8039	0,8090	0,8094	0,8148	0,8256
C5.0	0,7960	0,8027	0,8058	0,8094	0,8128	0,8338
C4.5	0,7923	0,7995	0,8090	0,8094	0,8193	0,8306
XGBoost	0,7904	0,7987	0,8106	0,8091	0,8160	0,8262
LDA	0,7686	0,7822	0,7840	0,7860	0,7932	0,8063
GLM	0,7686	0,7822	0,7840	0,7860	0,7932	0,8063
NB	0,7279	0,7595	0,7671	0,7685	0,7724	0,8111
kNN	0,7240	0,7429	0,7439	0,7461	0,7510	0,7665
RF	0,6960	0,7276	0,7343	0,7343	0,7463	0,7559

S özneliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.52’de görülmektedir.



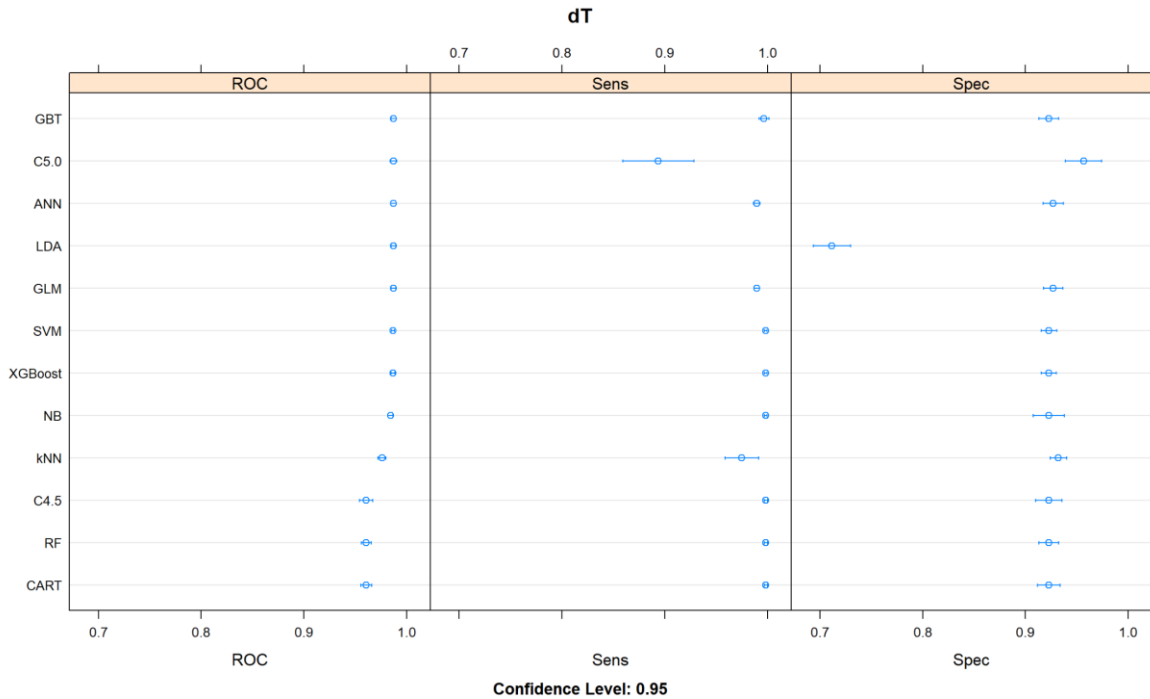
Şekil 4.52. S özneliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

Yalnızca dT özniteliğinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda tüm sınıflandırıcının sınıflandırma performansları % 96 - % 99 aralığındadır. Bu değerlere istinaden tüm sınıflandırıcılar mükemmel yakın bir sınıflandırma performansı göstermektedir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.324’de görülmektedir.

Çizelge 4.324. dT özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>GBT</b>	0,9804	0,9851	0,9878	0,9872	0,9896	0,9921
<b>C5.0</b>	0,9770	0,9851	0,9879	0,9870	0,9906	0,9915
<b>ANN</b>	0,9803	0,9844	0,9878	0,9870	0,9897	0,9928
<b>LDA</b>	0,9811	0,9856	0,9871	0,9870	0,9888	0,9923
<b>GLM</b>	0,9811	0,9856	0,9871	0,9870	0,9888	0,9923
<b>SVM</b>	0,9842	0,9852	0,9868	0,9867	0,9880	0,9896
<b>XGBoost</b>	0,9830	0,9847	0,9860	0,9866	0,9868	0,9917
<b>NB</b>	0,9781	0,9833	0,9843	0,9841	0,9867	0,9883
<b>kNN</b>	0,9628	0,9737	0,9762	0,9759	0,9806	0,9807
<b>C4.5</b>	0,9443	0,9582	0,9609	0,9606	0,9636	0,9775
<b>RF</b>	0,9496	0,9566	0,9595	0,9606	0,9669	0,9708
<b>CART</b>	0,9483	0,9576	0,9595	0,9606	0,9645	0,9735

dT özniteliği için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.53’de görülmektedir.



Şekil 4.53. dT özniteliği için sınıflandırıcıların performans grafiği

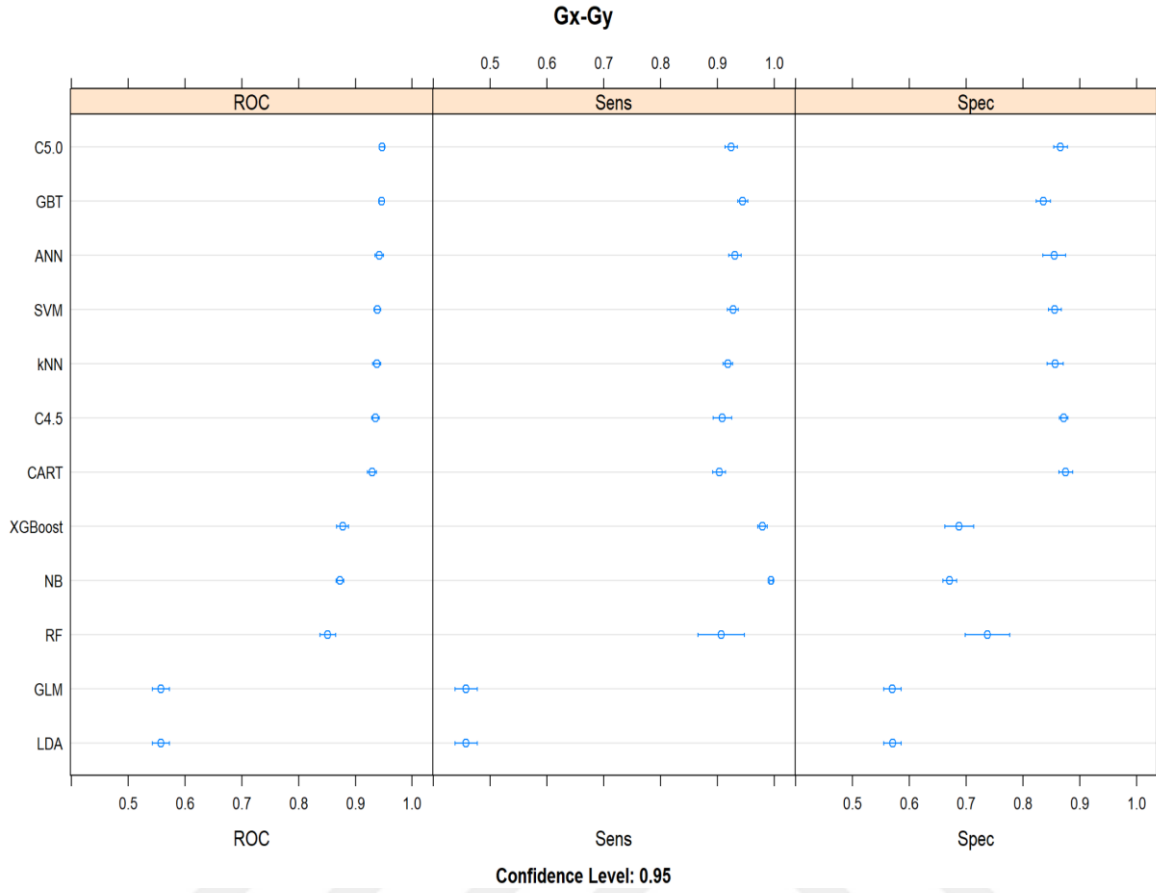
Gx ve Gy özniteliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 94,67”, “% 94,65” ve “% 94,2” değerleri ile C5.0, GBT, ve ANN modelleridir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.325’de görülmektedir.

Çizelge 4.325. İlk iki öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>C5.0</b>	0,9380	0,9428	0,9468	0,9467	0,9491	0,9583
<b>GBT</b>	0,9336	0,9452	0,9469	0,9465	0,9502	0,9572
<b>ANN</b>	0,9243	0,9358	0,9430	0,9420	0,9461	0,9614
<b>SVM</b>	0,9219	0,9347	0,9390	0,9387	0,9428	0,9495
<b>kNN</b>	0,9208	0,9332	0,9401	0,9376	0,9441	0,9506
<b>C4.5</b>	0,9222	0,9261	0,9389	0,9354	0,9430	0,9461
<b>CART</b>	0,9042	0,9277	0,9300	0,9293	0,9346	0,9446
<b>XGBoost</b>	0,8575	0,8673	0,8752	0,8777	0,8874	0,9030
<b>NB</b>	0,8613	0,8667	0,8714	0,8730	0,8752	0,8938
<b>RF</b>	0,8147	0,8470	0,8574	0,8515	0,8614	0,8740
<b>GLM</b>	0,5242	0,5454	0,5539	0,5576	0,5771	0,5866
<b>LDA</b>	0,5243	0,5454	0,5537	0,5576	0,5772	0,5866

Gx ve Gy öznitelikleri için tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.54’de görülmektedir.

Gx, Gy ve Gz özniteliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları birbirlerine yakın olup en başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırasıyla performans ortalaması “% 97,76”, “% 97,75” ve “% 97,41” ortalama değerleri ile XGBoost, C5.0 ve GBT modelleridir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.326’da görülmektedir.



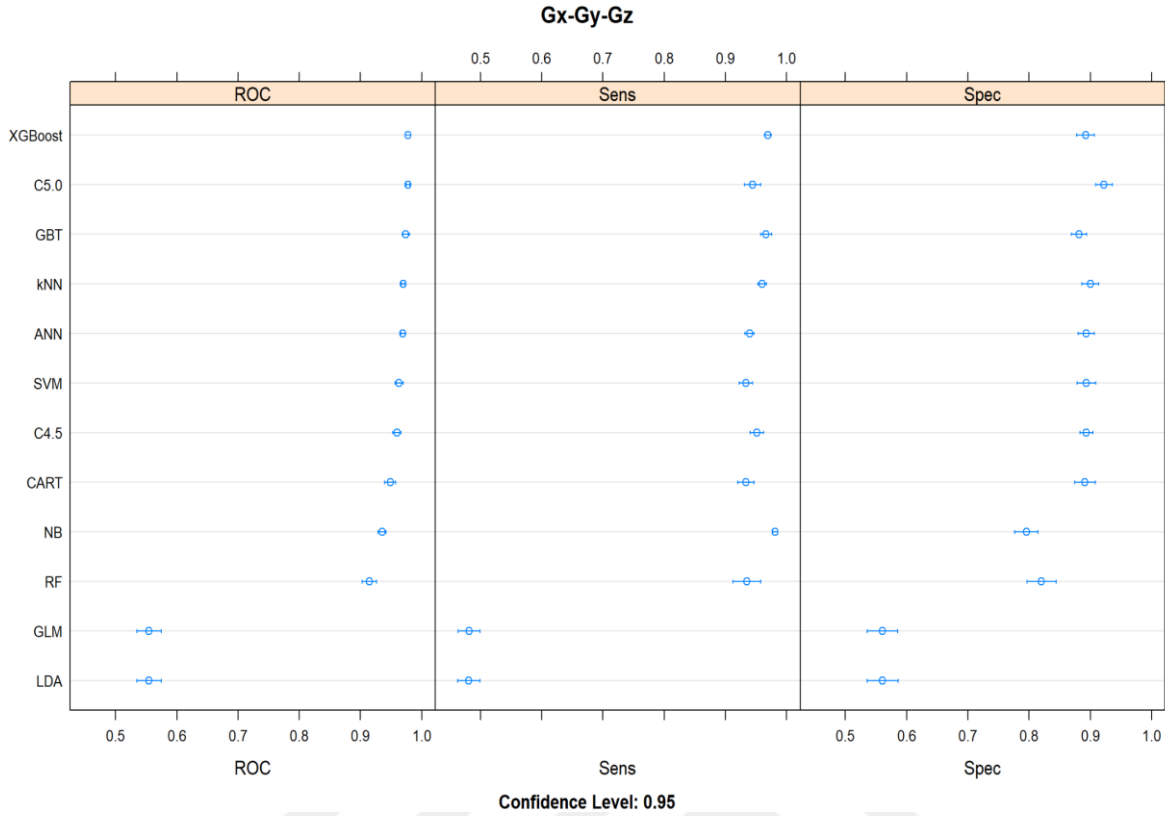
Şekil 4.54. İlk iki öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

Çizelge 4.326. İlk üç öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>XGBoost</b>	0,9658	0,9728	0,9787	0,9776	0,9819	0,9883
<b>C5.0</b>	0,9689	0,9758	0,9774	0,9775	0,9804	0,9853
<b>GBT</b>	0,9583	0,9698	0,9725	0,9741	0,9802	0,9849
<b>kNN</b>	0,9647	0,9671	0,9697	0,9695	0,9708	0,9773
<b>ANN</b>	0,9626	0,9652	0,9689	0,9694	0,9736	0,9764
<b>SVM</b>	0,9486	0,9565	0,9632	0,9631	0,9701	0,9759
<b>C4.5</b>	0,9511	0,9523	0,9558	0,9594	0,9671	0,9751
<b>CART</b>	0,9272	0,9394	0,9481	0,9484	0,9582	0,9661
<b>NB</b>	0,9191	0,9301	0,9345	0,9354	0,9414	0,9505
<b>RF</b>	0,8870	0,9049	0,9110	0,9148	0,9236	0,9405
<b>GLM</b>	0,5099	0,5434	0,5525	0,5547	0,5640	0,6130
<b>LDA</b>	0,5099	0,5433	0,5524	0,5547	0,5639	0,6130

Gx, Gy ve Gz öznitelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.55'de görülmektedir.





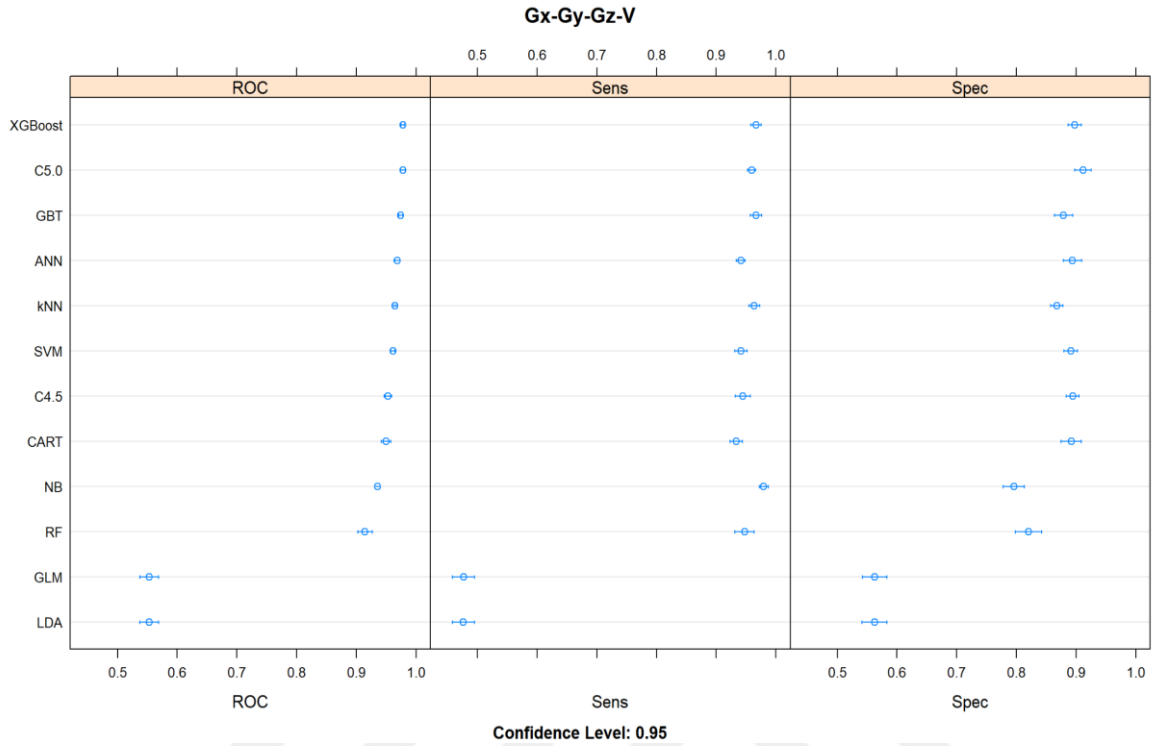
Şekil 4.55. İlk üç öznelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

Doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları % 91 - % 97 aralığındadır. İlk üç sınıflandırıcının sırasıyla performans ortalaması “% 97,8”, “% 97,79” ve “% 97,45” ortalama değerleri ile XGBoost, C5.0 ve GBT modelleridir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.327’de görülmektedir.

Çizelge 4.327. İlk dört öznelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>XGBoost</b>	0,9703	0,9755	0,9782	0,9780	0,9801	0,9845
<b>C5.0</b>	0,9694	0,9738	0,9776	0,9779	0,9811	0,9887
<b>GBT</b>	0,9681	0,9722	0,9742	0,9745	0,9760	0,9848
<b>ANN</b>	0,9602	0,9635	0,9650	0,9684	0,9751	0,9783
<b>kNN</b>	0,9601	0,9626	0,9637	0,9647	0,9665	0,9710
<b>SVM</b>	0,9548	0,9578	0,9604	0,9613	0,9650	0,9707
<b>C4.5</b>	0,9386	0,9481	0,9526	0,9531	0,9596	0,9683
<b>CART</b>	0,9294	0,9415	0,9533	0,9496	0,9580	0,9630
<b>NB</b>	0,9268	0,9307	0,9360	0,9357	0,9407	0,9463
<b>RF</b>	0,8733	0,9128	0,9170	0,9146	0,9252	0,9325
<b>GLM</b>	0,5187	0,5391	0,5497	0,5533	0,5744	0,5825
<b>LDA</b>	0,5186	0,5391	0,5497	0,5533	0,5744	0,5824

Gx, Gy, Gz ve V öznitelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.56’da görülmektedir.



Şekil 4.56. İlk dört öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

Gx, Gy, Gz, V ve A özniteliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları % 90 - % 98 aralığındadır. İlk üç sınıflandırıcının sırasıyla performans ortalaması “% 97,65”, “% 97,61” ve “% 97,43” değerleri ile C5.0, XGBoost ve GBT modelleridir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 3.328’de görülmektedir.

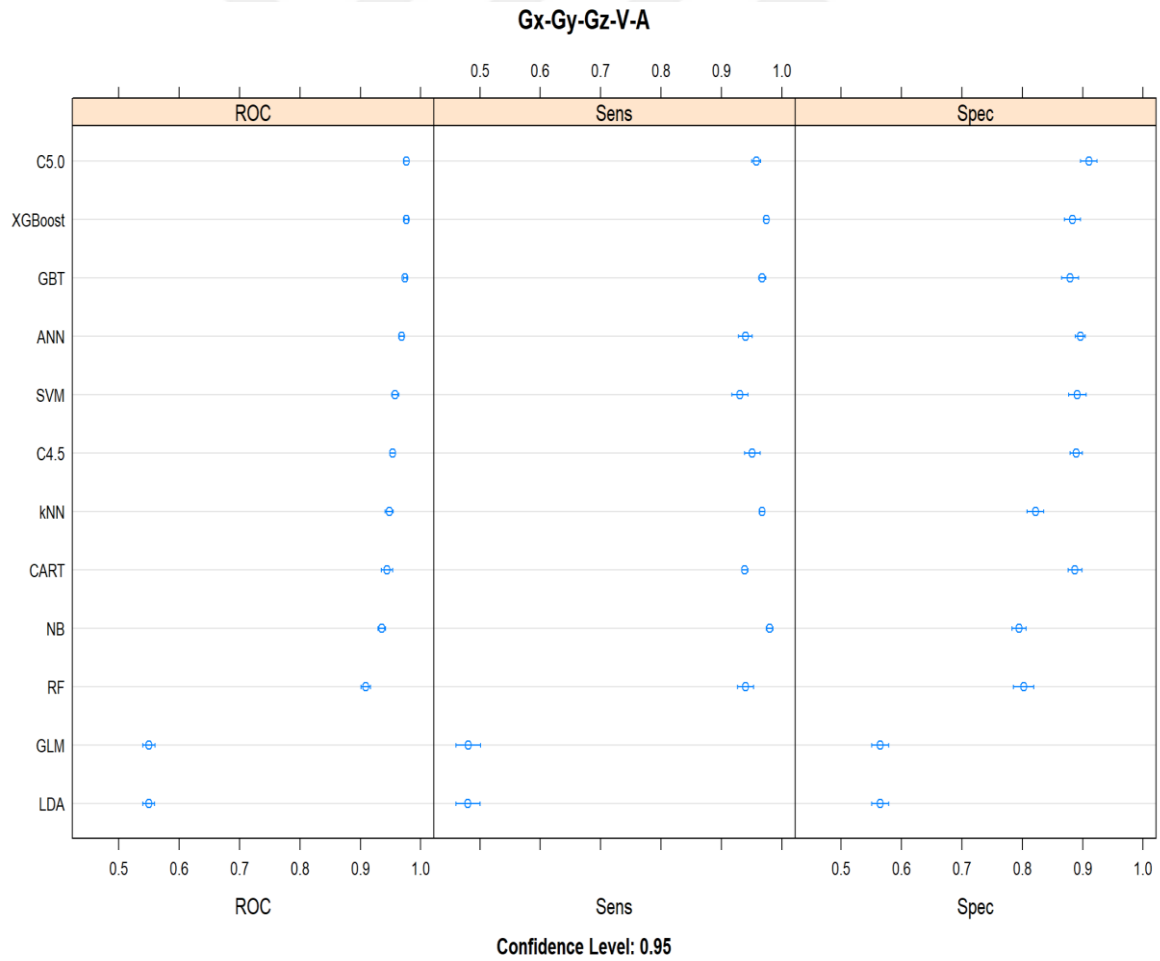
Gx, Gy, Gz, V ve A öznitelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.57’de görülmektedir.

Gx, Gy, Gz, V, A ve R özniteliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA modelleri en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının sınıflandırma performansları % 91 - % 98 aralığındadır. İlk üç sınıflandırıcının sırasıyla performans ortalaması “% 97,8”, “% 97,7” ve “% 97,33” ortalama değerleri ile C5.0, XGBoost ve GBT modelleridir.

Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.329'da görülmektedir.

Çizelge 4.328. İlk beş öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>C5.0</b>	0,9656	0,9719	0,9780	0,9765	0,9806	0,9829
<b>XGBoost</b>	0,9707	0,9732	0,9749	0,9761	0,9799	0,9825
<b>GBT</b>	0,9668	0,9720	0,9756	0,9743	0,9772	0,9787
<b>ANN</b>	0,9570	0,9659	0,9707	0,9686	0,9715	0,9752
<b>SVM</b>	0,9479	0,9513	0,9565	0,9577	0,9642	0,9722
<b>C4.5</b>	0,9414	0,9525	0,9536	0,9533	0,9565	0,9651
<b>kNN</b>	0,9373	0,9407	0,9459	0,9478	0,9542	0,9623
<b>CART</b>	0,9213	0,9349	0,9457	0,9440	0,9530	0,9652
<b>NB</b>	0,9263	0,9286	0,9332	0,9355	0,9386	0,9561
<b>RF</b>	0,8957	0,8983	0,9103	0,9090	0,9154	0,9258
<b>GLM</b>	0,5253	0,5406	0,5506	0,5497	0,5545	0,5718
<b>LDA</b>	0,5253	0,5406	0,5506	0,5497	0,5544	0,5717

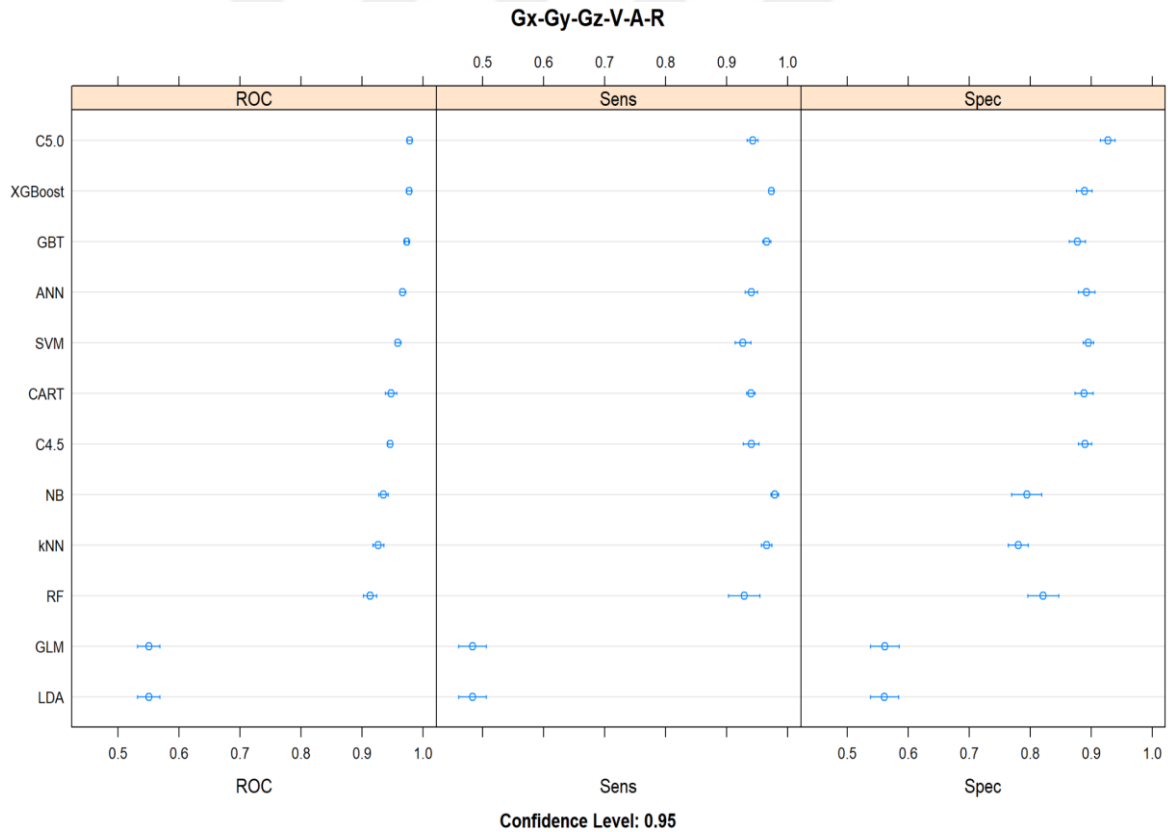


Şekil 4.57. İlk beş öznitelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

Çizelge 4.329. İlk altı öznelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>C5.0</b>	0,9692	0,9754	0,9787	0,9780	0,9811	0,9877
<b>XGBoost</b>	0,9658	0,9746	0,9777	0,9770	0,9800	0,9850
<b>GBT</b>	0,9689	0,9703	0,9722	0,9733	0,9764	0,9796
<b>ANN</b>	0,9545	0,9623	0,9663	0,9663	0,9713	0,9778
<b>SVM</b>	0,9502	0,9528	0,9573	0,9584	0,9619	0,9717
<b>CART</b>	0,9284	0,9353	0,9516	0,9473	0,9561	0,9669
<b>C4.5</b>	0,9377	0,9422	0,9452	0,9458	0,9493	0,9546
<b>NB</b>	0,9211	0,9237	0,9371	0,9348	0,9452	0,9466
<b>kNN</b>	0,9028	0,9203	0,9306	0,9263	0,9350	0,9436
<b>RF</b>	0,8778	0,9089	0,9147	0,9127	0,9199	0,9373
<b>GLM</b>	0,4947	0,5460	0,5527	0,5501	0,5704	0,5764
<b>LDA</b>	0,4947	0,5460	0,5526	0,5501	0,5703	0,5763

Gx, Gy, Gz, V, A ve R öznelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.58’de görülmektedir.



Şekil 4.58. İlk altı öznelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

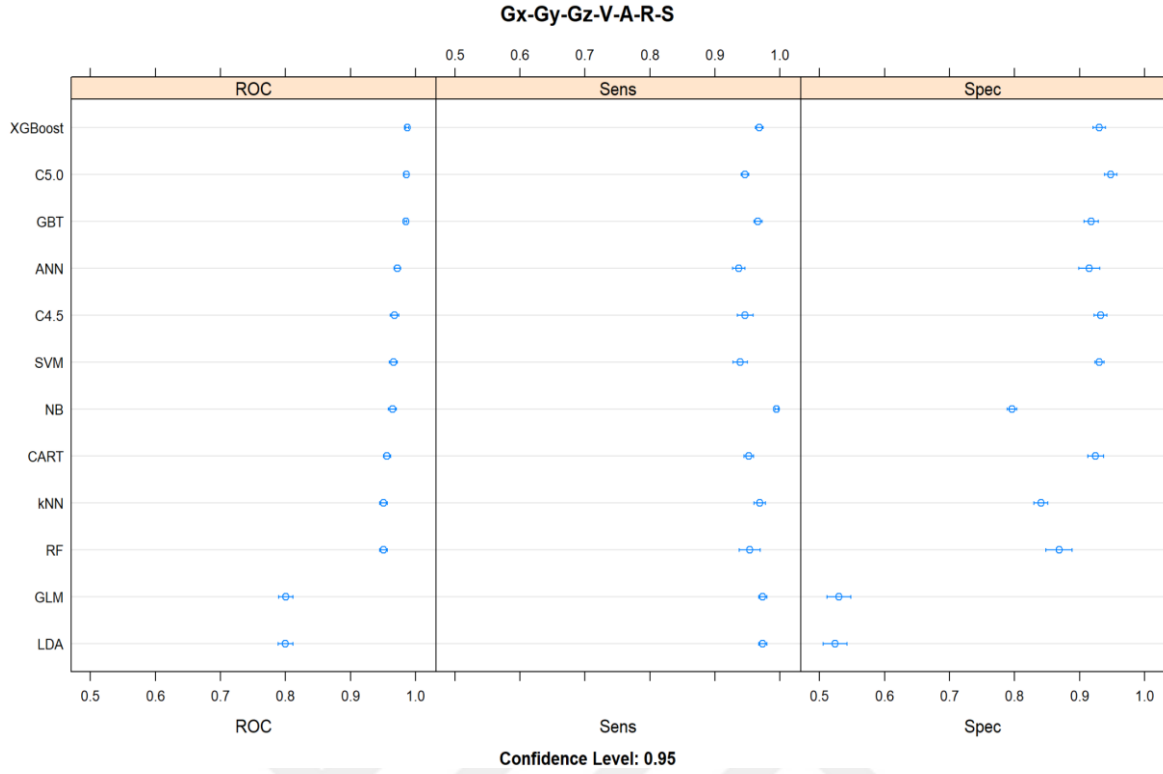
Gx, Gy, Gz, V, A, R ve S özneliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda doğrusal olarak sınıflandırma yöntemlerinden olan GLM ve LDA modelleri % 80 başarı ortalaması ile en kötü sonuçları vermektedir. Geriye kalan 10 sınıflandırıcının

sınıflandırma performansları % 95 - % 99 aralığındadır. İlk üç sınıflandırıcının sırasıyla performans ortalaması “% 98,73”, “% 98,62” ve “% 98,52” ortalama değerleri ile XGBoost, C5.0 ve GBT modelleridir. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.330’da görülmektedir.

Çizelge 4.330. İlk yedi öznitelik için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>XGBoost</b>	0,9816	0,9839	0,9879	0,9873	0,9904	0,9927
<b>C5.0</b>	0,9755	0,9828	0,9863	0,9862	0,9898	0,9938
<b>GBT</b>	0,9808	0,9833	0,9862	0,9852	0,9871	0,9874
<b>ANN</b>	0,9623	0,9666	0,9721	0,9720	0,9775	0,9805
<b>C4.5</b>	0,9499	0,9625	0,9700	0,9675	0,9732	0,9805
<b>SVM</b>	0,9510	0,9607	0,9683	0,9662	0,9733	0,9764
<b>NB</b>	0,9555	0,9576	0,9618	0,9646	0,9707	0,9798
<b>CART</b>	0,9449	0,9518	0,9547	0,9564	0,9622	0,9702
<b>kNN</b>	0,9417	0,9445	0,9497	0,9510	0,9534	0,9683
<b>RF</b>	0,9400	0,9445	0,9493	0,9509	0,9567	0,9648
<b>GLM</b>	0,7694	0,7974	0,8037	0,8005	0,8089	0,8227
<b>LDA</b>	0,7685	0,7977	0,8041	0,8002	0,8085	0,8212

G<sub>x</sub>, G<sub>y</sub>, G<sub>z</sub>, V, A, R ve S öznitelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.59’da görülmektedir.



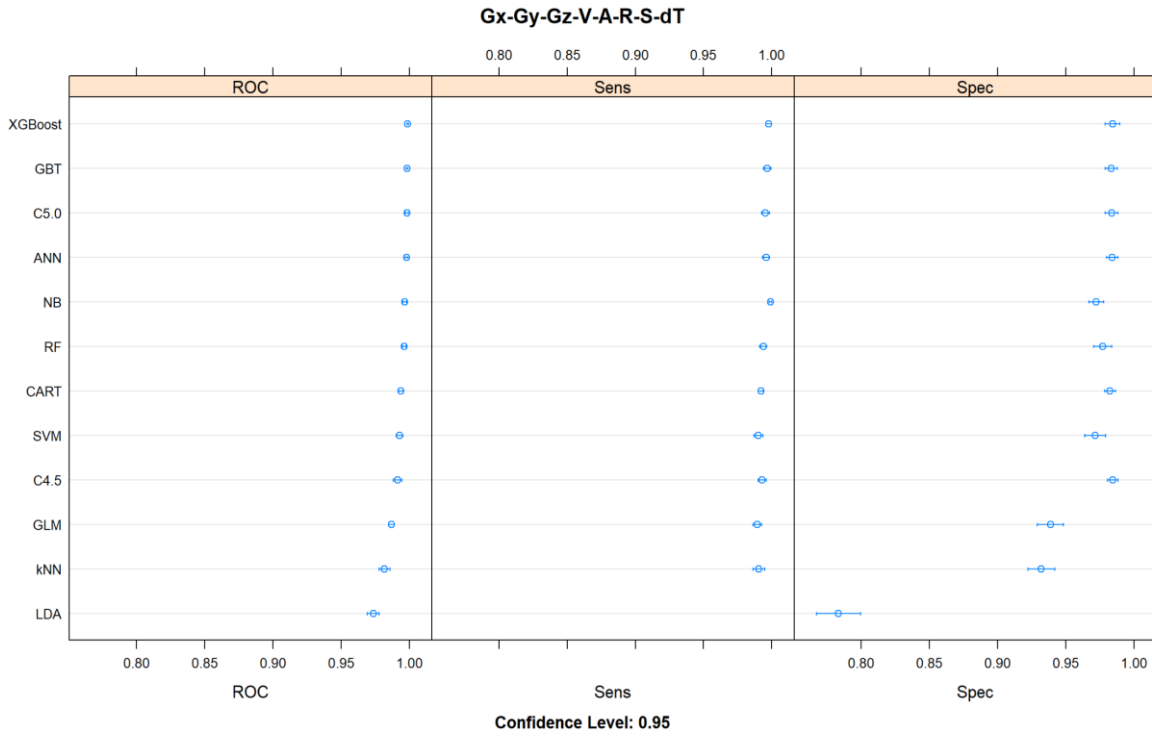
Şekil 4.59. İlk yedi öznelik için sınıflandırıcıların performans grafiği

Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT özneliklerinin tüm ML sınıflandırıcıları için giriş olması durumunda tüm sınıflandırıcıların sınıflandırma performansları % 97 - % 100 aralığındadır. En başarılı ilk üç sınıflandırıcı sırası ile XGBoost, GBT ve C5.0 olmaktadır. Tüm sınıflandırıcılara ait 10 kat çapraz doğrulama yöntemi ile yeniden örnekleme performans değerleri tablosu Çizelge 4.331’de görülmektedir.

Çizelge 4.331. Tüm öznelikler için tüm sınıflandırıcıların ROC performans sonuçları

	ROC					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
<b>XGBoost</b>	0,9965	0,9988	0,9991	0,9989	0,9992	0,9999
<b>GBT</b>	0,9967	0,9982	0,9986	0,9985	0,9989	0,9999
<b>C5.0</b>	0,9948	0,9974	0,9988	0,9982	0,9993	0,9998
<b>ANN</b>	0,9953	0,9971	0,9985	0,9981	0,9993	0,9998
<b>NB</b>	0,9925	0,9956	0,9970	0,9966	0,9979	0,9986
<b>RF</b>	0,9932	0,9957	0,9965	0,9964	0,9975	0,9990
<b>CART</b>	0,9903	0,9917	0,9928	0,9933	0,9954	0,9958
<b>SVM</b>	0,9880	0,9906	0,9921	0,9927	0,9956	0,9976
<b>C4.5</b>	0,9840	0,9895	0,9921	0,9915	0,9949	0,9975
<b>GLM</b>	0,9833	0,9852	0,9867	0,9869	0,9885	0,9924
<b>kNN</b>	0,9728	0,9775	0,9826	0,9818	0,9854	0,9892
<b>LDA</b>	0,9616	0,9712	0,9733	0,9736	0,9758	0,9844

Gx, Gy, Gz, V, A, R, S ve dT öznitelikleri birlikte iken tüm sınıflandırıcıların ROC, Sensitivity ve Specificity metriklerine göre performans grafiği Şekil 4.60'da görülmektedir.



Şekil 4.60. Tüm öznitelikler için sınıflandırıcıların performans grafiği  
Sınıflandırıcıların başarısı çeşitli metrikler ile değerlendirilmekle birlikte özellikle gerçek zamanlı IoT sistemli durum izleme sistemleri için oldukça kritik bir diğer değerlendirme ölçütü de hiç şüphesiz veri kümesinin eğitimi için geçen süredir. Bu süre, analiz yapılan bilgisayarın donanım özelliklerine bağlı olsa da analiz yapıldığı sürede R-Studio programlama ortamına ayrılan RAM miktarı ile ters orantılıdır. Her bir sınıflandırıcı için eğitim sürecine ayrılan süre belirlenirken R-Studio çalışma alanı (workspace) temizlenmiş ve eşit durumlarda değerlendirme yapılarak Çizelge 4.332'de yer alan süreler ulaşılmıştır. Bu çizelgedeki süreler tüm özniteliklerin bir arada olduğu veri kümesinin (Gx-Gy-Gz-V-A-R-S-dT) eğitimi sırasında geçen zamanı saniye cinsinden belirtmektedir.

Çizelge 4.332. Sınıflandırıcıların saniye cinsinden eğitim süreleri

LDA	GLM	NB	CART	XGBoost	C4.5	GBT	ANN	C5.0	kNN	RF	SVM
1,11s	3,03s	6,02s	6,13s	6,51s	12,49s	20,36s	39,64s	45,2s	76,45s	111,34s	161,97s

#### 4.14. Algoritmaların Test Performanslarının Öznitelik Bazlı Karşılaştırması

Eğitimleri tamamlanan veri kümesindeki eğitim verisinin test verisi ile öznitelik bazında yapılan testlerde elde edilen sonuçlar Çizelge 4.333’de yer almaktadır.

Çizelge 4.333. Sınıflandırıcıların özniteliklere göre test performansı

	GLM	LDA	NB	CART	C4.5	C5.0	kNN	SVM	RF	ANN	GBT	XGBoost
<b>Gx</b>	0,588	0,568	0,841	0,831	0,819	0,831	0,828	0,839	0,695	0,836	0,842	0,842
<b>Gy</b>	0,523	0,523	0,657	0,644	0,628	0,639	0,597	0,639	0,553	0,659	0,655	0,642
<b>Gz</b>	0,509	0,509	0,811	0,782	0,773	0,796	0,761	0,807	0,638	0,812	0,809	0,806
<b>V</b>	0,508	0,508	0,500	0,501	0,500	0,500	0,497	0,500	0,501	0,500	0,500	0,500
<b>A</b>	0,512	0,512	0,516	0,503	0,500	0,500	0,511	0,503	0,503	0,512	0,495	0,491
<b>R</b>	0,501	0,501	0,499	0,501	0,500	0,500	0,497	0,501	0,500	0,509	0,504	0,501
<b>S</b>	0,787	0,787	0,775	0,815	0,815	0,815	0,749	0,815	0,735	0,815	0,815	0,815
<b>dT</b>	0,987	0,987	0,984	0,964	0,964	0,987	0,978	0,987	0,964	0,987	0,987	0,987
<b>Gxy</b>	0,569	0,569	0,926	0,926	0,937	0,947	0,938	0,933	0,854	0,947	0,948	0,886
<b>Gxyz</b>	0,560	0,560	0,949	0,949	0,960	0,978	0,972	0,961	0,910	0,973	0,976	0,979
<b>GxyzV</b>	0,560	0,560	0,949	0,949	0,954	0,979	0,966	0,961	0,911	0,969	0,976	0,979
<b>GxyzVA</b>	0,562	0,562	0,949	0,949	0,957	0,979	0,955	0,959	0,913	0,964	0,977	0,978
<b>GxyzVAR</b>	0,558	0,558	0,949	0,949	0,951	0,979	0,928	0,956	0,923	0,969	0,976	0,978
<b>GxyzVARs</b>	0,807	0,807	0,955	0,955	0,972	0,989	0,954	0,971	0,954	0,980	0,988	0,990
<b>GxyzVARsdT</b>	0,988	0,977	0,993	0,993	0,995	1,000	0,986	0,995	0,998	1,000	1,000	1,000



## 5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Durum izleme ve ikaz temelli bakım ile arızalı rulmanın tespiti ve motor sağlığının izlenmesi; daha uygun maliyetli, daha etkili ve daha güvenli bakım faaliyetlerini yürütmek için oldukça önemlidir. Endüstriyel ortamda çalışan bir ekipmanın gerçek zamanlı olarak izlenmesi ve arıza vermeden önce bakım birimine eposta ve/veya SMS ile bilgi vermesi sayesinde doğru zamanda bakım kararının alınması sağlanmaktadır. Geçmişe yönelik veri kayıtlarının olması da benzer sorunların yeniden yaşanmaması için gerekli önlemlerin alınması konusunda ışık tutabilmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında sağlam ve arızalı rulmanın tespiti için üniversal motor ve çeşitli sensörler kullanılarak veri toplanmış, 10 000 gözlemden oluşan bu veri kümesi mikrodenetleyici platformu üzerinden PC ortamına aktarılmıştır. Üç eksen mekanik titreşim ivmesi, rulman bağıl sıcaklığı, rulman gürültüsü, motor akımı, motor gerilimi ve mil devir hızı özelliklerinden oluşan veri kümesi GLM, LDA, NB, CART, C4.5, C5.0, KNN, SVM, RF, ANN, GBT ve XGBoost sınıflandırıcıları ile modellenmiştir. Adı geçen algoritmalarından elde edilen modellerin performansları TPR, FNR, TNR, FPR, PPV, NPV, FDR, DR, Pre, DP, Acc, BA, F1 skor, EA, Kappa ve AUC olmak üzere on altı farklı metrik ile değerlendirilmiştir. Bu değerlendirmeler neticesinde LDA ve GLM gibi doğrusal çözümleme ile sınıflandırma yöntemi uygulayan modellerin dT ve tüm özniteliklerin bir arada olduğu (Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT) birleşim dışında en başarısız modeller oldukları ortaya çıkmıştır. DT algoritmaları arasında C5.0 sınıflandırıcısının C4.5 ve CART sınıflandırıcılarına göre genellikle daha başarılı sonuçlar vermiştir. Genel olarak bakıldığında ise boosting algoritmalarının (GBT ve XGBoost) özellikle öznitelik sayısı arttıkça yani veri kümesi büyüdükçe diğer sınıflandırıcılara oranla daha başarılı sınıflandırma performansı gösterdiği görülmüştür. Her bir sınıflandırıcı için eğitim aşamasında geçen süre açısından inceleme yapıldığında en hızlıdan yavaşa doğru LDA, GLM, NB, CART, XGBoost, C4.5, GBT, ANN, C5.0, KNN, RF ve SVM olduğu görülmüştür.

Öznitelikler açısından değerlendirme yapılacak olursa, rulman bağıl sıcaklığı özniteliğinin tek başına veya tüm özniteliklerin bir arada olduğu (Gx-Gy-Gz-V-A-S-R-dT) durumda değerlendirme metriklerine göre sınıflandırma performanslarına etkisi mükemmel olduğu gözlenmiştir. Bu durum rulman bağıl sıcaklığı özniteliğinin diğer özniteliklere oranla

baskın olduğunu göstermiştir. Diğer taraftan motorun çektiği akım, motor gerilimi ve mil dönüş hızı öznitelikleri tek başlarına ele alındıklarında iyi sınıflandırma neticeleri vermemişlerdir. Üç eksen titreşim ivmesi öznitelikleri tek başlarına incelendiğinde; x eksen titreşim ivmesi özniteliği % 81 - % 84, y eksen titreşim ivmesi özniteliği % 63 - % 67 ve z eksen titreşim ivmesi özniteliği % 76 - % 80 aralıklarında sınıflandırma başarıları göstermişlerdir. Tüm eksenlerdeki titreşim ivmesi öznitelikleri birlikte incelendiklerinde ise başarı % 91 - % 98 aralığına yükseldiği yapılan analizler neticesinde ortaya çıkmıştır. Veri kümesine motor gerilimi, motor akımı ve dönüş hızı öznitelikleri de eklendiğinde başarı aralığı çoğu kez değişmemiş ancak rulman gürültüsü özniteliğinin de eklenmesi ile % 95 - % 99 aralığında sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Titreşim analizi hasarlı rulmanı tespit etmek için kullanılan en yaygın yöntem olsa da, rulmanın bağıl sıcaklığı ve gürültü şiddeti gibi özniteliklerin sınıflandırma başarısını arttırdığı ortaya çıkmıştır.

Bu tezin, alana yönelik başlıca katkıları şu şekilde özetlenebilir;

- Açık kaynak yazılım ve donanım kullanılarak düşük maliyetli “IoT tabanlı Durum İzleme ve İkaz Sistemi” gerçekleştirilmesi,
- Bilyalı tek sıralı arızalı rulmanın belirlenmesinde, üç eksen titreşim ivmesi değerlerine ilave olarak motor gerilimi, motor akımı, rulmanın ses şiddeti, devir hızı ve bağıl sıcaklığı gibi özniteliklerinin sınıflandırmaya olan etkilerinin ayrı ayrı ve birleşimli olarak incelenmesi,
- Deney düzeneğinden elde edilen veri kümesinin GLM, LDA, kNN, NB, CART, C4.5, C5.0, RF, ANN, SVM, GBT ve XGBoost gibi on iki popüler ML algoritması ile modellenmesi ve kullanılan modellerin değerlendirilmesinde on altı farklı metrik kullanılarak derinlemesine incelenmesi,
- Toplanan verinin bilgisayar ortamından (PLX-DAQ yazılımı yardımıyla), özgün olarak tasarlanan IoT tabanlı mobil ara yüzden (Virtuino yazılımı yardımıyla) ve bulut sisteminden (RemoteXY yazılımı yardımıyla) izlenebilmeye imkân tanınması,
- SMS ve eposta uyarı sistemi ile görsel, işitsel ikaz vermesi ve SMS sorgulaması ile sistem durumu hakkında bilgi alabilme imkânı sunması,
- Tasarlanan IoT tabanlı durum izleme ve ikaz sistemi ile işletmelerin endüstri 4.0’a geçişini kolaylaştırabilecek düşük maliyetli çözüm sunmasıdır.

Gelecekte konu ile ilgili yapılacak çalışmalarda öneriler şu şekilde sıralanabilir;

- Çalışan bir sistemin önemli bir parçası olan motorun rulmanlarında meydana gelecek hasarı önceden tahmin ederek ilgili rulman bilgisine istinaden otomatik sipariş verebilen bir sistem geliştirilmesi,
- Güçlü donanımsal kaynaklara sahip bir PC ile derin öğrenme algoritmalarının klasik ML sınıflandırıcıları ile performans karşılaştırmalarının yapılması,
- ML algoritmalarının başarısında çok önemli rol oynayan hiper parametrelerin çeşitli arama algoritmaları ile en iyilemesinin sağlanması ve böylece modellerin sınıflandırma başarısının artırılması,
- Analiz için bir PC yerine kompakt bir mikrobilgisayar sistemi ile (Raspberry Pi vb.) az yer tutan ve taşınabilir bir durum izleme sistemi geliştirilmesi,
- Daha yüksek örnekleme hızlarına sahip sensörler ve daha hızlı veri işleyebilen mikrodenetleyiciler ile daha hassas sonuçların elde edilebilmesine yönelik çalışmaların yapılmasıdır.

## KAYNAKLAR

1. Çakır, M., Güvenç, M.A., ve Mıstıkoğlu, S. (2019). IoT based Condition Monitoring System Design for Investigation of Non-Oil Ball Bearing in terms of Vibration, Temperature, Acoustic Emission, Current and Revolution Parameters, in: Proc. 10th Int. Symp. Intell. Manuf. Serv. Syst., Sakarya. 1059–1068.
2. Shrouf, F., Ordieres, J., and Miragliotta, G. (2014). Smart factories in Industry 4.0: A review of the concept and of energy management approached in production based on the Internet of Things paradigm, IEEE Int. Conf. Ind. Eng. Eng. Manag. 2015-Janua, 697–701. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2014.7058728>.
3. Mesleki Yeterlilik Kurumu, Mekanik Bakımcı (Seviye 3) Ulusal Meslek Standardı Ek-11, Resmi Gazete. (2015) 18.
4. Fitch, E.C. (1992). Proactive Maintenance for Mechanical Systems. Elsevier Science Publishers Ltd, England. 6, 337.
5. Mobley, R.K. (2002). An Introduction to Predictive Maintenance, 2nd Editio, Elsevier.
6. Wang, H., Ye, X., and Yin, M. (2016). Study on Predictive Maintenance Strategy, *Int. J. u- e- Serv. Sci. Technol.* 9, 295–300. <https://doi.org/10.14257/ijunesst.2016.9.4.29>.
7. İnternet: Köksal, M., Uzun, A. (2016). Bakım Planlaması, Seçkin Yayıncılık. URL: [http://web.bilecik.edu.tr/bulent-turan/files/2016/03/bakim\\_onarim.pdf](http://web.bilecik.edu.tr/bulent-turan/files/2016/03/bakim_onarim.pdf), Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
8. Mistikoglu, S. (2018). Predictive Maintenance, *Mill. Mag.* 12, 60–66.
9. Aydın, İ. (2011). Gerçek Zamanlı Durum İzleme ve Arıza Teşhisi İçin Bağışık Akıllı Hesaplama Tekniklerinin Geliştirilmesi, Doktora Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
10. Girdhar, P. (2004). Part-1: Predictive maintenance basics, in: Pract. Mach. Vib. Anal. Predict. Maint. 1–10. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/B978-075066275-8/50001-1>.
11. Öztanır, O. (2018). Makine öğrenmesi kullanılarak kestirimci bakım, Yüksek Lisans Tezi, *Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
12. Butler, K.L. (1996). An Expert System Based Framework for an Incipient Failure Detection and Predictive Maintenance System, Proc. Int. Conf. Intell. Syst. Appl. to Power Syst. IEEE. 321–326. <https://doi.org/10.1109/isap.1996.501092>.
13. Rao, B.K.N. (1996). Handbook of condition monitoring, Elsevier Advanced Technology.

14. Oral, O., Çakır, M. (2017). Nesnelerin İnterneti Kavramı ve Örnek Bir Prototipin Oluşturulması, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilim. Enstitüsü Derg.* 177, 172–177.
15. Jie, Y., Pei, J.Y., Jun, L., Yun, G., and Wei, X. (2013). Smart home system based on IOT technologies, *Proc. - 2013 Int. Conf. Comput. Inf. Sci. ICCIS 2013.* 1789–1791. <https://doi.org/10.1109/ICCIS.2013.468>.
16. Atzori, L., Iera, A., and Morabito, G. (2017). Understanding the Internet of Things: definition, potentials, and societal role of a fast evolving paradigm, *Ad Hoc Networks.* 56, 122–140. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2016.12.004>.
17. Zanella, A., Vangelista, L. (2014). Internet of Things for Smart Cities, *IEEE Internet Things J.* 1, 22–32.
18. Boyes, H., Hallaq, B., Cunningham, J., and Watson, T. (2018). The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework, *Comput. Ind.* 101, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.015>.
19. Nunes, M.L., Pereira, A.C., and Alves, A.C. (2017). Smart products development approaches for Industry 4.0, *Procedia Manuf.* 13, 1215–1222. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.09.035>.
20. Civerchia, F., Bocchino, S., Salvadori, C., Rossi, E., Maggiani, L., and Petracca, M. (2017). Industrial Internet of Things monitoring solution for advanced predictive maintenance applications, *J. Ind. Inf. Integr.* 7, 4–12. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2017.02.003>.
21. İnternet: Üstündağ, B.C. (2018). Bulut Tabanlı Kestirimci Bakım, *Inov. – Medium.* URL: <https://medium.com/inovatink/bulut-tabanlı-kestirimci-bakım-659e78a64cc8>, Son Erişim Tarihi: 28.4.2021.
22. Nandi, S., Toliyat, H.A., and Li, X. (2005). Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors - A review, *IEEE Trans. Energy Convers.* 20, 719–729. <https://doi.org/10.1109/TEC.2005.847955>.
23. O'Donnell, P. (1985). Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part I.
24. Jose, V., Jose, G., Scholar, P.G., and Jose, V. (2015). Induction Motor Fault Diagnosis Methods: A Comparative Study Induction Motor Fault Diagnosis Methods: A Comparative Study.
25. SKF, Bearing damage and failure analysis Contents, *Bear. Damaege Fail. Anal.* (2017) 106. [https://www.skf.com/binaries/pub12/Images/0901d1968064c148-Bearing-failures---14219\\_2-EN\\_tcm\\_12-297619.pdf](https://www.skf.com/binaries/pub12/Images/0901d1968064c148-Bearing-failures---14219_2-EN_tcm_12-297619.pdf).
26. Can, İ. (2005). Kurşun Esaslı Krank Mili Kaymalı Yatak Malzemesinin Aşınma Davranışı, Yüksek Lisans Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
27. Şekercioğlu, T. (2020). Rulman Ömürlerinde Güvenilirlik ve Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi, *Mühendis ve Makina.* 61, 198–207.

28. Malla, C., Panigrahi, I. (2019). Review of Condition Monitoring of Rolling Element Bearing Using Vibration Analysis and Other Techniques, *J. Vib. Eng. Technol.* 7, 407–414. <https://doi.org/10.1007/s42417-019-00119-y>.
29. Khuntia, S.R., Rueda, J.L., and van der Meijden, M.A.M.M. (2019). Smart asset management for electric utilities: Big data and future, Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-95711-1\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-95711-1_31).
30. Xia, M., Li, T., Zhang, Y., and De Silva, C.W. (2016). Closed-loop design evolution of engineering system using condition monitoring through internet of things and cloud computing, *Comput. Networks.* 101, 5–18. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.12.016>.
31. Lu, S., Zhou, P., Wang, X., Liu, Y., Liu, F., and Zhao, J. (2018). Condition monitoring and fault diagnosis of motor bearings using undersampled vibration signals from a wireless sensor network, *J. Sound Vib.* 414, 81–96. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2017.11.007>.
32. Aksoy, B., Uguz, S., ve Oral, O. (2019). Comparison of The Data Matching Performances of String Similarity Algorithms in Big Data, *Mühendislik Bilim. ve Tasarım Derg.* 7, 608–618. <https://doi.org/10.21923/jesd.467036>.
33. Sivarajah, U., Kamal, M.M., Irani, Z., and Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods, *J. Bus. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>.
34. Đurković, J., Vuković, V., and Raković, L. (2008). Open Source Approach in Software Development-Advantages and Disadvantages, *Manag. Inf. Syst.* 3, 29–33. [http://www.ef.uns.ac.rs/mis/archive-pdf/2008 - No2/MIS2008\\_2\\_5.pdf](http://www.ef.uns.ac.rs/mis/archive-pdf/2008 - No2/MIS2008_2_5.pdf).
35. Stallman, R.M. (2001). Free Software: Freedom and Cooperation - GNU Project - Free Software Foundation, Gnu.Org. URL: <https://www.gnu.org/philosophy/rms-nyu-2001-transcript.en.html>, Son Erişim Tarihi: 07.3.2020.
36. Landset, S., Khoshgoftaar, T.M., Richter, A.N., and Hasanin, T. (2015). A survey of open source tools for machine learning with big data in the Hadoop ecosystem, *J. Big Data.* 2, 1–37. <https://doi.org/10.1186/s40537-015-0032-1>.
37. Pesaran, M.H. (2014). Rstudio: A Platform-Independent IDE for R and Sweave, *J. Appl. Econom.* 21, 1–21. <https://doi.org/10.1002/jae>.
38. Durkovic, J., Vukovic, V., and Rakovic, L. (2008). Open Source Approach in Software Development - Advantages and Disadvantages, *Manag. Inf. Syst.* 3, No. 2, 29–33.
39. Fendt, O., Jaeger, M., and Serrano, R.J. (2016). Industrial Experience with Open Source Software Process Management, *Proc. - Int. Comput. Softw. Appl. Conf.* 2, 180–185. <https://doi.org/10.1109/COMPSAC.2016.138>.
40. Fu, K.S. (1968). Sequential methods in pattern recognition and machine learning, R. Bellman, Academic Press.

41. Girdhar, P., Scheffer, C., Mulrow, C.D., Williams, J.W., Gerety, M.B., Ramirez, G., Montiel, O.M., and Kerber, C. (2004). Predictive maintenance techniques: Part 1 predictive maintenance basics, in: *Pract. Mach. Vib. Anal. Predict. Maint.*, 1–10. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/B978-075066275-8/50001-1>.
42. Merizalde, Y., Hernández-Callejo, L., and Duque-Perez, O. (2017). State of the art and trends in the monitoring, detection and diagnosis of failures in electric induction motors, *Energies*. 10. <https://doi.org/10.3390/en10071056>.
43. Bellini, A., Immovilli, F., Rubini, R., and Tassoni, C. (2008). Diagnosis of Bearing Faults of Induction Machines by Vibration or Current Signals: A Critical Comparison, *Ind. Appl. Soc. Annu. Meet. 2008. IAS '08. IEEE*. 46, 1–8.
44. Cakir, M., Guvenc, M.A., and Mistikoglu, S. (2021). The Experimental Application of Popular Machine Learning Algorithms on Predictive Maintenance and the Design of IIoT based Condition Monitoring System, *Comput. Ind. Eng.* 151, 106948. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106948>.
45. İnternet: Phy, V. (2019). Accuracy is NOT enough for Classification Tasks, *Towar. Data Sci.* URL: <https://towardsdatascience.com/accuracy-is-not-enough-for-classification-task-47fca7d6a8ec>, Son Erişim Tarihi: 24.12.2022.
46. Bentéjac, C., Csörgő, A., and Martínez-Muñoz, G. (2021). A comparative analysis of gradient boosting algorithms, *Springer Netherlands*. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09896-5>.
47. Tuncer, K. (2022). Durum Bazlı Kestirimci Bakım Yöntemlerinden Titreşim Analizi ile Fanlardaki Dengesizlik Arızasının Tespiti ve Bakımı, Yüksek Lisans Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
48. Tian, Z. (2012). An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring, *J. Intell. Manuf.* 23, 227–237. <https://doi.org/10.1007/s10845-009-0356-9>.
49. Kurien, C., Srivastava, A.K. (2019). Case study on the effectiveness of condition monitoring techniques for fault diagnosis of pumps in thermal power plant, *Mech. Mech. Eng.* 23, 70–75. <https://doi.org/10.2478/mme-2019-0010>.
50. Wu, J., Wu, C., Lv, Y. Deng, C., and Shao, X. (2017). Design a degradation condition monitoring system scheme for rolling bearing using EMD and PCA, *Ind. Manag. Data Syst.* 117, 713–728. <https://doi.org/10.1108/IMDS-11-2016-0469>.
51. Chu, Y.C., Pham, T.N., Hsu, F.R., Tuw, M.J., Tan, C.W., Chay, M.C., Lim, S.C., and Tsai, M.F. (2018). An effective method for monitoring the vibration data of bearings to diagnose and minimize defects, *MATEC Web Conf.* 189, 10–15. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201818903019>.
52. Konar, P., Chattopadhyay, P. (2011). Bearing fault detection of induction motor using wavelet and Support Vector Machines (SVMs), *Appl. Soft Comput. J.* 11, 4203–4211. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.03.014>.

53. Widodo, A., Yang, B.S. (2007). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis, *Mech. Syst. Signal Process.* 21, 2560–2574. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2006.12.007>.
54. Inturi, V., R, S.G., and Penumakala, P.K. (2020). Bearing Fault Severity Analysis on A Multi-stage Gearbox Subjected to Fluctuating Speeds, *Exp. Tech.* 44, 541–552. <https://doi.org/10.1007/s40799-020-00370-z>.
55. Yadav, O.P., Joshi, D., and Pahuja, G.L. (2013). Support Vector Machine based Bearing Fault Detection of Induction Motor, *Indian J. Adv. Electron. Eng.* 1, 34–39.
56. Ruiz-Gonzalez, R., Gomez-Gil, J., Gomez-Gil, F.J., and Martínez-Martínez, V. (2014). An SVM-Based classifier for estimating the state of various rotating components in Agro-Industrial machinery with a vibration signal acquired from a single point on the machine chassis, *Sensors (Switzerland)*. 14, 20713–20735. <https://doi.org/10.3390/s141120713>.
57. Sun, C., Zhang, Z., and He, Z. (2011). Research on bearing life prediction based on support vector machine and its application, *J. Phys. Conf. Ser.* 305. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/305/1/012028>.
58. Moosavian, A., Ahmadi, H., Tabatabaeefar, A., and Khazaei, M. (2013). Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing, *Shock Vib.* 20, 263–272. <https://doi.org/10.3233/SAV-2012-00742>.
59. Kaparathi, S., Bumblauskas, D. (2020). Designing predictive maintenance systems using decision tree-based machine learning techniques, *Int. J. Qual. Reliab. Manag.* 37, 659–686. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-04-2019-0131>.
60. Huda, A.S.N., Taib, S. (2013). Application of infrared thermography for predictive/preventive maintenance of thermal defect in electrical equipment, *Appl. Therm. Eng.* 61, 220–227. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2013.07.028>.
61. Khorsheed, R.M. (2021). Building Sensor-Based Real-Time Predictive Maintenance System by Utilizing Artificial Intelligent Techniques, Istanbul Technical University.
62. Gürsoy Demir, H., Müştak, O. (2021). Rulman Hasarlarının Titreşim ve Gürültü Analizi ile Tespiti, *Eur. J. Sci. Technol.* 571–581. <https://doi.org/10.31590/ejosat.869285>.
63. Yiğit, E. (2021). Makine Öğrenmesi Kullanılarak Endüstriyel Pres Makinesi İçin Kestirimci Bakım Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kocaeli.
64. Yurtsever, M. (2020). Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Yöntemleri ile Titreşim Analizi Tabanlı Arıza Teşhis ve Kestirimci Bakım Sistem Tasarımı, Doktora Tezi, *Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İzmir.
65. Aydın, C. (2021). Üretim Yapan Bir İşletme İçin Veri Odaklı Kestirimci Bakım Modellerinin Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, *Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.



66. Kaner, S. (2021). Endüstri 4.0 İçin Derin Öğrenme Kullanan Durum İzleme ve Kestirimci Bakım Yöntemlerinin Geliştirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
67. Özcan, İ.H. (2021). Multi-Channel, Multi-Level Framework for Bearing Fault Diagnosis in Electrical Machines, Doktora Tezi, *İzmir Ekonomi Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı*, İzmir.
68. Zhao, H., Gao, Y., Liu, H., and Li, L. (2019). Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine, *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, 7, 350–356. <https://doi.org/10.1007/s40565-018-0402-8>.
69. Yücel, E. (2018). Asenkron Motorlarda Rulman Arızasının ve Eksen Kaçıklığının Tanısı ve Analizi, Yüksek Lisans Tezi, *Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.
70. Manoj, A.S., Hussain, M.A., and Teja, P.S. (2018). Compressor Health Monitoring Using IoT, *Int. J. Mech. Prod. Eng. Res. Dev.* 8, 117–124. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-8021-8.ch002>.
71. Keleşoğlu, C. (2015). Konik Dişlilerde Yapay Sinir Ağı Yöntemiyle Arıza Teşhisi, Yüksek Lisans Tezi, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
72. Çimen, M. (2015). Bilyeli Rulman Hasarlarının Titreşim Analizi İle Tespiti Ve Gemi Makinelerinde Kestirimci Bakım Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
73. Yıldırım, E. (2014). Makinelerde Titreşim Analizi ile Kestirimci Bakım, Yüksek Lisans Tezi, *Celal Bayar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Manisa.
74. Sivritaş, İ. (2013). Fosfat Sprey Pompasında Titreşim Esaslı Kestirimci Bakım Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kayseri.
75. Yılmaz, M. (2012). PLC Destekli Kestirimci Bakımın Kardemir Sinter Fabrikasında Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, *Karabük Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Karabük.
76. Kurt, E. (2012). Kestirimci Bakım Yöntemi Kullanılarak Egzoz Fanında Arıza Teşhisi, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kayseri.
77. Karadayı, H.M. (2011). Titreşim Analizi ile Pompalarda Arıza Tespiti ve Kestirimci Bakım Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, *Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Balıkesir.
78. Arslan, S. (2010). Titreşim Analizi İle Fanlarda Arıza Teşhisi ve Kestirimci Bakım, Yüksek Lisans Tezi, *Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Zonguldak.

79. Aliustaoğlu, C. (2008). Rulman Arızalarının Gerçek Zamanda Analizi ve Arıza Kaynaklarının Tespit Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kocaeli.
80. Açıklık, S. (2008). Sürekli Form Baskı Makinasının Titreşim Sinyali Yardımıyla Kestirimci Bakımının Yapılması, Yüksek Lisans Tezi, *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
81. Denli, H.B. (2007). Kestirimci Bakım ve Uygulamalarının İyileştirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Mersin Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Mersin.
82. Karahan, M.M.F. (2005). Titreşim Analizi ile Makinalarda Arıza Teşhisi, Yüksek Lisans Tezi, *Celal Bayar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Manisa.
83. Yücesoy, S. (2010). Üniversal Motor Üretim Sürecinde Endüvi Montaj Hattı Otomasyonu, Yüksek Lisans Tezi, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
84. İnternet: ORS Rulman Kataloğu. (2021). 148. URL: <https://www.ors.com.tr/content/sayfa/files/katalog-2021.pdf>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
85. Banzi, M., Shiloh, M. (2014). Getting started with Arduino: the open source electronics prototyping platform, Maker Media, Inc.
86. Çakır, M., Kalpakçıoğlu, H., ve Mıstıkoğlu, S. (2017). Makina ve Mekatronik Mühendisliğinde Arduino Kullanımı. *Makinatek Derg.* 72–79. <http://makinatek.com.tr/uncategorized/168-makina-ve-mekatronik-muhendisliginde-arduino-kullanimi/>.
87. Çakır, M., Güvenç, M.A., and Mıstıkoğlu, S. (2018). The Design of Three Axial Wireless Mechanical Vibration Meter, IVSS 2018 Int. Vocat. Sci. Symp., Antalya, 331.
88. Olalere, I.O., Dewa, M. (2018). Early fault detection of elevators using remote condition monitoring through IOT technology, *South African J. Ind. Eng.* 29, 17–32. <https://doi.org/10.7166/29-4-1947>.
89. Altuntaş, Ö. (2007). Hava Araçlarında Dönel Makinaların Titreşimi ve Önemi, Yüksek Lisans Tezi, *Anadolu Üniversitesi Sivil Havacılık Anabilimdalı*, Eskişehir.
90. İnternet: Analog Devices, Digital Accelorometer Data Sheet. URL: <https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/ADXL345.pdf>. Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
91. İnternet: Voltage sensor module datasheet. URL: [http://www.energiazer.org/arduino\\_senori/arduino%2025v%20voltage%20sensor%20module.pdf](http://www.energiazer.org/arduino_senori/arduino%2025v%20voltage%20sensor%20module.pdf). Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.

92. İnternet: Inc Allegro MycroSystems. Hall effect-based linear current sensor ACS712. URL: <https://www.allegromicro.com/en/Products/Current-Sensor-ICs/Zero-To-Fifty-Amp-Integrated-Conductor-Sensor-ICs/ACS712.aspx>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
93. İnternet: Melexis. (2006). Datasheet US1881, 12. URL: [https://img.filipeflop.com/files/download/Datasheet\\_Hall-US1881EUA.pdf](https://img.filipeflop.com/files/download/Datasheet_Hall-US1881EUA.pdf), Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
94. Waswani, R., Pawar, A., Deore, M., and Patel, R. (2018). Induction motor fault detection, protection and speed control using arduino, Proc. 2017 Int. Conf. Innov. Information, Embed. Commun. Syst. ICIECS 2017. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICIECS.2017.8276071>.
95. İnternet: Velleman. (2017). Arduino compatible microphone sound sensor module user manual, 7. URL: <https://www.robotshop.com/media/files/pdf/sound-sensor-module-arduino-datasheet.pdf>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
96. Melexis. (2006). MLX90614 - Single and Dual Zone Infrared Thermometer in TO-39 <https://doi.org/10.4193/Rhino13.145>.
97. Fezari, M., Al Dahoud, A. (2018). Integrated Development Environment “ IDE ” For Arduino. <https://www.researchgate.net/publication/328615543%0AIntegrated>.
98. Banzi, M., Shiloh, M. (2014). Getting Started with Arduino. [https://doi.org/10.1007/978-981-10-4418-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-981-10-4418-2_1).
99. İnternet: PLX-DAQ - Parallax. URL: <https://www.parallax.com/package/plx-daq>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2021.
100. Murfianah, A., Krismadinata, K., and Elviralita, Y. (2021). Data Acquisition of PV Mini-Grid Voltage and Current using Arduino and PLX-DAQ, *J. Mech. Electr. Ind. Eng.* 3, 77–84. <https://doi.org/10.46574/motivecton.v3i2.88>.
101. Kurniawan, M.R., Rif'an, M., and Raharjo, I. A. (2021). Rancang Bangun Alat Monitoring Panel Surya Berbasis Arduino Uno Dengan Program Plx-Daq, *J. Electr. Vocat. Educ. Technol.* 6, 21–24. <https://doi.org/10.21009/jevet.0061.05>.
102. Slamet, L.N., Hermawan, N., and Hidayat, S. (2021). Internet of Things (IoT)-based Power Meter Reading, in: 2021 24th Int. Conf. Electr. Mach. Syst., IEEE. 680–684. <https://doi.org/10.23919/ICEMS52562.2021.9634300>.
103. Zun, K.Y., Nayan, N. (2021). Study on Carbon Monoxide Detector using Conventional and Plasma-Treated Gas Sensor. 2, 29–37.
104. Dusarlapudi, K., Raju, K.N., Siva, V., and Narayanam, K. (2021). COVID-19 patient breath monitoring and assessment with MEMS accelerometer-based DAQ - a Machine Learning Approach, *Nat. Volatiles Essent. Oils.* 8, 1567–1575.

105. Mulik, S.S., Patange, A.D., Jegadeeshwaran, R., Pardeshi, S.S., and Rahegaonkar, A. (2021). Development and Experimental Assessment of a Fluid Flow Monitoring System Using Flow Sensor and Arduino Interface, *Lect. Notes Mech. Eng.* 115–122. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-6619-6\\_12](https://doi.org/10.1007/978-981-15-6619-6_12).
106. Landset, S., Khoshgoftaar, T.M., Richter, A.N., and Hasanin, T. (2015). A survey of open source tools for machine learning with big data in the Hadoop ecosystem, *J. Big Data.* 2, 1–36. <https://doi.org/10.1186/s40537-015-0032-1>.
107. Kaya, E., Agca, M., Adiguzel, F., ve Cetin, M. (2018). Spatial data analysis with R programming for environment, *Hum. Ecol. Risk Assess.* 1–10. <https://doi.org/10.1080/10807039.2018.1470896>.
108. Kumar, N., Makkar, A. (2020). *Machine Learning in Cognitive IoT*, CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429342615>.
109. İnternet: Lamprou, I. (2022). Virtuino. URL: <https://virtuino.com>, Son Erişim Tarihi: 14.1.2022.
110. Jabbar, W.A., Alsibai, M.H., Amran, N.S.S., and Mahayadin, S.K. (2018). Automation System for Smart Home, 2018 Int. Symp. Networks, Comput. Commun. 1–6.
111. Shekhar, J., Zerihun, D., and Haile Abebe, M. (2019). Automated Classroom Monitoring with IoT and Virtuino App, *Int. J. Adv. Res. IT Eng.*
112. Bhowmick, S., Biswas, B., Biswas, M., Dey, A., Roy, S., and Sarkar, S.K. (2019). Application of IoT-Enabled Smart Agriculture in Vertical Farming Sutanni, *Adv. Commun. Devices Netw.* 537, 521–528. [https://doi.org/10.1007/978-981-13-3450-4\\_56](https://doi.org/10.1007/978-981-13-3450-4_56).
113. P, K., P, A.S. (2018). Intelligent Healthcare Monitoring in IoT, *Int. J. Adv. Eng. Manag. Sci.* 4, 441–445. <https://doi.org/10.22161/ijaems.4.6.2>.
114. Gadekar, S., Pimple, M., Thopate, S., and Nikam, A. (2021). IoT Based Smart Energy Meter Using ESP 32, in: *SSRN Electron. J., Elsevier BV*, 1–6. <https://doi.org/10.2139/SSRN.3917892>.
115. Pasaribu, A.J.N. (2021). Perancangan dan Pembuatan Alat Pemantau Cuaca Berbasis Internet of Things Memanfaatkan Server Thingspeak, Universitas Sumatera Utara.
116. İnternet: Shemanuev, E. (2022). RemoteXY - How it works. URL: <https://remotexy.com/en/help>, Son Erişim Tarihi: 27.1.2022.
117. Çakır, M., Oral, O. (2018). *RemoteXY ile Mobil Programlama*, 1st ed., Kodlab Yayıncılık, İstanbul.
118. Lee, Y., Yoon, D., Oh, J., Kim, H.S., and Seo, T.W. (2020). Novel Angled Spoke-Based Mobile Robot Design for Agile Locomotion with Obstacle-Overcoming Capability, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics.* 25, 1980–1989. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2020.2992302>.

119. Megalingam, R.K., Dasari, H.T.A.B., Ghali, S., and Avvari, V.S.Y. (2022). IoT-Based Control of Dosa-Making Robot, *Lect. Notes Networks Syst.* 209, 97–111. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-2126-0\\_10](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2126-0_10).
120. Раев, А.Р., Молчанов, Р.А., and Кулебякин, А.А. (2021). Автоматизированные системы как основа технического и технологического прорыва, in: Сборник Статей Международной Научно-Практической Конференции, 74–76.
121. Aliff, M., Mirza, A.R., Ismail, M., and Samsiah, N. (2021). Development of a Low-Cost Bio-Inspired Swimming Robot (SRob) with IoT, *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.* 12, 452–457. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120752>.
122. Ozsahin, D.U., Almoqayad, A.S.A., Ghader, A., Alkahlout, H., Idoko, J.B., Duwa, B.B., and Ozsahin, I. (2022). Development of smart jacket for disc, *Mod. Pract. Healthc. Issues Biomed. Instrum.* 31–46. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85413-9.00003-7>.
123. Alshari, K., Alfergani, A., Gseibat, O., and Abdullah, M. (2020). Heart rate and ECG signal monitoring using wireless sensor network, in: Sixth Int. Conf. – Smart City, Libya, 1–10. [https://media.sotm.bsu.edu.ly/Content/Papers/G2/G2\\_3.pdf](https://media.sotm.bsu.edu.ly/Content/Papers/G2/G2_3.pdf).
124. Dokuparti, D. (2021). Circuit Breaker Using IoT, *SSRN Electron. J.* <https://doi.org/10.2139/ssrn.3919064>.
125. Irawan, Y., Kurniawan, A.D., Wahyuni, R., Belarbi, N., and Josephine, M.M. (2021). Android Based Light Control System Using Arduino, *J. Telecommun. Control Intell. Syst.* 1, 9–14. <https://doi.org/11.11111/jtcis.xxxx>.
126. Çakır, M., Oral, O. (2017). RFID and Bluetooth Controlled Air Conditioning System For Classrooms and Laboratories, *Int. Ref. J. Eng. Sci.* 0, 70–79. <https://doi.org/10.17366/uhmfd.2017.2.5>.
127. Prabhanjan, D., Nikitha, M., and Srinidhi Kulkar, M. (2021). Efficient water management system for mulberry garden using IoT, *Bull. Monum.* 22, 165–170.
128. Nooriman, W.M., Lim, R.Y., Rudzuan, M.N., Sofi, Y., Fauzi, M.M., and Abdullah, A.H. (2021). Design and Development of IoT based Garbage Monitoring and Management System, *J. Phys. Conf. Ser.* 2107, 012002. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2107/1/012002>.
129. Karar, M.E., Alotaibi, F., Al Rasheed, A., and Reyad, O. (2021). A pilot study of smart agricultural irrigation using unmanned aerial vehicles and IoT-based cloud system, *Int. J. Inf. Sci. Lett.* 10. <https://doi.org/10.18576/isl/100115>.
130. Ariffin, W.N.S.F.W., Keat, C.S., Suriyan, T.P.A.L., Nore, N.A.M., Hasneezalizazakaria, M., Hashim, N.B.M., and Zain, A.S.M. (2021). Real-time Dynamic Traffic Light Control System with Emergency Vehicle Priority, *J. Phys. Conf. Ser.* 1878. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1878/1/012063>.

131. Khadim, H.J., Obaed, F.K., and Abd Ali, Z.T. (2021). Application of MQ-Sensors to Indoor Air Quality Monitoring in Lab based on IoT, in: IEEE Xplore, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 1–5. <https://doi.org/10.1109/ITSS-IOE53029.2021.9615333>.
132. Duman, F., Çakır, M. (2018). Arduino ve RemoteXY Tabanlı Kablosuz pH Denetçisi Tasarımı, IVSS 2018 Int. Vocat. Sci. Symp., Antalya, 185.
133. Çakır, M., Duman, F. (2018). Matris Tarama Metodu ile Arduino Temelli Elektronik Malzeme Bulma Sisteminin Tasarlanması, in: IVSS 2018 Int. Vocat. Sci. Symp., Antalya, 330.
134. Çakır, M., Çakır, E. (2017). Mobil Cihaz Üzerinden Görsel Efekt Kontrol Edilebilen Elektronik Takıların Tasarımı, *Mesleki Bilim. Derg.* 6, 508–516.
135. Liu, R., Yang, B., Zio, E., and Chen, X. (2018). Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review, *Mech. Syst. Signal Process.* 108, 33–47. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2018.02.016>.
136. Önder, H., Cebeci, Z. (2014). Lojistik Regresyonlarda Değişken Seçimi, Çukurova Üniversitesi Ziraat Fakültesi Derg. 17, 105–114.
137. Vupa Çilengiroğlu, Ö., Yavuz, A. (2020). Lojistik Regresyon ve CART Yöntemlerinin Tahmin Edici Performanslarının Yaşam Memnuniyeti Verileri için Karşılaştırılması, *Eur. J. Sci. Technol.* 719–727. <https://doi.org/10.31590/ejosat.691215>.
138. İnternet: Şimşek, H.K. (2018) Makine Öğrenmesi Dersleri 4a: Lojistik Regresyon, Medium. URL: <https://medium.com/data-science-tr/makine-ogrenmesi-dersleri-4-lojistik-regresyon-304fefab0a49>, Son Erişim Tarihi: 09.10.2021.
139. Hastie, T., Tibshirani, R., James, G., and Witten, D. (2021). An introduction to statistical learning (2nd ed.).
140. Calayır, G.N., Kabak, M. (2021). Bakım için Makine Öğrenme Tekniklerinin Analizi ve Bir Uygulama, *J. Oper. Manag.* 5, 662–675.
141. Baydemir, M. (2021). Bilimsel Araştırmalarda İstatistiğin ve Doğru Yöntem Seçimlerinin Önemi, *Bitlis Eren Üniversitesi Sos. Bilim. Derg.* 10, 29–34. <https://doi.org/10.47130/bitlissos.919607>.
142. Dündar, D.R., Sariçiçek, İ., Çinar, E., ve Yazıcı, A. (2021). Kestirimci Bakımda Makine Öğrenmesi: Literatür Araştırması, *ESOGÜ Müh Mim Fak Derg.* 29, 256–276.
143. Fisher, R.A. (1936). Methods of Conceptual Clustering and their Relation to Numerical Taxonomy, *Ann. Eugen.* 7, 179–188.
144. İnternet: Shehata, O. (2018). A Geometric Intuition for LDA, Github.Io. URL: <https://omarshehata.github.io/lda-explorable>, Son Erişim Tarihi: 06.11.2021.

145. Alkan, B.B., Atakan, C., ve Alkan, N. (2018). Dayanıklı Linear Diskriminant Analizi İçin Yeni Bir Yaklaşım, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilim. Enstitüsü Derg.* 34, 12–19.
146. Fernández-Francos, D., Martínez-Rego, D., and Fontenla-Romero, O. (2013). A. Alonso-Betanzos, Automatic bearing fault diagnosis based on one-class m-SVM, *Comput. Ind. Eng.* 64, 357–365. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2012.10.013>.
147. Cotes, C., Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks, *Mach. Learn.* 20, 273–297. <https://doi.org/10.1109/64.163674>.
148. Tolun, S. (2008). Destek Vektör Makineleri: Banka Başarısızlığının Tahmini Üzerine Bir Uygulama.
149. Altman, N.S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression, *Am. Stat.* 46, 175–185. <https://doi.org/10.1080/00031305.1992.10475879>.
150. Tian, J., Morillo, C., Azarian, M.H., and Pecht, M. (2016). Kurtosis-Based Feature Extraction Coupled With K -Nearest Neighbor Distance Analysis, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 63, 1793–1803.
151. İnternet: Wikipedia, Naive Bayes sınıflandırıcısı (2021). URL: [https://tr.wikipedia.org/wiki/Naive\\_Bayes\\_sınıflandırıcısı](https://tr.wikipedia.org/wiki/Naive_Bayes_sınıflandırıcısı), Son Erişim Tarihi: 24.10.2021.
152. Pouyap, M., Bitjoka, L., Mfoumou, E., and Toko, D. (2021). Improved Bearing Fault Diagnosis by Feature Extraction Based on GLCM, Fusion of Selection Methods, and Multiclass-Naive Bayes Classification, *J. Signal Inf. Process.* 12, 71–85. <https://doi.org/10.4236/jsip.2021.124004>.
153. Karaca, Y., Cattani, C. (2018). Naive Bayesian classifier, *Comput. Methods Data Anal.* 229–250. <https://doi.org/10.1515/9783110496369-007>.
154. İnternet: Güzel, K. (2020). Boosting Nedir? Adım Adım AdaBoost Algoritması, Medium. URL: <https://kadirguzel.medium.com/boosting-nedir-adım-adım-adaboost-algoritması-439cce20ab9a>, Son Erişim Tarihi: 24.10.2021.
155. Salin, E.D., Winston, P.H. (1992). Machine Learning and Artificial Intelligence an Introduction, Academic Press, London, <https://doi.org/10.1021/ac00025a742>.
156. Shi, B., Iyengar, S.S. (2020). Mathematical Theories of Machine Learning - Theory and Applications. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-17076-9>.
157. Özer, S., Harsoğlu, R., Akdoğan, E., Ekinci, Y., ve Zorlu, E. (2017). Sistem yönetimi hizmetleri için sorun tahmini ve önleyici bakım programı geliştirilmesi, *CEUR Workshop Proc.* 1980,424–431.
158. İnternet: MLMath.io, Math behind Decision Tree Algorithm, Medium. (2019). URL: <https://ankitnitjsr13.medium.com/math-behind-decision-tree-algorithm-2aa398561d6d>, Son Erişim Tarihi: 02.10.2021.

159. Koşan, M.A. (2019). Yapay Zekâ Yöntemlerinde Entropi Entropy in Artificial Intelligence Methods, *Bilişim Sist. ve Yönetim Araştırmaları Derg.* 1,15–21.
160. Hssina, B., Merbouha, A., Ezzikouri, H., and Erritali, M. (2014). A comparative study of decision tree ID3 and C4.5, *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.* 4, 13–19. <https://doi.org/10.14569/specialissue.2014.040203>.
161. Salzberg, S. (1994). Book Review: C4.5: Programs for Machine Learning, *Mach. Learn.* 16, 235–240. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(64\)90259-1](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(64)90259-1).
162. Patel, B.R., Rana, K.K. (2014). A Survey on Decision Tree Algorithm For Classification, *Ijedr.* 2, 1–5.
163. Breiman, L. (2001). Random Forests, *Mach. Learn.* 45, 5–32. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-62008-0\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-030-62008-0_35).
164. İnternet: Şimşek, H.K. (2018). Makine Öğrenmesi Dersleri 5a: Random Forest, Medium. URL: <https://medium.com/data-science-tr/makine-ogrenmesi-dersleri-5-bagging-ve-random-forest-2f803cf21e07>, Son Erişim Tarihi: 30.9.2021.
165. Demirezen, S., Çetin, M. (2021). Rassal Orman Regresyonu ve Destek Vektör Regresyonu ile Piyasa Takas Fiyatının Tahmini, *Nicel Bilim. Derg.* 1–15. <https://doi.org/10.51541/nicel.832164>.
166. Bayraktar, B. (2019). Rastgele Ormanlar ve Aşırı Öğrenme Makineleri Teknikleri ile Oltalama Saldırılarının Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Lisansüstü Eğitim Enstitüsü*, İstanbul.
167. Bilgic, H.H., Guvenc, M.A., Cakir, M., and Mistikoglu, S. (2019). A Study on Prediction of Surface Roughness and Cutting Tool Temperature, *Konya J. Eng. Sci.* 8055, 966–974. <https://doi.org/10.36306/konjes.624725>.
168. Natekin, A., Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial, *Front. Neurobotics.* 7, 1–21. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021>.
169. İnternet: Singh, A. (2020). Boosting Algorithms In Machine Learning, Anal. Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/4-boosting-algorithms-machine-learning>, Son Erişim Tarihi: 01.2.2022.
170. Grunz, H., Tacke, L. (1989). Neural differentiation of *Xenopus laevis* ectoderm takes place after disaggregation and delayed reaggregation without inducer, *Cell Differ. Dev.* 28, 211–217. [https://doi.org/10.1016/0922-3371\(89\)90006-3](https://doi.org/10.1016/0922-3371(89)90006-3).
171. Chen, T., He, T. (2014). XGboost: Extreme Gradient Boosting, *R Lect.* 1–84.
172. Chen, T., Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system, *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.* 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
173. İnternet: An Introduction to Gradient Boosting Decision Trees - Machine Learning Plus. URL: <https://www.machinelearningplus.com/machine-learning/an-introduction-to-gradient-boosting-decision-trees>, Son Erişim Tarihi: 10.10.2021.



174. İnternet: Brownlee, J. (2019). Loss and Loss Functions for Training Deep Learning Neural Networks, Mach. Learn. Mastery. URL: <https://machinelearningmastery.com/loss-and-loss-functions-for-training-deep-learning-neural-networks>, Son Erişim Tarihi: 15.10.2021.
175. Bekkar, M., Djemaa, H.K., and Alitouche, T.A. (2013). Evaluation Measures for Models Assessment over Imbalanced Data Sets, *J. Inf. Eng. Appl.* 3, 27–38. <http://www.iiste.org/Journals/index.php/JIEA/article/view/7633>.
176. Alan, A. (2020). Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Yöntemlerinde Performans Metrikleri ile Test Tekniklerinin Farklı Veri Setleri Üzerinde Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ.
177. Yin, M., Vaughan, J.W., and Wallach, H. (2019). Understanding the effect of accuracy on trust in machine learning models, *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.* 1–12. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300509>.
178. Pastrana, S., Mitrokotsa, A., Orfila, A., and Peris-Lopez, P. (2021). Evaluation of classification algorithms for intrusion detection in MANETs, *J. Soft Comput. Data Min.* 2, 31–40. <https://doi.org/10.30880/jscdm.2021.02.01.004>.
179. Chicco, D., Tötsch, N., and Jurman, G. (2021). The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmarker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation, *BioData Min.* 14, 1–22. <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s13040-021-00244-z>.
180. Bewick, V., Cheek, L., and Ball, J. (2004) Statistics review 13: Receiver operating characteristic curves, *Crit. Care.* 8, 508–512. <https://doi.org/10.1186/cc3000>.
181. İnternet: Prabhakaran, S. (2016). Performance Analysis and Companion Functions for Binary Classification Models, 1–22. URL: <http://r-statistics.co/Information-Value-With-R.html#3.4>. IV, Son Erişim Tarihi: 20.10.2021.
182. Powers, D.M.W. (2011). Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation, *J. Mach. Learn. Technol.* 2, 37–63.
183. Hossin M., Sulaiman, M.N. (2015). A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations, *Int. J. Data Min. Knowl. Manag. Process.* 5, 01–11. <https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201>.
184. Powers, D.M.W. (2012) The problem with kappa, *EACL 2012 - 13th Conf. Eur. Chaer Assoc. Comput. Linguist. Proc.* 345–355.
185. Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis, *Pattern Recognit. Lett.* 27, 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>.
186. Hanley, J.A., McNeil, B.J. (1982). The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve, *Radiology.* 143, 29–36. <https://doi.org/10.1148/radiology.143.1.7063747>.

187. Asarkaya, S., Kaynar, O., Yelmen, İ., Yıldırım, F., and Zontul, M. (2021). Ddos Saldırılarının Makine Öğrenimi Algoritmalarıyla Tespiti, *J. Des. Archit. Eng.* 221–232. <https://dergipark.org.tr/en/pub/dae/issue/65809/1024382>.
188. İnternet: Kennis Research. (2016). Receiver Operating Characteristic (ROC) Curves, URL: <https://kennis-research.shinyapps.io/ROC-Curves>, Son Erişim Tarihi: 01.2.2022.
189. Landis, J.R., Koch G.G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data Published by: International Biometric Society Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/2529310>, *Biometrics.* 33, 159–174.
190. İnternet: Bulut, O. (2021). Effective Feature Selection: Recursive Feature Elimination Using R, Towar. Data Sci. URL: <https://towardsdatascience.com/effective-feature-selection-recursive-feature-elimination-using-r-148ff998e4f7>.
191. Roy, S.S., Dey, S., and Chatterjee, S. (2020). Autocorrelation aided random forest classifier-based bearing fault detection framework, *IEEE Sens. J.* 20, 10792–10800. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2995109>.
192. Fushiki, T. (2011). Estimation of prediction error by using K-fold cross-validation, *Stat. Comput.* 21, 137–146. <https://doi.org/10.1007/s11222-009-9153-8>.
193. İnternet: Future Electronic Corporation. Bluetooth Module Catalogue (HC-06). URL: [https://components101.com/sites/default/files/component\\_datasheet/HC06%20Bluetooth%20Module%20Datasheet.pdf](https://components101.com/sites/default/files/component_datasheet/HC06%20Bluetooth%20Module%20Datasheet.pdf). Son Erişim Tarihi: 01.2.2022.

## DİZİN

**A**

ANN 9, 10, 11, 12, 13, 14, 34, 55,  
73, 202, 203, 204, 205, 206,  
207, 208, 209, 210, 211, 212,  
213, 214, 215, 216, 221, 246,  
247, 248, 249, 250, 251, 252,  
253, 254, 255, 256, 257, 259,  
260, 261, 262, 263, 264, 265

**C**

C4.5 14, 46, 54, 73, 129, 130,  
131, 132, 133, 134, 135, 136,  
137, 138, 139, 140, 141, 246,  
247, 249, 250, 251, 252, 253,  
254, 255, 256, 257, 259, 260,  
261, 262, 263, 264, 265, 278

C5.0 14, 46, 73

CART 14, 46, 73, 106, 116, 117,  
118, 119, 120, 121, 122, 123,  
124, 125, 126, 127, 246, 247,  
249, 250, 251, 252, 253, 254,  
255, 256, 257, 259, 260, 261,  
262, 263, 264, 265, 276

**D**

DT 11, 12, 13, 31, 34, 43, 44, 45,  
264

**F**

FFT 13

**G**

GBT 11, 12, 14, 34, 56, 57, 58,  
73, 217, 218, 219, 220, 221,  
222, 223, 224, 225, 226, 227,  
228, 229, 244, 246, 247, 248,  
249, 250, 251, 252, 253, 254,  
255, 256, 257, 258, 259, 260,  
261, 262, 263, 264, 265

GLM 11, 12, 13, 14, 37, 73, 74,  
75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82,  
83, 84, 85, 86, 87, 88, 89, 92,  
96, 105, 106, 121, 178, 192,  
193, 207, 221, 236, 246, 247,  
248, 249, 250, 251, 252, 253,  
254, 255, 256, 257, 258, 259,  
260, 261, 262, 263, 264, 265

**I**

IoT 3, 6, 8, 9, 13, 14, 18, 24, 25,  
26, 28, 262, 265, 267, 272,  
274, 275, 276, 282

**K**

KNN 11, 12, 13, 34, 157, 158,  
159, 160, 161, 162, 163, 164,  
165, 166, 167, 168, 169, 170,  
171, 252, 264

**L**

LDA 11, 14, 34, 37, 38, 73, 89, 90,  
91, 92, 93, 94, 95, 96, 97, 98,  
99, 246, 247, 248, 249, 250,  
251, 252, 253, 254, 255, 256,

**N**

NB 11, 12, 13, 14, 34, 42, 43, 73,  
99, 100, 101, 102, 103, 104,  
105, 106, 107, 108, 109, 110,  
111, 112, 113, 114, 122, 123,  
134, 135, 148, 163, 179, 194,  
207, 208, 221, 222, 237, 246,  
247, 248, 249, 250, 251, 252,  
253, 254, 255, 256, 257, 259,  
260, 261, 262, 263, 264, 265

**R**

RF 11, 12, 13, 14, 34, 54, 55, 73,  
187, 188, 189, 190, 191, 192,  
193, 194, 195, 196, 197, 198,  
199, 200, 201, 246, 247, 248,  
249, 250, 251, 252, 253, 254,  
255, 256, 257, 259, 260, 261,  
262, 263, 264, 265

**S**

SVM 10, 11, 12, 13, 14, 34, 38,  
39, 40, 41, 73, 173, 174, 175,  
176, 177, 178, 179, 180, 181,  
182, 183, 184, 185, 186, 246,  
247, 249, 250, 251, 252, 253,  
254, 255, 256, 257, 259, 260,  
261, 262, 263, 264, 265, 271,  
277

**X**

XGBoost 4, 14, 34, 36, 38, 39, 43,  
73, 267, 268, 269, 270, 275,  
276



# TEKNOVERSİTE



*teknoversite* **AYRICALIĞINDASINIZ**

**İSTE**

