



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



DOKTORA TEZİ

**KİMLİK DOĞRULAMASI İÇİN TUŞ VURUŞ
DİNAMİKLERİNE DAYALI BİR GÜVENLİK SİSTEMİNİN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GELİŞTİRİLMESİ**

Zeki ÖZEN

Enformatik Anabilim Dalı

Enformatik Programı

Danışman

Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN

II. Danışman

Prof. Dr. Sushil K. SHARMA

Mayıs, 2016

İSTANBUL

Bu çalışma 25/05/2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Enformatik Anabilim Dalı Enformatik programında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi:



İmza
Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN (Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Enformatik Bölümü



İmza
Prof. Dr. Yücel YILMAZ
Marmara Üniversitesi
İşletme Fakültesi



İmza
Prof. Dr. Ş. Alp BARAY
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



İmza
Prof. Dr. Zuhal TANRIKULU
Boğaziçi Üniversitesi
Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu



İmza
Prof. Dr. Mehpere TİMOR
İstanbul Üniversitesi
İşletme Fakültesi



Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Yürütücü Sekreterliğinin 49695 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimimden bu yana akademik açıdan beni yetiştiren; hoşgörüsü, anlayışı ve bilimsel katkısıyla bu tez çalışmasını beraber yürüttüğümüz çok kıymetli danışmanım Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN hocama sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Tezin ikinci danışmanlığını yapan ve her zaman desteğini gördüğüm Prof. Dr. Sushil K. SHARMA hocama da samimi teşekkürlerimi sunarım.

Tez sürecinde çok büyük desteğini gördüğüm değerli çalışma arkadaşım Dr. Elif KARTAL'a özel olarak teşekkür ederim.

Tezin teknik kısımlarıyla ilgili kendilerine danıştığım Doç. Dr. Hakan SATMAN'a, Dr. Jean HENNEBERT, Dr. Kevin KILLOURHY ve Dr. Manuel Castejón LIMAS'a teşekkür ederim.

Tez kapsamında ihtiyacım olan tuş vuruş verisinin sağlanması için şifre girerek katkı veren ve isimlerini buraya alamadığım yüz bir katılımcıya da ayrı ayrı teşekkür ederim.

Tez analizlerinin yapılması için ihtiyaç duyduğum sunucunun sağlanması ve diğer teknik hizmet desteklerinden ötürü İstanbul Üniversitesi Bilgi İşlem Daire Başkanlığı'ndan Hakan AYSAI beye ve Kürşat GEZGİNCİ beye de teşekkürü bir borç bilirim.

Değerli çalışma arkadaşlarım F. Önay KOÇOĞLU, Emre AKADAL, Serra ÇELİK ve İlkim Ecem EMRE'ye; Prof. Dr. Erdal BALABAN, Prof. Dr. Yücel YILMAZ, Yrd. Doç. Dr. Zerrin AYVAZ REİS, Dr. Murat GEZER ve Yrd. Doç. Dr. Çiğdem EROL hocalarıma da ayrıca çok teşekkür ederim.

Tezimi, her zaman bana destek olan ve benden dualarını esirgemeyen annem Sultan ÖZEN, babam Yusuf ÖZEN ve kardeşlerim Zeliha ve Recep'e ithaf ederim.

Mayıs, 2016

ZEKİ ÖZEN

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
TABLO LİSTESİ	ix
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	xii
ÖZET.....	xv
SUMMARY	xvi
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL KISIMLAR	5
2.1. BİLGİ GÜVENLİĞİ MEKANİZMALARI	5
2.1.1. Kimlik Tanıtımı	8
2.1.2. Kimlik Doğrulama	9
2.1.3. Yetkilendirme	9
2.2. KİMLİK DOĞRULAMA FAKTÖRLERİ	10
2.2.1. Bilgi Faktörü.....	10
2.2.2. Sahiplik Faktörü	11
2.2.3. Biyometrikler (Kalıtım Faktörü)	11
2.3. KİMLİK DOĞRULAMA SEVİYELERİ.....	13
2.3.1. Tek Faktörlü Kimlik Doğrulama	13
2.3.2. İki Faktörlü Kimlik Doğrulama	14
2.3.3. Üç Faktörlü Kimlik Doğrulama.....	14
2.3.4. Parçalı Kimlik Doğrulama.....	14
2.4. BİYOMETRİ	14
2.4.1. Biyometrik Yöntemlerin Tarihi	16
2.4.2. Biyometrik Karakteristiklerin Özellikleri.....	18
2.4.3. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinde Performans Değerlendirme ...	19
2.4.3.1. Genel Tanımlar	19
2.4.3.2. Hatalı Kabul Etme Oranı - FAR	23
2.4.3.3. Hatalı Reddetme Oranı - FRR.....	24
2.4.3.4. Eşit Hata Oranı	24
2.4.3.5. Ortalama Hata Oranı.....	26

2.4.4. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Performans Grafikleri	26
2.4.4.1. Alıcı İşlem Karakteristikleri - ROC Eğrileri	26
2.4.4.2. Kullanıcıların Dağılım Grafiği	27
2.4.5. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinden Hata Oranları	27
2.5. TUŞ VURUŞ DİNAMİKLERİ TABANLI KİMLİK DOĞRULAMA	28
2.5.1. Tuş Vuruş Dinamikleri Temel Kavramları	32
2.5.2. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Tarihi	33
2.5.3. Tuş Vuruş Olayları ve Tuş Süreleri	35
2.5.3.1. Tuş Vuruş Olayları	35
2.5.3.2. Tuş Vuruş Süreleri	36
2.5.4. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Avantajları	37
2.5.5. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Dezavantajları	39
2.5.6. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Kullanım Alanları	39
2.5.7. Tuş Vuruş Nitelikleri	41
2.5.8. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Çalışmalarının Sınıflandırılması	41
2.5.8.1. Uzaklık Tabanlı Çalışmalar	41
2.5.8.2. İstatistik ve Makine Öğrenmesi Tabanlı Çalışmalar	42
2.5.8.3. Sezgisel Arama ve Diğer Algoritmaların Birlikte Kullanıldığı Çalışmalar	42
2.5.8.4. YSA Tabanlı Çalışmalar	42
2.5.9. Literatürdeki Çalışmaların Performans Değerleri	47
2.5.10. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Kimlik Doğrulama Sistemlerinde Performansa Etki Eden Faktörler	48
2.5.11. Tuş Vuruş Veri Setleri	49
2.5.11.1. CMU Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti	49
2.5.11.2. GREYC09 Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti	49
2.5.11.3. GREYC12 Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti	49
2.5.11.4. Queen Mary University Keystroke 100 Benchmark Veri Seti	49
2.5.11.5. Si6 Labs Keystroke Rhythm Veri Seti	49
2.5.11.6. Beihang University Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti	49
2.5.11.7. University of Torino Free Text Keystroke Veri Seti	50
2.5.11.8. Clarkson University Mixed Keystroke Dynamics Veri Seti	50
2.5.11.9. Mobil Telefonlardan TapDynamics Keystroke Veri Seti	50
2.5.11.10. Graphical Password Keystroke+Pressure Mobil Veri Seti	50

2.5.11.11. GREYC-NISLAB Keystroke Dynamics Soft Biometrics Veri Seti....	50
2.6. YAPAY SİNİR AĞLARI	51
2.6.1. Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA-Geri Yayılım Algoritması	54
2.6.2. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA.....	56
2.6.3. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA.....	59
2.6.3.1. LVQ1 Algoritması	60
2.6.3.2. LVQ2.1 Algoritması	62
2.6.3.3. LVQ3 Algoritması	63
2.6.3.4. Optimize LVQ1 (OLVQ1) Algoritması.....	64
2.6.4. Kendini Örgütleyen Haritalar YSA	65
2.6.4.1. Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA – SOM Algoritması	65
2.6.4.2. İki Yönlü Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA (BDK Algoritması).....	69
2.6.4.3. XY Kaynaşık Kohonen YSA (XYF Algoritması)	71
2.6.5. Olasılıksal YSA	72
2.6.6. Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA	74
2.6.6.1. ART2 YSA.....	75
2.6.7. Öz-İlişkili YSA.....	80
3. MALZEME VE YÖNTEM	83
3.1. PROBLEMİN TANIMLANMASI.....	84
3.2. VERİ TOPLAMA SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ.....	84
3.3. VERİYİ ANLAMA	89
3.3.1. Şifre Yazım Durumları	91
3.3.2. Tekrar Eden Tuşların Değerlendirilmesi	92
3.3.3. Fonksiyon Tuşlarının Değerlendirilmesi	94
3.3.4. Tuş Vuruş Niteliklerinin Seçimi.....	96
3.3.4.1. TipI Nitelikler	96
3.3.4.2. TipII Nitelikler.....	97
3.4. VERİYİ HAZIRLAMA.....	98
3.4.1. Aykırı Değer Tespiti ve İşlenmesi.....	98
3.4.1.1. Çalışma Kapsamında Kullanılan Aykırı Değer İşleme Yöntemi.....	100
3.4.1.2. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Çalışmalarında Kullanılan Aykırı Değer İşleme Yöntemleri	101
3.4.2. Veri Setinin Normalize Edilmesi.....	102
3.5. MODELLEME	103

3.5.1.Çalışma Ortamı ve Veri Tabanı.....	103
3.5.2.Performans Ölçümü.....	105
3.5.3.Sınıflandırma Modelleri	106
3.5.3.1. Çoklu-Sınıf Sınıflandırıcı Algoritmasının Çalışma Prensibi:	107
3.5.3.2. Tek-Sınıf Sınıflandırıcı Algoritmasının Çalışma Prensibi:	108
4. BULGULAR	111
4.1. GERİ YAYILIM ALGORİTMA SI BULGULARI	113
4.2. RADYAL TABANLI FONKSİYON YSA BULGULARI.....	129
4.3. ÖĞREN MELİ VEKTÖR NİCEMLEME YSA BULGULARI.....	138
4.4. KENDİNİ ÖRGÜTLEYEN HARİTALAR YSA BULGULARI.....	147
4.4.1.Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - SOM Algoritması Bulguları.....	147
4.4.2.İki Yönlü Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - BDK Algoritması Bulguları.....	152
4.4.3.XY Kaynaşık Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA – XYF Algoritması Bulguları.....	156
4.4.4.Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Genel Değerlendirmesi	161
4.5. OLASILIKSAL YSA BULGULARI	163
4.6. UYARLANABİLİR REZONANS TEORİSİ 2 (ART2) YSA BULGULARI ...	169
4.7. ÖZ-İLİŞKİLİ YSA BULGULARI	171
4.8. GENEL PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ.....	184
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	185
KAYNAKLAR	190
EKLER.....	206
EK1: GÖNÜLLÜ KATILIM FORMU	206
ÖZGEÇMİŞ.....	207

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Derinlemesine Savunma Diyagramı.....	7
Şekil 2.2: Bilgi Güvenliği Mekanizmaları.....	8
Şekil 2.3: Kimlik Doğrulama Faktörleri.....	12
Şekil 2.4: Kimlik Doğrulama Seviyeleri.	13
Şekil 2.5: Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Sınıflandırılması.	15
Şekil 2.6: EER Performans Değerlendirme Grafiği.	25
Şekil 2.7: ROC Eğrisi.	26
Şekil 2.8: Kullanıcıların Dağılım Grafiği.	27
Şekil 2.9: Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Karşılaştırması.	28
Şekil 2.10: Tuş Vuruş Dinamikleri Kimlik Doğrulama Sisteminin Çalışma Prensibi.	29
Şekil 2.11: Tuş Vuruş Dinamikleri Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Sınıflandırılması.	31
Şekil 2.12: Tuş Olayları.....	35
Şekil 2.13: İki Tuş Arasındaki Tuş Olaylarına Ait Süreler.	36
Şekil 2.14: Yapay Sinir Hücresinin (Nöronun) Temel Yapısı.....	51
Şekil 2.15: Geri Yayılım Algoritması YSA Yapısı.	54
Şekil 2.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Yapısı.	57
Şekil 2.17: Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonlarının Çıktıları.	58
Şekil 2.18: LVQ YSA Yapısı.	60
Şekil 2.19: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Yapısı.	66
Şekil 2.20: Kendini Örgütleyen Haritalarda Örgü Tipleri.	67
Şekil 2.21: Kendini Örgütleyen Haritalarda Üç Boyutlu Harita Yapıları.....	67
Şekil 2.22: XYF ve BDK Algoritmaları Benzerlik Ölçümlerinin Güncellenmesi.	70
Şekil 2.23: İki-Yönlü Kohonen YSA Yapısı.	70
Şekil 2.24: Olasılıksal YSA Yapısı.	72
Şekil 2.25: ART2 YSA Yapısı.	76

Şekil 2.26: Öz-İlişkisel YSA Yapısı.....	81
Şekil 3.1: CRISP Modeli.	83
Şekil 3.2: Günlük Şifre Girişinin Tamamlanmadığını Bildiren Uyarı Mesajı.....	84
Şekil 3.3: Veri Tabanının ER Diyagramı.	85
Şekil 3.4: TVTY Giriş Ekranı.	86
Şekil 3.5: TVTY Kişisel Bilgilerin ve Yazma Alışkanlıklarının Sorulduğu Ekran.....	87
Şekil 3.6: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 1.....	87
Şekil 3.7: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 2.....	88
Şekil 3.8: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 3.....	88
Şekil 3.9: Veri Seti Nitelik Alanlarının Özet Bilgisi-1.....	90
Şekil 3.10: Veri Seti Nitelik Alanlarının Özet Bilgisi-2.....	90
Şekil 3.11: Arka Arkaya İki Kere Basılan CAPS LOCK Tuşunun İşlenmesi.	93
Şekil 3.12: Arka Arkaya Üç Kere Basılan CAPS LOCK Tuşunun İşlenmesi.....	93
Şekil 3.13: Arka Arkaya Basılan SHIFT Tuşlarının İşlenmesi.	94
Şekil 3.14: Kutu Grafiği Üzerinde Aykırı Değerlerin Gösterilmesi.	99
Şekil 3.15: 5-Kat Çapraz Geçerleme Prensibine Göre Veri Setinin Parçalara Ayrılması. ...	106
Şekil 4.1: Katılımcıların Cinsiyete Göre Dağılım Grafiği.	111
Şekil 4.2: Katılımcıların Yaş Aralığına Göre Dağılımı.	111
Şekil 4.3: Katılımcıların İşletim Sistemi Kullanım Grafiği.	112
Şekil 4.4: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FAR Grafiği.	117
Şekil 4.5: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Grafiği.....	117
Şekil 4.6: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Grafiği.	120
Şekil 4.7: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Grafiği.	120
Şekil 4.8: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Grafiği.	123
Şekil 4.9: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Grafiği.	123
Şekil 4.10: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Grafiği.	126
Şekil 4.11: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Grafiği.	126
Şekil 4.12: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipI Nitelikler FAR Grafiği.	132

Şekil 4.13: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipII Nitelikler FAR Grafiği.....	132
Şekil 4.14: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipI Nitelikler FRR Grafiği.	135
Şekil 4.15: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipII Nitelikler FRR Grafiği.....	135
Şekil 4.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Nöron Sayısına Göre EER Grafiği.....	137
Şekil 4.17: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Nitelik-Normalizasyon EER Grafiği.....	137
Şekil 4.18: LVQ YSA Algoritmaları FAR Grafiği.....	141
Şekil 4.19: LVQ YSA Algoritmaları FRR Grafiği.....	143
Şekil 4.20: Öğrenmeli Vektör Nicemleme Nitelik Tipi ve Normalizasyon EER Grafiği.	145
Şekil 4.21: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Algoritma ve k Değeri EER Grafiği.	146
Şekil 4.22: SOM Algoritması Nitelik Tipi ve Normalizasyona Göre EER Grafiği.	151
Şekil 4.23: SOM Algoritması Topoloji - Örnek Gösterim Sayısına Göre EER Grafiği.....	152
Şekil 4.24: BDK Algoritması YSA Analizleri Nitelik ve Normalizasyon EER Grafiği.	156
Şekil 4.25: BDK Algoritması YSA Analizleri Topoloji, Örnek Gösterimi EER Grafiği.....	156
Şekil 4.26: XYF Algoritması YSA Analizlerinin Nitelik-Normalizasyon EER Grafiği.....	161
Şekil 4.27: XYF Algoritması YSA Analizlerinin Topoloji-Örnek Gösterim EER Grafiği..	161
Şekil 4.28: Olasılıksal YSA Nitelik ve Normalizasyona Göre EER Grafiği.....	167
Şekil 4.29: Uyarlanabilir Rezonans Teorisi ART2 Algoritması Performans Grafiği.....	171

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 2.1: Biyometrik Nitelikler.....	18
Tablo 2.2: Hata Matrisi.	19
Tablo 2.3: Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemleri Karşılaştırma Tablosu.	28
Tablo 2.4: YSA Tabanlı Tuş Vuruş Dinamiği Çalışmaların Hata Oranları.	47
Tablo 2.5: Tuş Vuruş Dinamikleri Üzerine Yapılan Çalışmalardan Hata Oranları.	48
Tablo 3.1: Başarılı Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.	91
Tablo 3.2: Yazım Yanlışı Var Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.....	91
Tablo 3.3: Yanlış Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.	92
Tablo 3.4: Analizlerde Kullanılan TipI Nitelikler.....	97
Tablo 3.5: Analizlerde Kullanılan TipII Nitelikler.	98
Tablo 3.6: Analizlerde Kullanılan Nitelik ve Normalizasyon Türleri.....	105
Tablo 3.7: Analizlerde Kullanılan Eşik Değerler.....	105
Tablo 4.1: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.	113
Tablo 4.2: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.	115
Tablo 4.3: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.	116
Tablo 4.4: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.....	118
Tablo 4.5: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.	119
Tablo 4.6: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.	121
Tablo 4.7: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.....	122
Tablo 4.8: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.	124
Tablo 4.9: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.	125
Tablo 4.10: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).	127
Tablo 4.11: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.....	127
Tablo 4.12: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.	128
Tablo 4.13: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.	128

Tablo 4.14: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.	130
Tablo 4.15: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA FAR Değerleri.	131
Tablo 4.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.....	133
Tablo 4.17: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri FRR Değerleri.	134
Tablo 4.18: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.	136
Tablo 4.19: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri EER Değerleri (%).	136
Tablo 4.20: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.	138
Tablo 4.21: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri FAR Değerleri.	140
Tablo 4.22: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri FRR Değerleri.	142
Tablo 4.23: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.	144
Tablo 4.24: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.....	144
Tablo 4.25: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri EER Değerleri (%).	145
Tablo 4.26: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri....	146
Tablo 4.27: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Örneklerin Ağa Gösterim Sayıları.	147
Tablo 4.28: SOM Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.....	149
Tablo 4.29: SOM Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.	150
Tablo 4.30: SOM Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).	151
Tablo 4.31: BDK Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.	153
Tablo 4.32: BDK Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.	154
Tablo 4.33: BDK Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).	155
Tablo 4.34: XYF Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.	158
Tablo 4.35: XYF Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.....	159
Tablo 4.36: XYF Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).	160
Tablo 4.37: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.	161
Tablo 4.38: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.	162
Tablo 4.39: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.	162
Tablo 4.40: Olasılıksal YSA Analizleri FAR Değerleri.	165
Tablo 4.41: Olasılıksal YSA Analizleri FRR Değerleri.....	166

Tablo 4.42: Olasılıksal YSA Analizleri EER Değerleri (%).....	167
Tablo 4.43: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.	168
Tablo 4.44: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.	168
Tablo 4.45: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.	169
Tablo 4.46: Uyarlanabilir Rezonans Teorisi ART2 Algoritması Performans Değerleri.....	170
Tablo 4.47: Öz-İlişkili YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.	172
Tablo 4.48: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.....	174
Tablo 4.49: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.	175
Tablo 4.50: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.	176
Tablo 4.51: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.	177
Tablo 4.52: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.	178
Tablo 4.53: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.....	179
Tablo 4.54: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.....	180
Tablo 4.55: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.	181
Tablo 4.56: Öz-İlişkili YSA ile Yapılan Analizlerin EER Değerleri (%).....	182
Tablo 4.57: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.	182
Tablo 4.58: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.....	183
Tablo 4.59: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.	183
Tablo 4.60: YSA Algoritmalarının En iyi Performans Değerleri.	184

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler

Açıklama

B	: Basma (Tuş Basma Olayı)
Ç	: Çekme (Tuş Çekme Olayı)
k	: Tuş (Key)
κ	: Komşuluk Sayısı, Komşuluk Yarıçapı
ms	: Milisaniye
sn	: Saniye
t	: Zaman
τ	: Eşik Değer (Threshold)
w	: Ağırlık Katsayısı
x	: Girdi Vektörü

Kisaltmalar

Açıklama

ACC	: Doğruluk (Accuracy)
ACO	: Karınca Kolonisi Optimizasyonu (Ant Colony Optimization)
AI	: Yapay Zekâ (Artificial Intelligence)
Alg.	: Algoritma
ART	: Uyarlanabilir Rezonans Teorisi (Adaptive Resonance Theory)
ATM	: Otomatik Vezne Makinesi (Automated Teller Machine)
AUC	: Eğrinin Altındaki Alan (Area Under Curve)
BB	: Basma-Basma Süresi
BÇ	: Basma-Çekme Süresi
BDK	: İki-Yönlü Kohonen Ağı (Bi-directional Kohonen Network)
BİT	: Bilgi ve İletişim Teknolojisi
BMU	: Kazanan Nöron (Best-Matching Unit)
BPNN	: Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı (BackPropagation Neural Network)
CER	: Kesişme Noktası Hata Oranı (Crossover Error Rate)
CRISP	: Veri Madenciliği için Çarpaz Endüstri Standard Süreç Modeli (CRoss-Industry Standard Process for Data Mining)
ÇB	: Çekme-Basma Süresi
ÇÇ	: Çekme- Çekme Süresi
DET	: Desicion Error Trade-off
DNA	: Deoksiribo Nükleik Asit (Deoxyribonucleic Acid)
DOR	: Tanısal Üstünlük Oranı (Diagnostic Odds Ratio)
EER	: Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate)
ERR	: Hata Oranı (Error Rate)
FAR	: Hatalı Kabul Etme Oranı (False Accept Rate)
FMR	: Hatalı Eşleşme Oranı (False Match Rate)
FN	: Yanlış Negatif (False Negative)

FNR	: Yanlış Negatif Oranı (False Negative Rate)
FNMR	: Hatalı Eşleşme Oranı (False Non-Match Rate)
FP	: Yanlış Pozitif (False Positive)
FPR	: Yanlış Pozitif Oranı (False Positive Rate)
FRR	: Hatalı Reddetme Oranı (False Reject Rate)
GA	: Genetik Algoritmalar (Genetic Algorithms)
GAR	: Güvenilir Kullanıcıları Kabul Etme Oranı (Genuine Acceptance Rate)
GFF	: Genelleştirilmiş İleri Beslemeli (Generalized Feedforward)
HTER	: Yarı Toplam Hata Oranı (Half Total Error Rate)
ICT	: Information and Communication Technologies (Bilgi ve İletişim Teknolojileri)
ISO	: Uluslararası Standartlar Teşkilâtı (The International Organization for Standardization)
kNN	: k-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı (k-Nearest Neighbor Classifier)
LMS	: En Küçük Ortalama Kareler (Least Mean Squares)
LR	: Doğrusal Regresyon (Linear Regression)
LR+	: Pozitif Olabilirlik Oranı (Positive Likelihood Ratio)
LR-	: Negatif Olabilirlik Oranı (Negative Likelihood Ratio)
LVQ	: Öğrenmeli Vektör Nicelendirme (Learning Vector Quantization)
ME	: Ortalama Hata (Mean Error)
MER	: Ortalama Hata Oranı (Mean Error Rate)
Min-Max	: Minimum-Maksimum Normalizasyon Yöntemi
MLFNN	: Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA (Multi-Layered Feed-Forward Neural Network)
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcılar (Multilayer Perceptron)
MOOC	: Kitleli Açık Çevrimiçi Kurslar (Massive Open Online Courses)
MRA	: Çoklu Regresyon Analizi (Multiple Regression Analysis)
Norm.	: Normalizasyon
NPV	: Negatif Öngörü Değeri (Negative Predictive Value)
OECD	: Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü (Organisation for Economic Co-operation and Development)
PC	: Kişisel Bilgisayar (Personal Computer)
PCA	: Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis)
PIN	: Kişisel Kimlik Numarası (Personal Identification Number)
PNN	: Olasılıksal Yapay Sinir Ağı (Probabilistic Neural Network)
PPV	: Pozitif Öngörü Değeri (Positive Predictive Value)
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
RBF	: Radyal Tabanlı Fonksiyon (Radial Basis Function)
RBFNN	: Radyal Tabanlı Fonksiyon Yapay Sinir Ağı (Radial Basis Function Neural Network)
RN	: Yineleyen Ağ (Recurrent Network)
ROC	: Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristic)
SOM	: Kendini Örgütleyen Haritalar (Self-Organizing Maps)
SPC	: Belirleyicilik (Specificity)
SSE	: Hata Kareleri Toplamı (Sum of Squared Errors)
SVM	: Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
TAR	: Doğru Kabul Etme Oranı (True Acceptance Rate)
TDN	: Zaman Gecikmeli Ağ (Time-Delay Network)

TLRN	: Tekrarlayan Zaman Gecikmeli Ağ (Time-Lag Recurrent Network)
TN	: Doğru Negatif (True Negative)
TNR	: Doğru Negatif Oranı (True Negative Rate)
TP	: Doğru Pozitif (True Positive)
TPR	: Doğru Pozitif Oranı (True Positive Rate)
TVTY	: Tuş Vuruşları Toplama Yazılımı
USB	: Evrensel Seri Veriyolu (Universal Serial Bus)
XYF	: XY Kaynaşık Kohonen Ağı (XY Fused Network)
YSA	: Yapay Sinir Ağı
Z-Score	: Z-Score (Standart) Normalizasyon Yöntemi



ÖZET

DOKTORA TEZİ

KİMLİK DOĞRULAMASI İÇİN TUŞ VURUŞ DİNAMİKLERİNE DAYALI BİR GÜVENLİK SİSTEMİNİN YAPAY SINIR AĞLARI İLE GELİŞTİRİLMESİ

Zeki ÖZEN

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Enformatik Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN

II. Danışman : Prof. Dr. Sushil K. SHARMA

Bu tezde davranışsal biyometrik kimlik doğrulama yöntemlerinden tuş vuruş dinamikleri yapay sinir ağı (YSA) algoritmaları ile kullanılarak kimlik doğrulamada güvenliği artırmak amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında tuş vuruş verisinin toplanabilmesi için Tuş Vuruşları Toplama Yazılımı (TVTY) geliştirilmiştir. Yüz bir kişiden özgün tuş vuruş verisi toplanmıştır. Veri setine Çok katmanlı ileri beslemeli YSA Geri Yayılım algoritması, Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA, Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA (LVQ1, LVQ2, LVQ3 ve Optimize LVQ1 algoritmaları), Kendini Örgütleyen Haritalar YSA (SOM, BDK ve XYF algoritmaları), Olasılıksal YSA, Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA ailesinden ART2 algoritması ve Öz-İlişkili YSA algoritmaları uygulanarak farklı modeller oluşturulmuştur. Model performans değerlendirme yöntemi olarak 5-kat çapraz geçişleme tekniği kullanılmıştır. Veri analizleri R programlama dili ile RStudio editörü kullanarak yapılmıştır. YSA sınıflandırıcıları ile veri setindeki her bir örneğin güvenilir kullanıcı veya saldırgan kişilerden hangisi tarafından yazılmış olabileceği tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışma kapsamında en başarılı FAR değerini %0 ile Öz-İlişkili YSA, en başarılı FRR değerini %3,94 değeri ile Olasılıksal YSA, en başarılı doğruluk değerini %94,69 ile yine Öz-İlişkili YSA vermiştir. Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Yürütücü Sekreterliğinin 49695 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

Mayıs 2016, 225 sayfa.

Anahtar kelimeler: Bilgi Güvenliği, Biyometrik Kimlik Doğrulama, Sınıflandırma, Tuş Vuruş Dinamikleri, Yapay Sinir Ağları.

SUMMARY

Ph.D. THESIS

DEVELOPING A SECURITY SYSTEM FOR AUTHENTICATION BASED ON KEYSTROKE DYNAMICS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Zeki ÖZEN

İstanbul University

Institute of Graduate Studies in Science and Engineering

Informatics Department

Supervisor : Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN

Co-Supervisor : Prof. Dr. Sushil K. SHARMA

In this thesis, it is aimed to improve authentication security using Artificial Neural Networks (ANN) with keystroke dynamics which is one of behavioral biometric authentication methods. Keystroke Collection Tool (KCT) is developed to gather keystroke data within the scope of the study. Original data is obtained from one hundred one people. Different models are created using Backpropagation algo, Radial Basis Function ANN, Learning Vector Quantization ANN (LVQ1, LVQ2, LVQ3 and Optimized LVQ1 algorithms), Self-Organizing Maps ANN (SOM, BDK and XYF algorithms), Probablistic ANN, Adaptive Resonance Theory ANN (ART2 algorithm) and Auto-associative ANN. 5-fold cross validation is used as model performance evaluation technique. Data analysis is performed by R programming language using RStudio. It is tried to predict class labels of each attempt in data set as genuine users and impostors. In this study, the best FAR value (0%) which is obtained by using Auto-associative NN, the best FRR value (3,94%) which is obtained by using PNN and the best accuracy value 94,69% which is obtained by Auto-Associative NN. This work was supported by Scientific Research Project Coordination Unit of Istanbul University. Project number: 49695.

May 2016, 225 pages.

Keywords: Information Security, Biometric Authentication, Classification, Keystroke Dynamics, Artificial Neural Networks.

1. GİRİŞ

Bilgi çağı olarak adlandırılan son devirde, bilgisayar sistemleri her türlü iş kolunda etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Önceleri sadece ordu ve istatistik kurumları tarafından kullanılan bilgisayarlar, donanım teknolojisindeki ilerlemeler sayesinde kişisel kullanım için de üretilmiştir. Bugün neredeyse tüm sektörlerde bilgisayarlar kullanılmaktadır.

Bilgisayarların günlük yaşantının artık her alanında kullanılıyor olması sebebiyle veri ve bilgi güvenliğine yönelik çalışmalar giderek artmaktadır. Kamu ve özel sektör, bilgilerinin muhafazası ve güvenliğini sağlamak için sürekli yeni teknolojiler arayışındadırlar. İşletmelerin bilgisayar sistemlerini verimli kullanmaları için bilgi güvenli bir şekilde saklanmalı ve bilgilere sadece yetkili kullanıcılar erişebilmelidir (Joyce ve Gupta, 1990).

Bilgisayar sistemlerinin güvenliği çeşitli açılardan ele alınabilir. Bunlardan biri yetkisiz kişilerin bilgisayar sistemlerinin olduğu alana girişini engelleyen fiziksel güvenlik yöntemleridir. Bir diğeri kimlik tanıtımı (*identification*), kimlik doğrulama (*authentication*) ve yetkilendirme (*authorization*) işlemlerine dayanan kontrol mekanizmasıdır. Bu mekanizma sayesinde sadece sistemde tanımlı ve gerekli yetkilere sahip kullanıcıların bilgisayar sistemine girişine izin verilir. Bunu sağlamanın en bilinen ve en basit yöntemi de kullanıcı adı (*user id*) ve şifre (*password*) mekanizmasıdır (Joyce ve Gupta, 1990).

Bilgisayar sistemlerinin büyük kısmında kimlik doğrulaması için parolalı kimlik doğrulama yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntemin zayıf taraflarından Bölüm 2.2.1’de bahsedilmiştir. Kimlik doğrulama sürecinin güvenliğini artırmak amacıyla sadece bilgi temelli tek faktörlü parolalı kimlik doğrulamanın yanı sıra sahiplik faktörüne ve biyometrik faktöre dayanan kimlik doğrulama sistemleri birlikte kullanılmalıdır.

Günümüzde popülerliğini artıran biyometrik teknolojiler, kimlik doğrulama ve onaylamada daha güvenilir ve etkin yollar sağlamaktadırlar (Shanmugapriya ve

Padmavathi, 2009). Mevcut biyometrik tekniklerin fizyolojik ve davranışsal özelliklere dayalı olmak üzere iki ana biçimi vardır (Revett ve diğ., 2007a):

Fizyolojik biyometrik teknikler; parmak izi, retina, kan damarının deseni ve iris kalıpları gibi bazı fizyolojik özellikleri ölçmekte olup, otomatik kimlik doğrulama sistemlerinde kullanılmaktadır. **Davranışsal biyometrik teknikler** ise; konuşma tarzı, yürüyüş, imza ve yazı stili, klavyede yazma stili gibi çeşitli insan davranışlarına göre bilgi çıkarımı yapan kimlik doğrulama sistemleri olarak sayılabilir.

Kimlik doğrulama amacıyla insanın her zaman üzerinde bulunan biyometrik niteliklerden yararlanılması sistem güvenliğini artırmaktadır. Özellikle parmak izi veya retina taraması gibi fizyolojik biyometrik niteliklerin kimlik doğrulama amacıyla kullanılması giderek yaygınlaşmaktadır. Öte yandan bu tarz kimlik doğrulama yöntemlerinin kullanımına yönelik toplumda bir çekince de mevcuttur. Buna yol açan sebepler arasında biyometrik karakteristiklerin saklandığı veri tabanlarının kötü niyetli kişilerin eline geçmesi ihtimali ve fizyolojik biyometrik sistemlerin basit birkaç basit yöntem ile aşılabilmesi gelmektedir. Örneğin parmak izi taraması yaparak ekran kilidi açılan bir akıllı telefon modelinde parmak izinin kâğıda basılı hali kendisine gösterildiğinde ekran kilidi açılabilir (Kuzuloğlu, 2016). Bu ve benzeri sebeplerle insanlar fizyolojik biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine mesafeli yaklaşmaktadırlar.

Fizyolojik biyometrik kimlik doğrulama yöntemlerinin kullanımına yönelik bu çekinceden dolayı davranışsal biyometrik kimlik doğrulama yöntemleri daha tercih edilebilir bir yöntem olarak görülmektedir. Örneğin davranışsal biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinden birisi olan tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerinin işleyişi için özel bir donanıma ihtiyaç yoktur. Her zaman kullanılan sıradan bir klavye bu sistemin çalışması için yeterlidir. Bu yönüyle diğer biyometrik kimlik doğrulama yöntemlerine göre daha ucuzdur.

Araujo ve diğ. (2005), kullanıcı adı ve parola ile kimlik doğrulama yönteminin en çok bilindik ve düşük maliyetli kimlik doğrulama yöntemi olduğunu belirtmiştir. Öte yandan bu yöntem saldırgan erişimlere karşı savunmasızdır (Eltahir ve diğ., 2008). Kullanıcının dikkatsiz davranması ve/veya zayıf bir parola seçmesi yüzünden kullanılan parola kırılabilir veya çalınabilmektedir. Bu nedenle, erişim metodu olarak her insanda

benzersiz olan fiziksel veya davranışsal karakteristikleri ayırt eden biyometrik teknolojileri kullanmak güvenliği artırmaktadır.

Literatürde elle atılan ıslak imzanın insanlar arasında ayırt edici bir vasma sahip olması gibi, bir kişinin klavyede yazarken *tuş vuruşları arasındaki gecikme sürelerinin bir akışı* da ayırt edici bir özellik olarak kabul edilmektedir (Joyce ve Gupta, 1990). Tuş vuruş dinamikleri veya tuş vuruş biyometrisi adı verilen bu kimlik doğrulama yöntemi tezin esas konusunu oluşturmaktadır.

Bu tezde, parolalı kimlik doğrulama sistemlerinin güvenliğinin artırılması amacıyla, tuş vuruş dinamiklerine dayalı kimlik doğrulama sistemi Yapay Sinir Ağı (YSA) algoritmaları kullanılarak çeşitli modeller geliştirilmiştir.

Bu tez çalışmasının amacı sadece tuş vuruş dinamiğı biyometrisi üzerinde YSA kullanımı değildir. Çalışmanın esas amacı, çalışma kapsamında kullanılan 7 farklı YSA ailesinden 12 farklı YSA algoritmalarından hangilerinin bu konuda daha performanslı sonuçlar verdiğini ve hangi YSA algoritmalarının bu konu için elverişsiz olduğunu ortaya koymaktır. Çalışma, kullanılan YSA algoritma sayısının çokluğu yönüyle diğer çalışmaların önüne geçmektedir.

Ayrıca çalışma kapsamında veri setinin normalize edilmesi için iki farklı normalizasyon yöntemi kullanılmıştır. Böylece hangi normalizasyon yönteminin daha tercih edilebilir olduğu veya YSA algoritmalarının hangi normalizasyon yönteminde daha performanslı sonuç verdiği de araştırılmıştır.

Bu tez çalışması, veri setinde kullanılan nitelikler bakımından da diğer çalışmalardan ayrılmaktadır. Literatür taramasında, bu alandaki çalışmaların yaygın olarak sadece tuş vuruş sürelerini dikkate alarak yapıldığı görülmüştür. Sayıları az da olsa birkaç çalışma sadece tuş vuruş zamanlarını değil aynı zamanda katılımcının büyük-küçük harf kullanma alışkanlığı, metni veya şifreyi yazarken basılan SHIFT, CAPS LOCK sayısı ve fonksiyon tuşlarının kullanma alışkanlığını da nitelikler arasına dâhil etmiştir. Bu tez çalışmasında ise her iki nitelik türünde analizler gerçekleştirilmiştir. Böylece YSA algoritma performanslarının hangi nitelik yönteminde daha iyi sonuç verdiği araştırılmıştır.

Hem çalışma kapsamında kullanılan algoritma sayısının fazlalığı, hem veri setinde iki farklı normalizasyon yöntemi kullanılması, hem iki farklı nitelik türü ile çalışmanın analiz edilmesi ve hem de veri setindeki aykırı değerlerin işleme yöntemi ile bu tez çalışması, tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çalışmalar içerisinde en kapsamlı çalışmalardan birisidir. Tuş vuruş dinamikleri üzerine birden fazla alanı farklı yöntemlerle analiz eden bu çalışmanın bu alana yönelik bundan sonraki çalışmalara ışık tutması amaçlanmıştır.

Tezin GENEL KISIMLAR bölümünde Bilgi Sistemlerinin güvenliği, biyometrik yöntemler, tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemleri ve YSA literatür araştırmalarına yer verilmiştir.

Tezin MALZEME VE YÖNTEM kısmında, çalışmada kullanılan veri setinin toplanma sürecinden, analizlerde yer alan niteliklerden, veri ön işleme adımlarından bahsedilecektir. Devamında kimlik doğrulamada güvenliği artırmak amacıyla kullanılan yapay sinir ağı algoritmalarına ve model performans ölçümü ve değerlendirme konularına yer verilmiştir.

Tezin BULGULAR kısmında yapay sinir ağları ile geliştirilen modellerin çıktılarına ve grafiklerine yer verilmiştir.

TARTIŞMA VE SONUÇ bölümünde, analiz sonuçları yorumlanarak model karşılaştırması ve gelecek çalışmalara yönelik tavsiyeler yer almaktadır.

2. GENEL KISIMLAR

Araştırmanın bu bölümünde bilgi güvenliği mekanizmaları, kimlik doğrulama faktörleri ve seviyelerine yer verilecektir. Devamında biyometrik kimlik doğrulama yöntemleri ve tezin esas konusu olan tuş vuruş dinamikleri tabanlı sistemler anlatılacaktır. Sonrasında ise tezde kullanılan YSA algoritmalarının yapısı ve işleyişlerine yer verilecektir.

2.1. BİLGİ GÜVENLİĞİ MEKANİZMALARI

İnternet ve bilgi çağı olarak adlandırılan günümüzde, bilgi güvenliği en önemli araştırma alanlarından birisidir. 2015 yılı Nisan ayı istatistiklerine göre Türkiye’de bilgisayar ve internet kullanım oranları 16–74 yaş grubundaki bireylerde sırasıyla %54,8 ve %55,9 olarak ölçülmüştür (TÜİK, 2015). Dünyadaki internet kullanım oranının ise 2015 Kasım ayında %46,4 olduğu tahmin edilmektedir (Miniwatts Marketing Group, 2016). Dünya çapında bilgisayar kullanım oranı için kesin bir veri bulunmamakla birlikte yine 2015 yılında dünyada iki milyardan fazla bilgisayar olduğu düşünülmektedir (Worldometers.info, 2016).

Bilgisayar sistemlerinde veri ve bilgi güvenliğinin sağlanmasına yönelik çalışmalar giderek artmakta ve bilgi güvenliğini sağlayacak yöntemler giderek çeşitlenmektedir. Bu yönde hem ulusal hem de uluslararası (Birleşmiş Milletler, İktisadi İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD), Avrupa Birliği) pek çok çaba söz konusudur (Güngör, 2015). Ulusal güvenlik alanında tamamlanmış ve devam etmekte olan çalışmalardan birkaçı aşağıda verilmiştir (Güngör, 2015):

- 5237 sayılı Türk Ceza Kanunu,
- 5809 sayılı Elektronik Haberleşme Kanunu,
- 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu,
- 5070 sayılı Elektronik İmza Kanunu,
- 5651 sayılı İnternet Ortamında Yapılan Yayınların Düzenlenmesi ve Bu Yayınlar Yoluyla İşlenen Suçlarla Mücadele Edilmesi Hakkında Kanunu,

- Ulusal Siber Güvenlik Çalışmalarının Yürütülmesi, Yönetilmesi ve Koordinasyonuna İlişkin 2012/3842 Karar Sayılı Bakanlar Kurulu Kararı,
- 2003/10 sayılı Bilgi Sistem ve Ağları için Güvenlik Kültürü Başbakanlık Genelgesi,
- 2005/20 sayılı Birlikte Çalışabilirlik Esasları Rehberi Başbakanlık Genelgesi.

Bu çalışmalara ilaveten bilgi güvenliği konusuna yönelik çeşitli taslak çalışmaları, strateji dokümanları da mevcuttur. Yine ülkemizde Ulusal Siber Güvenlik Stratejisi ve 2013–2014 Eylem Planı’nın 6’ncı ana eylem maddesi olan Kamu Bilgi Güvenliği Programı kapsamında “Kamu Kurumlarının Uyması Gereken Asgari Bilgi Güvenliği Kriterleri” dokümanı hazırlanmıştır (TÜBİTAK BİLGEM, 2014). Bu kriterler şu şekilde sıralanmıştır:

1. Yasal Gereksinimlere Uyum
2. Bilgi Güvenliği Politikası
3. Bilgi Güvenliği Sorumluluklarının Atanması
4. Bilgi Güvenliği Eğitimleri
5. Fiziksel ve Çevresel Güvenlik
6. Erişim Kontrolünün Yönetilmesi
7. Yazılım Uygulamalarında Güvenlik
8. Teknik Açıklık Yönetimi
9. İş Sürekliliğinin Yönetilmesi
10. Bilgi Güvenliği Olaylarının Yönetilmesi
11. Bilgi Güvenliği Süreci

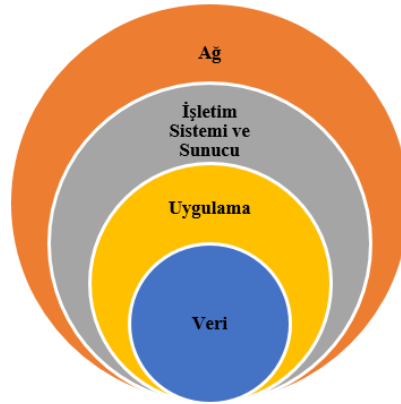
Kamuda yer alan bu tedbirlerin benzerlerine özel sektörde de rastlamak mümkündür. Bilgi güvenliği ile ilgili çalışmalara kişisel bilgisayarların erişim güvenliğinden başlamak yanlış olmayacaktır. TÜBİTAK BİLGEM’in hazırlamış olduğu yukarıda maddeleri sayılan yönergeye bakıldığında da erişim kontrolünün yönetilmesi sayılan bilgi güvenliği kriterleri içerisinde yer almaktadır. Bugün çoğu bilgisayar sisteminde, erişim güvenliğini sağlamak için kullanıcı adı ve parola ile kimlik doğrulama temel yöntem olarak kullanılmaktadır.

Bilgisayar sistemlerinde güvenliğin sağlanması için literatürde de çok yönlü çalışmalar yapılmaktadır. Bu konuda teorik çerçevede geliştirilen yaklaşımlardan biri de “soğan yaklaşımı” (*onion approach*) olarak bilinen çok katmanlı güvenlik mekanizmasıdır. Bu güvenlik yaklaşımı aşağıdaki katmanlardan oluşmaktadır (Chiarella, 2015):

1. Politika Güvenliği
2. Yasal ve İlkesel Güvenlik
3. Yönetimsel Prosedürlerin Güvenliği
4. Personel Güvenliği
5. Çevresel Güvenlik
6. Fiziksel Güvenlik
7. Donanım Güvenliği
8. Aygıt Yazılımı (*firmware*) Güvenliği
9. Parola Güvenliği

Dokuz katmandan oluşan “soğan yaklaşımı” güvenlik mekanizmasının en alt katmanında parola güvenliği yer almaktadır. Parola güvenliği yalnızca kullanılan şifrenin güvenli olması ya da belirli aralıklarla değiştirilmesi demek değildir. Parola güvenliği aynı zamanda bilgisayar sistemlerine erişimin güvenli olması, bir başka ifadeyle kimlik doğrulamanın güvenli olması anlamlarını taşımaktadır.

Kimlik doğrulama sistemlerindeki zafiyet sırasıyla verinin, uygulamaların, sunucuların ve ağın güvenliğini tehlikeye atacaktır (Şekil 2.1)(DISC InfoSec blog, 2009).



Şekil 2.1: Derinlemesine Savunma Diyagramı.

Derinlemesine savunma (*Defense in depth*) güvenlik yaklaşımında bilgisayar sistemlerinin güvenliği, sistemin en küçük parçası olan verinin güvenliğinin sağlanmasıyla başlamaktadır. Olası bir açığa bir bilgisayardaki veriden, o ağdaki bütün veri ve uygulamalara kadar her şey tehlikeye atılmış demektir.

Kullanılan bilgi güvenliği yaklaşımı ve politikasının hangisi olduğundan bağımsız olarak bilgisayar sistemlerinin güvenlik adımlarının en başında kimlik doğrulama sistemlerinin güvenli olması gelmektedir. Kimlik doğrulama sistemlerinin sıfıra yakın veya sıfır hatayla çalışması sağlanmadıkça diğer güvenlik adımlarının mevcudiyetinin bir anlamı olmayacaktır.

Bilgi güvenliği üç temel mekanizma ile sağlanmaktadır (Şekil 2.2) (Queiroz, 2013): Kimlik tanıtımı (*Identification*), Kimlik doğrulama (*Authentication*) ve Yetkilendirme (*Authorization*).



Şekil 2.2: Bilgi Güvenliği Mekanizmaları.

Bilgi güvenliğinin üç temel mekanizmasına ilişkin literatür açıklamalarına aşağıda yer verilmiştir (Gibson, 2015; Doe, 2014; Kabay, 2013; Queiroz, 2013):

2.1.1. Kimlik Tanıtımı

Kimlik tanıtımı, bilgisayar sistemlerine erişim sürecinin ilk basamağıdır. Kimlik tanıtımı, kimliği sunan kişinin kendisinin sistemde yer alan tanımlı kullanıcılar arasında olduğunu iddia etme işlemidir (Doe, 2014; Todorov, 2007). Bu süreçte sisteme sunulan kanıt, kimlik (*credential*) olarak isimlendirilir (Todorov, 2007). Sisteme sunulan kimlikler; kullanıcı adının verilmesi, biyometrik tarayıcıya parmak izinin okutulması, konuk

listesini kontrol eden görevliye ismin söylenmesi, Kişisel Kimlik Numarası (*Personal Identification Number – PIN*) gibi çeşitli formlarda olabilir (Doe, 2014; Todorov, 2007).

2.1.2. Kimlik Doğrulama

Kimlik doğrulama, bir kişinin veya bir şeyin beyanına göre beyan edenin gerçekten o kişi veya o şey olup olmadığının belirlenmesi sürecidir (Aggrawal, 2012). Kimlik doğrulama, başka bir ifade ile sisteme verilen kimliğin doğrulanması işlemidir. Bu aşama, öncelikle kimliğin geçerlilik kontrolünü içerir. Bu süreç, iddia edilen kimliğin o kişiye ait olup olmadığını yani bir sahtekârlık durumunun olup olmadığını sağlam kanıtlarla destekleme işlemidir.

Kimlik doğrulama işlemi kullanılan kimlik doğrulama sistemine bağlı olarak genellikle kimlik tanıtımı aşaması tamamlandıktan sonra, bazen de kimlik tanıtımı ile eşzamanlı olarak gerçekleşmektedir.

Kimlik tanıtımı ve kimlik doğrulama aynı anda gerçekleştiği zaman kolayca ayırt edilmeyebilirler fakat her ikisi de farklı birer süreçtir. Aralarındaki temel fark, kimlik tanıtımı, kişinin bir kimlikte olduğunu iddia etme/beyan etme işlemi; kimlik doğrulama ise bu iddianın kontrol edilmesi işlemidir (Doe, 2014; Todorov, 2007).

Örneğin kimlik tanıtma, bir giriş ekranına kullanıcı adı ve şifrenin yazılması sürecidir. Kimlik doğrulama ise “giriş yap” (*login*) düğmesine basıldıktan sonra sistem tarafında kimliğin geçerliliği ve doğruluğuna karar verildiği aşama yani sisteme sunulan kanıtın kontrol edildiği aşamadır.

2.1.3. Yetkilendirme

Sisteme kendini tanıtan ve ardından sistem tarafından kimliği doğrulanan kullanıcının, sistemde erişmeye hakkı olan nesnelerin belirlenmesi ve o nesnelere erişim izninin sağlanmasıdır. Örneğin bir otomasyon yazılımında bir kullanıcı sadece kayıt ekleme ekranında yetkilendirilmiş olabilirken, bir başka kullanıcı kayıt silme ve görüntüleme ekranlarında yetkilendirilmiş olabilir.

2.2. KİMLİK DOĞRULAMA FAKTÖRLERİ

İnsanoğlu tarih boyunca üç türlü kimlik doğrulama yöntemi kullanmıştır. *Kimlik doğrulamanın üç faktörü* olarak da isimlendirilen bu yöntemler şunlardır (Aggrawal, 2012):

- **Bilgi faktörü:** Sadece sahibinin bildiği bir şey (örneğin bir şifre).
- **Sahiplik faktörü:** Sahibine ait bir şey, örneğin akıllı kart (*smart card*), personel kimlik kartı, bir simge veya mühür.
- **Kalıtım faktörü (Biyometrikler):** Biyometrikler yani sahibinin bizzat kendisine ait fiziksel bir özellik veya davranış (yüz, ses, parmak izi veya DNA, konuşma biçimi, yazma biçimi vd.).

Chandra ve Calderon (2003) tarafından Şekil 2.3'te kısaca özetlenen kimlik doğrulama faktörlerine ait açıklamalara aşağıda yer verilmiştir (Rybnik ve diğ., 2012; Aggrawal, 2012):

2.2.1. Bilgi Faktörü

Kullanıcının bildiği ve hatırladığı bir şey örneğin bir parola, birden fazla sözcük grubunun oluşturduğu şifre, kişisel kimlik numarası, bazı sitelere kaydolurken sorulan gizli soruya verilen yanıt gibi bilgi tabanlı yöntemler kimlik doğrulamasının bilgi faktörü olarak nitelendirilmektedir.

Bilgisayar ağlarındaki ve internetteki kimlik doğrulama süreci genellikle kullanıcı adı ve parola kullanılmasıyla gerçekleştirilmektedir. Her bir kullanıcıya en başta bir şifre verilmekte veya kullanıcı kendisi bir şifre belirlemektedir. Daha sonraki oturumlarda kullanıcı bu şifreyi kullanarak sisteme girmektedir.

Kullanıcı adı-parola ile kimlik doğrulama yöntemi en çok kullanılan ve en bilinen fakat düşük güvenli bir kimlik doğrulama yöntemidir. Bu duruma yol açan sebepler ise aşağıda sıralanmıştır (Giot ve diğ., 2009b).

- Genelde kısa ve kolay şifrelerin seçilmesi.
- Şifrenin kullanıcılar arasında paylaşılması veya istemeden belli edilmesi.
- Şifrenin yazılırken kamera ile gözetlenme veya tuş kaydedici (*keylogger*) yazılımlar ile şifrenin çalınması ihtimali.

- Şifrenin sosyal mühendislik yöntemleri ile tahmin edilmeye çalışılması veya deneme/yanılma yöntemleri, muhtemel şifre olabilecek alternatifleri içeren sözlüklerden sıralı saldırı (*dictionary attacks*) yöntemleriyle ele geçirilmesi.
- Şifrenin sık sık unutulması.

Parolalı kimlik doğrulama sistemlerinin bu gibi zayıflıklarından dolayı internet ortamında ve diğer etkileşim gerektiren durumlarda daha güçlü kimlik doğrulama yöntemlerine veya parolalı kimlik doğrulamayı daha güçlü kılacak ek güvenlik tedbirlerine gereksinim duyulmaktadır.

2.2.2. Sahiplik Faktörü

Bazı kimlik doğrulama sistemleri yaygın olarak kullanıcının kimliğini ispatlaması için kullanıcıya ait herhangi bir nesne veya aygıt olabilecek simgeleri kullanır. Monarşinin hâkim olduğu eski çağlarda resmî bir mühür veya yüzük kimlik doğrulama amacıyla kullanılmıştır. Bilgisayar çağında kimlik doğrulama yöntem ve araçlarındaki değişim ihtiyacı kredi kartı, ATM kartı, manyetik kart, elektronik imza gibi modern simgelerin doğmasına yol açmıştır.

Öte yandan, simgeler kendi zayıflıklarını da içinde barındırırlar. Simgelerin üretimi basit ve ucuz olduğundan sahtelerinin de aynı şekilde kolaylıkla yapılabilmesi veya simgelerin çalınmasıyla sistem savunmasız hale gelebilir.

2.2.3. Biyometrikler (Kalıtım Faktörü)

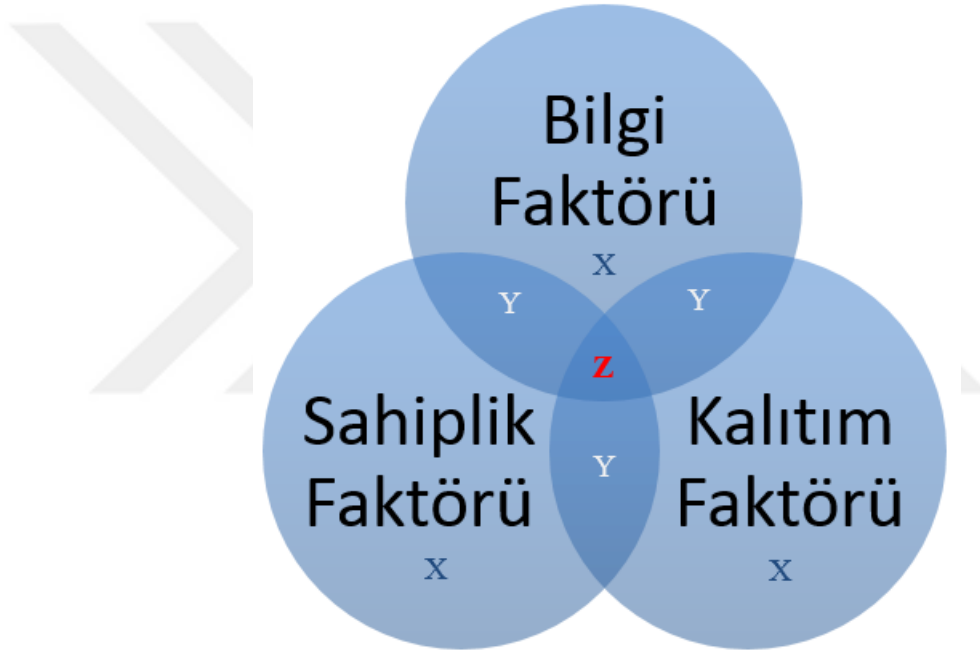
Bir kişinin fiziksel veya davranışsal özelliği yani kişinin biyometrik karakteristiği bilgi güvenliğinin *kalıtım faktörü* olarak değerlendirilmektedir. Örneğin parmak izi, retina deseni, DNA dizilimi, imza, tuş vuruş dinamikleri, yüz, ses, el yapısı, kulak yapısı, benzersiz biyo-elektriksel sinyaller veya diğer biyometrik tanıtıcılar biyometrik karakteristikler arasında yer almaktadır.



Şekil 2.3: Kimlik Doğrulama Faktörleri.

2.3. KİMLİK DOĞRULAMA SEVİYELERİ

Çoğu bilgisayar sisteminde kimlik doğrulaması için genellikle parolalı kimlik doğrulama yani sadece bir tane kimlik doğrulama faktörü kullanılmaktadır. Güvenlik araştırmaları, güçlü ve güvenilir bir kimlik doğrulaması için en az iki veya tercihen üç kimlik doğrulama faktörünün birlikte kullanılması gerektiğini belirtmiştir (Şekil 2.4) (Aggrawal, 2012). Şekil 2.4'te yer alan tek faktörlü kimlik doğrulama seviyesi **X**, iki faktörlü kimlik doğrulama seviyesi **Y** ve üç faktörlü kimlik doğrulama seviyesi ise **Z** harfi ile temsil edilmiştir. Literatüre göre en güvenilir kimlik doğrulama seviyeleri birden fazla kimlik doğrulama faktörü kullanan (**Z** ile temsil edilen) kimlik doğrulama seviyesidir.



Şekil 2.4: Kimlik Doğrulama Seviyeleri.

2.3.1. Tek Faktörlü Kimlik Doğrulama

Bir kimlik doğrulama sistemi tek faktörlü kimlik doğrulaması ile başlar. Sistem, sabit bir şifre gibi bilgi faktörü temeline dayanır. Bu sistemin avantajı kullanım kolaylığı sağlamasıdır. Öte yandan bir kullanıcı her bir sistemde farklı bir şifre seçebilmektedir. Böyle durumlarda şifrelerin hatırlanması zor olacağından, onları bir yerlere yazarak hatırlamaya çalışmak şifrenin çalınma riskini artırmaktadır. Kullanılan şifreler genellikle kısa, harflerden veya tekrarlı/sıralı sayılardan oluşan ve kullanıcı ile ilişkilendirilebilecek bilgiler olmaktadır (örneğin doğum tarihi, eş ya da çocukların ismi vb.). Şifreler, şifrenin

sorularak elde edilmesi (oltalama yöntemi - *phishing*) veya sosyal mühendislik yöntemleriyle çalınabilmektedir (Aggrawal, 2012).

Şifre yönetiminin alternatif bir metodu da şifreleri düzenli bir şekilde değiştirmektir. Bu yöntem sabit bir şifreye göre daha güvenli olsa da şifrelerin unutulması durumunda malî yük daha fazla olacaktır.

2.3.2. İki Faktörlü Kimlik Doğrulama

İki faktörlü kimlik doğrulama, kimlik doğrulaması amacıyla herhangi iki ayrı güvenlik bileşeninin kullanılmasını içeren yöntemlerdir (Aggrawal, 2012). Örnek olarak kullanıcının mobil imzasının yüklü olduğu USB bellek (sahiplik faktörü) ve onu kullanmak için gerekli özel anahtarı (şifre) (bilgi faktörü) kullanan kimlik doğrulama sistemleri verilebilir.

2.3.3. Üç Faktörlü Kimlik Doğrulama

Üç faktörlü kimlik doğrulama, kimlik doğrulamanın üç faktörünün tamamının kullanımını içeren sistemlerdir. Yani hem kullanıcının bildiği bir şey, hem kullanıcının sahip olduğu bir şey ve hem de kullanıcının biyometrik karakteristiğini birlikte değerlendiren sistemlerdir (Aggrawal, 2012). Özellikle yüksek güvenlik gerektiren bilgisayar sistemleri ve tesisler üç faktörlü kimlik doğrulama sistemlerini kullanmaktadır.

2.3.4. Parçalı Kimlik Doğrulama

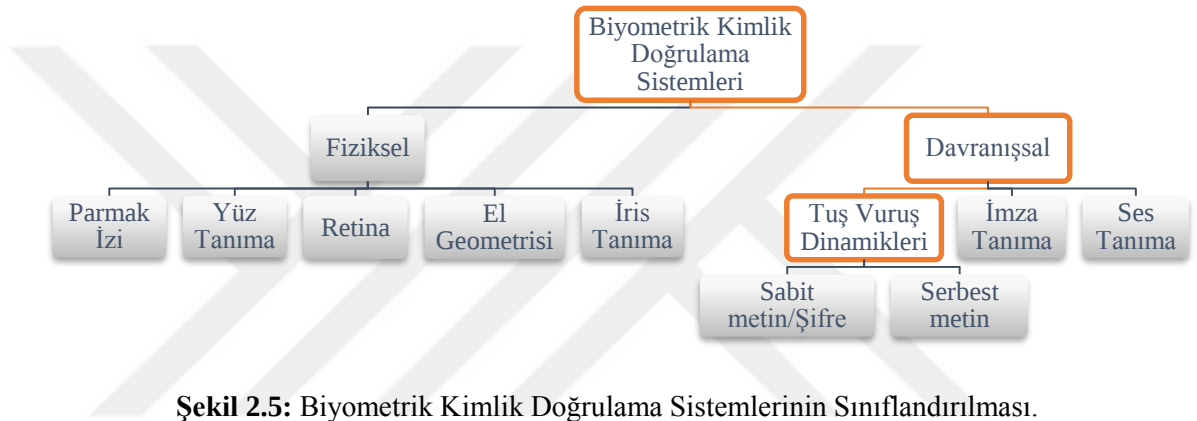
Bazı durumlarda da kimlik doğrulaması birkaç kişi ile birlikte yapılmaktadır. Parçalı kimlik doğrulama bu tür durumlar için geliştirilmiştir. Örneğin; bankadaki kiralık kasaları açmak için birden fazla kişinin kimlik doğrulamasına gereksinim duyulmaktadır. Bu gibi durumlarda taraflar aynı anda veya peşi sıra kendi kimliğini ispat ederek sistemi kullanabilmektedir (Aggrawal, 2012).

2.4. BİYOMETRİ

Biyometrik (*biometric*) terimi, Yunanca hayat (*bio*) ve ölçüm (*metric*) kelimelerinin birleşiminden türetilmiştir (Curtin, 2006). Biyometri, insanları benzersiz kılan fiziksel özelliklerin ve davranışsal karakteristiklerin kimlik doğrulaması amacıyla kullanılmasıdır (Monrose ve Rubin, 2000).

Literatürde biyometrik kimlik doğrulama sistemleri, yaşayan bir kişinin parmak izi veya retina gibi fizyolojik karakteristiklerine veya el yazısı, klavyede yazma biçimi gibi davranışsal karakteristiklerine dayanarak kimlik doğrulaması yapan otomatik sistemler olarak tanımlanmaktadır (Miller, 1994).

Biyometrik yöntemler, *fizyolojik* ve *davranışsal* biyometrik yöntemler olarak iki başlıkta incelenmektedir (Şekil 2.5) (Babaeizadeh ve diğ., 2014). Literatürde kişinin nasıl bir şeye benzediğine ilişkin bilgiler *morfolojik bilgi* adıyla üçüncü bir biyometrik yöntem olarak sayılmaktadır (Giot ve diğ., 2009b).



Şekil 2.5: Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Sınıflandırılması.

Fiziksel biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin kullandığı biyometrik karakteristiklerden birkaçı aşağıda verilmiştir (Jain ve Kumar, 2012).

- Yüz,
- İris,
- Avuç içi (*palmpoint*),
- El geometrisi,
- Ses,
- DNA,
- Kulak yapısı,
- El damarlarının yapısı,
- Göz çevresinin yapısı (*periocular*),
- Burun yapısı,
- Parmak boğumu,
- Arteriyal nabız,
- Tırnak yapısı,

- Frontal sinüs
- İç kulak içinde oluşturulan ses (*otoakustik emisyon*).

Davranışsal biyometrik yöntemlerin kullandığı davranışsal karakteristik örnekleri aşağıda listelenmiştir.

- Yürüme,
- Konuşma,
- Islak imza,
- Yazı,
- Tuş vuruş dinamikleri.

Parmak izi, retina, el damar yapısı gibi fizyolojik biyometrik karakteristikler sabit yapıya (statik) sahiptir, yani değişmezler. Davranışsal biyometrik karakteristikler ise, kişinin psikolojisine göre değişkenlik gösterebilmektedir (Monrose ve Rubin, 2000). Örneğin; konuşma biçimi veya yürüyüş tarzı kişinin o an içinde bulunduğu psikolojiye bağlı olarak her zamankine göre şiddetlenebilir veya daha sakin olabilir. Bu değişken yapı, davranışsal biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin performansının fiziksel biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinden daha zayıf olmasının da sebebidir.

2.4.1. Biyometrik Yöntemlerin Tarihi

Biyometrinin kimlik ispatlama ve doğrulama amacıyla kullanımı insanlık çağı kadar eskilere dayanmaktadır. Yazının icadından önce bayrak, flama, yüzük gibi eşyalar aidiyet sembolü olarak kullanılmıştır. Yazının icadıyla birlikte imza, yazı ve mühür gibi çeşitli semboller kullanılmıştır. Günümüzde de çok yaygın olarak kullanılan parmak izinin kimlik doğrulaması amacıyla kullanılması ise M.Ö 1500'lere kadar gitmektedir. Bilgisayar teknolojisinin ilerlemesi ile imza, yazı tanıma, parmak izi gibi kimlik doğrulama yöntemleri bilgisayar ile işlenir hale gelmiştir. Bunlara ilaveten modern kimlik doğrulama sistemlerinden iris taraması, DNA karşılaştırması, avuç içi taraması gibi kimlik doğrulama yöntemleri de bilgisayar sistemleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

Parmak izi, yaygın olarak kullanılan kimlik doğrulama yöntemlerden birisidir. Örneğin en az otuz bir bin yaşında olduğu tahmin edilen bir mağarada, tarih öncesi (*prehistoric*) erkekler tarafından yapıldığına inanılan resimlerle süslenmiş duvarlar bulunmuştur. Bu resimlerin etrafının çok sayıda el izleri ile çevrelendiği görülmüştür. Literatüre göre bu el

izleri, resmi yapan erkeğin bir tür imzasıdır (National Science & Technology Council, 2006).

Sonraki dönemlerde de parmak izi hem ticarî hem de resmî işlemlerde imza yerine kullanılmıştır. Parmak izinin imza amacıyla kullanılması Babil devrine kadar uzanır. Bu dönemde ticaret işlemleri parmak izi ile kil tabletlere kaydedilmekteydi. M.Ö 246’da eski Çin’de de kil mühürler üzerine parmak basıldığı, daha sonraları ipek ve kâğıda yazılı kontratlara tarafların mürekkepli parmaklarını bastığı bilinmektedir (Akbulut, 2012; National Science & Technology Council, 2006). Ayrıca Çinli anne-babaların çocuklarını diğerlerinden ayırt etmek için parmak izi ve ayak izini kullandıkları İspanyol seyyah ve yazar Joao de Barros’un kayıtlarında yazmaktadır (National Science & Technology Council, 2006).

1800’lerin ortalarından itibaren özellikle adalet sisteminde ilk defa suç işleyenleri daha yumuşak, birden fazla suça bulaşmış olanları daha sert muameleye tâbi tutmanın veya rehabilite etmenin yolları aranmaya başlanmıştır. Bu nedenle mahkûmların daha önce aynı veya başka bir suçtan mahkûmiyetinin olup olmadığının tespit edilmesi gerekmektedir. Bunu sağlamak için geliştirilen yöntemlerden bir tanesi Fransız Alphonse Bertillon (1853–1914) tarafından geliştirilen *Bertillon Sistemi*dir. *Antropometri* bilim dalı olarak da bilinen bu sistem, zanlıların veya fâillerin fiziksel özelliklerinin ölçülmesine, tespit edilmesine ve kaydedilmesine dayanmaktadır. Parmak izi daha sonraları bu amaca yönelik kullanılan yöntemler arasında yerini almıştır (National Science & Technology Council, 2006).

Ülkemizde biyometrik terimi 14.09.2007 tarihli Resmî Gazete’de yayımlanan “Bankalarda Bilgi Sistemleri Yönetiminde Esas Alınacak İlkelere İlişkin Tebliğ”de, “*Bir kişinin diğer şahıslardan ayrılmasını sağlayan, bu kişiye ait ölçülebilir bir biyolojik veya davranışsal karakteristiğini ifade eder*” şeklinde tanımlanmıştır (Türkiye Bankalar Birliği, 2007).

Ülkemizde e-pasaport olarak bilinen ve içinde sahibinin kimlik bilgilerinin yanı sıra parmak izi, imzası, fotoğrafı gibi biyometrik karakteristiklerinin yer aldığı pasaportların 1 Haziran 2010 tarihi itibarıyla uygulamasına geçilmiştir (EGM, 2016).

Kimlik doğrulamanın güvenliğini artırmak amacıyla biyometriklerin kullanımı planlandığında, tercih edilen biyometrikler tek başına değil; PIN, akıllı kartlar, parola gibi kimlik doğrulama faktörlerine eşlik edecek şekilde kullanılmalıdır (Riley, 2006).

2.4.2. Biyometrik Karakteristiklerin Özellikleri

Biyometrinin kimlik doğrulamada tercih sebebi olmasını sağlayan biyometrik karakteristiklerin özellikleri aşağıda verilmiştir (Babaeizadeh ve diğ., 2014; Monroe ve Rubin, 2000):

- Biyometrik karakteristikler kaybolmazlar.
- Biyometrik karakteristikler çalınamazlar.
- Biyometrik karakteristikler unutulamazlar.
- Biyometrik karakteristikler benzersiz yapıdadır. Her kişinin biyometrik karakteristiği farklıdır, bu nedenle taklit edilemezler.
- Biyometrik karakteristikler bir başkasına transfer edilemezler.
- Biyometrik karakteristikler diğer herhangi bir kimlik doğrulama faktörü ile birlikte kullanılabilir.
- Biyometrik karakteristiklerin yapısında veya içeriğinde değişiklik yapmak zordur.

Biyometrik nitelikler Tablo 2.1’de açıklamaları ile birlikte özetlenmiştir (Curtin, 2006; Jain ve diğ., 2004).

Tablo 2.1: Biyometrik Nitelikler.

Nitelik	Tanım
Evrensel olma (<i>Universality</i>)	Her insan biyometrik karakteristiklere sahiptir.
Benzersiz / Eşsiz olma (<i>Uniqueness / Distinctiveness</i>)	İki kişi aynı biyometrik karakteristiğe sahip olamaz.
Kalıcı olma (<i>Permanance</i>)	Biyometrik karakteristikler zamanla değişmez olmalıdır.
Elde edilebilir olma (<i>Collectability</i>)	Biyometrik karakteristikler duyarlı cihazlar ile elde edilebilir ve ölçülebilir olmalıdır.
Kabul edilebilir olma (<i>Acceptability</i>)	Belirli bir zümrede veya kamuda biyometrik karakteristik verisinin toplanmasına veya ölçülmesine karşı itiraz veya çekince olmamalıdır.
Performanslı olma (<i>Performance</i>)	Kullanılan yöntem, operasyonel ve çevresel faktörler aralığında sağlam, hızlı ve doğru olmalıdır.
Önleyici olma (<i>Circumvention</i>)	Kullanılan yöntem, hileli saldırı ve tuzakları kolaylıkla aşabilmelidir.

2.4.3. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinde Performans Değerlendirme

Biyometrik kimlik doğrulama sistemleri, kullanıcıların kimlik tanıtımı aşamasında sisteme sundukları biyometrik karakteristikleri değerlendirerek karar verirler. Sisteme sunulan biyometrik kimliklerin, sistemde o kullanıcıya ait biyometrik desen ile eşleşmesi durumunda sisteme girişe izin verilir, aksi halde kişinin sisteme girişine müsaade edilmemektedir.

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin performans ölçümünde kullanılan terimler ve en çok kullanılan hata metriklerine ilişkin bilgiler aşağıda verilmiştir.

2.4.3.1. Genel Tanımlar

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde iki tür kullanıcı tanımlaması bulunmaktadır. Sisteme kayıtlı ve giriş izni olan kullanıcılar **güvenilir/yetkili kullanıcı** (*genuine*) ve sistemde kayıtlı olmamasına rağmen sisteme girmeye çalışan kişiler ise **saldırgan** (*impostor*) olarak tanımlanır (Paone, 2013; Bidgoli, 2006).

Sistemin eğitimi ve değerlendirilmesi aşamasında hem güvenilir hem de saldırgan kullanıcıların biyometrik karakteristiklerinin tamamı **örneklem** (*sample*) olarak isimlendirilmektedir. Örneklemin her bir parçasına **girişim/teşebbüs** (*attempt*) denmektedir (Dunstone ve Yager, 2009).

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde performans değerlendirmesi için geliştirilen çeşitli metrikler bulunmaktadır. Bu metrikler, gerçek çıktı ve tahmin edilen değerlerin yanlış ve doğru sınıflandırılma sayılarına dayanmaktadır. Gerçek değerler ve tahmin edilen değerlerin doğru ve hatalı sınıflandırılmasını gösteren tabloya hata matrisi/kontenjans tablosu/olabilirlik çizelgesi (*contingency table* ya da *confusion matrix*) denilmektedir (Tablo 2.2) (Kartal, 2015; Paone, 2013).

Tablo 2.2: Hata Matrisi.

Tahmin Edilen Değer		Gerçek Değer	
		Pozitif (Güvenilir)	Negatif (Saldırgan)
	Pozitif (Güvenilir)	Doğru Pozitif (True Positive) $TP(\tau)$	Yanlış Pozitif (False Positive) $FP(\tau)$
	Negatif (Saldırgan)	Yanlış Negatif (False Negative) $FN(\tau)$	Doğru Negatif (True Negative) $TN(\tau)$

Hata matrisinde yer alan terimlerin biyometrik kimlik doğrulama literatüründeki açıklamaları aşağıda verilmiştir (Bhattacharya, 2014; Wechsler, 2007).

Doğru Pozitif (*True Positive - TP*): Gerçekte güvenilir kullanıcı girişi olan ve tahmin edilen değeri de güvenilir kullanıcı olan teşebbüs sayısını ifade eder.

Yanlış Pozitif (*False Positive - FP*): Gerçekte saldırgan kullanıcı girişi olan fakat güvenilir kullanıcı girişi olarak tahmin edilen teşebbüs sayısını ifade eder.

Yanlış Negatif (*False Negative - FN*): Gerçekte güvenilir kullanıcı girişi olan fakat saldırgan kullanıcı girişi olarak tahmin edilen teşebbüs sayısını ifade eder.

Doğru Negatif (*True Negative - TN*): Gerçekte saldırgan kullanıcı girişi olan ve tahmin edilen değeri de saldırgan kullanıcı olan teşebbüs sayısını ifade eder.

Eşik Değer (*Threshold - τ*): Biyometrik kimlik doğrulama sistemleri, sisteme sunulan kanıtın sistemde kayıtlı desenlere olan benzerlik derecesine göre kanıtı sunan kişiye sisteme giriş izni vermekte veya reddetmektedir. Sistemlerin bu benzerlik ölçütüne **eşik değer** (*threshold - τ*) denmektedir. Bir diğer ifade ile eşik değer, aynı kullanıcıya ait örneklerin birbirine olan benzerliğinin de ölçüsüdür. Tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerinde olduğu gibi diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde bir kullanıcının sisteme sunduğu örneklerin tamamı birbirinin aynısı değildir. Örneğin, kullanıcının sisteme girdiği şifrelerin zamanlaması birbirinin aynısı değildir fakat birbirleri arasında çok sıkı benzerlik bulunmaktadır. Örneklem arasındaki bu benzerlik ölçüsü eşik değer ile tanımlanmaktadır.

Biyometrik kimlik doğrulama sistemine sunulan kanıt (örnek) ile o kanıtın sahibi olduğu iddia edilen kullanıcının biyometrik deseni arasındaki benzerlik oranı eşik değerinin altında ise sistem o örneği saldırgan girişim olarak kabul etmekte ve sisteme giriş izni verilmemektedir. Kanıt ile kullanıcıya ait biyometrik desen arasındaki benzerlik, eşik değere eşit veya üzerinde ise o örneği eşleşen kullanıcının sınıfında kabul etmekte ve kullanıcının sisteme girişine izin verilmektedir.

Eşik değerinin iyi belirlenmesi sistemin performansı açısından çok önemlidir. Eşik değeri çok düşük verildiğinde sistem, kullanıcı deseni ile düşük benzerlik gösteren her örneği o

kullanıcıya ait bir örnek olarak kabul edecektir. Bir başka ifadeyle, sistem saldırgan giriş teşebbüslerine karşı daha hoşgörülü olacak, saldırgan kullanıcıların sisteme giriş oranında (FAR) artış olacaktır. Öte yandan, sistemi daha güvenli hale getirmek amacıyla eşik değeri çok yüksek tutulduğu takdirde kayıtlı kullanıcıların sisteme girememesi oranı (FRR) artacaktır (Jain ve diğ., 2004).

Tablo 2.2'deki hata matrisinde bulunan TP, FP, TN ve FN değerleri ile hesaplanan performans değerlendirme ölçütlerinin tanımları aşağıda verilmiştir (Kartal, 2015; Bhattacharya, 2014; Paone, 2013; Zhang ve diğ., 2008):

- **Doğruluk**

Doğruluk (*Accuracy-ACC*), sınıflandırıcının toplam doğru tahmin sayısının, tüm örneklem sayısına oranıdır (Denklem 2.1).

$$\text{Doğruluk} = \text{ACC}(\tau) = \frac{TP(\tau) + TN(\tau)}{TP(\tau) + FP(\tau) + FN(\tau) + TN(\tau)} \quad (2.1)$$

- **Hata Oranı**

Hata oranı (*Error Rate - ERR*), sınıflandırıcının hatalı tahmin sayısının tüm örneklem sayısına oranıdır (Denklem 2.2). Hata oranı, 1'den doğruluk oranının çıkarılması ile hesaplanır.

$$\text{Hata Oranı (ERR)} = 1 - \text{Doğruluk} = 1 - \text{ACC} \quad (2.2)$$

- **Doğru Pozitif Oranı / Duyarlılık**

Sınıflandırıcının pozitif sınıf etiketlerini doğru tahmin etme oranı **Duyarlılık** (*Sensitivity*), *Doğru Pozitif Oranı* (*True Positive Rate-TPR*), *Recall* veya *Doğru Kabul Etme Oranı* (*True Acceptance Rate – TAR*, *Genuine Acceptance Rate - GAR*) olarak adlandırılmaktadır. Duyarlılık, doğru sınıflandırılan pozitif örneklerin toplam pozitif örnek sayısına oranıdır (Denklem 2.3).

$$\text{Duyarlılık} = \text{TPR}(\tau) = \frac{TP(\tau)}{TP(\tau) + FN(\tau)} \quad (2.3)$$

- **Doğru Negatif Oranı / Belirleyicilik**

Sınıflandırıcının negatif sınıf etiketlerini tahmin etmedeki etkililiği **Belirleyicilik** (*Specificity-SPC*) veya *Doğru Negatif Oranı* (*True Negative Rate-TNR*) olarak adlandırılmaktadır. Belirleyicilik, doğru sınıflandırılan negatif örneklerin toplam negatif örnek sayısına oranıdır (Denklem 2.4).

$$\text{Belirleyicilik} = \text{SPC}(\tau) = \frac{TN(\tau)}{TN(\tau) + FP(\tau)} \quad (2.4)$$

- **Pozitif Öngörü Değeri / Kesinlik**

Doğru sınıflandırılan pozitif örneklerin toplam pozitif tahmin edilen örneklere oranına **Pozitif Öngörü Değeri** (*Positive Predictive Value-PPV*) veya **Kesinlik** (*Precision*) denir (Denklem 2.5).

$$\text{Pozitif Öngörü değeri} = \text{PPV}(\tau) = \frac{TP(\tau)}{TP(\tau) + FP(\tau)} \quad (2.5)$$

- **Negatif Öngörü Değeri**

Doğru sınıflandırılan negatif sınıf etikete sahip örneklerin toplam negatif tahmin edilen örneklere oranına **Negatif Öngörü Değeri** (*Negative Predictive Value-NPV*) denir (Denklem 2.6).

$$\text{Negatif Öngörü değeri} = \text{NPV}(\tau) = \frac{TN(\tau)}{TN(\tau) + FN(\tau)} \quad (2.6)$$

- **F-Ölçüsü**

F-Ölçüsü (*F-measure*), hassasiyet ve duyarlılık performans değerlendirme ölçülerinin harmonik ortalamasıdır ve her iki ölçünün birlikte ele alınmasını sağlamaktadır (Denklem 2.7).

$$F - \text{Ölçüsü} = F(\tau) = \frac{2 * \text{PPV}(\tau) * \text{TPR}(\tau)}{\text{PPV}(\tau) + \text{TPR}(\tau)} \quad (2.7)$$

- **Pozitif Olabilirlik Oranı**

Tahmin sonucunun gerçekte pozitif sınıf etiketinin varlığında pozitif çıkma olasılığının, negatif sınıf etiketi varlığında pozitif çıkma olasılığına oranına **Pozitif Olabilirlik Oranı** (*Positive Likelihood Ratio - LR+*) denir (Denklem 2.8). Pozitif olabilirlik oranı ne kadar yüksek olursa gerçekte pozitif sınıf etiketi almış örnekler o kadar iyi sınıflandırılmaktadır.

$$\text{Pozitif Olabilirlik Oranı} = LR + (\tau) = \frac{TPR(\tau)}{FPR(\tau)} = \frac{TPR(\tau)}{1 - SPC(\tau)} \quad (2.8)$$

- **Negatif Olabilirlik Oranı**

Tahmin sonucunun gerçekte pozitif sınıf etiketinin varlığında negatif çıkma olasılığının, negatif sınıf etiketi varlığında negatif çıkma olasılığına oranına **Negatif Olabilirlik Oranı** (*Negative Likelihood Ratio - LR-*) denmektedir (Denklem 2.9). Negatif olabilirlik oranı ne kadar küçük olursa, gerçekte negatif sınıf etiketine sahip örnekler o kadar iyi tanınmaktadır.

$$\text{Negatif Olabilirlik Oranı} = LR - (\tau) = \frac{FNR(\tau)}{TNR(\tau)} = \frac{1 - TPR(\tau)}{SPC(\tau)} \quad (2.9)$$

- **Tanısal Üstünlük Oranı**

Pozitif ve negatif olabilirlik oranlarını kapsayan **Tanısal Üstünlük Oranı** (*Diagnostic Odds Ratio - DOR*), tahmin edilen pozitif sınıfın üstünlüğünün, negatif sınıfa üstünlüğüne oranıdır (Denklem 2.10) (Glas ve diğ., 2003).

$$\text{Tanısal üstünlük oranı} = DOR(\tau) = \frac{LR + (\tau)}{LR - (\tau)} \quad (2.10)$$

2.4.3.2. **Hatalı Kabul Etme Oranı - FAR**

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde bazen sistemde biyometrik karakteristik verisi olmamasına rağmen yetkisi olmayan kişiler sisteme girebilmektedir. Sistemde tanımlı olmadığı halde sisteme erişimine izin verilen saldırgan teşebbüs sayısının, saldırgan kullanıcılara ait toplam teşebbüs sayısına oranına **Hatalı Kabul Etme Oranı** (*False Acceptance/Accept Rate – FAR*) veya *Hatalı eşleşme oranı* (*False Match Rate-FMR*) denmektedir (Denklem 2.11 ve Denklem 2.12). Hatalı kabul etme oranı literatürde

Tip II hatası, yanlış pozitif oranı (False Positive Rate - FPR) olarak da geçmektedir (Jain ve diğ., 2004).

$$\text{Hatalı Kabul Etme Oranı} = FAR(\tau) = \frac{FP(\tau)}{FP(\tau) + TN(\tau)} \quad (2.11)$$

$$\text{Hatalı Kabul Etme Oranı} = FAR(\tau) = 1 - SPC(\tau) \quad (2.12)$$

2.4.3.3. *Hatalı Reddetme Oranı - FRR*

Kimi zaman sistemde tanımlı olmasına rağmen eşleştirilemeyen biyometrik karakteristikler güvenilir kullanıcıların sisteme girememesine yol açmaktadır. Güvenilir kullanıcıların başarısız olan sisteme giriş teşebbüslerinin, güvenilir kullanıcıların toplam teşebbüs sayısına oranına **Hatalı Reddetme Oranı** (*False Reject Rate - FRR*) veya *Hatalı eşleşmeme oranı (False Non-Match Rate - FNMR)* denmektedir (Denklem 2.13 ve Denklem 2.14) (Alves ve diğ., 2014; Revett, 2009). Literatürde Hatalı Reddetme Oranı *Tip I hatası, yanlış negatif oranı (False Negative Rate - FNR)* olarak da bilinmektedir (Jain ve diğ., 2004).

$$\text{Hatalı Reddetme Oranı} = FRR(\tau) = \frac{FN(\tau)}{FN(\tau) + TP(\tau)} \quad (2.13)$$

$$\text{Hatalı Reddetme Oranı} = FRR(\tau) = 1 - TPR(\tau) \quad (2.14)$$

2.4.3.4. *Eşit Hata Oranı*

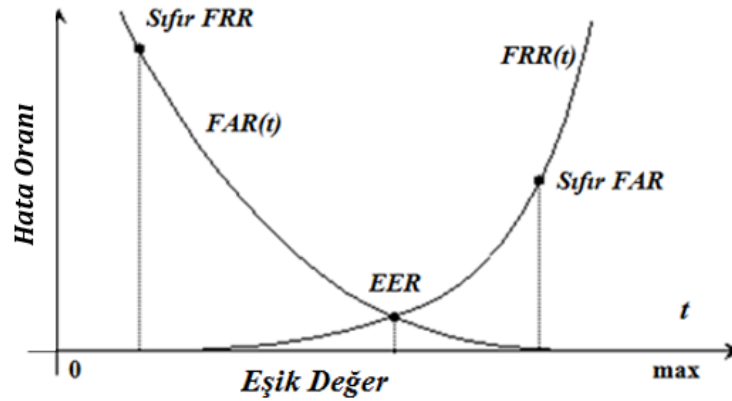
Her bir biyometrik kimlik doğrulama sistemi yapısı itibarıyla kendisine has performans ölçütleri kullanabilmektedir. Örneğin; parmak izi tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine has bir performans ölçütü veya retina tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine has bir performans ölçütü olabilir. Bu durumu bir başka açıdan ele aldığımızda, bir biyometrik yöntemde kullanılan bir performans ölçütü bir diğerinde olmayabilir. Bunun neticesi olarak kimlik doğrulama sistemlerinin performanslarının karşılaştırılma işleminin hangi metriğe göre yapılacağı belirsiz bir durum yaratmaktadır. Buna ilaveten aynı yönteme dayalı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin kimisinde sıfır FAR değeri için FRR oranı yükselmekteyken, aynı şekilde sıfır FRR değeri için de FAR değeri artabilmektedir (Şekil 2.6). Bu sayılan iki durum göz önüne alındığında

biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin performansını kıyaslamak hayli güçleşmektedir.

Sistemlerin performansını tek bir ölçüt üzerinden kıyaslamak için **Eşit Hata Oranı** (*Equal Error Rate – EER*) veya **Kesişme Noktası Hata Oranı** (*Crossover Error Rate – CER*) adı verilen metrik kullanılmaktadır (Denklem 2.15). EER değeri, bir grafik üzerinde FAR ve FRR çizgilerinin kesiştiği nokta olarak gösterilebilmektedir (Şekil 2.6) (Alves ve diğ., 2014). Yani sistemdeki hatalı reddetme oranının hatalı kabul etme oranına eşit olduğu nokta EER değerini vermektedir. EER değeri, sabit bir FAR değeri için sistemlerin ürettiği FRR değerlerinin kıyaslanmasıyla da hesaplanabilmektedir (Xi ve diğ., 2013). Biyolojik kimlik doğrulama sistemlerinin performansının maksimize edilmesi için FRR ve FAR oranları düşük, yani EER oranı sıfıra yakın veya sıfır olmalıdır (Zhong ve Deng, 2015).

$$\text{Eşit Hata Oranı} = EER = \frac{FP(\tau)}{FP(\tau) + TN(\tau)} \quad (2.15)$$

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerini kıyaslarken eşik değerden bağımsız olarak hesaplanan EER hata ölçütü kullanılmaktadır (Bartmann ve diğ., 2007; SYRIS Technology Corporation, 2004).



Şekil 2.6: EER Performans Değerlendirme Grafiği.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde tuş vuruş dinamikleri çalışmalarında yaygın olarak temel performans değerlendirme ölçütleri olarak FAR, FRR ve EER metrikleri kullanılmaktadır.

2.4.3.5. Ortalama Hata Oranı

FAR ve FRR hatalarının toplamının ortalaması **Ortalama Hata Oranı veya Yarı Toplam Hata Oranı** (*Half Total Error Rate – HTER veya Mean Error Rate – MER*) olarak tanımlanmaktadır (Denklem 2.16) (Hobi, 2006).

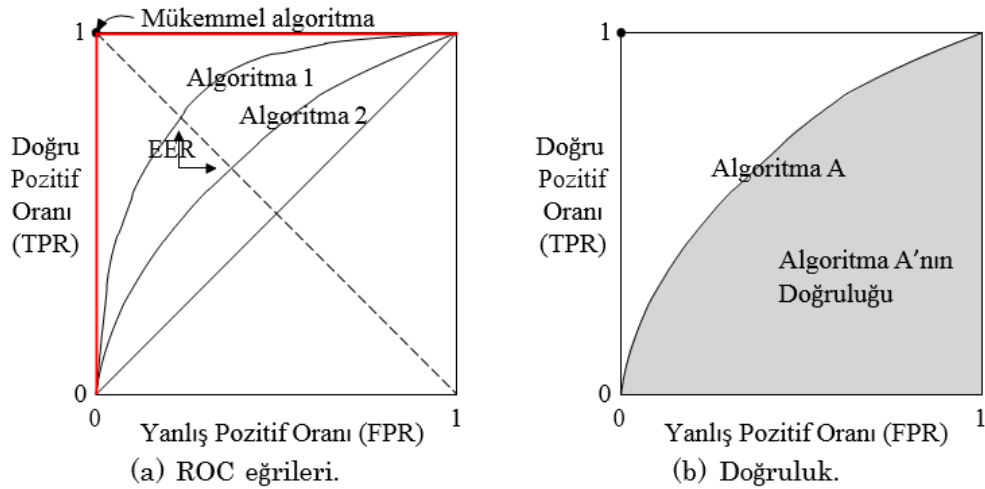
$$\text{Ortalama Hata Oranı} = \text{HTER}(\tau) = \frac{\text{FAR}(\tau) + \text{FRR}(\tau)}{2} \quad (2.16)$$

2.4.4. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Performans Grafikleri

2.4.4.1. Alıcı İşlem Karakteristikleri - ROC Eğrileri

Alıcı İşlem Karakteristikleri (*Receiver Operating Characteristic - ROC*) eğrileri y ekseninde FRR ve x ekseninde FAR olacak şekilde sistemin performans grafiğini çizmede kullanılmaktadır (Şekil 2.7). ROC eğrisi y ekseninde TPR, x ekseninde FPR alınarak da çizilebilir. Bu yöntemde $1 - \text{TPR}$ değeri FPR değerine eşit olduğunda elde edilen değer EER değerini vermektedir (Roth ve diğ., 2015).

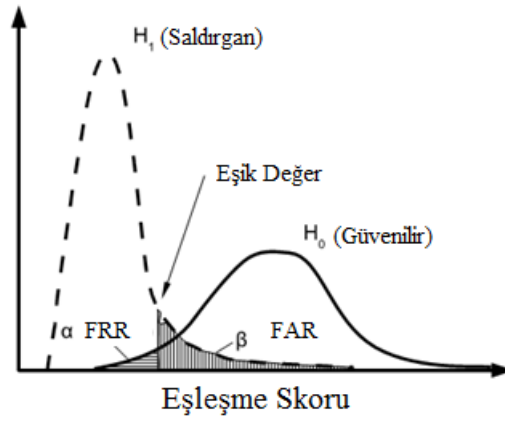
ROC eğrisinin altında kalan alan (*Area Under Curve - AUC*), kullanılan modelin doğruluğunu vermektedir (Bhattacharya, 2014) (Şekil 2.7-b). Eğri ne kadar yukarıda ise, model o kadar başarılı demektir. Örneğin Şekil 2.7-a'da *Algoritma1*'in, *Algoritma2*'ye göre daha iyi doğruluk değerine sahip olduğu söylenir (Bhattacharya, 2014). Mükemmel algoritma ise Şekil 2.7-a üzerinde gösterilen kırmızı çizgilerin oluşturduğu yapı ile ifade edilmektedir.



Şekil 2.7: ROC Eğrisi.

2.4.4.2. Kullanıcıların Dağılım Grafiği

Tüm kullanıcıların belirlenen eşik değere göre FRR, FAR oranlarını ve kullanıcı dağılımını gösteren grafiklerdir (Şekil 2.8) (Dunstone ve Yager, 2009). Mükemmel dağılım grafiği, saldırgan ve güvenilir kullanıcı eğrilerinin birbirleri ile hiç kesişmediği grafiklerdir. Kesişme durumunda, eşik değeri çizgisinin sağ tarafındaki taralı alan FAR dağılımını, sol tarafındaki taralı alan ise FRR dağılımını temsil etmektedir (Şekil 2.8).



Şekil 2.8: Kullanıcıların Dağılım Grafiği.

2.4.5. Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinden Hata Oranları

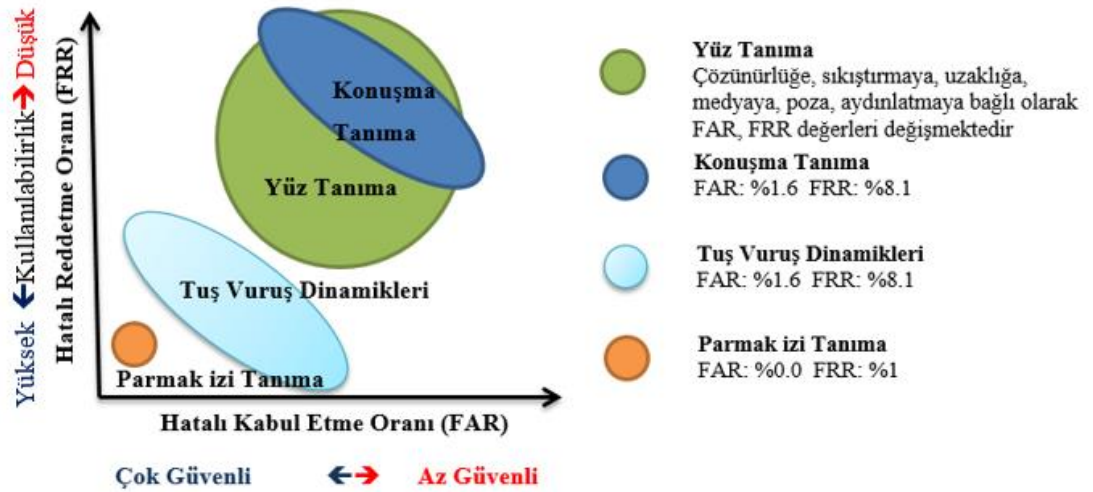
Uluslararası Standartlar Teşkilatı (*The International Organization for Standardization - ISO*), ISO/IEC 19795-1:2006 kategorisi altında biyometrik performans testi ve raporlama adını taşıyan biyometrik sistemlerde kullanılacak çeşitli istatistiksel metrikler ve hata tanımları yapmıştır (Giot ve diğ., 2013). Avrupa Standartlar Kurumu da “The European Standard for Access Control (EN-50133)” raporuna göre ticarî kimlik doğrulama sistemlerinde FAR %0,001’in ve FRR %1’in altında olması gerekmektedir (Crawford, 2010).

Günümüzde kullanılan çeşitli biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin FAR, FRR oranları, kimlik doğrulama süreleri, ortalama maliyetleri ve sistemlerin güvenlik seviyeleri Tablo 2.3’te verilmiştir (Güven, 2006).

Tablo 2.3: Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemleri Karşılaştırma Tablosu.

Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemi	FAR (%)	FRR (%)	Doğrulama Süresi (sn)	Maliyet (\$)	Güvenlik Seviyesi
Parmak izi tanıma	0,001	0,5	4	4000	Yüksek
El geometrisi tanıma	1	1 - 3	6	3500	Orta
Retina tanıma	0,0001	5	2	6000	Yüksek
Ses tanıma	0,1 - 2	0,25 - 5	3	1000 - 1500	Düşük
İmza tanıma	3	0,7	5	700 - 1300	Düşük

Günümüzde yaygın olarak kullanılan bazı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerindeki ortalama hata oranları, güvenlik ve kullanılabilirlik dağılımı Şekil 2.9'da gösterilmiştir (Checco, 2006).

**Şekil 2.9:** Biyometrik Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Karşılaştırması.

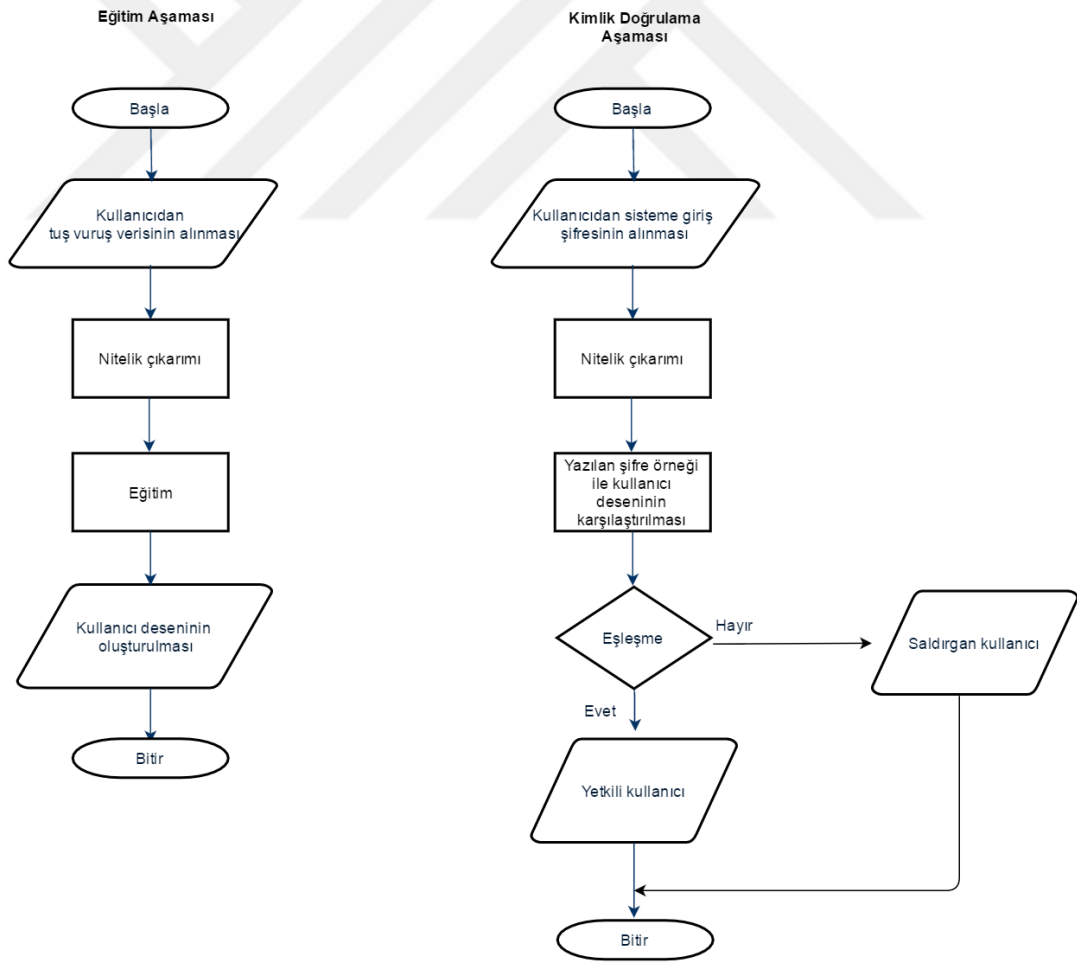
2.5. TUŞ VURUŞ DİNAMİKLERİ TABANLI KİMLİK DOĞRULAMA

İnsanların klavyede yazma ritmine ve alışkanlıklarına göre onları ayırt eden biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine **Tuş Vuruş Dinamikleri** (*Keystroke Dynamics*) denmektedir (Vacca, 2007). Literatürde tuş vuruş analizi (*keystroke analysis*), yazma biyometrikleri (*typing biometrics*), yazma ritimleri (*typing rhythms*) gibi isimlerle de bilinmektedir (Hobi, 2006). Tuş vuruş dinamikleri, davranış tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemleri arasında yer alır.

Tuş vuruş dinamikleri, klavyede yazarken sergilenen alışılmış kalıpları veya ritimleri ifade eder. Bu ritim ve dokunma desenlerinin el yazısı veya imzada olduğu gibi kendine has bir yapısı vardır ve benzer nörofizyolojik mekanizmalar tarafından yönetilirler (Zhong ve diğ., 2012).

Tuş vuruş dinamikleri, kullanıcının ne yazdığıyla değil nasıl yazdığıyla ilgilenir. Literatür çalışmaları tuş vuruş ritmini ve klavyede yazma biçimini kimlik doğrulaması için güçlü bir yöntem olarak görmektedir (Monrose ve Rubin, 2000).

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerin çalışması, eğitim ve yetkilendirme evresinden oluşmaktadır (Giot ve diğ., 2015). İlk evre, kullanıcıların yazma ritimlerinin veri tabanına kaydedildiği ve her bir kullanıcıya ait bir desen (*pattern*) çıkarma ve eğitim evresidir (Şekil 2.10) (Liliana ve Satrinia, 2012).



Şekil 2.10: Tuş Vuruş Dinamikleri Kimlik Doğrulama Sisteminin Çalışma Prensibi.

Daha sonraki yetkilendirme evresi ise sisteme giriş örneği veren bir kişinin güvenilir bir kullanıcı ya da saldırgan olup olmadığının tahmin edildiği evredir (Şekil 2.10). Eğer kişinin tuş vuruş deseni, sistemin veri tabanında hiçbir kullanıcının deseni ile eşleşmiyorsa veya belirlenen eşik değerin altında kalıyorsa kişinin sisteme girişi engellenir. Eğer kişinin tuş vuruş örneği sistem kullanıcılarının deseninden biri ile eşleştirilmişse sisteme girişine izin verilir (Liliana ve Satrinia, 2012; Revett, 2009).

Kişinin o an içinde bulunduğu psikoloji yazma biçimini de etkileyecektir (Zhong ve Deng, 2015). Kızgın, neşeli, uykulu hallerde kişinin yazma hızı bir miktar değişebilir ya da tuşlara basması şiddetlenebilir. Bu durum, tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin performansını olumsuz etkilemektedir.

Literatürde tuş vuruş ritimlerinin analizi *sabit/yapılandırılmış metin* ve *dinamik/serbest metin tuş vuruş dinamiği* olarak iki başlık altında incelenmektedir: (Banerjee ve Woodard, 2012; Giot ve diğ., 2009b).

Önceden tanımlanmış aynı metnin veya parolanın katılımcılar tarafından sisteme girilmesi ve bunun analiz edilmesi *sabit (static) metin tuş vuruş dinamiği* olarak tanımlanmaktadır (Bergadano ve diğ., 2003). Bu yöntem daha çok parola kimlik doğrulama sistemleriyle birlikte kullanılmaktadır.

Öte yandan belirli bir metne bağlı kalmaksızın kullanıcıların kendi girdiği metnin analizi ise *metin bağımsız (free text)/serbest metin/dinamik (dynamic) tuş vuruş dinamiği* olarak tanımlanmaktadır (Bergadano ve diğ., 2003). Metin bağımsız tuş vuruş dinamiğinde, tuş vuruş verisi kullanıcılar sisteme giriş yaptıktan sonra elde edilmektedir. Bu nedenle, bu sistemler genelde bir oturum sırasında sisteme giriş yapmış kişinin gerçekten o kişi olup olmadığını doğrulamaya yöneliktir. Bu yöntemle toplanan tuş vuruş verisinin analizi, sabit metin tabanlı tuş vuruş verisine göre daha zor olduğundan literatürde bu alanda yapılan çalışmalar daha sınırlıdır (Bergadano ve diğ., 2003).

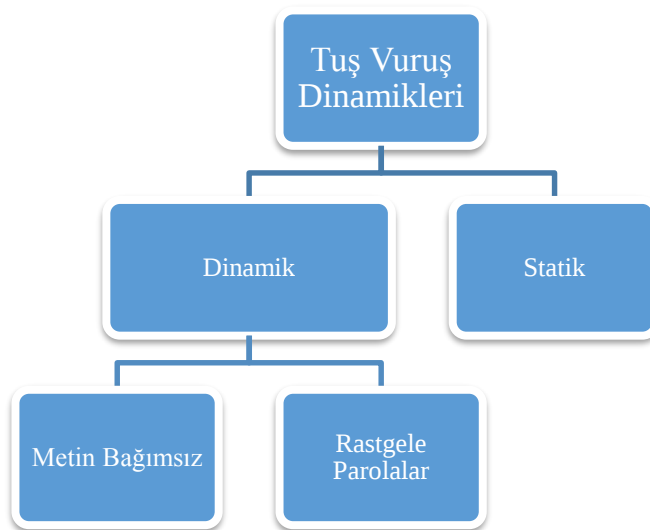
Tuş vuruş dinamikleri üzerine kısa metin/parola tabanlı, zorlaştırılmış parola girişi tabanlı ve uzun metin tabanlı olmak üzere çeşitli kimlik doğrulama çalışmaları yapılmıştır (Bakelman ve diğ., 2013).

Tuş vuruş verisi, kullanıcı farkında olmadan tuş kaydedici yazılımlarla da toplanabilir (Zhong ve Deng, 2015). Klavye harici herhangi bir ek donanım gerektirmez. Bu nedenle sıfır maliyetli bir sistem olduğu kabul edilebilir. Tuş vuruş verisi yalnızca kullanıcının klavyede tuşlara basması ile temin edilmektedir. Bu açıdan tuş vuruş dinamikleri kullanıcı dostudur.

Tuş vuruş dinamiklerinin, kimlik doğrulama amaçlı kullanımı 1970’li yıllara dayanmaktadır (Zhong ve Deng, 2015). İlk araştırmalar, önceden tanımlanmış sabit bir metnin kullanıcılar tarafından tekrarlı kere girildiği yöneme; sonraki çalışmalar ise metin bağımsız çalışmalar üzerine yoğunlaşmaktadır. Sabit metinli sistemler oturum açma aşamasında kullanılırken, metin bağımsız sistemler ise oturum boyunca kimlik doğrulamasını gerçekleştirerek güvenliğin artırılması amaçlanmaktadır (Zhong ve Deng, 2015).

Biyometrik kimlik doğrulama sistemleri arasında tuş vuruş dinamikleri sistemlerinin performansı diğerlerine göre daha düşüktür. Idrus ve diğ. (2013) bu durumun sebebini, tuş vuruş dinamikleri sistemlerin kullanıcı davranışına bağlı olmasıyla ve davranışların değişebilir olmasıyla açıklamaktadır.

Literatürde tuş vuruş dinamiklerinin sınıflandırılması Şekil 2.11’de verilmiştir (Babaeizadeh ve diğ., 2014).



Şekil 2.11: Tuş Vuruş Dinamikleri Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Sınıflandırılması.

TuŖ vuruŖ dinamikleri tabanlı kimlik doęrulama sistemleri verinin toplandıęı ortamlara gre kontroll ve kontrolsz ortamlar olarak iki kategoride sınıflandırılmaktadır (Banerjee ve Woodard, 2012).

Kontroll ortamlarda katılımcılar, tuŖ verisini toplayacak yazılımın kurulu olduęu zel bir bilgisayarda istenen Ŗifreyi veya metni girerler. Odada ıŖık, sıcaklık, sessizlik gibi evresel deęiŖkenler tm kullanıcılar iin aynıdır. Ayrıca tm katılımcılar aynı klavyeden tuŖ vuruŖ verisini girerler. Bu klavyeye alışkın olmayan katılımcıların pratik amalı nceden klavyeyi kullanmalarına izin verilmektedir.

Kontrolsz ortamlarda ise araŖtırmacılar, katılımcıların veri girdięi ortamı kısm veya tamamen kontrol etme imkânına sahip deęildir. Katılımcılar kendi masast veya dizst bilgisayarlarına Ŗifre giriŖ yazılımını kurarak veya istenilen web adresi zerinden Ŗifre giriŖini yaparlar. Kontrolsz ortamlarda yapılan Ŗifre giriŖlerinin tuŖ vuruŖ dinamikleri tabanlı kimlik doęrulama sistemlerinin felsefesi ile daha ok rtŖtę sylenebilir. İnsanlar herhangi bir yerdeki bilgisayara ve klavyeye nemsemeyerek kullanıcı adı ve parola kullanarak giriŖ yapmakta, herhangi bir yerdeki ATM'den para ekmektedir. Yani belli bir ortama veya donanıma baęlı olmaksızın, kontrolsz ortamlarda kimlik tanıtımı ve doęrulama iŖlemleri yapılmaktadır. Buralarda kurulu tuŖ vuruŖ tabanlı kimlik doęrulama sistemleri, kullanılan klavye ve ortam gz nne alınmadan, sadece yazma ritmi ve alışkanlıęını dikkate alarak kimlik doęrulaması yapmaktadır. te yandan kontrolsz ortamlarda kullanılan klavye trleri, klavyelerin boyutları, tuŖların sertlik durumları gibi faktrler sistemin performansını olumsuz etkileyebilmektedir.

2.5.1. TuŖ VuruŖ Dinamikleri Temel Kavramları

TuŖ vuruŖ dinamikleri zerine yapılan alıŖmalarda kullanılan bazı temel kavramların aıklaması aŖaęıda verilmiŖtir.

Hedef metin: Katılımcı tarafından girilmesi istenen metin veya paroladır. rneęin;

- Kullanıcı adı ve parola,
- Katılımcının adı ve soyadı,
- Basit kelimeler,
- Uzun cmlelerden oluŖan metinler,

- Metin bağımsız katılımcının belirli bir müddet yazdığı her şey.

Katılımcı sayısı: Çalışmalarda tuş vuruş ritimleri sisteme aktarılan katılımcı sayısını ifade eder. İncelenen çalışmalarda katılımcı sayısı ortalama 30 ve üzeridir. Bu çalışmada 101 katılımcının tuş vuruş verisi kullanılarak özgün bir tuş vuruş veri seti oluşturulmuştur.

Nitelikler: Çalışmalarda tuş vuruş süreleri olarak kullanılan nitelikleri ifade eder. Çalışmalarda; bir tuşun basma süresi, bırakma süresi, artarda gelen tuşlar arası basma ve çekme süreleri, toplam yazma süresi ve tuşun ASCII kodu en sık tercih edilen nitelikler arasında yer almaktadır. Bölüm 2.5.7’de kullanılan nitelikler daha geniş açıklanmıştır.

Zamanlama hassasiyeti: Çalışmalar tuş olaylarının zaman cinsinden tutulması ve bunların analiz edilmesi esasına dayandığından Bölüm 2.5.3’te açıklanan tuş olaylarına ait zamanların hassas bir şekilde alınması gerekmektedir. İncelenen çalışmalarda zamanlama hassasiyeti 1 ms ile 1000 ms (1 sn) arasında değişmektedir. Bu tez çalışmasında zamanlama hassasiyeti 1ms’dir.

Adaptasyon mekanizması: Biyometrik karakteristikler zamanla değişebilen nitelikte olduklarından çalışmalarda kullanılan biyometrik şablonlar her başarılı kullanıcı girişi sonrasında güncellenmelidir.

Sınıflandırıcı: Tuş vuruş dinamikleri alanında yapılan çalışmalar incelendiğinde kullanıcıların sınıflandırılabilmesi için çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bölüm 2.5.8’de anlatılan bu yöntemler arasında uzaklık tabanlı, istatistik ve makine öğrenmesi tabanlı, sezgisel tabanlı ve YSA tabanlı sınıflandırıcılar bulunmaktadır (Araujo ve diğ., 2005).

2.5.2. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Tarihi

24 Mayıs 1844 tarihinde uzun mesafeler arasında iletişim imkânı sağlayan ilk telgraf mesajı, telgrafın mucidi Samuel Finley Breese Morse tarafından, ABD’nin başkenti Washington’dan Baltimore-Maryland tren istasyonundaki asistanı Alfred Vail’e gönderilmiştir (Madrigal, 2013). Zamanla telgrafın yaygınlaşması ve telgraf operatörlerinin deneyiminin artması ile telgraf operatörleri kendi yazma stillerini geliştirmiştir (BioPassword, Inc., 2006). 19. yüzyılın başlarında telgraf operatörleri,

birbirlerini vurma stiline bakarak tanıyabiliyorlardı (Zhong ve diğ., 2012; BioPassword, Inc., 2006).

İkinci Dünya Savaşı yıllarında Amerika Birleşik Devletleri ordusu askerî istihbaratı “*The Fist of the Sender*” adını verdikleri yöntem ile Mors kodu mesajlarda nokta ve tirelerin yazma ritminin benzersiz olduğunu düşünmüştür. Buradan yola çıkarak, mesajların müttefikten veya düşmandan mı geldiğini ayırt edebilmiştir (Bartholomew, 2008). ABD ordusu, Mors operatörlerinin imzası sayılabilecek bu yazma ritimleri sayesinde askerî birliklerin hareketlerini izlemeyi başarabilmiştir (BioPassword, Inc., 2006).

Sonraki yıllarda, ABD Ulusal Bilim Vakfı (*U.S. National Science Foundation*), RAND firmasına tuş vuruş dinamiklerinin araştırılması amacıyla bir proje vermiştir. Proje *The Fist of the Sender* konseptinin istatistiksel açıdan güçlü başarımında ve güvenlik teknolojisinde kullanılabilir olduğu sonucuna varmıştır (BioPassword, Inc., 2006).

80’lerin başında ABD Ulusal Standartlar Bürosu (*U.S. National Bureau of Standards*) *The Fist of the Sender* prensipleriyle çalışan bir biyometrik çözüm geliştirmesi için Stanford Research Institute (SRI) International kurumunu fonlamıştır. Kullanıcı adı ve parola yazılarak yapılan testlerde tuş vuruş dinamiklerinin %98 doğruluğa ulaştığı gösterilmiş ve geliştirilen sistem patent almıştır. Aynı kurum daha sonra yine ABD Ulusal Standartlar Bürosu için yaptıkları fizibilite çalışmasında, oturum açma sırasında girilen parolaların neredeyse hatasız doğrulukta ve kimlik doğrulama için kullanılabilir olduğunu göstermiştir (BioPassword, Inc., 2006).

1984 yılında International Bioaccess Systems Corporation firması, SRI tarafından geliştirilen tuş vuruş dinamikleri ile kimlik doğrulama teknolojisinin tüm haklarını satın almıştır. 2002 yılında BioPassword firması geliştirilen bu teknolojinin tüm haklarını, ticarî sır ve patentlerini International Bioaccess Systems Corporation firmasından satın almıştır (BioPassword, Inc., 2006). BioPassword firması 2002 senesinde kişisel bilgisayar pazarında çalışan ilk tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama ürününü piyasaya sürmüştür. Firma daha sonra ürünün internet üzerinden kimlik doğrulaması yapan bir uygulamasını da satışa sunmuştur. Firmanın tuş vuruş dinamikleri ile çalışan yazılımları bankacılık, elektronik ticaret, sağlık, eğitim, teknoloji sektörlerinde ve devlet kurumlarında kullanılmaktadır (BioPassword, Inc., 2006).

2.5.3. Tuş Vuruş Olayları ve Tuş Süreleri

Klavyede bir metin yazarken meydana gelen tuş olayları ve tuş süreleri aşağıda açıklanmıştır (Liliana ve Satrinia, 2012):

2.5.3.1. Tuş Vuruş Olayları

Klavyede yazarken bir tuşa ait üç olay bulunmaktadır. Tuş olayları Şekil 2.12’de grafik olarak verilmiştir.

1. Tuş Basma Olayı (*Key Press / Key Down / Press / Down*)

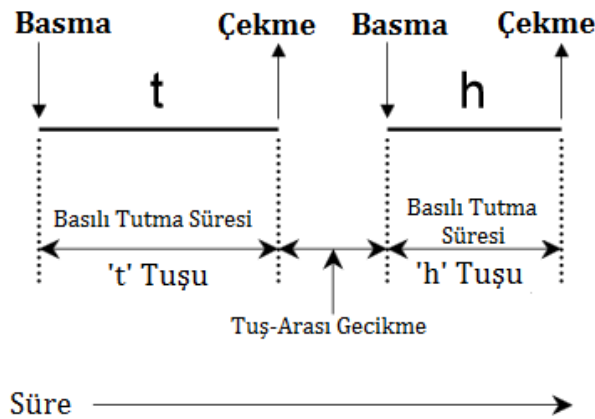
İstenilen karakterin çıkarılması için tuşa basma (*press*) yani tuşun aşağı yönlü (*key down*) olayıdır.

2. Tuş Çekme Olayı (*Key Release / Key Up / Release / Up*)

Basılan tuştan parmağı geri çekme veya tuşu bırakma (*release*) yani tuşun yukarı yönlü (*key up*) olayıdır.

3. Tuşu Basılı Tutma Olayı (*Key Hold / Dwell*)

Tuşun basma ve çekme olayları arasında tuşun basılı kalma olayıdır. Bu olay zamanı, tuşu basılı tutma süresi (*dwell time*) olarak da bilinir.

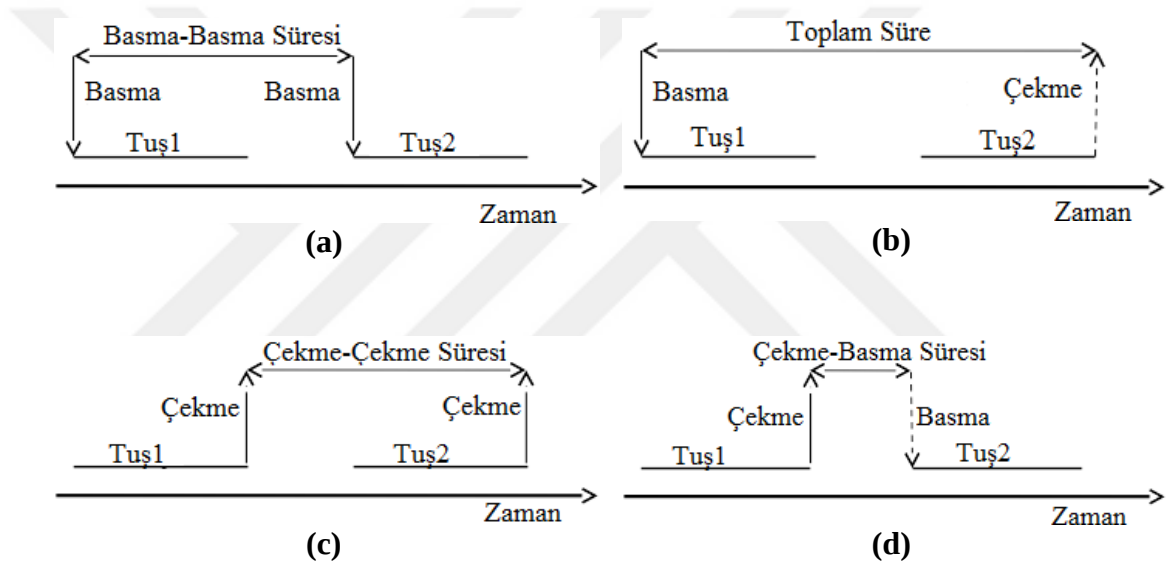


Şekil 2.12: Tuş Olayları.

2.5.3.2. Tuş Vuruş Süreleri

Tuş vuruş süreleri arka arkaya gelen tuşlar arasındaki tuş vuruş olaylarına ait süreleri tanımlamaktadır. Literatürde bu alanda yapılan çalışmalarda genellikle iki tuş arasındaki olaylara (*digraph*) ve üç tuş arasındaki olaylara ait (*trigraph*) yöntemler kullanılmaktadır.

Digraph yöntemi, iki tuş arasındaki tüm tuş olaylarını dikkate alan ölçümleme metodudur (Zhong ve Deng, 2015). Trigraph yöntemi ise artarda üç tuş arasındaki olaylara ait zamanları dikkate alan yöntemdir. Digraph yöntemindeki (iki tuş arasındaki) Basma-Basma, Basma-Çekme, Çekme-Çekme, ve Çekme-Basma süreleri Şekil 2.13 üzerinde gösterilmiştir (Bours ve Mondal, 2015).



Şekil 2.13: İki Tuş Arasındaki Tuş Olaylarına Ait Süreler.

Tez çalışmasında da kullanılan iki tuş arasındaki tuş olaylarına ait süreler aşağıda açıklanmıştır.

1. Basma-Basma Süresi (BB)

İki tuşun basma olayları arasındaki süreyi ifade eder (Şekil 2.13-a). Arka arkaya iki tuşun basma olayları arasındaki süre $BB_i(t)$; bir sonraki tuşun basma olayının zamanı ile $k_{i+1}(B)$ mevcut basılı tuşun basma olayının zamanı $k_i(B)$ arasındaki fark olacaktır (Denklem 2.17):

$$BB_i(t) = k_{i+1}(B) - k_i(B) \quad (2.17)$$

2. Basma-Çekme Süresi (BÇ)

Tuş süresi olarak da bilinen bir tuşun basma ve çekme olayları arasındaki süredir (Şekil 2.13-b). Bir tuşa basma zamanı ve tuşu geri bırakma zamanı arasındaki fark ise $BÇ_i(t)$; bir tuşun bırakıldığı zaman $k_i(Ç)$ ve aynı tuşun basma olayının zamanı $k_i(B)$ arasındaki fark olacaktır (Denklem 2.18):

$$BÇ_i(t) = k_i(Ç) - k_i(B) \quad (2.18)$$

3. Çekme-Çekme Süresi (ÇÇ)

İki tuşun çekme olayları arasındaki süreyi ifade eder (Şekil 2.13-c). Arka arkaya iki tuşun yukarı çekme olayları arasındaki süre ise $ÇÇ_i(t)$; bir sonraki tuşun çekme olayının zamanı ile $k_{i+1}(Ç)$ mevcut basılı tuşun çekme olayının zamanı $k_i(Ç)$ arasındaki fark olacaktır (Denklem 2.19):

$$ÇÇ_i(t) = k_{i+1}(Ç) - k_i(Ç) \quad (2.19)$$

4. Çekme-Basma Süresi (ÇB)

Bir tuşun çekme olayı ve diğer tuşun basma olayı arasındaki süreyi verir (Şekil 2.13-d). Bu aynı zamanda parmağın havada kalma süresi (*flight time, latency*) olarak da bilinir. Arka arkaya iki tuşun yukarı-aşağı tuş olayları arasındaki süre $ÇB_i(t)$, bir sonraki tuşun basma olayının zamanı ile $k_{i+1}(B)$ mevcut basılı tuşun çekme olayının zamanı $k_i(Ç)$ arasındaki fark olacaktır (Denklem 2.20):

$$ÇB_i(t) = k_{i+1}(B) - k_i(Ç) \quad (2.20)$$

ÇB süresi pozitif ve negatif değerde olabilmektedir. Kullanıcı bir tuştan elini çekmeden bir başka tuşa basması durumunda bu iki tuşun ÇB süresi negatif olacaktır. Bir tuştan elini çekip diğer tuşa basması durumunda ise ÇB süresi pozitif değer alacaktır. Yani, sadece k_{i+1} tuşa basılı ise süre pozitif, k_{i+1} tuş basılı ve aynı zamanda k_i aktif ise süre negatif değerde olacaktır.

2.5.4. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Avantajları

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin diğer kimlik doğrulama sistemlerine göre çeşitli avantajları bulunmaktadır.

- Bir kişinin klavyede yazma ritmi ve alışkanlıkları, kişiye özel yapıdadır. Tuş vuruş dinamiklerinin benzersiz yapıda olması sayesinde biyometrik kimlik doğrulamasında kullanılabilir (Teh ve diğ., 2013).
- Tuş vuruş dinamikleri dışarıdan müdahaleye açık değildir (Rybnik ve diğ., 2012).

Tuş vuruş dinamiklerinin diğer bazı avantajları ise aşağıda verilmiştir (Schlenker ve Sarek, 2012):

- Tuş vuruş dinamikleri, bir oturum boyunca kullanıcının sürekli olarak kimliğinin kontrol edilmesini gerektiren durumlarda kullanılabilir (Teh ve diğ., 2013). Diğer tüm biyometrik kimlik doğrulama sistemleri, kullanıcının sisteme girişinde sadece bir kereliğine kimlik doğrulaması yapmaktayken, tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemleri oturum boyunca kimlik doğrulaması yapabilmektedir.
- Tuş vuruş dinamiklerinin kullanımı gayet kolaydır. Kullanıcının sisteme girişi sırasında yazdığı kullanıcı adı ve parolası bu sistemlerde kimlik doğrulama için yeterli olabilmektedir.
- Tuş vuruş dinamikleri diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin aksine ek bir donanım gerektirmezler. Bilgisayarda hali hazırda kullanılan klavye tuş vuruş dinamikleri tabanlı sistemler için yeterlidir.
- Tuş vuruş dinamikleri, diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemleri gibi pahalı değildir.
- Tuş vuruş dinamiklerinde kullanıcıların eğitim süresi diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine göre daha az, kullanım kolaylığı açısından çok daha yüksektir.
- Parmak izi tarama veya retina taraması gibi diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerin kullanımına karşı geliştirilen önyargı ve çekince tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerine karşı görülmez. Bu nedenle toplumda kabul edilebilirliği diğer sistemlere göre daha yüksektir.
- Tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemleri uzak kullanıcıların kimlik doğrulaması için idealdir. Sabit bir mekândaki kullanıcılar için gereksinim duyulan parmak izi okuyucu, aya tarayıcı vb. donanımlar uzak kullanıcı

bilgisayarında olmayabileceğinden, uzak kullanıcıların kimlik doğrulaması için öncelikli olarak düşünülmektedirler.

2.5.5. Tuş Vuruş Dinamiklerinin Dezavantajları

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin yapısı gereği bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bu dezavantajlar şu şekilde sıralanabilir (Teh ve diğ., 2013; Schlenker ve Sarek, 2012):

- İnsanların yazma ritmi zaman içerisinde değişim gösterebilir (Giot ve diğ., 2015).
- Eldeki yaralanma veya kırıklar, yazma ritminde değişikliğe sebep olabilir.
- Diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine nazaran doğruluk oranları daha azdır.
- Ticarî kullanım yaygınlığı düşüktür.
- Tuşların sıralanması, yerleşimi, boyutu, sertliği, hassasiyeti ve klavye dili gibi faktörler, kullanılan klavyeye göre değişebilmektedir. Bu nedenle de kullanıcıların tercih ettiği klavye tiplerine göre yazma alışkanlıkları çeşitlilik arz edebilmektedir.
- Yazma stili, yazılan metnin diline göre değişebilir. Anadildeki bir metnin yazılma hızı ile yabancı dildeki bir metnin yazılma hızı birbirinden farklı olabilir.

Bunlara ilaveten Rybnik ve diğ. (2012), işletim sisteminin tuş vuruş verisinin kalitesini etkileyebileceğini de eklemiştir. Seçilen parolanın uzunluğu da sistem performansını etkilemektedir (Shanmugapriya ve Padmavathi, 2010). Kısa ve basit bir parola seçildiğinde, yazma ritminin taklit edilmesi kolay olacağından tuş vuruş tabanlı kimlik doğrulama sistemlerinin performansı azalacaktır.

2.5.6. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Kimlik Doğrulama Sistemlerinin Kullanım Alanları

Tuş vuruş dinamiği tabanlı kimlik doğrulama sistemleri özellikle bankacılık ve finans sektöründe yaygın olarak kullanılmaktadır. Ayrıca yaygın olarak eğitim sektöründe ve uzaktan eğitim veren web sitelerinde oturum boyunca kimlik doğrulaması amacıyla kullanılmaktadır.

- **Bankacılık ve Finans Sektöründe**

Ekvador'un önde gelen bankalarından Banco Pichincha, evden bankacılık uygulamalarında kullanmak için tuş vuruş dinamikleri üzerine faaliyet gösteren Authenware firmasıyla 400.000 portal lisans anlaşması yapmıştır (Biometric Technology Today, 2010).

Amerikan bankalarından Bank of Utah, online bankacılık işlemlerinde güvenliği artırmak için tuş vuruş dinamikleri tabanlı yazılımı kullanmaya başlayacaklarını duyurmuştur (Anon., 2007). Böylece, karı-koca gibi birden fazla kişinin aynı kullanıcı kimlik numarası ve şifre ile girişlerinin engellenmesi hedeflenmiştir.

Forum Credit Union 2008 yılı Eylül ayından itibaren online bankacılık hizmetlerinden yararlanan 55.000 müşterisinin tuş vuruş ritimlerini kimlik doğrulaması amacıyla BioPassword firmasının yazılımını kullanmaya başlamıştır (Bartholomew, 2008). Sistem kullanılmaya başlandıktan sonra online bankacılığı kullanan müşterilerini yazma ritimlerinin uyuşmaması nedeniyle ikinci bir giriş denemesi yapmaları gerekebileceği konusunda bilgilendirmişlerdir.

- **Online Eğitim Sistemlerinde**

Akademide öğrencilerin ödevlerde veya sınavlarda kopya çekmesi hem eğitim kalitesi açısından hem de adaletli not verilmesi bakımından büyük bir sorundur. Online eğitim sisteminde de benzer problem yaşanmaktadır. Öğitmenler ve eğitim analistleri online sınavları öğrencinin kendisinin yaptığından emin olmanın yollarını aramaktadır. Bu nedenle sınav olan kişinin kimliğini belirlemek için çeşitli metotlara başvurmaktadırlar. Bu yöntemlerden biri de tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerinin uzaktan sınav modüllerine entegre edilmesidir.

Courseara gibi kitlesel açık çevrimiçi kurslar (*Massive Open Online Courses - MOOC*), derslere ve sınavlara katılan öğrencilerin kimlik doğrulaması için öğrencilere verdikleri bir metni yazmaları istemekte ve onların tuş vuruş ritimlerini analiz ederek kimlik doğrulaması yapmaktadırlar (Heard, 2013).

2.5.7. Tuş Vuruş Nitelikleri

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalarda sınıflandırıcıların nitelikleri olarak tuş zamanları kullanılmaktadır. Tuş vuruş dinamikleri analizlerinde kullanılan diğer nitelikler aşağıda sıralanmıştır (Schlenker ve Sarek, 2012; Ali ve diğ., 2009; Giot ve diğ., 2009a; Rosenberger, 2006):

- İki tuş basma olayı arasındaki fark (BB),
- İki tuş bırakma olayı arasındaki fark (ÇÇ),
- Bir tuşa basma ve diğer tuşu bırakma olayı arasındaki fark (BÇ),
- Bir tuşu bırakma ve bir diğer tuşa basma olayı arasındaki fark (ÇB),
- Birbirine yakın tuşlar arası gecikme,
- Tuşu basılı tutma zamanı,
- Tüm metni yazma süresi,
- Hatalı yazma sıklığı,
- Kullanıcının ek tuşları kullanma alışkanlığı (örneğin sayıları yazmak için nümerik rakam alanının (*Numpad*) kullanması),
- Büyük harfleri yazarken kullanıcının tuşlara basma/bırakma sırası (örneğin ilk olarak harf tuşunu mu yoksa SHIFT tuşunu mu bıraktığı),
- Tuşlara bastığındaki güç kullanımı (basınç ölçebilen özel bir klavye gerektirmektedir),
- Büyük harfleri yazma biçimi,
- Parmakların yerleşim düzeni,
- Ekran karakter basmayan yardımcı tuşların kullanım durumu (BACKSPACE, DELETE, CTRL, ALT, ALT GR, SHIFT vb.),
- Karakterin kodu.

2.5.8. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Çalışmalarının Sınıflandırılması

Tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çalışmalar literatürde dört grupta incelenmektedir.

2.5.8.1. Uzaklık Tabanlı Çalışmalar

Literatür çalışmaları analiz edildiğinde önceleri uzaklığa bağlı yöntemlerin kullanıldığı göze çarpmaktadır. Özellikle Öklid Uzaklığı (*Euclidean Distance*), Mahalanobis

Uzaklığı, Manhattan Uzaklığı ve bu yöntemlerin varyasyonları çalışmalarda kullanılmıştır (Zhong ve Deng, 2015).

2.5.8.2. İstatistik ve Makine Öğrenmesi Tabanlı Çalışmalar

Zaman içerisinde metrik veya mesafe tabanlı yaklaşımlara ilaveten istatistiksel ve makine öğrenmesi yöntemleriyle de tuş vuruş dinamikleri üzerine çalışmalar yapılmıştır. Bu grupta; k-En Yakın Komşu Sınıflandırıcısı (*k-Nearest Neighbor Classifier - KNN*), k-Ortalamalar algoritması (*k-means*), Bayesian Sınıflandırıcı, Bulanık Mantık (*Fuzzy Logic*), Karar Ağaçları (*Decision Trees*), Destek Vektör Makinesi (*Support Vector Machine - SVM*), Saklı Markov Modeli (*Hidden Markov Model*), Fisher Doğrusal Diskriminant Analizi (*Fishers Linear Discriminant Analysis*), Graf Teorisi (*Graph Theory*) algoritmaları kullanılmaktadır (Zhong ve Deng, 2015; Banerjee ve Woodard, 2012).

2.5.8.3. Sezgisel Arama ve Diğer Algoritmaların Birlikte Kullanıldığı Çalışmalar

Sezgisel algoritmalar ve stokastik optimizasyon algoritmaları da tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalarda kullanılmaktadır. Bu sınıflandırma altında Genetik Algoritmalar (*Genetic Algorithms*), Karınca Kolonisi Optimizasyonu algoritmaları (*Ant Colony Optimization*), Parçacık Sürü Optimizasyonu (*Particle Swarm Optimization*), YSA ve bulanık mantığın birlikte kullanıldığı Fuzzy-ARTMAP gibi algoritmalar kullanılmaktadır (Banerjee ve Woodard, 2012).

2.5.8.4. YSA Tabanlı Çalışmalar

Son dönemlerde tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çalışmalar YSA modelleri üzerine yoğunlaşmaktadır. Özellikle Çok Katmanlı İleri Beslemeli Algılayıcı Ağı (*Multi-Layer Feed Forward Perceptron Network*), Geri Yayılım algoritması, Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA (*Radial Basis Function Neural Network*), Genelleştirilmiş Regresyon YSA (*Generalised Regression Neural Networks - GRNN*) ve ART-2 algoritmaları tuş vuruş dinamikleri ile yapılan çalışmalarda sıklıkla tercih edilmektedir (Revett, 2009; Clarke ve Furnell, 2007). Bu bölümde literatür araştırmalarında YSA tabanlı çalışmalara ait özet bilgiler verilecektir.

YSA kullanarak yapılan eski çalışmalardan olan Brown ve Rogers (1993) çalışmalarında, danışmansız öğrenen Kohonen Sinir Ağı ve danışmanlı öğrenen Geri Yayılım algoritması

kullanmıştır. Katılımcılar ekranda kendine gösterilen isimleri girmiş, şifrenin doğru girilmesi durumunda sıradaki isimler gösterilmiştir. Çalışmada milisaniye cinsinden tuş zamanları alınmış, yanlış veri girişleri reddedilerek doğru metnin girilmesi istenmiştir. Bir oturumda bir katılımcı kendi adını ve gösterilen diğer isimleri çeşitli tekrarlar da girmişlerdir. Veri toplama süresi birkaç hafta devam etmiş, katılımcılar istedikleri zaman veri girişini yapmışlardır. Katılımcılar ilk oturumda kendi isimlerini 25 kere girmiş, diğer katılımcıların isimlerinden kendilerine gösterilen 43 ismi de girmişlerdir. Kendi isimlerinin veri girişleri güvenilir, diğer katılımcıların isim girişleri ise saldırgan olarak değerlendirilmiştir.

Obaidat ve Macchairolo (1994), 6 hafta boyunca 6 katılımcıdan aynı kelimeye ait 40'ar adet örnek toplamıştır. Çalışmada her bir katılımcı ayrı birer sınıf olarak kabul edilmiş, Geri Yayılım algoritması ve Sigma-Pi YSA (*Sigma-Pi* veya *Sum-of-Product Neural Network*) modelleri kullanılmıştır. Modellerin 15 girdisi ve her bir sınıfı temsilen 6 çıktısı bulunmaktadır. Çalışmada 4-5 ara katman kullanılmıştır. Katılımcılardan elde edilen örnekler tek ve çift sayılı örnekler olarak ayrılmıştır. Bu doğrultuda ağların eğitimi için farklı senaryolar uygulanmış, testte tüm veri setinde yer alan örnekler kullanılmıştır.

Roštár ve Olejár (1995), 11 kişiden 37 karakterden oluşan bir metni girmelerini istemiştir. Analizlerinde ise metnin ortasından 18 karakterlik kısmı kullanmışlardır. Tuş vuruş nitelikleri olarak BB, ÇB ve B süreleri göz önünde bulundurulmuş ve veri girişi iki ay boyunca 62 oturumda her bir katılımcıdan 124 örnek alarak tamamlanmıştır. Geri Yayılım algoritması ile her bir katılımcıya özgü birer ağ yapısı oluşturulmuştur. Ağın eğitiminde; herhangi bir kişiye ait örnekler güvenilir katılımcı, o kişinin dışındaki diğer katılımcıların tuş vuruş verisini ise saldırgan katılımcı olarak etiketlemiştir.

Alexandre (1997), Geri Yayılım algoritması kullanarak yaptığı çalışmasına 30 kişi katılmıştır. Katılımcılardan 1000 tuş vuruş örneği alınmış ve bu örnekler her katılımcıda 10 desende değerlendirilmiştir. Her bir katılımcı için hesaplanan referans deseni, yine onlara ait 10 test deseni ile karşılaştırılmış ve sıfır FRR değeri elde edilmiştir.

Cho ve diğ. (2000), 25 katılımcıdan kendi belirledikleri minimum 7 karakterli şifreleri birkaç gün içerisinde ve 150-400 kere girmelerini istemiştir. Yazarlar dört katılımcının verisinde aykırı değer bulduğu için bu kişilere ait örneklemin tamamını veri setinden

çıkarmıştır. Kalan 21 katılımcının son 75 zaman vektörü test, geri kalanları eğitim amaçlı kullanılmıştır. Yazarlar çalışmada k-En Yakın Komşu ve Öz-İlişkili YSA algoritmalarının kullanıldığını, Öz-İlişkili YSA performansının k-En Yakın Komşu algoritmasından daha iyi olduğunu ve Öz-İlişkili YSA ortalama hata oranının %1 olduğunu ifade etmişlerdir.

Revett ve diğ. (2006), 50 katılımcıdan 20'sini güvenilir kullanıcı, 30'unu saldırgan kullanıcı olarak seçmiştir. Güvenilir kullanıcılardan kendi istedikleri bir şifreyi 14 gün boyunca 10'ar defa girmeleri istenmiştir. Seçilen şifrenin uzunluğu 15 karakter ile sınırlanmıştır. Saldırgan kullanıcılara ise güvenilir kullanıcıların kullanıcı isimleri ve şifreleri verilerek hesapların ele geçirilmesi istenmiştir. 2 gün boyunca 500'ün üzerinde deneme giriş kaydedilmiştir. Veri seti eğitim ve test için 70/30 biçiminde rastgele ikiye ayrılmış ve sınıflandırma için Olasılıksal YSA kullanılmıştır.

Hobi (2006) Geri Yayılım algoritması ve Olasılıksal YSA ile yaptığı çalışmada iki farklı veri seti oluşturmuş ve çalışmada tuş vuruş niteliği olarak ÇB, BÇ, BB ve ÇÇ tuş zamanlarını kullanmışlardır. Keystroke-1 adını verdiği veri setinde 17 katılımcıdan *computer* kelimesini 5 hafta boyunca ve her hafta 5 kere olmak üzere toplamda 25 kere yazmalarını istemiştir. Keystroke-2 isimli veri setinde ise 16 katılımcıdan içinde sayı, özel karakter barındıran *comp.84-rl* şifresini yazmasını istemiştir. Geri Yayılım algoritması eğitiminde 17 katılımcının ilk 6 tanesi güvenilir geri kalan 11 tanesi ise saldırgan olarak etiketlenmiştir. 16 kişilik veri setinde ise ilk 6 katılımcı güvenilir, geri kalan 10 katılımcı saldırgan olarak etiketlenmiştir. Girdi ve ara katman ile ara katman ve çıktı katmanı arasındaki aktivasyon fonksiyonları olarak bipolar sigmoid fonksiyonunu kullanılmış ve ağırlık hatası belli bir eşik değerin altına düştüğünde eğitim aşaması tamamlanmıştır. Olasılıksal YSA eğitiminde ilk olarak her bir niteliğin ağırlık ortalaması, standart sapması, minimum ve maksimum standart sapmaları hesaplanmıştır. Bu işlemlerden sonra ağırlık girdi verisi verilmiş ve Gauss fonksiyonu hesaplanmıştır. Ara katmandaki her bir nöronun Gaussian fonksiyonunun tek bir çıktı verebilmesi için işlemler yapılmış, bu değerlerin maksimumu bulunmuştur. Bu değer göre örnek, saldırgan veya güvenilir olarak etiketlenmiştir. Uzaklık ölçümünde Öklid Uzaklığı, Öklid Kare Uzaklığı (*Euclidean Squared Distance*) ve Manhattan Uzaklıkları kullanılmıştır.

Clarke ve Furnell (2007), 4 ve 11 basamaklı şifre girmeye dayalı oluşturduğu veri setine 32 kişi katılmış ve her bir katılımcıdan tek oturumda 4 ve 11 basamaklı şifreleri 30 kere girmelerini istemiştir. Analiz aşamasında Çok Katmanlı İleri Beslemeli Algılayıcı Ağı, Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA ve Genelleştirilmiş Regresyon YSA algoritmalarını kullanmıştır. Analizi gerçekleştirirken önce bir kişiyi güvenilir kullanıcı seçmiş diğerlerini ise saldırgan kullanıcı olarak değerlendirmiştir. Veri girişi sırasında hatalı yazımlar veri setinden çıkarılmış ve kullanıcıdan o şifreyi tekrar yazması istenmiştir. Yazarlar ayrıca veri setinde gördüğü aykırı değerleri veri setinden çıkarmışlardır.

Revet ve diğ. (2007a), 50 katılımcıdan 20'sini güvenilir kullanıcı, 30'unu saldırgan kullanıcı olarak seçmiştir. Her saldırgan kullanıcı her güvenilir kullanıcıya ait hesaba 4'er kere saldırmıştır. Böylece tek bir güvenilir kullanıcı için toplam 120 adet saldırgan örneği edinmiş; ancak analizler için 120 örnekten 100 tanesi seçilmiştir. Güvenilir kullanıcılar ise kendi şifrelerini toplamda 100 defa girmiştir. Geri Yayılım algoritması ve Olasılıksal YSA algoritmalarının kullanıldığı çalışmada model performansları 10-kat çapraz geçерleme yöntemiyle elde edilmiştir. Analizlerde eğitim ve test veri seti 50/50 oranında ikiye ayrılmıştır.

Karnan ve Akila (2010), YSA tabanlı çalışmalarının verisini 27 kişiden bir hafta içerisinde 100 yazma örneği olarak gerçekleştirmiştir. Nitelik olarak ise, tuş vuruş ve gecikme süreleri, iki tuş arası ölçüm yöntemi (*digraph*) ve tuş vuruş sürelerinin ortalaması, standart sapma ve medyan kullanılmıştır. Çalışmalarında nitelik alt kümelerinin seçimi (*feature subset selection*) için Parçacık Sürü Optimizasyonu, Genetik Algoritmalar ve Karınca Kolonisi Optimizasyonu; sınıflandırma yöntemi olarak ise Geri Yayılım algoritması kullanmışlardır.

Abernethy ve Rai (2012), Geri Yayılım algoritması kullanarak yaptığı çalışmada 90 katılımcının tuş vuruş verisini almıştır. Bu 90 katılımcıyı eğitim ve test amaçlı 50/40 olacak şekilde ikiye ayırmış, her bir katılımcıdan 140 örnek almıştır. Katılımcılardan 20 karakterlik *lyles best lino sets* metnini yazmasını istemiştir. Öncelikle bir kişiyi eğitim grubunda güvenilir kullanıcı seçmiştir. Güvenilir kullanıcıya ait 140 örneğin rastgele 30 tanesini pozitif sınıf örneği, geri kalan 49 kişinin rastgele 1 örneğini negatif sınıf örneği olarak etiketlemiştir. Böylelikle eğitim amaçlı grupta yer alan 50 kişinin her biri için 79 örnek ayrılmıştır. Eğitim grubunda yer alan 50 kişiye ait 10'ar adet örnek doğrulama

amaçlı kullanılmıştır. Eğitim grubunda güvenilir seçilen kişinin kalan 100 örneği, geri kalan 49 kişinin 100 örneği ve eğitim amaçlı olmayan gruptaki 40 kişinin 140 örneği test amacıyla kullanılmıştır.

Chang (2012), çalışmasında 23 katılımcıdan (13 erkek, 10 kadın) kendi belirledikleri şifreleri ve diğer katılımcıların şifrelerini sisteme girmişlerdir. Her bir şifre, 60 saldırgan kullanıcı tarafından (30 kadın, 30 erkek) 20 kere girilmiş, toplamda 27600 saldırgan girişim örneği alınmıştır. 23 güvenilir kullanıcının her biri kendi şifresini 10 oturumda 5'er kere girmiştir. Ayrıca DSN-2009 veri setinden *.tie5ShiftRoanl* parolası da kurulan modeli test etme amaçlı kullanılmıştır. Modelde YSA eğitimi için Geri Yayılım algoritmasını kullanmışlardır. Tuş vuruş nitelikleri olarak BÇ, BB, ÇB ve ÇÇ süreleri kullanılmıştır.

Sluganović ve diğ. (2012) Geri Yayılım algoritması kullanarak analizlerini gerçekleştirmiştir. Çalışma kapsamında 5 katılımcıdan 8 karakterlik 5 farklı şifre yazmaları istenmiştir. Her bir katılımcının 100 ile 200 şifre arası örneği güvenilir, diğer katılımcılardan alınan yaklaşık 15 adet örnek ise saldırgan örnek olarak kabul edilmiştir.

Hameed ve diğ. (2013) Olasılıksal YSA kullandıkları çalışmada iki farklı veri seti toplamıştır. İlk veri seti, 17 katılımcının (ilk 6'sı güvenilir kullanıcı / 11'i saldırgan kullanıcı) *computer* kelimesini 5 hafta boyunca her hafta 5 kere girmesiyle oluşturulmuştur. İkinci veri seti ise 16 katılımcının (ilk 6'sı güvenilir kullanıcı / kalan 10'u saldırgan kullanıcı) *comp.84-rl* şifresini 5 hafta boyunca her hafta 5 kere girmesiyle oluşturulmuştur. Farklı tuş vuruş dinamikleri için farklı ağ yapıları kurulmuş ve performans karşılaştırmalarına yer verilmiştir.

Literatürde, yapay sinir ağı kullanılarak yapılan önceki çalışmalar araştırılmış, hangi yöntem ve algoritmaların kullanıldığı özet olarak ortaya konmuştur. Ayrıca Tablo 2.4'te yapay sinir ağı sınıflandırma yöntemi ile yapılmış tuş vuruş dinamiği tabanlı kimlik doğrulama çalışmalarına ilişkin metin türü, katılımcı sayısı, FAR, FRR bilgileri yer almaktadır (Shanmugapriya ve Padmavathi, 2010).

Tablo 2.4: YSA Tabanlı Tuş Vuruş Dinamiği Çalışmaların Hata Oranları.

Çalışma	Metin	Sınıflandırma Yöntemi	Katılımcı Sayısı	FAR (%)	FRR (%)
(Brown ve Rogers, 1993)	Sabit	YSA	25	0	12
(Bleha ve Obaidat, 1993)	Sabit	YSA	24	8	9
(Obaidat ve Sadoun, 1997)	Sabit	YSA	15	0	0
(Cho ve diğ., 2000)	Sabit	YSA	21	0	1
(Ord ve Furnell, 2000)	Sabit	YSA	14	9,9	30
(Yu ve Cho, 2004)	Sabit	YSA	21	0	3,69
(Gunetti ve Picardi, 2005)	Sabit	YSA	205	0,005	5
(Clarke ve Furnell, 2007)	Sabit	YSA	32	5 (Eşit Hata Oranı)	
(Lee ve Cho, 2007)	Sabit	YSA	25	0,43 (Ortalama Bütünleşik Hata)	
(Hwang ve diğ., 2009)	Sabit	YSA	25	4 (Eşit Hata Oranı)	

Tuş vuruş dinamikleri üzerine Destek Vektör Makineleri gibi bir kısım öğrenme yaklaşımları kullanılarak da çalışmalar yapılmıştır. Örneğin de Oliveira Paula ve diğ. (2005) tuş vuruş veri setine uyguladıkları Destek Vektör Makineleri algoritmasının sonuçları ile diğer YSA tabanlı analiz sonuçlarını kıyaslamışlardır. Yazarlar Destek Vektör Makineleri sınıflandırıcısının diğer YSA sınıflandırıcılarına göre daha verimli olduğunu ve daha doğru sonuçlar ürettiğini söylemişlerdir. Bir diğer Destek Vektör Makineleri algoritmaları ile yapılan çalışmada hata oranı %8-10 arasında çıkmıştır (Sung ve Cho, 2005).

2.5.9. Literatürdeki Çalışmaların Performans Değerleri

Tablo 2.5'te daha önce tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çalışmalara ait katılımcı sayısı, toplam örneklem sayısı, eşik değer kullanım durumu, FAR ve FRR değerleri verilmiştir (Giot ve diğ., 2009a):

Tablo 2.5: Tuş Vuruş Dinamikleri Üzerine Yapılan Çalışmalardan Hata Oranları.

Çalışma	Katılımcı Sayısı	Örneklem	Eşik Değer	FAR(%)	FRR(%)
(Obaidat ve Sadoun, 1997)	15	112	Hayır	0	0
(Bleha ve diğ., 1990)	36	30	Evet	2,8	8,1
(Rodrigues ve diğ., 2005)	20	30	Hayır	3,6	3,6
(Hocquet ve diğ., 2007)	38	Bilinmiyor	Hayır	1,7	2,1
(Revett ve diğ., 2007b)	30	10	Hayır	0,15	0,2
(Hosseinzadeh ve Krishnan, 2008)	41	30	Hayır	4,3	4,8

2.5.10. Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Kimlik Doğrulama Sistemlerinde Performansa Etki Eden Faktörler

Tuş vuruş dinamiğinde performansın yüksek olması için çeşitli kriterler önemlidir. Bunlar (Alves ve diğ., 2014);

- Sınıflandırıcı ve optimizasyonda kullanılan yöntem,
- Tek bir yöntem veya algoritma yerine çoklu yöntemlerin kullanılması,
- Hedef metnin seçimi,
- Eğitim setindeki örneklem sayısı,
- Tuş vuruş olaylarının zamanlarındaki hassasiyet.

Tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çalışmalarda parola seçiminin, çalışmaların performansı üzerinde çok büyük etkisi bulunmaktadır. Literatürde tuş vuruş dinamikleri çalışmalarında katılımcıların girmeleri istenen şifreler analiz edildiğinde 8 karakter ve üzeri, genellikle 10 karakter uzunluğundaki şifreler kullanılmıştır. Şifre metni içerisinde küçük harf, büyük harf, sayı, noktalama işareti kullanıldığı; fakat özel karakterlerin tercih edilmediği gözlemlenmiştir. Tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulaması üzerine yazılımları bulunan Biopassword firması minimum 8 karakterli şifreler ile çalışmaktadır (BioPassword, Inc., 2006).

Başarı oranları üzerine etki eden etmenlerden bir diğeri de kullanılan algoritma ve yöntem kadar niteliklerin doğru ve yeteri sayıda seçilmesidir.

2.5.11. Tuş Vuruş Veri Setleri

Tuş vuruş dinamikleri alanında sayıları az da olsa aşağıda sayılan bazı veri setleri açık erişimle araştırmacıların kullanımına sunulmuştur (Zhong ve Deng, 2015; Giot ve diğ., 2012). Böylelikle araştırmacılar tuş vuruş biyometriği üzerine geliştirdikleri yöntemi ve algoritmayı bu veri setleri ile de sınaıma imkânı bulabilmektedirler.

2.5.11.1. *CMU Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti*

51 katılımcının .tie5Roanl sabit şifresinin 8 oturumda ve oturum başına 50 kere girmesiyle oluşturulan veri setidir. İki tuş olayı arasındaki zamanlar dikkate alınarak oluşturulmuştur.

2.5.11.2. *GREYC09 Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti*

Toplam katılımcı sayısı 133 olan fakat en az 5 oturumu tamamlayan 100 katılımcı verisini barındıran ve greyc laboratory sabit şifresinin oturum başına 12 kere iki farklı klavyede girilmesi ile oluşturulan veri setidir. Veri setinde 100 katılımcının 60 örneği bulunmaktadır.

2.5.11.3. *GREYC12 Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti*

83 katılımcı ile toplamda 5185 güvenilir örneğin, 5754 saldırgan örneğin ve 5439 zorlanan örneğin yer aldığı veri setidir. Tuş vuruş verisi, web tabanlı ortamda toplanmıştır.

2.5.11.4. *Queen Mary University Keystroke 100 Benchmark Veri Seti*

100 katılımcı ile try4-mbs sabit şifresinin tekrarlı kere girilmesiyle oluşturulan veri setidir. Diğer veri setlerine ek olarak katılımcıların tuşlara yaptığı baskı (basınç) da voltajla ölçülerek kaydedilmiştir. Her bir katılımcıdan 10 yazma örneği alınmıştır.

2.5.11.5. *Si6 Labs Keystroke Rhythm Veri Seti*

Web uygulaması üzerinden 20 uzun cümleinin 63 katılımcıdan 66 oturumda alınmasıyla oluşturulmuştur. Veri setinin dili İspanyolcadır.

2.5.11.6. *Beihang University Static Keystroke Dynamics Benchmark Veri Seti*

Toplamda 117 katılımcının kullanıcı adları ve şifrelerinin yer aldığı bu veri seti 2057 eğitim ve test örneği içermektedir.

2.5.11.7. *University of Torino Free Text Keystroke Veri Seti*

Güvenilir kabul ettikleri 40 katılımcıdan 15'er örnek, saldırgan kabul ettikleri 165 katılımcıdan ise birer adet yazma örneği alınarak oluşturulmuştur. Yazılan metnin ortalama uzunluğu 700–900 karakter arasındadır. Tüm katılımcılar İtalyandır ve yazılan metinler İtalyancadır. Veri seti 6 aylık süre zarfı içerisinde toplanmıştır.

2.5.11.8. *Clarkson University Mixed Keystroke Dynamics Veri Seti*

Kısa şifre, sabit bir metin ve metin bağımsız yapıda tuş vuruş verisi barındıran bu veri seti 39 kişiden ve her biri bir saat süren iki oturum boyunca iki günde toplanmıştır. Tuş vuruş verisine ilave olarak bu veri setinde el ve yüz ifadelerinin video görüntüleri de mevcuttur.

2.5.11.9. *Mobil Telefonlardan TapDynamics Keystroke Veri Seti*

Android mobil telefonlardaki giriş uygulamasından elde edilen veriyle oluşturulmuştur. Tıpkı tuş vuruş olayında olduğu gibi her bir el tıklatması olaylarının zamanlarını içeren bu veri seti 55 katılımcıdan 30 örnek alınarak yapılmıştır.

2.5.11.10. *Graphical Password Keystroke+Pressure Mobil Veri Seti*

Grafiksel şifre girişi sırasında tuş vuruş verisini ve dokunma basıncını içeren bu veri seti 100 katılımcının kullandığı iki farklı cep telefonundan elde edilmiştir. Her bir katılımcı sınıflandırıcının eğitilmesi için kendi seçtiği şifresini sanal klavye üzerinden 5 kere tekrar etmişlerdir. Takip eden beş hafta boyunca 5'er kere daha bu işlemi sınıflandırıcının test sürecinde kullanması için gerçekleştirmişlerdir. 100 katılımcı içerisinde saldırgan olarak seçilen 10 katılımcıya ait 5000 saldırgan örneği bulunmaktadır.

2.5.11.11. *GREYC-NISLAB Keystroke Dynamics Soft Biometrics Veri Seti*

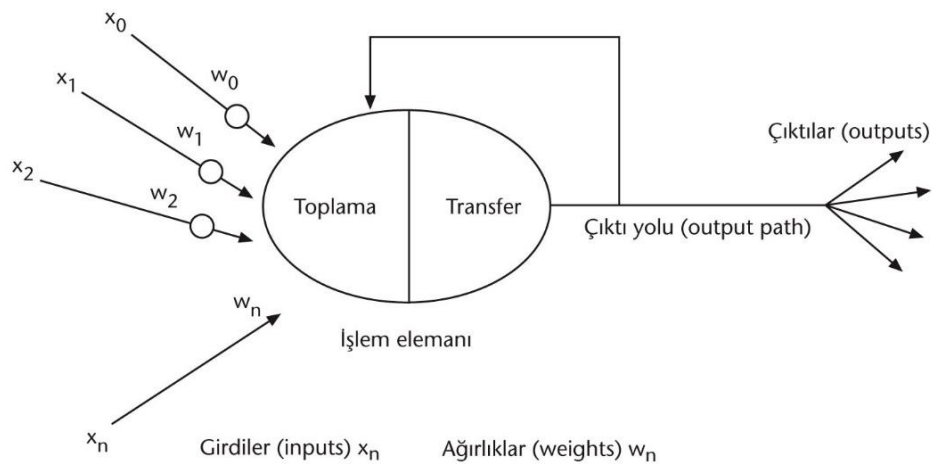
Bu veri seti tuş vuruş olaylarının yanı sıra katılımcının cinsiyet, yaş, sağ-sol el kullanma durumu, sağ ve sol elle yazma bilgisi gibi kategorik bilgileri de içermektedir. 110 katılımcı 5 şifreyi 10 kere sağ, 10 kere sol ve 10 kere de her iki elle girmişlerdir.

2.6. YAPAY SİNİR AĞLARI

Bilgisayarın tarihçesine bakıldığında, bilgisayarlar ilk zamanlar sadece hesaplama ve bilgi depolama amacıyla kullanılmıştır. Daha sonraları ise, bilgisayarların donanım kapasiteleri arttıkça problemlere çözüm üreten ve insan gibi karar verme mekanizmasına sahip zeki bilgisayarlar tasarlama amacı üzerine yoğunlaşmıştır. Yapay zekâ (*Artificial Intelligence-AI*) olarak bilinen ve bilgisayarların insanın zekâsını taklit etmesi amacıyla yapılan çalışmalar bilgisayarların da idrak edebilme ve deneyimlerle kazanılmış bilgileri kullanabilme yeteneği olarak tarif edilmektedir (Elmas, 2007).

Yapay sinir ağları (YSA), yapay zekâ çalışmalarının bir alt disiplini olup insan sinir sisteminin çalışma mantığını taklit ederek bilgisayar sistemlerine öğrenme, genelleme yapma, hatırlama gibi yetenekler kazandırmayı amaçlayan bilgi işleme sistemidir (Huysal ve Erkoç, 2012).

Bir YSA, insan beyninde de olduğu gibi nöron adı verilen yapay sinir hücresi, sinir hücreleri arası bağlantı ve işlem yeteneğine sahip ağırlıklardan oluşmaktadır. YSA terminolojisinde nöron yerine işlem elemanı (*process eleman*), düğüm (*node*) ifadeleri de kullanılmaktadır. Şekil 2.14'te bir nöronun temel yapısı verilmiştir (Demirhan ve diğ., 2010).



Şekil 2.14: Yapay Sinir Hücresinin (Nöronun) Temel Yapısı.

Nöron, dış dünyadan ya da bir başka nörondan gelen girdileri alır. Her girdiye ait bir ağırlık değeri bulunmaktadır. Nöronun girdileri ve bu girdilere ait ağırlıklar Çarpım, Maksimum, Minimum, Çoğunluk, Kümülatif Toplam gibi toplama fonksiyonu yardımı

ile nöronun net girdisi bulunmuş olur (Öztemel, 2012). Hücrenin net girdisi kullanılacak bir aktivasyon fonksiyonu ile çıktıya dönüştürülür (Öztemel, 2012). Üretilen çıktı hücre girdisinde olduğu gibi ya dış dünyaya ya da bir başka nörona iletilir.

Nöronlardan meydana gelen yapay sinir ağında girdi katmanı, ara (gizli) katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç temel katman yer alır (Elmas, 2007). Girdi katmanı (*input layer*), ağa gelen girdileri ara katmana iletmekle yükümlüdür. Ara katmana (*hidden layer*) gelen girdiler işlenir ve ardından çıktı katmanına iletilir. Ağın yapısına bağlı olarak bir ağda birden fazla ara katman olabilir. Çıktı katmanı (*output layer*) ara katmandan gelen iletiyi işler ve ağ çıktısını dış dünyaya iletir. Literatürde bir ağın kaç katmandan oluşacağı ya da katmandaki nöron sayıları ile ilgili kesin bir bilgi mevcut değildir.

Çok katmanlı YSA modellerinde algoritmanın hangi nöron sayısında ve kaç katmanda en iyi sonucu vereceği bilinmemektedir. Literatürde bununla ilgili çeşitli çalışmalar olmakla birlikte katman ve nöron sayılarını belirlemenin kesin bir yöntemi yoktur. Fakat ara katmanda olması gereken nöron sayısı için aşağıdaki tavsiyeler yapılmıştır (Sarle, 2001):

- Ara katmandaki nöron sayısı, girdi vektörünün boyu ile çıktı vektörünün boyu arasında olmalıdır.
- Ara katmandaki nöron sayısı, girdi vektörünün ve çıktı vektörünün toplamının 2/3 katı olmalıdır.
- Tek bir ara katmandaki nöron sayısı girdi vektörünün iki katından fazla olmamalıdır.
- Ara katmandaki nöron sayısı, girdi vektörünün boyunun %70'i ile %90'ı arasında olmalıdır.

Bu tavsiyeler yol gösterici nitelikte olup genellikle araştırmacılar deneme-yanılma yoluyla modelde kullanılacak katman ve nöron sayısını belirlerler.

Tuş vuruş dinamiklerinde sınıflandırma yöntemi olarak YSA kullanımının çeşitli avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır.

YSA, veri bozuk veya eksik olsa bile analiz yapabilme yeteneğine sahiptir. Ayrıca YSA doğrusal olmayan yapıdaki veriyi de analiz edebilmektedir (Pervez ve diğ., 2006). YSA hızı da önemli avantajları arasında sayılabilir. YSA karar verme sürecine etki eden

etmenlerin başında eğitim verisindeki örnek sayısı ve kullanılan öğrenme yöntemi gelmektedir. YSA'nın eğitim aşamasında gördüğü örnek sayısı ve çeşitliliği performansını artırmaktadır. Bu durum aynı zamanda YSA için dezavantaj da olabilmektedir.

Az miktarda örnek veya hatalı veri ile çalışmak ağın öğrenmesini olumsuz yönde etkileyecektir. Öte yandan verinin yapısına ve ulaşılmak istenen hedefe uygun olmayan eğitim yöntemlerinin seçilmesi de öğrenmeyi olumsuz etkileyecektir (Pervez ve diğ., 2006).

YSA modellerinin en önemli dezavantajı ise "Kara Kutu" (*Black Box*) olarak adlandırılan yapısının henüz çözülememiş olmasıdır. Ağa verilen girdi verisinin ağın içerisinde nasıl işlem gördüğü henüz bilinmemektedir (Pervez ve diğ., 2006).

YSA kullanımının dezavantajları arasında; ağın ağırlıklarının başlangıç değerlerine bağlı olarak eğitim süresinin uzaması, ağın yerel minimum noktasını gördükten sonra eğitim sürecini sonlandırması ve örneklerin ağa çok fazla tekrarda gösterilmesiyle ağın veri setini ezberlemesi sayılabilir (Alexandre, 1997).

Zhong ve Deng (2015), klasik YSA yerel minimum noktalarının eğitim süreci boyunca sınıflandırma performansını olumsuz etkilediğini belirtmiştir. Ayrıca, YSA tabanlı tuş vuruş sistemlerinde veri setinden bir katılımcı verisi silindiği zaman tüm sistemin tekrar eğitilmesi gerekmektedir (Lv ve Wang, 2006).

Tez kapsamında toplanan tuş vuruş veri setine aşağıdaki YSA aileleri ve algoritmaları uygulanmıştır.

1. Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA-Geri Yayılım algoritması,
2. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA,
3. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA - LVQ1 algoritması,
4. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA - LVQ2.1 algoritması,
5. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA - LVQ3 algoritması,
6. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA - Optimize LVQ1 algoritması,
7. Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - SOM algoritması,
8. Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - BDK algoritması,

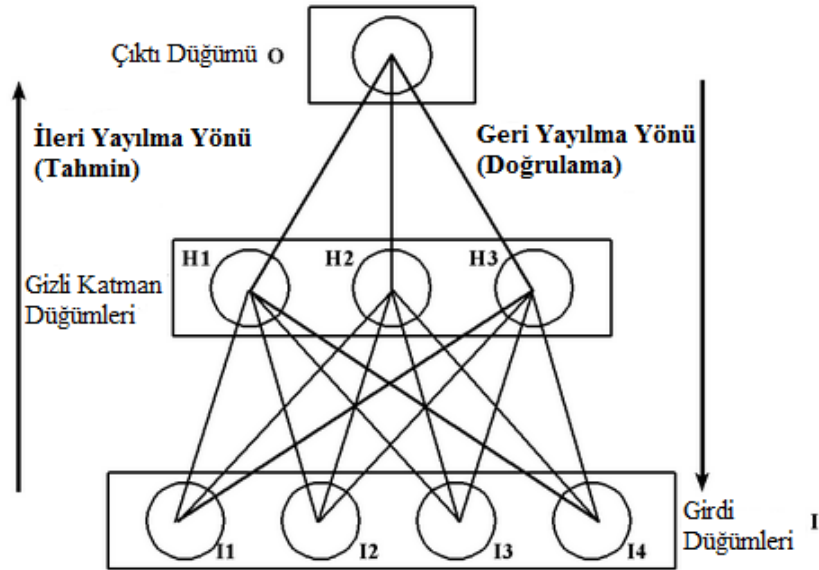
9. Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - XYF algoritması,
10. Olasılıksal YSA,
11. Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA - ART2 algoritması
12. Öz-İlişkili YSA.

Çalışmanın devamında sırayla kullanılan YSA algoritmalarının çalışma prensipleri ve yapıları açıklanmıştır.

2.6.1. Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA-Geri Yayılım Algoritması

Çok katmanlı ileri beslemeli YSA (*Multi-Layer Feed-Forward Neural Network - MLFNN*) modeline göre çalışan Geri Yayılım (*Backpropagation*) algoritması araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılmaktadır. Danışmanlı öğrenme bu ağın işleyişinde geçerlidir. Ağın çıktı değeri, esas çıktı ile karşılaştırılır. Eğer ağın çıktısı istenildiği gibi değilse, aralarındaki fark yani hata, ağın ağırlıklarına geriye doğru yayılır ve ağırlıklar güncellenerek tekrar hesaplama yapılarak çıktı katmanına ulaşılır. Bu süreç ağın hatasının belli bir oranın altına kalana kadar devam eder (Cinsdikici, 2011).

Geri Yayılım algoritması, Genelleştirilmiş Delta Kuralı (*Generalized Delta Rule*) olarak da bilinmektedir (Duda ve diğ., 2000). Şekil 2.15'te Geri Yayılım algoritmasının yapısı gösterilmiştir (Starrett ve diğ., 1996).



Şekil 2.15: Geri Yayılım Algoritması YSA Yapısı.

Geri Yayılım, eğim azaltmanın (*gradient descent*) ardışık bir uygulamasını verir. Eğitim örneği m üzerindeki hata E_m ile gösterilsin. Eğim azaltma, bu örnek temelinde her w_{ij} ağırlığının aşağıdaki gibi güncellenmesini önerir (Denklem 2.21) (Kulkarni ve Harman, 2011):

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_m}{\partial w_{ij}} \quad (2.21)$$

Denklem 2.21'deki η , ağırlıklardaki değişim miktarını gösteren öğrenme oranı (*learning rate*) olarak da bilinen bir sabittir (Duda ve diğ., 2000).

Geri Yayılım algoritması adımları aşağıda verilmiştir: (Kulkarni ve Harman, 2011; Koprinska, 2003):

1. Ağın mimarisi belirlenir. Girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanlarının yapılandırılması gerekmektedir. Her bir katmanda kaç nöron olacağı, ara katman sayısı ve çıktı değerinin kodlanma biçimine karar verilir.
2. Bias birimi dâhil tüm ağırlıklara rastgele küçük başlangıç değerleri atanır. Genellikle bu değerler $[-1,1]$ aralığında seçilir. η sabitine değer atanır.
3. Aşağıda verilen adımlar ise, ağın eğitim aşamasına ilişkin belirlenen durdurma kriteri gerçekleşinceye kadar tekrar edilir. Bu kriter kimi zaman hatanın belirli bir eşik değerinden küçük kalması iken kimi zaman önceden belirlenmiş bir iterasyon sayısı olabilir.
 - a. *İleri besleme safhası*: Bir örnek ağa gösterilir, ağ boyunca ileri doğru yayılması sağlanır.
 - b. Ağın çıktısı değeri hesaplanır.
 - c. *Geri yayılım safhası*: Çıktı katmanından başlayarak ağda bulunan ağırlıklar geriye doğru güncellenir. p nöronundan q nöronuna t zamanındaki ağırlık w_{pq} olarak gösterilsin (Denklem 2.22):

$$w_{pq}(t + 1) = w_{pq}(t) + \Delta w_{pq} \quad (2.22)$$

Denklem 2.22'de yer alan $\Delta w_{pq} = \eta \cdot \delta_q \cdot o_p$ ağırlık değişim miktarını ifade eder.

d beklenen (hedeflenen) çıktı, o ağıın çıktı değeri olmak üzere; çıktı katmanındaki i . nöron için Denklem 2.23 ve ara katmanda yer alan j . nöron için Denklem 2.24 ile hesaplanmaktadır.

$$\delta_i = (d_i - o_i) \cdot o_i \cdot (1 - o_i) \quad (2.23)$$

$$\delta_j = o_j \cdot (1 - o_j) \sum_i w_{ji} \delta_i \quad (2.24)$$

Toplam ise, j nöronundan önceki katmanda yer alan i nöronları üzerinden alınmaktadır.

Geri Yayılım algoritması performansını artırmak için momentum parametresi kullanılmaktadır. Momentum özellikle yerel çözümlerde sıkışan ağıın sıçrama yaparak daha iyi sonuçlar bulmasını sağlamaktadır ve genellikle 0,6 – 0,8 arasında seçilmektedir (Öztemel, 2012).

Geri Yayılım algoritması, küçük veri tabanlı sistemlerde kayda değer bir performans sergilese de veri tabanına yeni bir katılımcı eklendiğinde tüm ağıın tekrar eğitilmesi gerekmektedir (Monrose ve Rubin, 2000). Erişim kontrolü isteyen uygulamalarda bu yöntemin kullanımı zaman alıcı ve maliyetli olabilmektedir (Monrose ve Rubin, 2000).

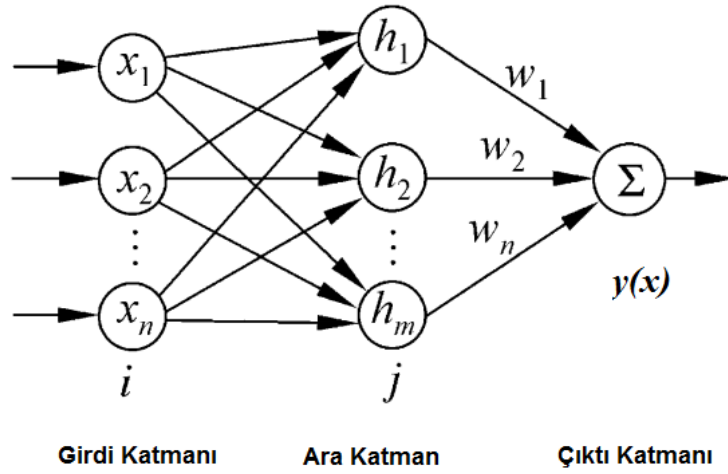
2.6.2. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA

İleri beslemeli ve çok katmanlı ağların özel bir türü olan Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA (*Radial Basis Functions Neural Networks - RBFNN*), danışmanlı öğrenme modelini kullanmakta ve çok boyutlu uzayda eğitim verisine en uygun eğri yüzeyini bulmayı amaçlamaktadır (Şenol ve Yıldırım, 2004).

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA bir girdi katmanı, bir ara katman ve bir çıktı katmanı olmak üzere üç katmana sahiptir (Şenol ve Yıldırım, 2004). Girdi ve çıktı katmanı arasında doğrudan bir bağlantı yoktur (Krini, 2012). Diğer çok katmanlı ağlardan farklı olarak Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA yapısında yalnızca bir ara katman bulunabilir. Ayrıca girdiler, girdi katmanından ara katmana değişmeden yani olduğu gibi aktarılmaktadır (İlkuçar, 2015; Akbilgiç, 2011). Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA ara katmanının diğer YSA ara katmanlarından farkı ise ara katmanda kullanılan aktivasyon fonksiyonu olarak ağa adını veren doğrusal olmayan Radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonu kullanılmasıdır (Akbilgiç, 2011). Bu nedenle Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA

ara katman çıktısı doğrusal olmayan (*non-linear*) çıktı üretmektedir. Çıktı katmanında ise doğrusal çıktı vermektedir. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA eğitimi için genellikle Geri Yayılım algoritması kullanılırken Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA değişik eğitim algoritmaları kullanmaktadır (Anon., 1999).

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA temel yapısı Şekil 2.16’da verilmiştir (Liu, 2013).



Şekil 2.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Yapısı.

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA fonksiyonu Denklem 2.25’teki gibi tanımlanmaktadır.

$$y(x) = \sum_{i=1}^N w_{ij} h_i(x) + w_{i0} \quad (2.25)$$

Denklem 2.25’te verilen $y(x)$ çıktı fonksiyonunda, x girdi vektörünü, w_{i0} bias nöronunun ağırlığı, w_{ij} girdi katmandaki i . nörondan ara katmanındaki j . nöron arasındaki ağırlığı, N ara katmandaki düğüm sayısını, $h_i(x)$ kullanılan aktivasyon fonksiyonunu temsil etmektedir.

Çeşitli Radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonları olmakla birlikte Radyal Tabanlı Fonksiyon yapay sinir ağlarında genellikle Gaussian aktivasyon fonksiyonu tercih edilmektedir (Denklem 2.26). Radyal Tabanlı Fonksiyon yapay sinir ağlarında kullanılan diğer aktivasyon fonksiyonları Multiquadric fonksiyon (Denklem 2.27), Ters Multiquadric fonksiyon (Denklem 2.28), Cauchy fonksiyonu Denklem 2.29’da verilmiştir (Bishop, 1996; Orr, 1996).

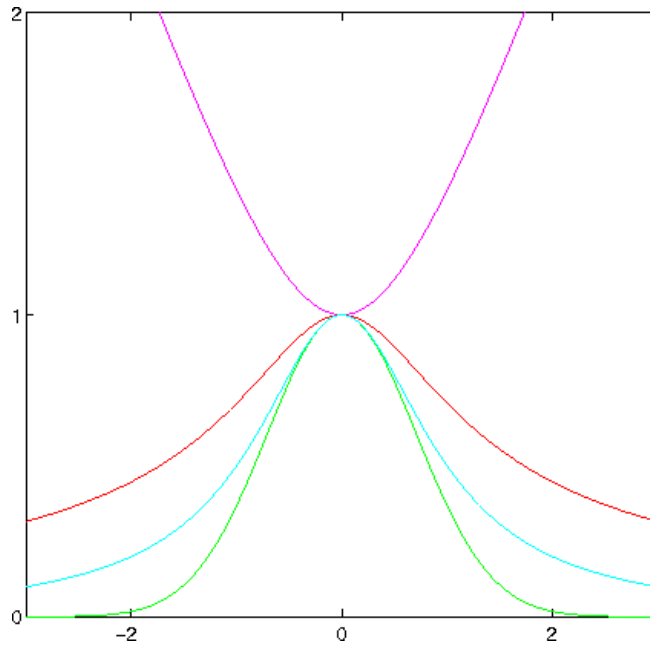
$$h_i(x) = e^{\left[-\frac{(\|x - c_i\|)^2}{(\sigma_i)^2}\right]} \quad (2.26)$$

$$h_i(x) = \sqrt{(\|x - c_i\|)^2 + \sigma_i^2} \quad (2.27)$$

$$h_i(x) = \frac{1}{\sqrt{(\|x - c_i\|)^2 + \sigma_i^2}} \quad (2.28)$$

$$h_i(x) = \frac{1}{(\|x - c_i\|)^2 + \sigma_i^2} \quad (2.29)$$

Aktivasyon fonksiyonlarındaki x girdi vektörünü, c_i veri setindeki i . niteliğin hücre merkezini, $\|x - c_i\|$ x girdi vektörü ile c_i hücre merkezi arasındaki Öklid uzaklığını, σ_i i . niteliğinin radyal olarak genişliğini, $h_i(x)$ aktivasyon fonksiyonunun çıktı değerini göstermektedir (Sundararajan ve diğ., 2001). Denklem 2.26-Denklem 2.29 arasında verilen Radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonlarının $c = 0$ and $\sigma = 1$ için çıktılarının grafik üzerindeki gösterimi Şekil 2.17’de verilmiştir (Şekil 2.17’de Gaussian aktivasyon fonksiyonu yeşil, multiquadratic fonksiyon pembe, ters multiquadratic fonksiyon kırmızı ve Cauchy fonksiyonu camgöbeği renklerinde gösterilmiştir) (Orr, 1996).



Şekil 2.17: Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonlarının Çıktıları.

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA eğitimi, hücre merkezlerinin bulunması ve çıktı katmanındaki ağırlıkların optimize edilmesi olarak iki aşamada gerçekleşmektedir. Hücre merkezlerini bulmak için en çok kullanılan iki yöntem k-Ortalamalar (*k-means*) ve Kohonen yöntemi. Çıkış ağırlıklarını bulmakta kullanılan yöntemler ise “En Küçük Ortalama Kareler” (*Least Mean Squares - LMS*) ve Moore-Penrose Pseudoinverse yöntemleridir (Okkan ve Dalkılıç, 2012).

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA ara katmanındaki nöron sayısının veri setindeki örnek sayısından az olduğu durumlarda ağ daha verimli çalışmaktadır (Kaplan, 2012).

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA avantajları arasında kolay yorumlanabilir olması, eğitim aşamasının kolay ve hızlı olması, ağın sadece eğitim gördüğü uzay alanında etkin olması sayılmaktadır (Bergmeir ve Benítez, 2015). Buna ilaveten Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA kullanımının az parametre gerektirmesi bu tarz ağların kullanışlılığını artırmaktadır (Akbilgiç, 2011).

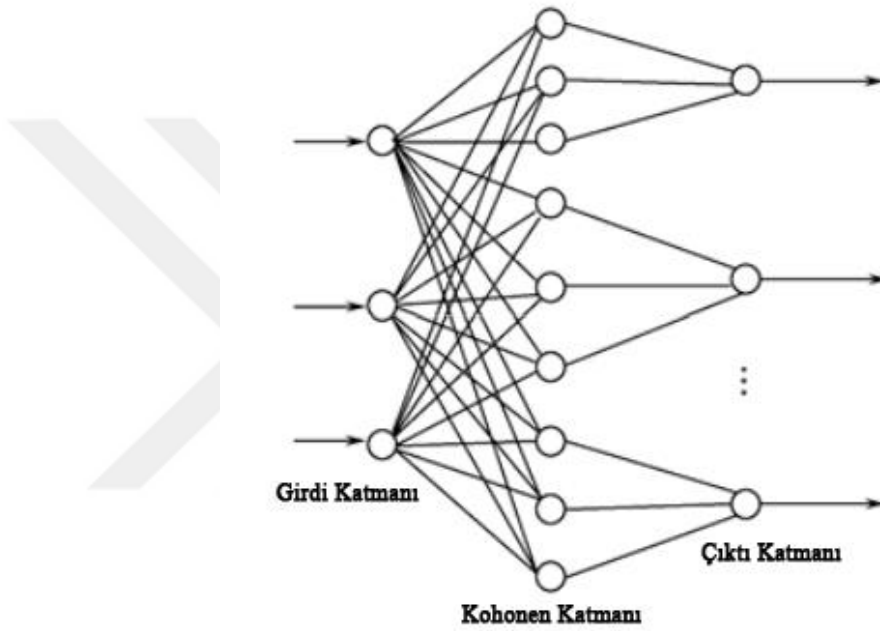
2.6.3. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA

1984 yılında Teuvo Kohonen tarafından geliştirilen ve destekleyici öğrenme kuralına göre çalışan Öğrenmeli Vektör Nicemleme (*Learning Vector Quantization - LVQ*) modelinin temelinde; bir örneği kendi sınıfına ait örneklerin yanına taşımak ve farklı sınıftaki örneklerden uzaklaştırmak yatmaktadır (Li, 2014). Ağın eğitim aşamasında bir girdinin hangi sınıfa ait olduğu en yakın komşu prensibi ile hesaplanmaktadır. Girdi vektörü kendisine en yakın sınıf vektörünün sınıfında olduğu kabul edilir (Öztemel, 2012).

LVQ ağının zaman içerisinde çeşitli versiyonları da geliştirilmiştir. İlk geliştirilen LVQ1 algoritması ve daha sonra geliştirilen ve tezde de kullanılan LVQ2.1, LVQ3 ve Optimize LVQ1 algoritmalarının ağ yapıları aşağıda açıklanmıştır. Yapı olarak tüm algoritmalar LVQ1 algoritması ile aynı yapıda olduğundan tekrar açıklanmamış, sadece farklı olduğu yönler belirtilmiştir. LVQ2.1 algoritması, LVQ1 ile eğitilmiş modele uygulanmaktadır (MATLAB, 2016). Yani eğitim veri seti önce LVQ1 veya OLVQ1 algoritması ile eğitilmekte, daha sonra da sınırlardaki sınıf değerlerini iyileştirmek için LVQ2.1 algoritması eğitilmiş modele uygulanmaktadır. Bu durum LVQ3 algoritması için de geçerlidir.

2.6.3.1. LVQ1 Algoritması

Öğrenmeli Vektör Nicemleme ağının yapısı girdi katmanı, ara katman (Kohonen Katmanı) ve çıktı katmanından oluşmaktadır (Gülbüz ve Şenyer, 2011). Ağın girdi katmanında, her bir girdi için bir nöron bulunmaktadır. Kohonen Katmanı, her bir sınıf için eşit sayıda nöron, çıktı katmanı ise hedef niteliğin sınıf sayısı kadar nöron içermektedir (Yang ve diğ., 2007). Öğrenmeli Vektör Nicemleme ağının yapısı Şekil 2.18’de verilmiştir (Yang ve diğ., 2007).



Şekil 2.18: LVQ YSA Yapısı.

Destekleyici öğrenme kuralına göre çalışan diğer adıyla Vektör Kuantalamalı Öğrenme algoritmasında, ağa ulaşmak istediği sonuçlar verilmez. Bunun yerine ağın bulduğu sonucun hedefe ne kadar yakın veya uzak olduğu söylenir. Ağa hedef nitelikler verilmediği için ağ verdiği kararlar sonrası en iyi durumları ödüllendirir ve yanlış durumları cezalandırır (Öztemel, 2012).

LVQ ağının algoritmasına ait adımlar aşağıdaki biçimde sıralanabilir (Öztemel, 2012):

1. Örneklerin belirlenmesi,
2. Ağ mimarisinin belirlenmesi (öğrenme katsayısı α ve κ komşuluk sayısı belirlenir),
3. Ağa ait öğrenme parametrelerinin belirlenmesi,

4. Ağıdaki ağırlıklara başlangıç değerlerinin atanması,
5. Öğrenme veri setinden bir örneğin ağa gösterilmesi,
6. Kazanan nöronun bulunması,
7. Ağırlıkların güncellenmesi,
8. Beklenen doğru sınıflandırma oranı elde edilene kadar 5., 6. ve 7. adımlar tekrar edilir.

LVQ öğrenme algoritması Yang ve diğ. (2007) tarafından aşağıdaki gibi özetlenmiştir:

Girdi uzayı, birbirinden bağımsız birkaç karar bölgesine ayrılır ve her bir bölgeye bir referans vektör (*codebook*) atanır. Bir x girdisi, kendisine en yakın referans vektörün etiketine göre sınıflandırılır. Eğitim süresince referans vektörleri dolayısıyla karar bölgelerinin sınırları iteratif bir biçimde ayarlanır.

Eğitim veri setinin girdi vektörü x , kohonen katmanındaki nöron sayısı N ; ve i . referans vektörü m_i ile gösterilsin. Rekabetçi süreçte kazanan birim c , Denklem 2.30 yardımı ile bulunur. Ağırlık vektörü ile girdi vektörü arasındaki uzaklık Öklid uzaklığına göre hesaplanır ve girdi vektörüne en yakın olan ağırlık vektörü kazanan birim olarak seçilir (Kohonen ve diğ., 1996).

$$c = \min_i \|x - m_i\| = \arg \min_i \sqrt{\sum_{i=1}^N (x - m_i)^2} \quad (2.30)$$

T toplam öğrenme iterasyonları, $w_c(t)$ w_c 'nin $t=0,1,2,\dots$ zamanlarındaki ardışık değerlerini göstermek üzere öğrenme oranı her itearasyonda (örneğin ağa her gösterilmesinde) Denklem 2.31 ile belirlenmektedir.

$$\alpha(t) = \alpha_0(1 - t/T), \quad 0 < \alpha_0 < 1 \quad (2.31)$$

Kazanan nöronun ağırlık değeri w_c her iterasyonda güncellenir (Denklem 2.32, Denklem 2.33 ve Denklem 2.34) (Kohonen ve diğ., 1996). Eğer referans vektörün sınıfı doğru tahmin edilmişse Denklem 2.32 çalıştırılır. Kazanan birimin ağırlığı m_c , girdi vektörüne daha da yakınlaştırılmış olur. Eğer referans vektörün sınıfı doğru tahmin edilmemişse

Denklem 2.33 çalıştırılır ve kazanan birim m_c girdi vektöründen uzaklaştırılır. Kazanan vektör dışındaki diğer vektörlerin (m_i) ağırlıklarında ise herhangi bir güncelleme yapılmaz (Denklem 2.34).

$$m_c(t+1) = m_c(t) + \alpha(t)[x(t) - m_c(t)]; x \text{ doğru sınıflandırılmışsa} \quad (2.32)$$

$$m_c(t+1) = m_c(t) - \alpha(t)[x(t) - m_c(t)]; x \text{ yanlış sınıflandırılmışsa} \quad (2.33)$$

$$m_i(t+1) = m_i(t), \quad i \neq c \quad (2.34)$$

Standart LVQ ağında, öğrenme oranının $\alpha(t)$ her iterasyonda sıfıra yaklaşması gerekmektedir. LVQ ağının kullanımında yaşanabilecek çeşitli olumsuzluklar bulunmaktadır (Öztemel, 2012):

- Bazı durumlarda ağın öğrenme oranı $\alpha(t)$ sıfıra yaklaşılamamakta ve ağın eğitimi gereğinden fazla devam etmektedir. Bu durumda ise ağ daha önce öğrendiklerini unutmaktadır.
- Bazı durumlarda da sürekli aynı referans vektörü yarışmayı kazanmaktadır.
- Kimi zaman ise iki sınıfın tam ortasında veya sınıf sınırlarına yakın vektörlerin bağlı olacağı sınıf tahmin edilememektedir.

Bu sebeplerden ötürü LVQ ağının zamanla değişik versiyonları geliştirilmiştir. Bu çalışma kapsamında LVQ2.1, LVQ3 ve Optimize LVQ1 (OLVQ1) algoritmaları da kullanılmıştır.

2.6.3.2. LVQ2.1 Algoritması

LVQ2.1 ağı, LVQ1 ağının aksine 2 tane referans vektörünün ağırlıklarını günceller. Ayrıca sınıfların sınır değerlerinde düzeltme yaparak daha doğru sınıflandırma yapabilmeyi amaçlamaktadır (Öztemel, 2012).

LVQ2.1 algoritmasında, girdi vektörüne en yakın ağırlık vektörüne m_i ve girdi vektörüne en yakın ikinci ağırlık vektörüne m_j denilirse, her iki ağırlık vektörünün (m_i ve m_j) ağırlıklarını güncellenmesi için aşağıdaki iki şartın varlığı aranmaktadır (Öztemel, 2012):

1. Kazanan vektör (m_i) yanlış sınıfta sınıflandırılmış olmalı, takip eden vektör ise (m_j) doğru sınıfta etiketlenmiş olmalıdır. Yani m_i ve m_j farklı sınıflarda sınıflandırılmış olmalıdır.
2. Girdi vektörü m_i ve m_j referans vektörleri arasındaki yer almalıdır. Pencere kuralı (*Window Rule*) olarak bilinen bu koşul Denklem 2.35 ve Denklem 2.36 ile sağlanmaktadır (Kohonen ve diğ., 1996).

$$\min\left(\frac{d_i}{d_j}, \frac{d_j}{d_i}\right) > \theta \quad (2.35)$$

$$\theta = \frac{1 - w}{1 + w}; 0 < w \leq 1 \quad (2.36)$$

Denklem 2.35 ve Denklem 2.36'da m_i ağırlık vektörünün girdi vektörüne uzaklığı d_i , m_j ağırlık vektörünün girdi vektörüne uzaklığı d_j , ve iki aralığın sınırlandığı pencere genişliği w ile göstermektedir.

Bu iki şartın sağlanması durumunda m_i ve m_j vektörlerinin ağırlıkları Denklem 2.37 ve Denklem 2.38'e göre tekrar hesaplanır (Kohonen ve diğ., 1996). Denklem 2.37'de x ve m_j ağırlık vektörü aynı sınıfta yer almakta ve m_i ağırlık vektörü ise farklı sınıfta yer almaktadır. Böylece x kendisini iki taraftan kuşatan iki referans vektörün pencere aralığında kalmaktadır.

$$m_i(t + 1) = m_i(t) + \alpha(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (2.37)$$

$$m_j(t + 1) = m_j(t) + \alpha(t)[x(t) - m_j(t)] \quad (2.38)$$

2.6.3.3. LVQ3 Algoritması

Standart LVQ (LVQ1) algoritması sadece bir adet kazanan birimin (m_1) ağırlıklarını güncellemekte, LVQ2.1 algoritması ise kazanan birimin ve onu takip eden ikinci ağırlık vektörünün ağırlıklarını güncellemektedir. LVQ3 algoritması da aynı şekilde biri yine kazanan vektör m_i ve de onu takip eden girdi vektörüne en yakın ikinci vektörün m_j ağırlıklarını değiştirmektedir. Fakat LVQ3 algoritmasında m_i ve m_j ağırlık vektörlerinin tekrar hesaplanması için, x girdi vektörü, m_i ve m_j ağırlık vektörlerinin üçünün de aynı sınıfta yer alması gerekmektedir (Minohara, 2006). Bu durumda LVQ3 algoritmasında

m_i ve m_j ağırlık vektörleri Denklem 2.37 ve Denklem 2.38'deki ağırlık güncelleme ifadelerine benzer şekilde her iki denklemin aynı ε öğrenme katsayısı ile çarpılmasıyla hesaplanmaktadır (Denklem 2.39) (Kohonen ve diğ., 1996).

$$m_k(t+1) = m_k(t) + \varepsilon \alpha(t)[x(t) - m_k(t)], \quad k \in i, j \quad (2.39)$$

2.6.3.4. Optimize LVQ1 (OLVQ1) Algoritması

Optimize LVQ1 (Optimized LVQ1) algoritmasında, standart LVQ (LVQ1) algoritmasında kazanan birimin her iterasyonda aynı olan öğrenme katsayısı $\alpha(t)$ 'yi her iterasyonda güncellenerek ($\alpha_c(t)$) öğrenme işlemi daha da hızlanmaktadır. Böylelikle standart LVQ algoritmasındaki Denklem 2.32, Denklem 2.33 ve Denklem 2.34 sırasıyla Denklem 2.40, Denklem 2.41 ve Denklem 2.42 olarak ifade edilmektedir (Kohonen ve diğ., 1996).

$$m_c(t+1) = m_c(t) + \alpha_c(t)[x(t) - m_c(t)]; x \text{ doğru sınıflandırılmışsa} \quad (2.40)$$

$$m_c(t+1) = m_c(t) - \alpha_c(t)[x(t) - m_c(t)]; x \text{ yanlış sınıflandırılmışsa} \quad (2.41)$$

$$m_i(t+1) = m_i(t), \quad i \neq c \quad (2.42)$$

Denklem 2.40, Denklem 2.41 ve Denklem 2.42 aşağıdaki gibi tek bir denklem altında düzenlenebilmektedir (Denklem 2.43) (Kohonen ve diğ., 1996).

$$m_c(t+1) = [1 - s(t)\alpha_c(t)]m_c(t) + s(t)\alpha_c(t)x(t) \quad (2.43)$$

Denklem 2.43'te sınıflandırma doğru yapılmışsa $s(t) = +1$; sınıflandırma yanlış yapılmışsa $s(t) = -1$ değerini almaktadır. Her iterasyonda değişen öğrenme oranı $\alpha_c(t)$ ise Denklem 2.44 ve Denklem 2.45 ile hesaplanmaktadır (Kohonen ve diğ., 1996).

$$\alpha_c(t) = [1 - s(t)\alpha_c(t)]\alpha_c(t-1) \quad (2.44)$$

$$\alpha_c(t) = \frac{\alpha_c(t-1)}{1 + s(t)\alpha_c(t-1)} \quad (2.45)$$

2.6.4. Kendini Örgütleyen Haritalar YSA

Danışmansız ve rekabetçi öğrenme yöntemiyle öğrenen ve Kohonen ağı olarak da bilinen Kendini Örgütleyen Haritalar veya literatürde Öz-Örgütleyici Haritalar, Öz-Düzenleyici Haritalar olarak da geçen (*Self-Organizing Maps - SOM*) 1982 yılında Teuvo Kohonen tarafından geliştirilmiştir (Chow ve Cho, 2007). Ağ temel olarak N boyutlu girdi vektörlerinin bir harita üzerinde M adet daha az boyutlu vektörler ile temsil edilmesini amaçlamaktadır ($M < N$) (Korkmaz, 2011). Vektör nicemleme (*vector quantization*) denilen bu işlemin amacı orijinal veri kümesini yeniden üretip, orijinal veriyi temsil edecek olan daha az boyutlu vektörleri elde etmektir (Korkmaz, 2011).

Çalışma kapsamında Kendini Örgütleyen Haritalar YSA ailesinin ilk geliştirilen algoritması olan Kohonen SOM algoritması, daha sonraları geliştirilen ve danışmanlı öğrenen İki Yönlü Kohonen BDK algoritması ve yine danışmanlı öğrenen XY Kaynaşık Kohonen XYF algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmaların yapısı ve öğrenme adımları aşağıda sırasıyla açıklanmıştır.

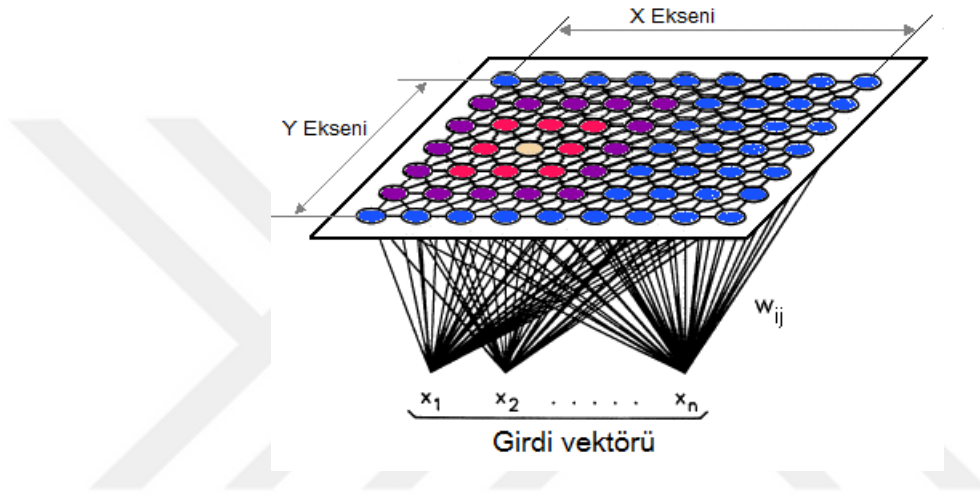
2.6.4.1. Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA – SOM Algoritması

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA veya kısaca Kohonen ağı, girdi ve çıktı katmanından oluşmaktadır (Öztemel, 2012). Ağ, birbiri ile bağlantısı olmayan nöronlardan oluşur. Bu nöronlar ağ topolojisine bağlı olarak iki boyutlu harita üzerinde dizilirler (Chow ve Cho, 2007).

Kohonen ağının prensibi *k-Ortalamlar* algoritması ile benzerlik göstermektedir. Aralarındaki fark ise Kohonen ağının, harita üzerinde temsil edilen her birime ait komşuluk ilişkilerinde yerel düzenlemeler yapmasıdır (Korkmaz, 2011). Bunun neticesi olarak da Kohonen YSA uygulamalarında prototipler sıralı biçimde gösterilmektedir (Korkmaz, 2011).

Kohonen ağının çalışma süreci, rekabet, ortak çalışma ve sinaptik uyum evrelerinden oluşmaktadır (Korkmaz, 2011).

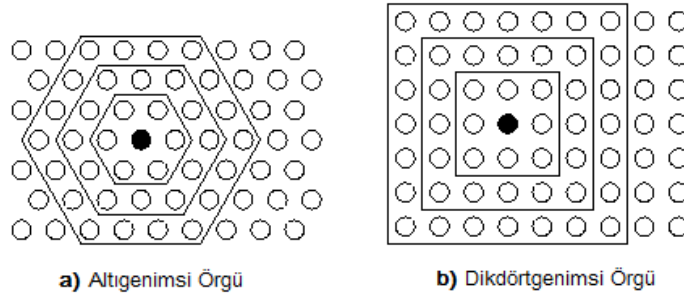
Kohonen ağı, rekabetçi (yarışmacı) öğrenme modeline göre öğrenmektedir. Bu yöntemde, ağı ait çıktı nöronları girdi vektörünü en iyi temsil edebilmek amacıyla bir başka ifadeyle girdi vektörüyle en fazla benzerliğe sahip olmak amacıyla birbirleriyle rekabet halindedirler (Öztemel, 2012; Korkmaz, 2011). Rekabet sonucunda girdi vektörünü temsil eden sadece bir nöron seçilebilmektedir. Seçilen bu nörona **Kazanan Nöron** (*Best-Matching Unit - BMU*) denmektedir (Korkmaz, 2011). Şekil 2.19'da girdi vektörleri ile kazanan nöronun harita üzerinde temsili gösterilmektedir (Hall, 2014).



Şekil 2.19: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Yapısı.

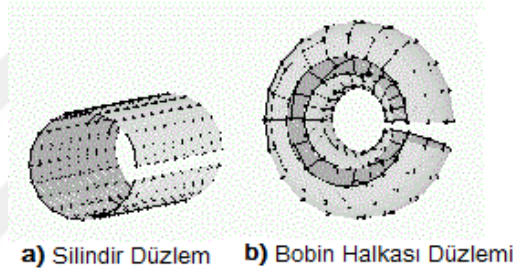
Şekil 2.19'da sarı renkli daire kazanan nöronu temsil etmektedir. Sarı renkli kazanan nöron haricindeki diğer daireler girdi vektörüne benzerlik derecelerine göre kazanan nöron komşuluğunda dizilirler. Kazanan nörona en yakın kırmızı daireler, kazanan nörona birinci dereceden yakınlık gösteren nöronları, mor renkli daireler ise kazanan nörona ikinci dereceden yakınlık gösteren nöronları göstermektedir. Eğitim sürecinde verilen κ komşuluk parametresine bağlı olarak kırmızı ve mor renkli komşu nöronların ağırlıkları tekrar hesaplanmaktadır. Kazanan nörona uzak olan mavi renkli nöronların ağırlık değerlerinde ise bir güncelleme yapılmamaktadır (Hall, 2014).

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA topolojisinde kazanan nörona komşuluk eden diğer nöronların dizilimi altıgen (*hexagonal*) (Şekil 2.20-a) veya dikdörtgen (*rectangular*) (Şekil 2.20-b) örgü yapılarında olabilir (SOM Toolbox team, 2005). Şekil 2.20'deki her iki örgü tipinde siyah daireler kazanan nöronu temsil etmektedir. Kazanan nöronu içten dışa doğru çevreleyen altıgenler ve dikdörtgenler ise $\kappa = 1, 2, 3, \dots, n$ komşuluk derecesini göstermektedir.



Şekil 2.20: Kendini Örgütleyen Haritalarda Örgü Tipleri.

Kendini Örgütleyen Haritalar ağında harita düzlemi iki boyutun yanı sıra üç boyutlu da olabilmektedir. Şekil 2.21-a'da silindir (*cylinder*), Şekil 2.21-b'de bobin halkası (*toroidal*) düzlem yapıları gösterilmiştir (SOM Toolbox team, 2005).



Şekil 2.21: Kendini Örgütleyen Haritalarda Üç Boyutlu Harita Yapıları.

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA algoritması aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır (Hall, 2014; Öztemel, 2012; Korkmaz, 2011; Xiao ve diğ., 2005; Halıcı, 2004):

- N boyutlu girdi vektörleri $\chi = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]^T, N \in \mathbb{R}$ ile gösterilsin.
 - Ağda kullanılacak nöron sayısı l olsun.
 - j . nörona ait ağırlık vektörleri $w_j = [w_{j1}, w_{j2}, w_{j3}, \dots, w_{jN}]^T, j = 1, 2, 3, \dots, l$ ile gösterilsin.
1. İlk değer atamaları yapılır.
 - Girdi vektörlerinin ağı gösterilme sayısı veya ağı çalışma zamanı t ayarlanır.
 - Ağırlık vektörlerine rastgele ilk değer ataması yapılır.
 - Başlangıçtaki öğrenme katsayısı α_0 değerine 0–1 arasında küçük bir değer verilir. Komşuluk derecesi veya komşuluk yarıçapı κ ve komşuluk fonksiyonu h_{ji} atamaları yapılır.
 2. Her bir girdi vektörü ile nöronlar arası uzaklık Öklid uzaklığı ile Denklem 2.46 kullanılarak hesaplanır.

$$d(j) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - w_{ji})^2} \quad (2.46)$$

3. Girdi vektörüne en yakın ağırlık vektörü yani kazanan nöron belirlenir (Girdi vektörüne en yakın mesafedeki nöron kazanan nöron olarak seçilir). Kendini Örgütleyen Haritalar ağında rekabet aşaması burada gerçekleşmektedir (Denklem 2.47).

$$c = \arg \min_i \|x_i - w_{ji}\| \quad (2.47)$$

4. Kazanan vektör komşuluğunda örüntü genişliği olan σ hesaplanır (Denklem 2.48).

$$\sigma(t) = \sigma_0 e^{\left[-\frac{t}{\lambda}\right]} \quad (2.48)$$

σ_0, t_0 anındaki örüntü değerini vermektedir. λ zaman sabitini ifade etmektedir.

5. Komşuluk fonksiyonu $h_{ji}(t)$ hesaplanır (Denklem 2.49).

$$h_{ji}(t) = \alpha(t) e^{\left[-\frac{(\|d\|)^2}{(2\sigma^2(t))}\right]} \quad (2.49)$$

Öğrenme oranı $\alpha(t)$ ağı gösterilen her tekrarda azalacağı için $\alpha(t+1) < \alpha(t)$ öğrenme katsayısı $\alpha(t)$ fonksiyonu, monotonik olarak azalan (hiperbolik, exponansiyel, parçalı doğrusal vb) skaler fonksiyondur. Herhangi bir t anındaki $\alpha(t)$ öğrenme katsayısı ise Denklem 2.50 formülüyle hesaplanmaktadır.

$$\alpha(t) = \alpha_0 e^{\left[-\frac{t}{\lambda}\right]} \quad (2.50)$$

6. Komşuluk fonksiyonu çerçevesinde kazanan nöronun komşu vektörlerinin ağırlıkları güncellenir. Nöronlarda uyum süreci de denilen bu işlem ile t . zamana ait ağırlık vektörlerinden $t+1$. zamana ait ağırlık vektörleri elde edilmektedir. Öğrenme algoritması *sıralı öğrenen algoritma* ise ağırlık katsayıları Denklem 2.51 ile hesaplanmaktadır.

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \alpha(t) h_{ji}(t)[x(t) - w_j(t)] \quad (2.51)$$

Denklem 2.51’de verilen $w_j(t)$ t anındaki mevcut ağırlık katsayısını, $\alpha(t)$ öğrenme katsayısını, $h_{ji}(t)$ komşuluk fonksiyonunu, $[x(t) - w_j(t)]$ ağırlık değişimini göstermektedir.

Öğrenme algoritması *eğim azaltım algoritması (Batch Gradient Descent)* seçilirse ağırlık katsayıları Denklem 2.52 ile hesaplanmaktadır.

$$w_j(t+1) = \frac{\sum_{i=1}^N h_{ji}(t) \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N h_{ji}(t)} \quad (2.52)$$

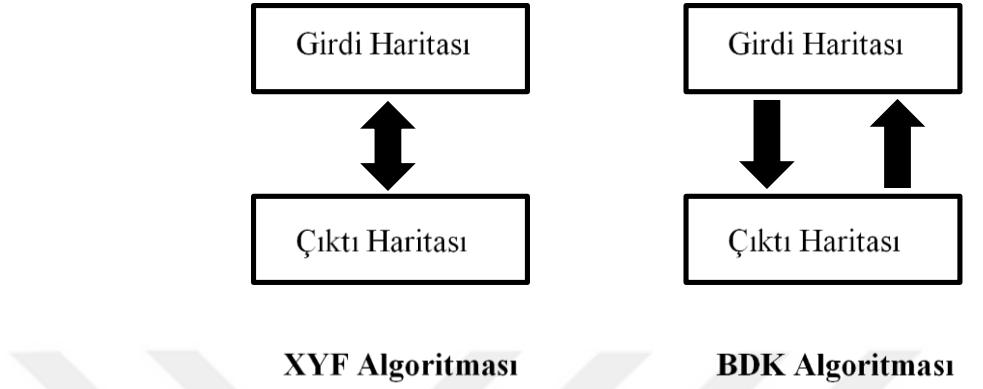
7. Tüm girdi vektörleri için adım 2-6 çalıştırılır.
8. $w_j(t+1)$ ağırlık vektörünün değeri $w_j(t)$ ağırlık vektörüyle aynı değere sahip olduğunda yani ağırlıklar istikrarlı hale geldiğinde çalışma sonlandırılır.

Kendini Örgütleyen Haritalar ağıının çıktıları grup veya küme olacak şekilde organize edilir. Kendini Örgütleyen Haritalar, özellikle çok boyutlu veri setlerinde kümelemede kullanışlıdır (Chow ve Cho, 2007). Kendini Örgütleyen Haritalardan verinin görselleştirilerek anlaşılması amacıyla da faydalanılmaktadır. Bu ağıın kullanım alanları arasında desen tanıma (*pattern recognition*), biyolojik modelleme, veri sıkıştırma ve veri madenciliği gelmektedir (Chow ve Cho, 2007).

2.6.4.2. İki Yönlü Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA (BDK Algoritması)

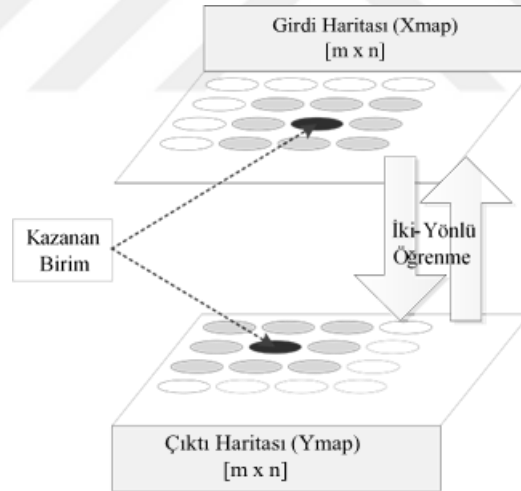
Kendini Örgütleyen Haritalar YSA, girdi ve çıktı vektörleri arasındaki ilişkiyi yansıtamamaktadır. Ayrıca girdi vektörü ile çıktı vektörü arasında ölçeklendirme ve dengeleme problemi bulunmaktadır (Kim ve diğ., 2012). Bu sorunların üstesinden gelebilmek için Melssen ve diğ. (2006) tarafından Kohonen YSA yapısını kullanan XY Kaynaşık Ağlar-XYF algoritması (*XY Fused Network - XYF*) ve İki-Yönlü Kohonen Ağı-BDK algoritması (*Bi-directional Kohonen Networks - BDK*) geliştirilmiştir. Her iki algoritmada hesaplanan tüm benzerlik oranları, ağıın bulunduğu maksimum benzerlik oranına bölünerek ölçeklendirilir (Marini, 2009). Her iki algoritma danışmanlı öğrenme yöntemiyle öğrenmekte ve aynı çalışma prensibine dayanmaktadır. Sadece XYF

algoritmasında her iki harita arasındaki benzerlik ölçüleri karşılıklı olarak güncellenirken, BDK algoritmasında ilk önce sadece girdi haritası daha sonra çıktı haritası güncellenmektedir (Şekil 2.22) (Melssen ve diğ., 2006).



Şekil 2.22: XYF ve BDK Algoritmaları Benzerlik Ölçümlerinin Güncellenmesi.

BDK algoritması yapısındaki girdi haritası (X-haritası - $Xmap$) ve çıktı haritası (Y-haritası - $Ymap$) birbirleriyle Şekil 2.23'teki gibi bağlantılıdır. (Kim ve diğ., 2012).



Şekil 2.23: İki-Yönlü Kohonen YSA Yapısı.

BDK algoritmasında, çift yönlü olarak her iki haritadaki ağırlıklar güncellenir. İlk aşamada sadece girdi haritasının ağırlıkları güncellenmekte ve kazanan nöronun benzerliği $S_c^X(i, j)$ hesaplanmaktadır (Denklem 2.53). Kazanan birim (BMU), çıktı vektörü ve çıktı haritası arasındaki en fazla benzerlik ölçüsü dikkate alınarak hesaplanmaktadır (Kim ve diğ., 2012).

$$S_c^X(i, j) = (1 - \alpha_t)S(X_i, w_j^X) + \alpha_t S(Y_i, w_j^Y) \quad (2.53)$$

Denklem 2.53'te girdi haritası X ; çıktı haritası Y ; kazanan birim c ; X ve Y haritası arasındaki göreceli ağırlık α_t ; girdi haritasının j . düğümündeki ağırlık vektörü w_j^X ; çıktı haritasının j . düğümündeki ağırlık vektörü w_j^Y ; i . girdi haritası ve j . düğüm arasındaki benzerlik ölçümü $S(X_i, w_j^X)$; i . çıktı haritası ve j . düğüm arasındaki benzerlik ölçümü $S(Y_i, w_j^Y)$, t örneğin ağa gösterim sayısını (*epoch*) ve $S_c^X(i, j)$ ise X haritasındaki kazanan birimin benzerliğini sembolize etmektedir.

Girdi haritasının ağırlıklarının güncellenmesinden sonra çıktı haritasının ağırlıkları güncellenir ve kazanan nöronun benzerliği $S_c^Y(i, j)$ hesaplanır (Denklem 2.54) (Kim ve diğ., 2012). Daha sonra ise hesaplanan tüm benzerlik oranları ağın bulduğu maksimum benzerlik oranına bölünerek ölçeklendirilir (Marini, 2009).

$$S_c^Y(i, j) = \alpha_t S(X_i, w_j^X) + (1 - \alpha_t)S(Y_i, w_j^Y) \quad (2.54)$$

Ağın çift yönlü eğitimi tamamlandıktan sonra girdi vektörü ve girdi haritası arasındaki benzerlik vektörleri D_i ; X haritasının boyutlarını m ve n göstermek üzere Denklem 2.55 ve Denklem 2.56 formülüyle hesaplanmaktadır (Kim ve diğ., 2012).

$$d(X_i, j) = S(X_i, w_j^X), j = 1, 2, \dots, mn \quad (2.55)$$

$$D_i = \begin{bmatrix} d(X_i, 1) \\ d(X_i, 2) \\ \vdots \\ d(X_i, mn) \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

2.6.4.3. XY Kaynaşık Kohonen YSA (XYF Algoritması)

BDK algoritması ile aynı prensipte çalışan XY Kaynaşık Kohonen Ağı-XYF algoritmasında sadece girdi ve çıktı haritası arasındaki ağırlıkların güncellenme mantığı farklıdır. XYF algoritmasında her iki harita arasındaki ağırlıklar karşılıklı olarak aynı anda güncellenir ve kazanan nöronun benzerlik ölçüsü $S_{Kaynaşık}(i, j)$ tek seferde hesaplanır (Şekil 2.22) (Denklem 2.57).

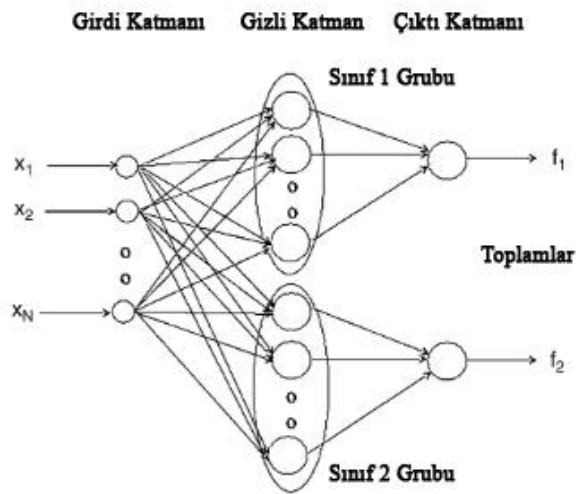
$$S_{Kaynaşık}(i, j) = \alpha_t S(X_i, w_j^X) + (1 - \alpha_t) S(Y_i, w_j^Y) \quad (2.57)$$

Denklem 2.57’de girdi haritası X ; çıktı haritası Y ; kazanan birim c ; X ve Y haritası arasındaki benzerlik ilişkisi ağırlığı α_t ; girdi haritasının j . düğümündeki ağırlık vektörü w_j^X ; çıktı haritasının j . düğümündeki ağırlık vektörü w_j^Y ; i . girdi haritası ve j . düğüm arasındaki benzerlik ölçümü $S(X_i, w_j^X)$; i . çıktı haritası ve j . düğüm arasındaki benzerlik ölçümü $S(Y_i, w_j^Y)$, i . eğitim örneği ile harita üzerinde j . nöron arasındaki kaynaşık benzerlik ölçüsü $S_{Kaynaşık}(i, j)$; ve t örneğin ağı gösterim sayısını (*epoch*) sembolize etmektedir. Hesaplama işlemi sonucunda tüm benzerlik oranları ağına bulduğu maksimum benzerlik oranına bölünerek ölçeklendirilir (Marini, 2009).

2.6.5. Olasılıksal YSA

Olasılıksal YSA, sınıflandırma problemlerine uygun ve danışmanlı öğrenme gerçekleştiren Radyal tabanlı ağlardır (Kumaşoğlu ve Bolat, 2011). Uygulama biçimi farklı olsa da bu tür ağların konsepti *k-En Yakın Komşu* algoritması ile benzerlik göstermektedir (Sawant ve Topannavar, 2015).

Bir sınıflandırma probleminde veri setinde bulunan hedef niteliğin *Sınıf1* ve *Sınıf2* gibi iki değer aldığını varsayalım. Yapısı Şekil 2.24’te verilen iki sınıflı Olasılıksal YSA işleyişi aşağıdaki şekilde özetlemiştir (Looney, 2003).



Şekil 2.24: Olasılıksal YSA Yapısı.

Girdi katmanında, tahmini sağlayan her bir nitelik için bir nöron bulunmaktadır. Hedef değişkene ait k adet *Sınıf1* ve *Sınıf2* gibi iki sınıf değeri olsun. *Sınıf1*'e ait P adet, *Sınıf2*'ye ait Q adet örnek yer alsın ($\{x^p: p = 1, 2, \dots, P\}$, $\{y^q: q = 1, 2, \dots, Q\}$).

Ara katmandaki nöronlar, k adet gruba ayrılmaktadır. Bu durumda *Sınıf1*'in grubunda P adet, *Sınıf2*'nin grubunda ise Q adet nöron bulunur. Ara katmandaki her bir nöron, ilgili sınıfın nitelik vektörünü ortalayan bir Gauss fonksiyonuna aittir. *Sınıf1* ve *Sınıf2* için bu fonksiyonlar Denklem 2.58 ve Denklem 2.59 ile hesaplanmaktadır.

$$g_1(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{\|x-x^{(p)}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.58)$$

$$g_2(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{\|y-y^{(q)}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.59)$$

Denklem 2.58 ve Denklem 2.59'da yer alan σ değeri, aynı gruptaki nitelik vektörleri arasındaki ortalama uzaklığın yarısı ya da her örnekte örneğin kendine en yakın örnekle olan uzaklığı olarak değerlendirilebilir. Bir sınıf grubundaki tüm Gauss fonksiyonları çıktı katmanındaki aynı nöronu besler. Bir başka ifade ile çıktı katmanında k tane nöron yer alır. k . çıktı nöronu ara katmanın k . grubundan gelen değerleri toplamaktadır (*Mixed Gaussians* ya da *Parzen windows*) (Denklem 2.60 ve Denklem 2.61):

$$g_1(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \left(\frac{1}{P}\right) \sum_{p=1,P} e^{-\frac{\|x-x^{(p)}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.60)$$

$$g_2(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \left(\frac{1}{Q}\right) \sum_{q=1,Q} e^{-\frac{\|y-y^{(q)}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.61)$$

Her bir girdi için iki fonksiyon da hesaplanır ve elde edilen maksimum değer (*maksimum a posteriori* ya da *MAP değeri*) o girdiye ait sınıf değerini belirler.

Ağın eğitim sürecinin hızı ve ağın paralel yapısı bu ağın avantajları arasında yer alırken; Geri Yayılım algoritması kadar genel olmayışı, geniş bellek gereksinimi gibi bazı dezavantajları da bulunmaktadır (Cheung ve Cannons, 2002). Eğitim örneğinin çok olduğu durumlarda Olasılıksal YSA yüksek performans vermektedir (Saraç, 2012).

2.6.6. Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA

Danışmansız öğrenme ilkesine göre çalışan Uyarlanabilir Rezonans Teorisi (*Adaptive Resonance Theory - ART*) ağları, 1987 yılında Stephen Grossberg ve Gail Carpenter tarafından geliştirilmiştir (Öztemel, 2012).

Tarihsel açıdan bakıldığında önceki YSA sınıflandırıcılarında, sınıflar ve ağda çalışacak nöronlar önceden tanımlanıyordu. Aynı sınıfta yer alan örneklerin birbirine benzerliğini kontrol eden bir parametre yoktu. Ayrıca eğitim süreci devam etmiyor, eğitim sadece verilen örneklerle sınırlı kalıyordu. Eğitim setine yeni bir örnek verildiği zaman eğitim aşaması en baştan tekrar yapılıyordu. Bu sorunlar ART modelinin geliştirilmesine kaynaklık etmiştir.

ART ağlarında, bir örneğin daha önceden belirlenmiş bir sınıfa atanması esnasında benzerlik katsayısı (σ) adında aynı sınıfa giren örneklerin birbirine benzerlik oranının ne olması gerektiğini söyleyen bir parametre kullanmaktadır. Bu parametre ile bir örneğin atanacağı sınıftaki diğer örneklerle en az bu parametre değeri kadar benzerlik göstermesi gerekmektedir (Öztemel, 2012).

ART ağının adında geçen rezonans (*resonance*) ifadesi, ağın temsil vektörünün girdi vektörüne yeteri kadar yakın (benzer) eşleşme durumunu ifade etmektedir. Ağ bu rezonans durumu devam ettiği sürece öğrenmektedir. Rezonans bittiğinde ağın öğrenmesi de sona ermektedir.

ART ağı çalışırken, ilk kez gördüğü bir örneğe bir sınıf atayarak hafızada tutmaktadır. Daha sonra gördüğü örnekleri ise öğrenmiş olduğu sınıflarla karşılaştırmaktadır. Ağ, benzerlik görmesi halinde o örneği benzerlik gösteren sınıfa dâhil etmekte, benzerlik görmemesi halinde ise o örneğe yeni bir sınıf atayarak etiketlemektedir (Aydın Keskin, 2008).

ART ağının öğrendiği bilgileri sakladığı hafıza tıpkı insan gibi kısa dönemli ve uzun dönemli hafıza modeli gibi çalışmaktadır. Uzun dönemli hafıza, modelin kümeleme aşamasında devreye girerken, kısa dönemli hafıza yeni ayrıntıları fark edebilmesi yeteneği sayesinde uzun dönemli hafızada zamanla değişimler yaratmaktadır (Aydın Keskin, 2008).

İdeal bir YSA, her örnekte yeni bilgiler öğrenmeli, kimi zaman da daha öğrenmiş olduğu bilgileri silerek yerine yeni öğrendiği bilgileri koymalı yani bazen de eski öğrendiklerini unutabilmelidir. Yeni görmüş olduğu örneklerden yeni bilgiler öğrenmesi ağa esneklik katarken, ağın unutma kabiliyetine sahip olması ağın kararlılığını düşürmektedir. *Esneklik ve kararlılık ikilemi* olarak da bilinen bu probleme çözüm olmak amacıyla geliştirilen ART ağları zamanla güncellenmiş ve çeşitli değişikliklere uğrayarak ART1, ART2, ART3, ARTMAP ve Fuzzy ART gibi yeni ağlar geliştirilmiştir (Öztemel, 2012).

İlk geliştirilen ART1 ağı ikili (*binary*) veriyle çalışırken, daha sonra geliştirilen ve bu çalışma kapsamında da kullanılan ART2 ağı hem ikili hem de sürekli değerlerle çalışmaktadır (Öztemel, 2012).

Sınıflandırma problemlerini çözmek amacıyla geliştirilen ART ağlarının temel olarak üç özelliği vardır. Bunlar sırasıyla uyum (*normalizasyon*), ayrıştırılabilirlik ve kısa dönemli bellek olarak sıralanmaktadır (Öztemel, 2012). Bu temel özellikler kısaca, sesli bir ortama giren birisinin sesli ortama zamanla alışması yani bulunduğu ortama adapte olabilmesi *normalizasyon* (uyum), yeni örneklerdeki ayrıntıları fark edebilmesi *ayrıştırılabilirlik* ve bu ayrıntıları saklayabildiği *kısa dönemli hafıza* olarak açıklanmaktadır (Öztemel, 2012).

ART ağlarının diğer YSA türlerinin aksine yeni gördüğü örneklerden yeni bilgiler öğrenmesi bu ağlara gerçek zamanlı öğrenme yeteneği katmakta ve her örnekte daha önce öğrenmiş olduğu bilgilere yeni bilgiler eklemesi çevrimiçi (*online*) öğrenme olarak bilinmektedir (Öztemel, 2012).

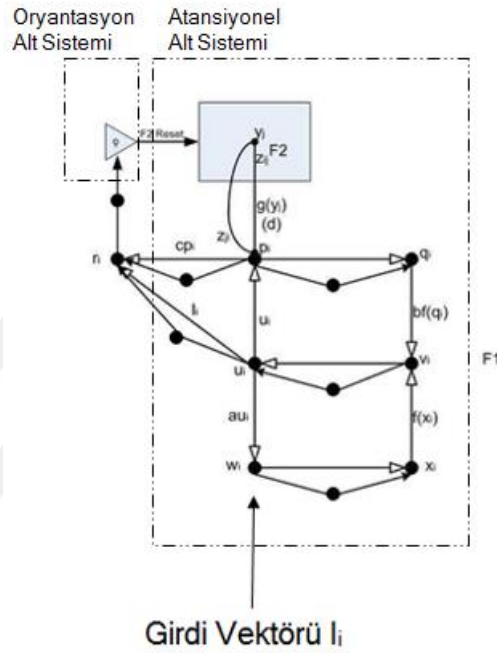
2.6.6.1. ART2 YSA

ART2 YSA modeli, ikili ve sürekli değerlerle ve danışmansız öğrenme prensibine göre çalışmaktadır. ART ağları aşağıdan yukarı (F1'den F2'ye) ve yukarıdan aşağıya (F2'den F1'e) bilgi işleme olarak iki aşamalı çalışmaktadır. F1 katmanı girdi vektörünün özelliklerini göstermekte iken, F2 katmanı sınıfları göstermektedir. ART2 ağında bu iki katmana ilaveten, F1 ve F2 katmanını birleştiren alt sistem bulunmaktadır.

Ağın girdileri F1 katmanındaki p , v ve w birimleri tarafından toplanmakta iken (*doğrusal elemanlar*), yine aynı katmandaki q , x ve u elemanları da bu girdileri normalize etmektedir (*paralel elemanlar*) (Öztemel, 2012).

F2 katmanında ise y birimi bulunmaktadır. Ağdaki ağırlıklardan aşağıdan yukarı doğru olanlar z_{ij} ile yukarıdan aşağıya doğru olan ağırlıklar ise z_{ji} ile gösterilmektedir. Girdi vektörünün hesaplanan ağırlıklarının ağırlık belirlediği vektörler ile karşılaştıran mekanizma r ile gösterilmektedir.

ART2 ağıının yapısı Şekil 2.25'te verilmiştir (Öztemel, 2012; Sezen, 2008).



Şekil 2.25: ART2 YSA Yapısı.

F1 ve F2 katmanının her ikisinde de kısa dönemli hafıza bulunmaktadır. Bu iki katman arasındaki bilgiler ise uzun dönemli hafızada tutulmaktadır (Öztemel, 2012).

Hussain (1993) ART2 ağıının öğrenme aşamalarını şöyle açıklamıştır: ART2 ağıının öğrenmesinde 4 aşama bulunmaktadır. İlk aşamada girdi vektörleri F1 katmanı aracılığı ile ağa tanıtılmaktadır. Sonraki aşamada ağ, girdi vektörünün özellikleri ile daha önce F2 katmanında tuttuğu sınıf özelliklerini karşılaştırmakta ve örneğin niteliklerinin en fazla benzerlik gösterdiği sınıf seçilmektedir. Üçüncü aşamada ise, örnek ile seçilen sınıf özellikleri kıyaslanmakta yani örnek ile niteliklerinin benzerliği belirlenmektedir. Son olarak da girdi vektörleri sınıf etiketine dönüştürülür yani girdi bir sınıfa atanır. Eğer örnek bir sınıf ile eşleşmezse ikinci aşama tekrar çalıştırılır. Ağın örnek için ürettiği desen sıfırlanır. Ağ, herhangi bir sınıf ile eşleşmeyen bu örnek ile yeni sınıf bilgilerini öğrenir ve yeni bir sınıf oluşturur.

ART2 ağıının algoritması ise aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır (Öztemel, 2012; Teles Vieira ve Lee, 2007; Zell ve diğ., 1998)

1. Başlangıç parametrelerinin ve ağırlık değerlerinin ataması yapılır.

- F1 katmanındaki a, b, c, d, e, θ sabit ağırlık parametreleri atanır (Denklem 2.62).

$$\begin{aligned} a > 0, \quad b > 0, \quad 0 < c < 1, \\ d = 0.9, \quad e \leq 1, \quad 0 \leq \theta \leq 1 \end{aligned} \quad (2.62)$$

- a parametresi, F1 katmanının alt tabakasının orta tabakası tarafından etkilenme kuvveti; b ise F1 katmanının orta tabakasının üst tabakası tarafından etkilenme kuvveti parametresidir. Ağı kararlı duruma daha çabuk geçmesi için a ve b parametrelerinin büyük seçilmesi önerilmektedir. Modelleme aşamasında bu parametrelere sırasıyla 10 ve 10 değerleri verilmiştir.
- F2 katmanındaki d sabit ağırlık parametreleri atanır. Bu değer, F2 katmanında kazanan nöronun aktivasyon değerini göstermektedir. Genellikle bu değer 1'e yakın olması önerilir.
- Sıfır ile bölünmeyi engellemek için çok küçük e değeri atanır.
- F1 katmanındaki M girdi vektörü sayısı ve F2 katmanındaki N çıktı vektörü sayısı atanır.

$$0 \leq \theta \leq 1, \quad 0 \leq \rho \leq 1, \quad 0 \leq HTP \leq 1 \quad (2.63)$$

- Gürültü engelleme eşik değeri θ , 0 ve 1 arasında atanır (Denklem 2.63).
- Benzerlik katsayısı (*Vigilance parameter*) ρ , 0 ve 1 arasında atanır. Benzerlik katsayısının büyük olması durumunda etiketlenecek sınıf sayısı da artacaktır. Az olması durumunda ise daha az sınıf olacaktır (Denklem 2.63). Bu nedenle bu parametrenin uygun seçilmesi ağı performansı açısından önemlidir.
- F1 katmanındaki Hata Toleransı Parametresi (HTP), 0 ve 1 arasında atanır (Denklem 2.63).
- Yukarıdan aşağıya ve aşağıdan yukarıya doğru olan ağırlık değerleri atanır.
- Yukarıdan aşağıya ağırlık değerleri Denklem 2.64 ile atanmaktadır.

$$z_{ij}(0) = 0 \quad \bullet \quad (2.64)$$

- Aşağıdan yukarıya ağırlık değerleri ise Denklem 2.65 ile hesaplanır.

$$z_{ji}(0) \leq \frac{1}{(1-d)\sqrt{M}} \quad \bullet \quad (2.65)$$

- Döngü sayaç değerine 1 atanır. Çıktı katmanına 0 atanır.
2. Örnekler ağa gösterilir. N boyutlu girdi için girdi vektörü $I = I_1, I_2, I_3, \dots, I_N$ olacaktır.
 3. X alt katman ağırlık parametresi hesaplanır (Denklem 2.66).

$$x_i = I_i + au_i \quad (2.66)$$

4. V alt katman ağırlık parametresi hesaplanır (Denklem 2.67).

$$v_i = f(x_i) + bf(q_i) \quad (2.67)$$

Denklem 2.67’de yer alan $f(x_i)$ fonksiyonu doğrusal ise alacağı değer Denklem 2.68 ile hesaplanmaktadır.

$$f(x_i) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < \theta \\ x, & x \geq \theta \end{cases} \quad (2.68)$$

$f(x_i)$ fonksiyonu doğrusal değil ise Denklem 2.69 ile hesaplanmaktadır.

$$f(x_i) = \begin{cases} \frac{2\theta x^2}{(x^2 + \theta^2)}, & 0 \leq x < \theta \\ x, & x \geq \theta \end{cases} \quad (2.69)$$

5. U alt katman ağırlık parametresi hesaplanır (Denklem 2.70).

$$u_i = \frac{v_i}{e + \|V\|} \quad (2.70)$$

6. P alt katman ağırlık parametresi hesaplanır (Denklem 2.71).

$$p_i = u_i + dz_{ij} \quad (2.71)$$

Burada J nöronu, kazanan nöronu temsil etmektedir. Eğer F2 katmanı aktifleşmemişse veya ağ henüz başlangıç parametresinde ise P alt katman ağırlık parametresi Denklem 2.72 ile hesaplanacaktır.

$$p_i = u_i \quad (2.72)$$

7. Q alt katman ağırlık parametresi hesaplanır (Denklem 2.73).

$$q_i = \frac{p_i}{e + \|P\|} \quad (2.73)$$

8. Adım 2 ve adım 7 arası adımlar F1 katmanı kararlı durumda olana kadar tekrarlanır. Kararlı durumda olması için hesaplanan *Hata* değerinin *HTP* hata değerinden küçük veya eşit olması gerekmektedir (Denklem 2.74).

$$Hata(i) = U_i - U^*(i) \quad (2.74)$$

Hata değeri, ağa başlangıçta atanan Hata Parametresi (HTP)'den küçük ise yani $Hata(i) \leq HTP$ ise F1 katmanı kararlı hale gelmiştir.

9. R alt katman ağırlık parametresi hesaplanır. Formülde verilen c kazanç parametresidir ve araştırmacı tarafından belirlenir (Denklem 2.75).

$$r_i = \frac{u_i + cp_i}{e + \|U\| + \|cP\|} \quad (2.75)$$

10. Ağı sıfırlama koşulu kontrol edilir. Eğer $\rho > e + \|R\|$ ise F2 katmanına deseni sıfırlama sinyali gönderilir. Bu durum, girdi vektörünün kazanan nöron olmadığı anlamına gelmektedir. Ağırlıklar sıfırlanır ve Adım 2'den itibaren döngü tekrar çalıştırılır. Sıfırlama sinyali yoksa ve sayaç değeri 1 ise adım 11'e, sıfırlama sinyali yoksa ve sayaç değeri 1'den büyükse adım 14'e geçilir. Bu durumda ağda rezonans sağlanmış demektir.

11. F2 katmanının girişleri hesaplanır (Denklem 2.76).

$$T_j = \sum_{i=1}^M p_i z_{ji} \quad (2.76)$$

12. Kazanan nöron belirlenir. F2 katmanında sadece bir nöron kazanan olacaktır. Kazanan nöron (J) değeri 0'dan büyük, diğer nöronların değeri ise 0 olacaktır. Kazanan nöron fonksiyonu $g(T_j)$ aşağıda verilmiştir (Denklem 2.77).

$$g(T_j) = \begin{cases} d, & T_j = \max(T_k), k = 1, 2 \dots M \\ 0, & \text{Değilse} \end{cases} \quad (2.77)$$

13. Kazanan nöronun F2 katmanındaki aşağıdan yukarı ağırlıklar güncellenir (Denklem 2.78).

$$z_{Jj} = \frac{u_i}{1 - d} \quad (2.78)$$

Kazanan nöronun F2 katmanındaki yukarıdan aşağıya ağırlıklar güncellenir (Denklem 2.79).

$$z_{ij} = \frac{u_i}{1 - d} \quad (2.79)$$

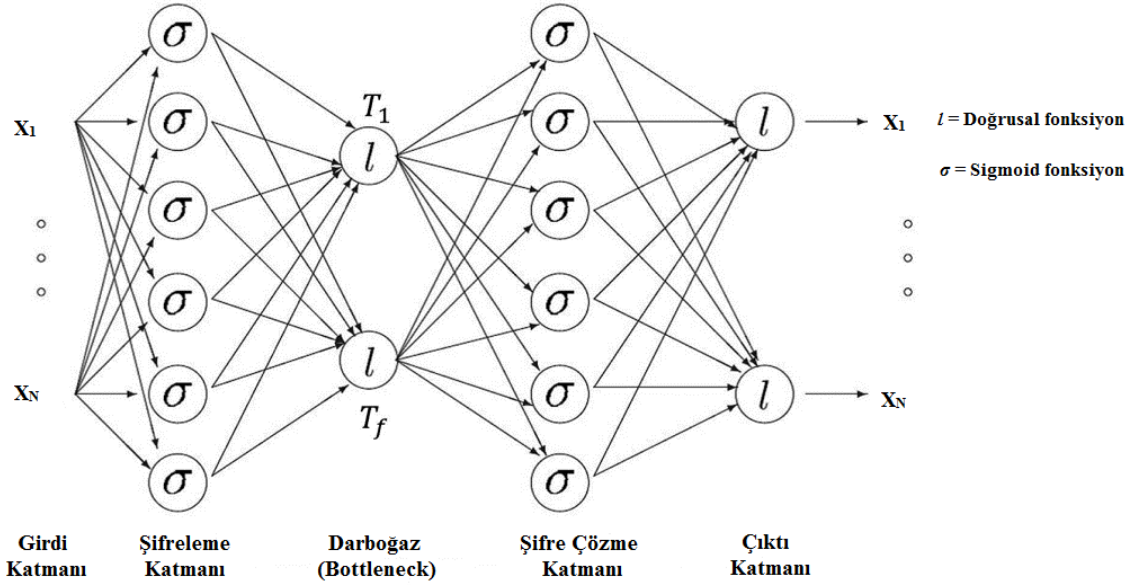
14. Mevcut girdi vektörü silinir, F2 katmanı pasifleştirilir, yeni girdi vektörü alınır ve adım 1'e dönülür.

ART ağları çıktı olarak hangi örneğin hangi sınıfta yer aldığını göstermektedir fakat sınıf etiketlerinin gerçekte hangi değerde olduğunu söylememektedir. Bu işi ise tasarımcı inceleyerek belirlemektedir. Örneğin cinsiyet sınıflandırması yapan bir ART ağında çıktı sınıfları 0 ve 1 olarak etiketlenmişse, ağın tasarımcısı hangi etiketin kadın hangi etiketin erkek sınıfı gösterdiğini ağın çıktısını inceleyerek bulmalıdır (Öztemel, 2012).

2.6.7. Öz-İlişkili YSA

Öz-İlişkili YSA, çok katmanlı ileri beslemeli YSA yapısının özel bir çeşididir. Ağın amacı, ağ girdisini çıktı katmanında verecek şekilde haritalamaktır (Güllülü, 2012). Bir başka deyişle, ağın gözlemlenen çıktısı yine ağa verilen girdilerin kendisidir. Bu nedenle bu ağ Öz-İlişkili veya Öz-Şifreleyici (*Auto-Associative*, *auto-encoder*) ağ olarak adlandırılmaktadır. Ağın girdi ve çıktı katmanındaki nöron sayısı, veri setinin nitelik sayısı ile aynı sayıdadır. Öz-İlişkili YSA, ağa hedef nitelikler verilmediği için danışmansız öğrenme prensibiyle öğrenmektedir (Le, 2015).

Ağın yapısı Şekil 2.26'da görüldüğü gibi N adet girdi ($X_1, X_2, \dots, X_N$) ağın sonunda çıktı olarak geri verilmektedir. Öz-İlişkili YSA ağının eğitim türü, çok katmanlı ve ileri beslemeli ağlardakine benzer şekilde maliyet fonksiyonunun minimize edilmesine dayanmaktadır (Sarcia ve diğ., 2010).



Şekil 2.26: Öz-İlişkisel YSA Yapısı.

Öz-İlişkili YSA, bir girdi katmanını, bir çıktı katmanını ve bir veya birden fazla ara katman barındırabilmektedir (Aldrich ve Auret, 2013; Hines ve diğ., 1998; Kramer, 1991). Fakat ara katmanlardan birinin nöron sayısı, ağın girdi ve çıktı katmanındaki nöron sayısından daha az olmalıdır (Marwala, 2009). Öz-İlişkili ağın darboğaz (*bottleneck*) olarak bilinen bu yapısı, kelebeğin görünümüne benzetilmektedir. Bu yapı sayesinde girdi vektörleri sıkıştırılarak daha az boyuta indirgenmekte ve daha sonra geri çözülerek ağın çıktısının girdi verisi olacak şekilde haritalanması sağlanmaktadır (Marwala, 2009).

Öz-İlişkili YSA çıktı katmanının hesaplanması Denklem 2.80 ile verilmektedir.

$$y = f_{\text{Çıktı}_\text{Akt}} \left(\sum_{j=1}^M w_j f_{\text{Ara}_\text{Akt}} \left(\sum_{i=1}^N w_{ij} x_i + b_0 \right) \right) + w_0 \quad (2.80)$$

Denklem 2.80'de girdi vektörlerini x , çıktı vektörlerini y , girdi vektöründeki nitelik sayısını N ; ara katmandaki nöron sayısını M ; i . girdi vektörünü x_i ; i . girdi ve j . ara katman nöronu arasındaki ağırlık katsayısını w_{ij} ; w_0 ağırlık katsayılarının başlangıçtaki

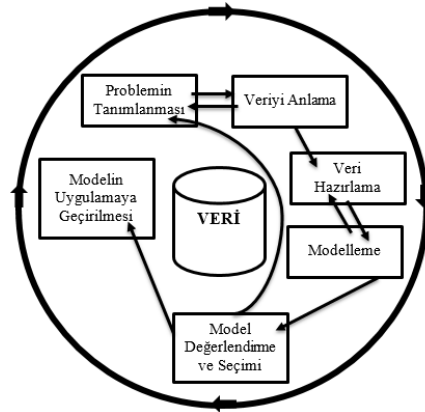
değerini; j . ara katman nöronunun ağırlık katsayısını w_j ; çıktı katmanındaki aktivasyon fonksiyonunu $f_{Çıktı_Akt}$; b_0 bias nöronunu; ara katman aktivasyon fonksiyonunu f_{Ara_Akt} göstermektedir (Marwala, 2009).



3. MALZEME VE YÖNTEM

Tezin bu bölümünde tuş vuruş veri setinin oluşturulma aşamaları, verinin karakteristiği, uygulama için seçilen YSA modellerinin uygulama adımları anlatılacaktır.

Modellerin oluşturulması için YSA çalışmalarının Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi ile ilişkisi göz önünde bulundurulmuş ve Veri Madenciliği için Çapraz Endüstri Standard Süreç Modeli (*CRoss-Industry Standard Process for Data Mining - CRISP*) (Şekil 3.1) adımlarının izlenmesine karar verilmiştir (Balaban ve Kartal, 2015; Shearer, 2000). CRISP; Problemin Tanımlanması, Veriyi Anlama, Veri Hazırlama, Modelleme, Modelin Değerlendirme ve Seçimi ve Modelin Uygulamaya Geçirilmesi olmak üzere altı aşamadan oluşmaktadır. Çalışma kapsamında yeni bir tuş vuruş veri seti oluşturulmuş, verinin toplanabilmesi amacıyla yeni bir masaüstü program yazılmıştır. Bu nedenle tez çalışmasında Veriyi Anlama bölümünden önce veri toplama programının nasıl geliştirildiğini ve çalışmasını açıklayan Veri Toplama Sisteminin Geliştirilmesi adımı eklenmiştir.



Şekil 3.1: CRISP Modeli.

3.1. PROBLEMİN TANIMLANMASI

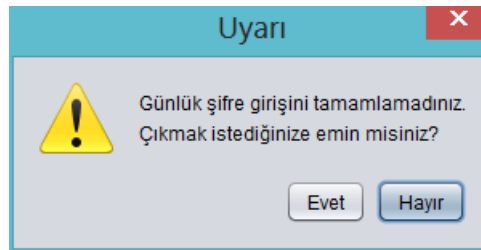
Bu çalışmada, parolalı kimlik doğrulamanın güvenliğini artırmak amacıyla tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulaması YSA modelleri ile kullanılacaktır. Geliştirilen modeller, yazma ritmi ve yazma alışkanlıklarını dikkate alarak kullanıcıları güvenilir ve saldırgan olarak sınıflandırmayı amaçlamaktadır. Çalışma kapsamında kullanılan YSA modellerinin çıktıları değerlendirilerek, FAR, FRR ve EER performans değerlendirme ölçütlerine göre en iyi YSA algoritması belirlenmeye çalışılacaktır.

3.2. VERİ TOPLAMA SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Çalışma kapsamında ihtiyaç duyulan tuş vuruş verisinin toplanması amacıyla Java 7.0 programlama diliyle **Tuş Vuruşları Toplama Yazılımı (TVTY)** yazılımı geliştirilmiştir.

TVTY, katılımcılardan üç aşamada şifre talep etmiştir. Bu çalışma kapsamında TVTY ilk aşamasında girilen şifreler kullanılmıştır. TVTY diğer özellikleri ise aşağıda verilmiştir.

- TVTY şifre girme ekranında *kopyala-yapıştır* işlevine izin vermemektedir.
- TVTY başka bir dokümana yazılmış şifrenin *sürükle-bırak yöntemi* ile şifre giriş ekranına taşınmasına müsaade etmemektedir.
- TVTY, katılımcıların günlük belirlenen tekrarın üzerinde şifre girmelerine izin vermemektedir.
- TVTY şifre girişini tamamlamadan yazılımdan çıkmak isteyen katılımcıları bilgilendirme ekranı ile uyarmıştır (Şekil 3.2). Yoğunluk veya başka sebeple şifre girişini yarım bırakan katılımcının gün içinde müsait olduğu bir zamanda şifre girişine kaldığı yerden devam etmesine izin verilmiştir.

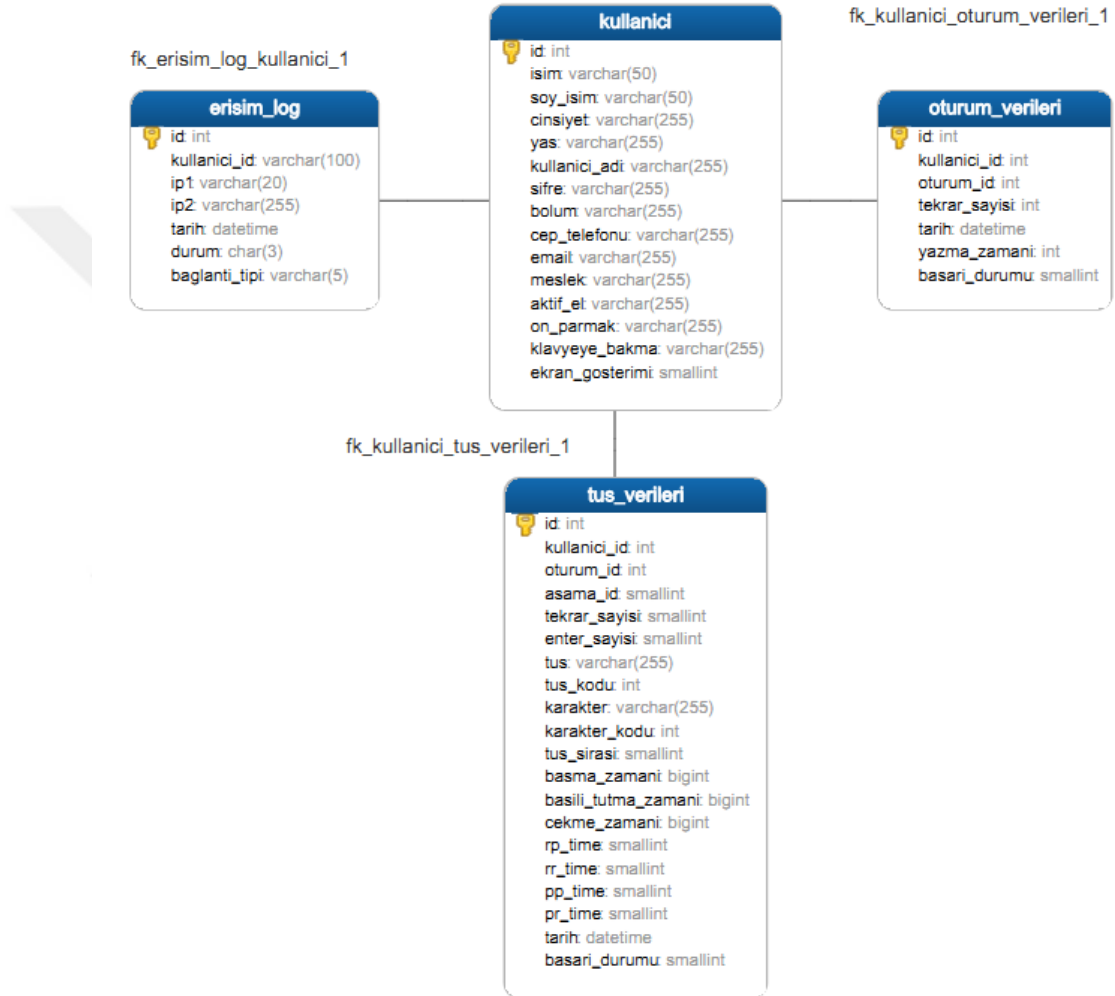


Şekil 3.2: Günlük Şifre Girişinin Tamamlanmadığını Bildiren Uyarı Mesajı.

- 12 oturum ve oturum başına 10 tekrarı tamamlayan katılımcıya çalışmaya verdiği katkıdan ötürü teşekkür edilmiş ve şifre giriş ekranı kendisine kapatılmıştır.

- TVTY tuş olaylarına ait zamanlama hassasiyeti 1 ms'dir. Tüm tuş olayları 1 ms'lik hassasiyetle veri tabanına kaydedilmiştir.

Katılımcıların TVTY aracılığıyla yazdıkları şifrelere ait tuş vuruş verisinin saklanacağı veri tabanı yapısı oluşturulmuştur. Veri tabanı olarak MySQL v5.0 veri tabanı sunucusu kullanılmıştır. Veri tabanının Varlık-İlişki (ER) diyagramı Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3: Veri Tabanının ER Diyagramı.

Çalışmada, tuş vuruşlarının temin edileceği katılımcılar rastgele seçilmiştir. Çalışmaya katılmak isteyenlere TVTY'nin indirme bağlantısı verilmiştir. Böylelikle katılımcılar sıkıştırılmış formatta indirdikleri dosyayı kendi bilgisayarlarında açarak TVTY'yi kullanmaya başlamışlardır. Katılımcıların tamamına TVTY'yi kullanmadan önce, kullanıcı adı ve TVTY ilk giriş şifresi verilmiştir (Şekil 3.4). Bazı katılımcılara bir sefere mahsus olmak üzere TVTY'nin kullanımına yönelik eğitim verilmiştir.

Şekil 3.4: TVTY Giriş Ekranı.

TVTY'ye geçici şifre ile giriş yapan katılımcılardan yazılımı bundan sonraki girişlerde kullanmak üzere en az 8 karakterli, içerisinde *en az bir rakam, bir küçük harf, bir büyük harf ve daha önce kullanmadıkları* yeni bir şifre belirlemeleri istenmiştir (Şekil 3.5). Ayrıca, bu ekranda katılımcıların kişisel bilgileri ve yazma alışkanlıklarına yönelik sorular da yer almaktadır.

Yeni şifre belirleme ekranından sonra bir kereye mahsus olarak katılımcılardan çalışmaya katılım izni alınmıştır. Çalışma kapsamında katılımcılara sisteme girdikleri tuş vuruş verisinin ticarî bir amaç için kullanılmayacağı bildirilmiş, tuş vuruş verisinin sadece tez çalışması ve daha sonraki bilimsel çalışmalar için kullanılmasına izin veren feragatnameyi onaylamaları istenmiştir (EK1: GÖNÜLLÜ KATILIM FORMU). Katılım formunu onaylayan katılımcılardan tuş vuruş verisi alınmıştır. Sadece ilk kayıt ekranında alınan bu izinden sonra asıl şifre girme ekranları katılımcıya gösterilmiştir.

Şekil 3.5: TVTY Kişisel Bilgilerin ve Yazma Alışkanlıklarının Sorulduğu Ekran.

TVTY yazılımı şifre girişinin ilk aşamasında katılımcılardan **8apg?zdmJS** şifresini 10 kere yazmaları istenmiştir (Şekil 3.6). Katılımcı bu aşamada şifreyi 10 kere eksiksiz ve yanlışsız yazdıktan sonra programın ikinci aşaması ekrana gelmiştir.

Şekil 3.6: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 1.

Şifre girişinin ikinci aşamasında katılımcılardan sisteme girerken belirledikleri kendi şifrelerini 10 kere yazmaları istenmiştir (Şekil 3.7). Katılımcı bu aşamada, kendi belirlediği şifreyi 10 kere yazdıktan sonra programın üçüncü aşaması ekrana gelmiştir.

Şekil 3.7: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 2.

Şifre girişinin üçüncü aşamasında ise katılımcılardan, çalışmaya katılan diğer katılımcıların şifresini bir kere girmeleri istenmiştir. Bu aşamada katılımcıların girmeleri istenen günlük şifre sayısı 15 ile sınırlandırılmıştır (Şekil 3.8).

Şekil 3.8: TVTY Şifre Giriş Ekranı – Aşama 3.

Şifre girişlerinin kontrolsüz ortamda yapılması bu çalışmanın sınırlılıkları arasındadır. Katılımcılar belli bir yerdeki özel bir bilgisayardan değil kendi masaüstü ve dizüstü bilgisayarlarından şifre girişini yapmışlardır. Bu süreçte katılımcıların başında beklenmemiş, gözetleme veya herhangi bir yönlendirme yapılmamıştır. Dolayısıyla, katılımcının farklı klavye veya işletim sistemi kullanması gibi faktörlerden kaynaklanabilecek tuş vuruş sürelerindeki değişim çalışmada göz ardı edilmiştir.

3.3. VERİYİ ANLAMA

Veri seti, 1 Ağustos 2015 – 30 Kasım 2015 tarihleri arasında (120 gün içerisinde) toplanmıştır. Tez çalışması kapsamında 101 farklı katılımcı **8apg?zdmJS** şifresini bir oturumda 10 kere olmak üzere 12 oturumda toplam 120 kere yazmıştır. Tuş vuruş veri setindeki toplam örneklem sayısı $101 \times 120 = 12120$ 'dir. Katılımcıların demografik verisine ilişkin tablo ve grafikler çalışmanın BULGULAR kısmında yer almaktadır.

Tuş vuruş veri setinde yer alan ve çalışmada kullanılan niteliklerin özet bilgisi Şekil 3.9 ve Şekil 3.10'da verilmiştir. Veri seti özeti incelendiğinde bazı niteliklerdeki anormal dağılım dikkat çekmektedir. Örneğin; *g* tuşunun çekme olayı ile bir sonraki tuşun basma olayı arasında 43,9 saniyelik süre farkı göze çarpmaktadır. Bir tuştan parmağı kaldırıp diğer tuşa basma arasında en fazla birkaç saniye olabilecek bu sürenin normalin çok üzerinde olmasının model performanslarını olumsuz etkileyeceği düşünülmüştür. Bu nedenle, veri setindeki aykırı değerlerin tespit edilip işlenmesine karar verilmiştir. Çalışmada tercih edilen aykırı değer işleme yöntemi Bölüm 3.4.1'de anlatılmıştır.

Veri setinde yüksek değerli nitelikler, çalıştırılan analizlerde baskın olmaktadır. Bu durum ise kurulan modelin performansını olumsuz etkilemektedir. Bu nedenle veri setinin YSA algoritmalarında kullanılmadan önce ölçeklendirilmesi (*rescale*) veya normalize edilmesi geliştirilen modelin performansını artıracaktır. Çalışma kapsamında veri setine uygulanan normalizasyon yöntemleri Bölüm 3.4.2'de yer almaktadır.

id	flag1	flag1-pr	flag1-pp	flag1-rr	flag1-rp
Min. : 1	Min. :0.0000	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : -88.00	Min. : -168.0
1st Qu.: 3224	1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.0
Median : 6448	Median :0.0000	Median : 0.00	Median : 0.00	Median : 0.00	Median : 0.0
Mean : 6529	Mean :0.1598	Mean : 10.44	Mean : 90.34	Mean : 87.98	Mean : 79.9
3rd Qu.: 9671	3rd Qu.:0.0000	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.0
Max. :13374	Max. :2.0000	Max. :1654.00	Max. :38752.00	Max. :38824.00	Max. :38672.0
8-pr	8-pp	8-rp	flag2	flag2-pr	flag2-pp
Min. : 5.00	Min. : 15.0	Min. : -88.0	Min. :0.0000	Min. : 0.00	Min. : 0.00
1st Qu.: 77.00	1st Qu.: 249.0	1st Qu.: 156.0	1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.00
Median : 88.00	Median : 430.0	Median : 343.0	Median :0.0000	Median : 0.00	Median : 0.00
Mean : 90.87	Mean : 628.0	Mean : 537.2	Mean :0.2514	Mean : 16.97	Mean : 63.79
3rd Qu.:105.00	3rd Qu.: 742.8	3rd Qu.: 655.0	3rd Qu.:0.0000	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.00
Max. :469.00	Max. :39806.0	Max. :39710.0	Max. :2.0000	Max. :452.00	Max. :11139.00
flag2-rr	flag2-rp	a-pr	a-pp	a-rp	p-pr
Min. : 0.00	Min. : -125.00	Min. : 16	Min. : 32.0	Min. : -171.0	Min. : 15.00
1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 94	1st Qu.: 184.0	1st Qu.: 184.0	1st Qu.: 78.00
Median : 0.00	Median : 0.00	Median :112	Median : 274.5	Median : 156.0	Median : 93.00
Mean : 62.03	Mean : 46.81	Mean :118	Mean : 374.8	Mean : 256.8	Mean : 94.42
3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.:140	3rd Qu.: 422.0	3rd Qu.: 308.8	3rd Qu.:109.00
Max. :11139.00	Max. :10983.00	Max. :343	Max. :29827.0	Max. :29727.0	Max. :312.00
p-pp	p-rp	g-pr	g-pp	g-rp	flag5
Min. : 32.0	Min. : -84.0	Min. :15.00	Min. : 38.0	Min. : -107.0	Min. :0.0000
1st Qu.: 263.0	1st Qu.: 165.0	1st Qu.: 78.00	1st Qu.: 273.0	1st Qu.: 184.0	1st Qu.:1.0000
Median : 376.0	Median : 289.0	Median : 94.00	Median : 640.0	Median : 546.0	Median :1.0000
Mean : 487.6	Mean : 393.2	Mean : 95.73	Mean : 928.4	Mean : 832.6	Mean :0.9974
3rd Qu.: 559.8	3rd Qu.: 462.0	3rd Qu.:109.00	3rd Qu.: 1255.0	3rd Qu.: 1156.0	3rd Qu.:1.0000
Max. :34685.0	Max. :34555.0	Max. :331.00	Max. :44085.0	Max. :43992.0	Max. :1.0000
flag5-pr	flag5-pp	flag5-rp	flag5-rr	ASTERISK-pr	ASTERISK-pp
Min. : 0.0	Min. : 0.00	Min. : -1607.00	Min. : -1685.0	Min. : 16.0	Min. : 0.0
1st Qu.: 245.0	1st Qu.: 93.25	1st Qu.: -63.00	1st Qu.: -180.0	1st Qu.: 94.0	1st Qu.: 347.2
Median : 359.0	Median : 232.00	Median : -19.00	Median : -133.0	Median :110.0	Median : 640.0
Mean : 364.3	Mean : 227.70	Mean : -21.63	Mean : -136.6	Mean :115.2	Mean : 827.0
3rd Qu.: 468.0	3rd Qu.: 328.00	3rd Qu.: 23.00	3rd Qu.: -94.0	3rd Qu.:137.0	3rd Qu.: 1064.0
Max. :2217.0	Max. :16099.00	Max. :16178.00	Max. :16084.0	Max. :375.0	Max. :35530.0
ASTERISK-rp	flag6	flag6-pr	flag6-pp	flag6-rr	flag6-rp
Min. : -141.0	Min. :0.000000	Min. : 0.000	Min. : 0.000	Min. : 0.000	Min. : 0.000
1st Qu.: 234.0	1st Qu.:0.000000	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 0.000
Median : 525.0	Median :0.000000	Median : 0.000	Median : 0.000	Median : 0.000	Median : 0.000
Mean : 711.8	Mean :0.006747	Mean : 1.469	Mean : 7.503	Mean : 6.687	Mean : 6.034
3rd Qu.: 952.8	3rd Qu.:0.000000	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.: 0.000
Max. :35434.0	Max. :2.000000	Max. :1423.000	Max. :7657.000	Max. :7360.000	Max. :7298.000

Şekil 3.9: Veri Seti Nitelik Alanlarının Özet Bilgisi-1.

z-pr	z-pp	z-rp	d-pr	d-pp	d-rp
Min. : 24.0	Min. : 16.0	Min. : -109.0	Min. : 8.0	Min. : 28.0	Min. : -83.0
1st Qu.: 94.0	1st Qu.: 233.0	1st Qu.: 120.0	1st Qu.: 80.0	1st Qu.: 172.0	1st Qu.: 69.0
Median :110.0	Median : 280.0	Median : 168.0	Median :104.0	Median : 235.0	Median : 135.0
Mean :117.4	Mean : 347.5	Mean : 230.1	Mean :106.3	Mean : 332.1	Mean : 225.8
3rd Qu.:139.0	3rd Qu.: 352.0	3rd Qu.: 234.0	3rd Qu.:125.0	3rd Qu.: 380.0	3rd Qu.: 275.0
Max. :390.0	Max. :22216.0	Max. :22096.0	Max. :444.0	Max. :6594.0	Max. :6501.0
m-pr	m-pp	m-rp	flag9	flag9-pr	flag9-pp
Min. : 15.00	Min. : 47.0	Min. : -172.0	Min. :1.00	Min. : 15.0	Min. : 0.0
1st Qu.: 78.00	1st Qu.: 256.2	1st Qu.: 170.0	1st Qu.:1.00	1st Qu.: 192.0	1st Qu.: 141.0
Median : 94.00	Median : 469.0	Median : 375.0	Median :1.00	Median : 528.5	Median : 240.0
Mean : 96.52	Mean : 743.9	Mean : 647.3	Mean :1.27	Mean : 537.2	Mean : 325.6
3rd Qu.:110.00	3rd Qu.: 970.0	3rd Qu.: 876.8	3rd Qu.:2.00	3rd Qu.: 758.0	3rd Qu.: 375.0
Max. :328.00	Max. :28504.0	Max. :28408.0	Max. :2.00	Max. :2636.0	Max. :26411.0
flag9-rr	flag9-rp	J-pr	J-pp	J-rp	flag10
Min. : -2558.0	Min. : -2636.0	Min. : 5.0	Min. : 31.0	Min. : -186.0	Min. :0.00000
1st Qu.: -419.0	1st Qu.: -512.0	1st Qu.: 78.0	1st Qu.: 153.0	1st Qu.: 46.0	1st Qu.:0.00000
Median : -190.5	Median : -301.0	Median : 96.0	Median : 250.0	Median : 156.0	Median :0.00000
Mean : -107.4	Mean : -211.6	Mean :104.2	Mean : 320.8	Mean : 216.6	Mean :0.03149
3rd Qu.: 109.0	3rd Qu.: 0.0	3rd Qu.:120.0	3rd Qu.: 408.0	3rd Qu.:313.0	3rd Qu.:0.00000
Max. :26458.0	Max. :26349.0	Max. :460.0	Max. :7551.0	Max. :7413.0	Max. :2.00000
flag10-pr	flag10-pp	flag10-rr	flag10-rp	S-pr	S-pp
Min. : 0.00	Min. : 0.000	Min. : -416.0000	Min. : -546.000	Min. : 20.0	Min. : 0.0
1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 0.0000	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 88.0	1st Qu.: 266.0
Median : 0.00	Median : 0.000	Median : 0.0000	Median : 0.000	Median :109.0	Median : 391.0
Mean : 10.72	Mean : 6.331	Mean : -0.8281	Mean : -4.392	Mean :112.2	Mean : 541.6
3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.: 0.0000	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.:136.0	3rd Qu.: 624.0
Max. :875.00	Max. :992.000	Max. :1058.0000	Max. : 948.000	Max. :360.0	Max. :32151.0
S-rp	flag11	flag11-pr	flag11-pp	flag11-rr	flag11-rp
Min. : -140.0	Min. :0.00000	Min. : 0.000	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : -125.000
1st Qu.: 150.0	1st Qu.:0.00000	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.00	1st Qu.: 0.000
Median : 277.5	Median :0.00000	Median : 0.000	Median : 0.00	Median : 0.00	Median : 0.000
Mean : 429.4	Mean :0.05731	Mean : 3.386	Mean : 13.09	Mean : 12.92	Mean : 9.706
3rd Qu.: 520.0	3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.: 0.000	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.00	3rd Qu.: 0.000
Max. :32089.0	Max. :2.00000	Max. :297.000	Max. :6845.00	Max. :6806.00	Max. :6704.000
ENTER-pr	kullanici_id	tus_sayisi	tekrar_eden_tus_sayisi	SHIFT_sayisi	CAPS_LOCK_sayisi
Min. : 8.0	Min. : 2.00	Min. :13.00	Min. :0.00000	Min. :1.00	Min. :0.0000
1st Qu.: 80.0	1st Qu.: 39.00	1st Qu.:13.00	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:1.00	1st Qu.:0.0000
Median : 99.0	Median : 83.00	Median :13.00	Median :0.00000	Median :2.00	Median :0.0000
Mean :105.6	Mean : 97.05	Mean :13.29	Mean :0.01435	Mean :1.77	Mean :0.5022
3rd Qu.:124.0	3rd Qu.:155.00	3rd Qu.:14.00	3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.:2.00	3rd Qu.:1.0000
Max. :469.0	Max. :219.00	Max. :17.00	Max. :2.00000	Max. :3.00	Max. :4.0000

Şekil 3.10: Veri Seti Nitelik Alanlarının Özet Bilgisi-2.

3.3.1. Şifre Yazım Durumları

Veri setinde şifre girişlerinin doğruluğu üç farklı kategoride ele alınmıştır:

Başarılı: Eksiksiz ve doğru yazılan şifrelerin yazım durumu **Başarılı** olarak ele alınmış ve veri tabanında başarı durumu alanı 1 kodu ile işaretlenmiştir. Çalışma kapsamında kullanılan veri, başarı durumu 1 olan veridir. Tablo 3.1’de yazımı **Başarılı** olarak etiketlenen şifre giriş örnekleri verilmiştir.

Tablo 3.1: Başarılı Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.

8	a	p	g	SHIFT	?	z	d	m	CAPS LOCK	j	s	↵ (ENTER)	
8	a	p	g	SHIFT	?	z	d	m	CAPS LOCK	j	s	CAPS LOCK	↵ (ENTER)
8	a	p	g	SHIFT	?	z	d	m	SHIFT	J	S	↵ (ENTER)	

Yazım yanlış var: Katılımcı yazmak isteği şifreyi yanlış yazmış fakat ENTER tuşuna basmadan önce yanlış yazımı düzeltmiştir. Gönderdiği şifre istenilen şifre olmakla birlikte yazımında olmaması gereken, hatalı yazdığı ve sonradan düzelttiği fazladan tuşlar bulunmaktadır. Bu tarz şifre girişleri **Yazım Yanlış Var** olarak değerlendirilmiş ve veri tabanında başarı durumu 2 kodu ile etiketlenmiştir. Tablo 3.2’de **Yazım Yanlış Var** olarak işaretlenen girişlere ait örnekler verilmiştir. Örneklerde yazılıma gönderilen şifreler istenen şifre olmasına rağmen şifre metni içerisinde olmaması gereken bir karakter yazılmış ve daha sonra bu karakter BACKSPACE veya DELETE tuşları ile silinmiştir.

Tablo 3.2: Yazım Yanlış Var Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.

9	⌫ (Backspace)	8	a	p	g	SHIFT	?	z	d	m	CAPS LOCK	j	s	↵ (ENTER)
8	a	p	z	DELETE	g	SHIFT	?	z	d	m	CAPS LOCK	j	s	↵ (ENTER)

Yanlış: Katılımcının şifreyle alakasız, eksik veya şifre metnine ilave tuş yazarak göndermiş olduğu yazımlar **Yanlış** yazma olarak görülmüş ve başarı durumu 0 kodu ile veri tabanına aktarılmıştır. Tablo 3.3'te yanlış şifre girişi durumları örneklenmiştir.

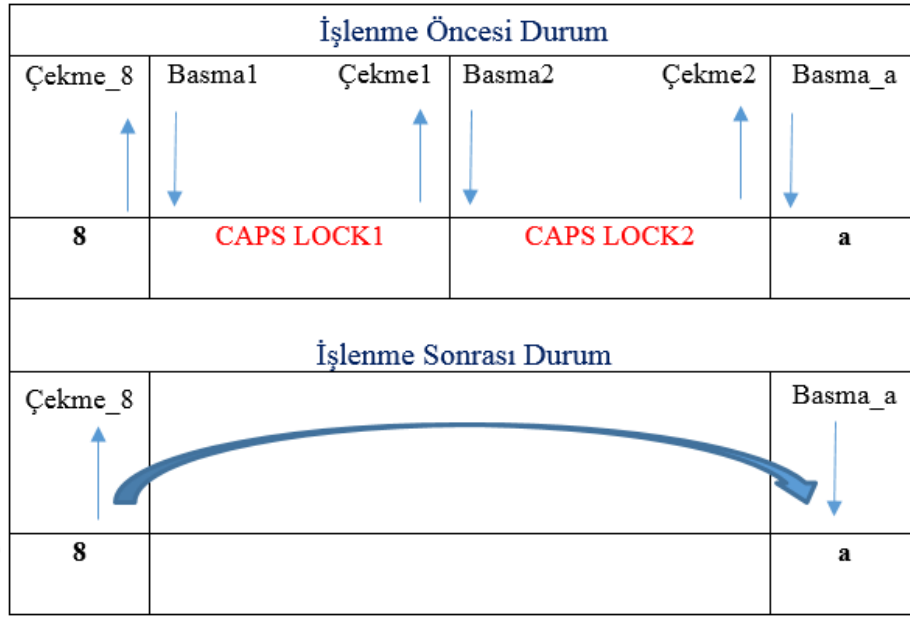
Tablo 3.3: Yanlış Olarak İşaretlenen Giriş Örnekleri.

7	a	p	g	SHIFT	?	z	d	m	CAPS LOCK	j	s	↵ (ENTER)
8	s	p	g	SHIFT	↵ (ENTER)							
8	8	p	g	z	d	m	J	S	↵ (ENTER)			

3.3.2. Tekrar Eden Tuşların Değerlendirilmesi

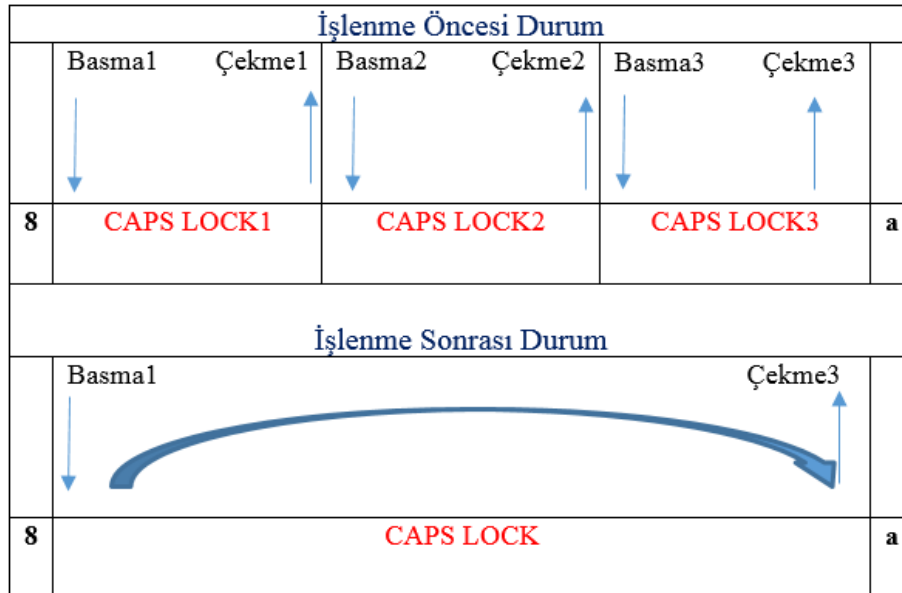
Veri setinde şifre girişi sırasında katılımcıların bir kısmı SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarını yazarken tekrar etmişlerdir. Tekrar eden tuşlar veri setinde tekilliği sağlamak adına birleştirilerek işlenmişlerdir.

Arka arkaya birden fazla CAPS LOCK tuşuna basılması durumu tekrar etme sayısına göre farklı işlenmiştir. İki kere arka arkaya CAPS LOCK tuşuna basmak aslında CAPS LOCK tuşunu ilk duruma geri döndürmek anlamına gelmektedir. Bu nedenle arka arkaya iki kere basılan CAPS LOCK tuşlarının ikisi de tekrar eden tuş olarak etiketlenmiş ve bu iki tuşun süreleri analize dâhil edilmemiştir. Şekil 3.11'de örneklenen bu durum meydana geldiğinde CAPS LOCK1 ve CAPS LOCK2 hiç basılmamış kabul edilerek bu süreler kendilerinden önce gelen tuşun çekme ve kendilerinden sonra gelen tuşunun basma olayı arasındaki süreye eklenmiştir.



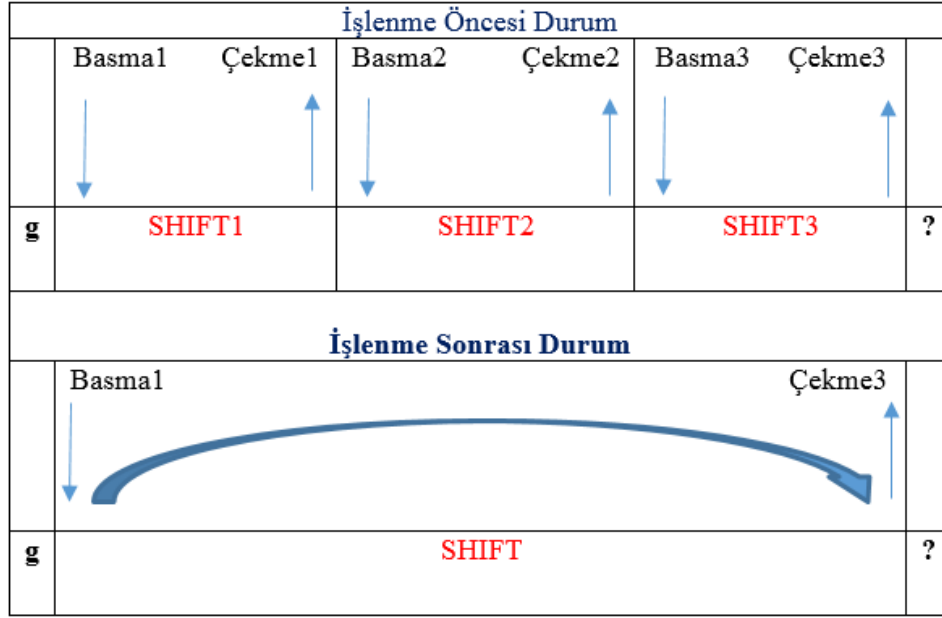
Şekil 3.11: Arka Arkaya İki Kere Basılan CAPS LOCK Tuşunun İşlenmesi.

CAPS LOCK tuşuna arka arkaya üç kere basılması durumu sanki tek bir kere CAPS LOCK tuşuna basılması anlamına geldiğinden üçlü tekrar eden CAPS LOCK tuşları birleştirilmiştir. Bu durumda ilk CAPS LOCK tuşunun basma zamanı ve üçüncü CAPS LOCK tuşunun çekme zamanı dikkate alınmıştır. Şekil 3.12’de bu durum örneklendirilmiştir.



Şekil 3.12: Arka Arkaya Üç Kere Basılan CAPS LOCK Tuşunun İşlenmesi.

Benzer şekilde arka arkaya tekrar eden SHIFT tuşları sanki bir kere SHIFT tuşuna basılmış gibi tek tuş altında birleştirilmiştir (Şekil 3.13). Bu durumda ilk SHIFT tuşunun basma zamanı ve en son tekrar eden SHIFT tuşunun çekme zamanı dikkate alınmıştır.



Şekil 3.13: Arka Arkaya Basılan SHIFT Tuşlarının İşlenmesi.

3.3.3. Fonksiyon Tuşlarının Değerlendirilmesi

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalar genellikle sadece tuş olayları arasındaki süreleri dikkate almaktadır. Amacı kullanıcılarda kimlik doğrulaması olan tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalarda katılımcıların büyük harfleri yazma alışkanlıkları ve fazladan tuşa basma alışkanlıkları da dikkate alınmalıdır.

Bu tez çalışması kapsamında büyük-küçük harf yazma alışkanlığını belirten SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarının kullanım durumları ve bunların haricindeki diğer fonksiyon tuşları (ALT, CTRL vb.) ve bu tuşların kaç kere kullanıldığı verisi dikkate alınmıştır. Şifredeki her bir harften önce bir bayrak alanı veri tabanı tasarımında oluşturulmuş, katılımcının SHIFT, CAPS LOCK veya diğer fonksiyon tuşlarından birine basması durumunda bu bayrak alanına sırasıyla 0, 1 ve 2 değeri verilmiştir. Katılımcının büyük-küçük harf yazma alışkanlığı bu bayrak alanına bakılarak değerlendirilmiştir. Bayrak alanlarına ilaveten katılımcının SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarına kaç kere bastığı bilgisi de veri setine eklenmiştir. Literatürde tuş vuruş dinamiği biyometrisi üzerine yapılan çalışmalarda fonksiyon tuşlarının işlenme biçimleri de araştırılmıştır.

Kumar ve diğ. (2014), çalışmalarında SHIFT, CAPS LOCK, ALT, CTRL gibi fonksiyon tuşlarının zamanlarını dikkate almamışlardır. Sebep olarak bu tuşların fonksiyon tuşu olduğunu, başka bir işlevlerinin olmadığını belirtmişlerdir. Ayrıca bu tuşlar kullanılmadığında yazma hızının doğruluğunun arttığını söylemişlerdir.

Pawar (2014), çalışmasında kullanıcıların SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarının yazma alışkanlıklarını gözlemlemiş fakat tuş zamanlarında bu tuşları dikkate almamıştır.

Devare (2013), yaptığı çalışmada kullanıcıların SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarını kullanma alışkanlıklarını gözlemlemiştir. Yazar, bu tuşların kullanılma oranlarını dikkate alan çalışmaların kullanışlı olduğunu da söylemiştir.

Epp (2010), yaptığı tez çalışmasında arka arkaya basılmış SHIFT tuşlarından fazlalıkları veri setinden çıkarmıştır. Tekrar eden bu tuşlar sebebiyle tuş süresinin artacağını ifade ederek tekrarlayan tuşların basma olaylarını dikkate almamış, bu tuş olaylarının süresini ilk tuşa eklememiştir. Yazar tez çalışmasında SHIFT, ALT, CTRL, WINDOWS, NUM LOCK ve CAPS LOCK tuşlarının kullanımını dikkate almıştır.

Bours ve Mondal (2015), çalışmalarında ek tuşlar için veri setinde bir bayrak sütunu ayırmış ve kaç tane ek tuş kullanıldığını da yine ayrı bir sütunda saklamışlardır. Ek tuşların numaralandırılmasına sıfırdan başlamış ve sırasıyla artarak ALT, CTRL, SHIFT, WINDOWS tuşu, CAPS LOCK, NUM LOCK ve SCROLL LOCK tuşlarının kullanım durumunu ve kaç kere kullanıldığını kaydetmiştir.

Araujo ve diğ. (2005), çalışmasında SHIFT ve CAPS LOCK kullanımını dikkate almıştır. Yazarlar bu iki tuşun kaydedilmesinin çok önemli olduğunu hatta çalışmalarındaki saldırgan girişimlerin %70'inin bu iki tuşun kullanım alışkanlığına bakarak tespit edildiğini söylemişlerdir.

Bartlow (2005), tez çalışmasında yaygın tuş vuruş dinamiklerinde kullanılan niteliklere ilave olarak SHIFT tuşu kullanım alışkanlığının kullanıcı sınıflandırmasındaki etkisini de araştırmıştır. SHIFT tuşuna kaç kere basıldığı, sağ/sol SHIFT tuşu kullanma alışkanlığı gibi nitelikleri çalışmasına dâhil etmiştir. Yazar çalışma sonucunda, SHIFT tuşunun hem uzun metinlerde hem de özellikle kullanıcı adı ve şifre gibi kısa metinlerde kullanıcı sınıflandırmasına çok büyük oranda etki ettiğini göstermiştir.

Andersen (2007), yaptığı tez çalışmasında SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarını dikkate almıştır. Yazar, bir büyük harfi yazmak için CAPS LOCK tuşunu kullanmak, sağ SHIFT tuşunu kullanmak ve sol SHIFT tuşunu kullanma olarak 3 farklı kombinasyon olduğunu belirterek, büyük harf yazımında özellikle SHIFT tuşu kullanma alışkanlığını dikkate almanın çalışmalardaki doğruluk oranını artıracaklarını söylemiştir.

Bu tez çalışması kapsamında katılımcılar istenen şifreyi yazarken beyaz karakter (*white space*) olarak bilinen ve tuşa basılmasına rağmen ekranda bir karakter çıkarmayan CTRL, ALT, ALT GR, Fonksiyon tuşları (F1 – F12), INSERT, DELETE, HOME, END, WINDOWS tuşu, Ok tuşları (Aşağı, Yukarı, Sağ ve Sol), PRINT SCREEN, SCROLL LOCK, PAUSE/BREAK gibi tuşlara yanlışlıkla basmışlardır. Bazı katılımcıların klavyedeki bazı karakterleri çıkartırken basmaması gereken tuşlara bastığı gözlemlenmiştir. Örneğin; elektronik posta ayırıcı olan @ karakteri için ALT GR + Q tuşuna basmak gerekmektedir. Ancak bazı katılımcıların @ karakterini ALT GR + CTRL + Q tuşuna basarak yazdıkları görülmüştür. Yani katılımcı @ karakterini yazarken fazladan CTRL tuşuna basmıştır. Yanlış bilgidен kaynaklanan bu durum, katılımcıda yazma alışkanlığına dönüşmüştür. Şifre girilirken verilen bu örnekte olduğu gibi fazladan fonksiyon tuşlarına basılarak girilen kayıtlarda basılan fonksiyon tuş sayıları analizde **Fonksiyon Tuş Sayısı** sütununda belirtilmiş ve TipII nitelikler arasına eklenmiştir.

3.3.4. Tuş Vuruş Niteliklerinin Seçimi

Tez kapsamında toplanan tuş vuruş veri setinde analizlerde kullanılacak niteliklerin seçimi algoritmaların performansı açısından önemlidir. Çalışma kapsamında iki farklı nitelik seçimi yapılmış ve analizler bu iki nitelik tipiyle ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın kalan kısmında aşağıda detayları verilen bu iki farklı nitelik grubundan *TipI nitelikler* ve *TipII nitelikler* olarak bahsedilecektir.

3.3.4.1. *TipI Nitelikler*

İlk nitelik seçme yönteminde analizlerde kullanılan nitelikler ENTER tuşu hariç şifrede yer alan diğer tuşların Basma-Çekme (BÇ), Basma-Basma (BB), Çekme-Çekme (ÇÇ) tuş olaylarının zamanları ve ENTER tuşuna ait sadece Basma-Çekme (BÇ) zamanı olarak belirlenmiştir. *TipI* nitelikler 52 tane olup Tablo 3.4'te verilmiştir. Danışmanlı öğrenme yöntemiyle çalışan algoritmalarda, algoritmanın eğitim aşamasında başvuracağı sınıf

etiketleri (güvenilir / saldırgan kullanıcı) *hedefNitelik* isimli nitelikte tutulmaktadır. *TipI* niteliklerden sadece *hedefNitelik* ikili (*binary*) kategorik, diğerleri ise nümeriktir.

Tablo 3.4: Analizlerde Kullanılan TipI Nitelikler.

TipI Nitelikler			Danışmanlı Eğitimde Başvurulan Hedef Nitelik
flag1-bç	flag1-bb	flag1-çb	hedefNitelik
8-bç	8-bb	8-çb	
flag2-bç	flag2-bb	flag2-çb	
a-bç	a-bb	a-çb	
p-bç	p-bb	p-çb	
g-bç	g-bb	g-çb	
flag5-bç	flag5-bb	flag5-çb	
ASTERISK-bç	ASTERISK-bb	ASTERISK-çb	
flag6-bç	flag6-bb	flag6-çb	
z-bç	z-bb	z-çb	
d-bç	d-bb	d-çb	
m-bç	m-bb	m-çb	
flag9-bç	flag9-bb	flag9-çb	
J-bç	J-bb	J-çb	
flag10-bç	flag10-bb	flag10-çb	
S-bç	S-bb	S-çb	
flag11-bç	flag11-bb	flag11-çb	
ENTER-bç			

3.3.4.2. *TipII Nitelikler*

İkinci grup nitelikler oluşturulurken, ENTER tuşu hariç şifrede yer alan diğer tuşların Basma-Çekme (*BÇ*), Basma-Basma (*BB*), Çekme-Çekme (*ÇÇ*) ve Çekme-Basma (*ÇB*) tuş olaylarının zamanları ve ENTER tuşuna ait sadece Basma-Çekme (*BÇ*) zamanı alınmıştır. Ayrıca bu tez çalışmasında seçilen şifrenin her bir karakterinden önce katılımcının SHIFT tuşu, CAPS LOCK tuşu veya bunların dışında ALT, CTRL ve diğer fonksiyon tuşlarına basıp basmadığını belirten birer *bayrak tuşu (flag)* konulmuştur. Bu bayrak tuşları *TipII* niteliklere dâhil edilerek katılımcının yazma alışkanlığı analizlerde kullanılmıştır.

TipII nitelikler arasında Bölüm 3.3.3'te bahsedilen katılımcıların kaç kere fonksiyon tuşlarına bastığı bilgisi de yer almaktadır.

TipII nitelikler 71 tane olup Tablo 3.5'te verilmiştir. Danışmanlı öğrenme yöntemiyle çalışan algoritmalarda, algoritmanın eğitim aşamasında başvuracağı sınıf etiketleri (güvenilir/saldırgan kullanıcı) *hedefNitelik* isimli nitelikte tutulmaktadır. Tablo 3.5'te gri renk ile vurgulanan bayrak tuşları kategorik, diğer nitelikler ise nümeriktir. Sınıf etiketlerinin tutulduğu *hedefNitelik* ise ikili kategoriktir.

Tablo 3.5: Analizlerde Kullanılan TipII Nitelikler.

TipII Nitelikler					Sınıf Nitelik Adı
flag1	flag1-bç	flag1-bb	flag1-çç	flag1-çb	hedefNitelik
8-bç	8-bb	8-çb			
flag2	flag2-bç	flag2-bb	flag2-çç	flag2-çb	
a-bç	a-bb	a-çb			
p-bç	p-bb	p-çb			
g-bç	g-bb	g-çb			
flag5	flag5-bç	flag5-bb	flag5-çç	flag5-çb	
ASTERISK-bç	ASTERISK-bb	ASTERISK-çb			
flag6	flag6-bç	flag6-bb	flag6-çç	flag6-çb	
z-bç	z-bb	z-çb			
d-bç	d-bb	d-çb			
m-bç	m-bb	m-çb			
flag9	flag9-bç	flag9-bb	flag9-çç	flag9-çb	
J-bç	J-bb	J-çb			
flag10	flag10-bç	flag10-bb	flag10-çç	flag10-çb	
S-bç	S-bb	S-çb			
flag11	flag11-bç	flag11-bb	flag11-çç	flag11-çb	
ENTER-bç					
Tuş sayısı	Tekrar eden tuş sayısı	SHIFT sayısı	CAPS LOCK sayısı	Fonksiyon tuş sayısı	

3.4. VERİYİ HAZIRLAMA

3.4.1. Aykırı Değer Tespiti ve İşlenmesi

Aykırı değer veya uçdeğer (*outlier*), verinin geri kalan kısmından açık bir şekilde ayrı duran veri noktasıdır (MathWords, 2016). Bir başka tarifte aykırı değer, sıradan olmayıp belirgin bir şekilde norm dışında kalan veriyi ifade etmektedir (Teh ve diğ., 2013).

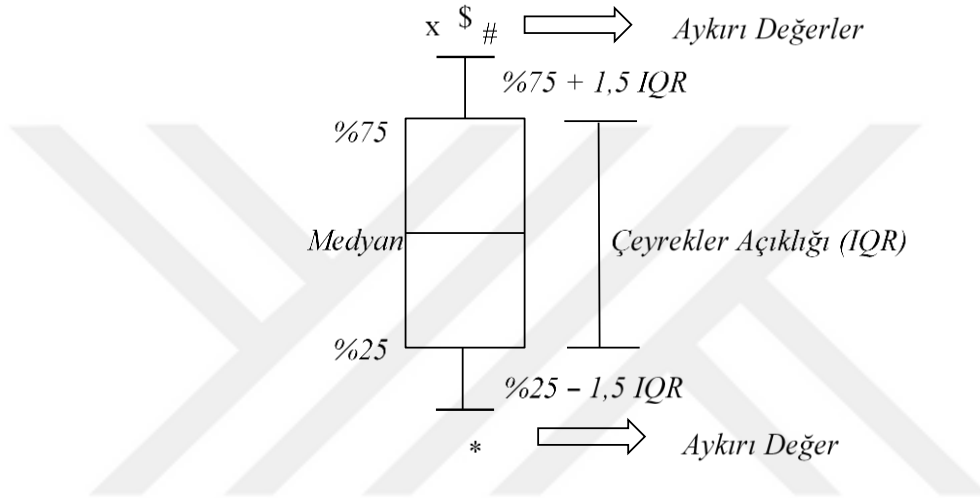
Aykırı değerlerin analizlerde kullanılması çoğu zaman sonuçları olumsuz etkilemekte, verinin kalitesini ve kurulan modelin performansını düşürmektedir (Teh ve diğ., 2013). Bu nedenle aykırı değerlerin veriden atılması veya aykırı değerlere özel tedbirlerin alınması gerekmektedir (Satman, 2010).

İstatistikte kutu grafiği (*box and whisker plot*) olarak geçen yöntemde verinin %25'i ile %75'i arası dilimin genişliğine (ilk çeyrek ile üçüncü çeyrek arası) *çeyrekler açıklığı* veya *çeyrek değerler genişliği* (*Interquartile Range - IQR*) denmektedir (Stapel, 2016) (Denklem 3.1) (Şekil 3.14).

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (3.1)$$

Literatürde, kutu grafiğinde ilk çeyreğin 1,5 çeyrekler açıklığı altında veya üçüncü çeyreğin 1,5 çeyrekler açıklığı üzerinde yer alan noktalar aykırı değer olarak kabul edilmektedir (Denklem 3.2) (Stapel, 2016). Şekil 3.14'te aykırı değerler kutu grafiği üzerinde gösterilmiştir (Brock, 2016).

$$\begin{aligned} \text{Aykırı değerler} &< Q1 - 1.5 \times IQR \text{ ve} \\ \text{Aykırı değerler} &> Q3 + 1.5 \times IQR \end{aligned} \quad (3.2)$$



Şekil 3.14: Kutu Grafiği Üzerinde Aykırı Değerlerin Gösterilmesi.

Aykırı değerlerin nasıl işleneceğiyle ilgili literatürde çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Yöntemlerin bir kısmı aykırı değerlerin veriden tamamen atılıp yerine başka veri kullanılmamasını, bir kısmı ise aykırı değerlerin belirlenerek yerine veri içinden rastgele veya ortalama bir değer konulmasını içermektedir.

Grace-Martin (2015), aykırı değerlerin veriden atılıp atılmamasını, aykırı değerlerin analiz sonuçlarında ve varsayımlar (hipotezler) üzerindeki etkisine göre değerlendirmiştir. Aykırı değerlerin, hatalı bir ölçüm veya yanlış veri girişi nedeniyle meydana gelmesi durumunda veriden silinmesi gerektiğini belirtmiştir.

Grace-Martin (2015), aykırı değerlerin analiz sonuçlarını değiştirmedeği fakat varsayımları etkilemesi durumunda bunların veriden çıkarılmasını ve çalışmada bu durumun belirtilmesi gerektiğini söylemiştir. Öte yandan aykırı değerlerin hem sonuçları hem de varsayımları etkilemesi durumunda bunların veriden çıkarılmadan ve çıkarılarak iki farklı şekilde analizlerin gerçekleştirilmesini ve yine bu durumun çalışmada

belirtilmesini önermiştir. Son olarak aykırı değerin bariz bir şekilde sonuçlarda anlamlı bir farka neden olması durumunda bunların veriden çıkarılması gerektiğini ve bu durumun çalışmada belirtilmesine gerek olmadığı yönünde çeşitli yaklaşımlar söz konusudur (Grace-Martin, 2015).

Bir diğer yaklaşım ise, aykırı değerin analizin çalışmasında bir hataya neden olmadığı müddetçe sonuçlar üzerinde negatif etkileri olsa bile veri setinden çıkarılmaması gerektiğidir (psychab, 2011).

Aykırı değerlerin işlenmesi konusunda pratikte uygulanan yaklaşımlardan bir diğeri ise aykırı değerleri veri setinden çıkarmadan logaritma veya karekök gibi çeşitli fonksiyonlarla onların dönüştürülerek kullanılmasıdır (Grace-Martin, 2015; Williams, 2015).

3.4.1.1. Çalışma Kapsamında Kullanılan Aykırı Değer İşleme Yöntemi

Bu tez çalışmasında öncelikle toplam yazma süresi 60 saniyenin üzerinde olan şifre girişleri veri setinden çıkarılmıştır. Ayrıca tuş vuruş süreleri (bir tuşa basma ve çekme olayı arasındaki süre) 500 ms'nin üzerindeki kayıtlar literatür çalışmaları göz önünde bulundurularak veri setinden çıkarılmıştır.

Çalışmada aykırı değer analizi literatürde yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemlerle benzeşmektedir. Katılımcı herhangi iki tuş arasında çok fazla beklediği zaman bu süre toplam yazma süresini de artıracaktır. Bu nedenle bu çalışma kapsamında katılımcıların öncelikle tüm yazma süreleri kontrol edilmiştir. Şifreyi yazma süreleri kişi bazlı analiz edilmiş aykırı değer olarak görülen kayıtlar tekrar analiz edilerek hangi tuşlar arasında bekleme yaptığı tespit edilmiştir. Bu yüzden bu çalışmada iki aşamalı aykırı değer işleme analizi yapılmıştır.

Öncelikle her katılımcının 120 şifre tekrarını ne kadar sürede yazdığı bilgisini tutan *şifreyi toplam yazma süreleri* analiz edilmiştir. Katılımcı bazlı olarak *şifreyi toplam yazma süresi* niteliğinin kutu grafiğinde ilk çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* altında ve üçüncü çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* üzerinde olan örneklemeler olağan dışı/aykırı yazma süresine sahip örnek olarak işaretlenmiştir.

Daha sonra katılımcının sadece aykırı değer işaretli örneklerinin tüm nitelik alanları kutu grafiği ile analiz edilmiştir. Aykırı yazma süresi olan örneklerin tüm nitelik alanlarının kutu grafiğinde ilk çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* altında ve üçüncü çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* üzerindeki veri aykırı değer olarak kabul edilmiştir.

Aykırı değerler veri setinden çıkarılmamış, aynı kişinin o niteliğe ait aykırı değer olmayan örneklemeden rastgele bir değer seçilerek kullanılmıştır. Sonrasında, aykırı değer olan örneğin toplam yazma zamanı seçilen rastgele değer dikkate alınarak tekrar hesaplanmıştır.

3.4.1.2. *Tuş Vuruş Dinamikleri Tabanlı Çalışmalarında Kullanılan Aykırı Değer İşleme Yöntemleri*

Kimlik doğrulama amacıyla yapılan tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalarda aykırı değerler farklı şekillerde işlenmişlerdir. Yapılan literatür taramasında yazarların tercih ettiği aykırı değer işleme yöntemleri aşağıda açıklanmıştır.

Teh ve diğ. (2013), çalışmasında tuş süresi 3000 ms üzerinde olan tuş zamanlarını aykırı değer olarak ele almıştır (Teh ve diğ., 2013).

Tuş vuruş dinamiği biyometrisinde bir diğer aykırı değer işleme yöntemi, önceden belirlenmiş bir yüzdenin (örneğin %10) altında veya üstünde kalan veri aykırı değer olarak kabul edip silmektir (Teh ve diğ., 2013).

Giot ve diğ. (2011), tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmaların çoğunluğunda eğitim veri setindeki aykırı değerlerin varlığının önemsenmediğini söylemiştir. Bazı çalışmalarda önceden belirlenen bir eşik değer üzerindeki verinin silindiğini ifade etmiştir. Örneğin bazı çalışmalarda 500 ms veya 750 ms'nin üzerindeki tuş zamanlarının silindiğini örneklemiştir.

Maxion ve Killourhy (2010), kutu grafiğinde ilk çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* altında ve üçüncü çeyreğin 1,5 *çeyrek açıklığı* üzerindeki veriyi aykırı değer olarak kabul etmiştir. Yazarlar veri setindeki bu aykırı değerleri silmeyerek aykırı değerlerin yerine o kişinin aykırı değer olmayan örneklemeden birini rastgele seçerek kullanmışlardır. Maxion ve Killourhy (2010) bu sayede veride bir yapay düzeltmeye yol açmadıklarını

belirtmişlerdir. Bu yöntem veri setindeki tüm niteliklere kişi bazlı uygulanarak veri setindeki örneklem sayısı aynı kalmıştır.

Johansen (2012), tez çalışmasında aykırı değerlerin tespiti için iki farklı yöntem kullanmıştır. Verideki bir niteliğin standart sapmasını σ , ortalamasını μ ile göstermek üzere $\mu - 3\sigma$ ve $\mu + 3\sigma$ aralığının dışındaki veriyi aykırı değer olarak kabul etmiştir. Bir diğer yöntem olarak, verideki bir niteliğin medyanı $\tilde{x}$, medyandan önceki verinin standart sapması σ_L ve medyandan sonraki verinin standart sapması σ_H olmak üzere, $\tilde{x} - 3\sigma_L$ ve $\tilde{x} + 3\sigma_H$ aralığının dışında kalan veriyi aykırı değer olarak kabul etmiştir.

Rundhaug (2007) çalışmasında ortalamanın 1,5 standart sapma üzerinde ve ortalamanın 2,5 standart sapma altında kalan örnekleri aykırı değer olarak nitelemiş ve çalışmadan çıkarmıştır.

3.4.2. Veri Setinin Normalize Edilmesi

Yapılan literatür taramasında, tuş vuruş dinamikleri üzerine yapılan çoğu çalışmada veri setinin hangi normalizasyon yöntemi ile normalize edildiği belirtilmemiştir. Az da olsa hangi normalizasyon yönteminin kullanıldığını belirten çalışmalarda *Min-Max* ve *Z-Score* (*standart-score*) normalizasyon yöntemlerinin yaygın olarak kullanıldığı görülmüştür.

Shanmugapriya ve Padmavathi (2010), çalışmasında *Min-Max normalizasyon* yöntemini kullanmıştır. Monaco ve diğ. (2015) çalışmasında veri setini *Z-Score* ve *Min-Max normalizasyon* yöntemini kullanarak normalize etmiştir. Tuş vuruş veri setlerinde kullanılan bir diğer normalizasyon yöntemi olarak *log-normal fonksiyon normalizasyon* yöntemi yer almaktadır (Giot ve diğ., 2011).

Bu tez çalışması kapsamında veri setine ayrı ayrı *Min-Max normalizasyon* ve *Z-Score normalizasyon* teknikleri uygulanmıştır. Böylece çalışma kapsamında kurulan modellerde hangi normalizasyon yönteminin daha iyi sonuç verdiği araştırılmıştır.

Veriyi *Min-Max normalizasyon* yöntemine göre ölçekleyen formül Denklem 3.3'te verilmiştir (Han ve Kamber, 2006). Denklem 3.3'te *yeni_min* değeri 0 ve *yeni_max* değeri 1 alınarak verinin 0 ve 1 aralığında ölçeklenmesi sağlanmıştır.

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} (\text{yeni_max}(X) - \text{yeni_min}(X)) + \text{yeni_min}(X) \quad (3.3)$$

Z-Score Normalizasyon yönteminde ise verideki bir niteliğin aritmetik ortalaması (μ) ve standart sapması (σ) kullanılarak veri normalize edilmektedir (Denklem 3.4):

$$\text{Normalize skor } X' = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (3.4)$$

3.5. MODELLEME

Tez kapsamında Bölüm 2.6’da ele alınan 7 farklı YSA ailesine mensup 12 farklı algoritma ile modeller kurulmuştur. Çalışma kapsamında kullanılan YSA algoritmaları ile toplam 428 analiz gerçekleştirilmiştir. Her bir YSA analizlerinde kullanılan normalizasyon tekniği, kullanılan nitelik tipi, hedef nitelik ve algoritmanın çalıştırılması sırasında kullanılan parametrelere çalışmanın BULGULAR kısmında yer verilmiştir.

Modelin oluşturulması için kullanılan ortam, dil ve veri tabanı, modelin performans ölçümü ve modellerin işleyişleri sırayla açıklanacaktır.

3.5.1. Çalışma Ortamı ve Veri Tabanı

Tez kapsamında kurulan modeller R programlama diliyle yazılan kodlar ile gerçekleştirilmiştir. R dili, yüksek bilimsel ve istatistiksel hesaplama yeteneği, açık kaynak kodlu olması, geniş topluluk desteği, yeterli dokümantasyon ve belgeleme imkânı sunması nedeniyle tercih edilmiştir.

Tez kapsamında uygulanan YSA algoritmalarında çeşitli amaçlar için kullanılan R paketleri ve yazarları aşağıda verilmiştir.

- Temel R fonksiyonlarını çalıştırmak için *base* paketi (R Core Team, 2016),
- Temel istatistik hesaplamaları için *stats* paketi (R Core Team, 2016),
- Temel fonksiyonları barındıran *methods* paketi (R Core Team, 2016),
- Veri yapılarında çeşitli fonksiyonlar için *dplyr* paketi (Wickham ve Francois, 2015),
- Hata matrisi oluşturmak için *caret* paketi (Wing ve diğ., 2016),

- n-kat çapraz geçirme yapabilmek için *TunePareto* paketi (Müssel ve diğ., 2012),
- Performans ölçümü ve grafikler için *ROCR* paketi (Sing ve diğ., 2005),
- Veri üzerinde çeşitli işlemler için *reshape2* paketi (Wickham, 2007),
- Doğruluk değerlerinin hesaplanması ve grafikleri için *cvAUC* paketi (LeDell ve diğ., 2014),
- Normalizasyon fonksiyonları için *clusterSim* paketi (Walesiak ve Dudek, 2015),
- Çeşitli performans metrikleri için *PresenceAbsence* paketi (Freeman ve Moisen, 2008),
- R dili ile veri tabanı arası iletişimi ve veri tabanı arayüz altyapısı için *DBI* paketi (R Special Interest Group on Databases (R-SIG-DB) ve diğ., 2016),
- MySQL veri tabanı işlemleri için *RMySQL* paketi (Ooms ve diğ., 2016).

Analizlerin gerçekleştirilmesi sürecinde R dilinde çeşitli güncellemeler yapılmıştır. Bu kapsamda R dilinin 3.2.2, 3.2.3 ve 3.2.4 sürümleri analizlerin çalıştığı bilgisayarlara kurulmuş ve kullanılmıştır. R kodlama platformu olarak RStudio programlama aracı v0.99 sürümleri kullanılmıştır.

Tez kapsamında gerçekleştirilen analizler 2 farklı bulut sunucusu ve 4 masaüstü bilgisayar üzerinde çalıştırılmıştır. Bu bilgisayarlar değişik işlemci hızı ve bellek kapasitelerinde olup analizler ağırlıklı olarak İstanbul Üniversitesi Bulut Platformu üzerinde tez için tahsis edilen 8 çekirdekli Intel Xeon işlemcili ve 16GB bellek kapasiteli sunucu üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bunun dışında bazı analizler, üzerinde R dili kurulu Amazon AWS Cloud Computing sunucusu üzerinde ve 4 masaüstü bilgisayarda da paralel olarak çalıştırılmıştır.

Tez kapsamında çalıştırılan analiz sonuçları MySQL v5.0 veri tabanı sunucusuna aktarılmış, raporlama ve sorgulama işlemleri yine MySQL sunucusu üzerinden yapılmıştır.

Tezin BULGULAR bölümünde sunulan grafikler Microsoft Excel 2016 Pro kullanılarak hazırlanmıştır.

3.5.2. Performans Ölçümü

Kullanılan tüm algoritmalar iki farklı nitelik ve iki farklı normalizasyon tekniği ile çalıştırılmıştır. Her bir algoritma önce TipI nitelikler ve Z-Score normalizasyon tekniği, TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon tekniği ile ve daha sonra TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon tekniği, TipII nitelikler ve Min-Max normalizasyon tekniği ile çalıştırılmıştır (Tablo 3.6).

Tablo 3.6: Analizlerde Kullanılan Nitelik ve Normalizasyon Türleri.

	Nitelik Tipi	Normalizasyon Yöntemi
Yöntem 1	TipI	Z-Score
Yöntem 2	TipI	Min-Max
Yöntem 3	TipII	Z-Score
Yöntem 4	TipII	Min-Max

Tez çalışması kapsamında FAR ve FRR ölçütlerinin belirlenmesi için 12 farklı eşik değeri kullanılmıştır (Tablo 3.7).

Tablo 3.7: Analizlerde Kullanılan Eşik Değerler.

Eşik Değer
0.85
0.89
0.90
0.91
0.92
0.93
0.94
0.95
0.96
0.97
0.98
0.99

Tez kapsamında kullanılan YSA algoritmalarında önce öğrenme fonksiyonları çalıştırılarak ağın öğrenmesi sağlanmıştır. Sonraki aşamada ise algoritmalara test veri seti verilmiş, ağın çıktısı eşik değere göre değerlendirilerek *Hata matrisi* oluşturulmuştur. Eğitim veri setindeki hiçbir örneklem test veri setinde yer almamıştır. Kurulan modeller YSA eğitim veri setinde olmayan yani ağın daha önce hiç görmediği örneklerle test edilmiştir.

Tez kapsamında çalıştırılan her bir YSA algoritması katılımcı bazlı sınıflandırma yapmaktadır. Bir katılımcıya ait 120 örnek 5-kat çapraz geçişleme prensibine göre 5

parçaya ayrılmıştır. Her bir parçada aynı katılımcıya ait 120 örnek içerisinde rastgele seçilmiş 24 örnek bulunmaktadır. Bir katılımcıya ait 5 parçadan oluşan veri setinin 4 parçası eğitim için, kalan bir parçası ise test için kullanılmıştır. Bu işlem bir döngü içerisinde tekrarlanmış ve her YSA algoritması bir katılımcı için 5 kere çalıştırılmıştır (Şekil 3.15). Katılımcının performans metrikleri bu 5 analizin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Algoritmanın genel performansını hesaplamak için ise tüm katılımcıların performans metriklerinin ortalaması alınmıştır.



Şekil 3.15: 5-Kat Çapraz Geçerleme Prensibine Göre Veri Setinin Parçalara Ayrılması.

3.5.3. Sınıflandırma Modelleri

Klasik bir makine öğrenmesi algoritmalarının veya YSA algoritmalarının amacı, kendisine eğitim aşamasında sunulan örneklerin niteliklerini kullanarak öğrenmek ve test aşamasında kendisine verilen örneklerin sınıfını tahmin etmek veya örneğin herhangi bir sınıfta olma olasılığını belirlemeye çalışmaktır.

Çoklu-sınıf sınıflandırıcı modeli (*multi-class classification*) olarak bilinen yöntemde eğitim ve test veri setlerinin her ikisi de veri setinde mevcut tüm sınıfları barındırmalıdır.

Öte yandan bazı durumlarda tüm sınıfa ait örnekleri toplamak imkânsız veya çok zor olabilmektedir. Bu gibi durumlarda ağ, tek bir sınıfa ait örneklerle eğitilmekte yani sadece tek bir sınıfı tanımaktadır. Ağ test edilirken ise tanıdığı sınıfa ve tanımadığı sınıflara ait örnekler ağa verilmekte ve bu örneklerin tanıdığı sınıfa ait örnekler olma olasılığını tahmin etmesi beklenmektedir. Literatürde tek-sınıf sınıflandırıcı (*one-class classification*) veya aykırılık algılayıcı (*anomaly detection*) olarak bilinen bu sınıflandırma yönteminde sınıflandırıcı algoritma yalnızca pozitif örneklerden yola çıkarak veriyi açıklayabilmektedir (Özen ve Gülseçen, 2015).

Tek-sınıf sınıflandırıcılar tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulaması için elverişli bir yöntem olarak görülmektedir. Bunun sebebi olarak da gerçek hayatta bir kişinin şifresini bir başka kişiye söyleyip yazdırması olası değildir. Tuş vuruş dinamikleri

tabanlı bir ticarî kimlik doğrulama yazılımında pozitif sınıf örnekleri programı satın alan kişinin şifresidir. Programı satın alan kişinin yazılımı negatif sınıf örnekleri ile eğitmesi için kendi şifresini başka kişilere söyleyip yazılıma girmelerini istemesi gerekmektedir. Bu ise şüphesiz ki parolalı kimlik doğrulamanın mantığına tamamen zıt bir durum olacaktır. Bu nedenle tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama sistemlerinde tek-sınıf sınıflandırıcı algoritmaları yaygın olarak kullanılmaktadır (Özen ve Gülseçen, 2015).

Tek-sınıf sınıflandırıcı yapısını kullanan pek çok algoritma olmakla birlikte Öz-İlişkili YSA (*Auto-associative Neural Networks - AANN*), tek-sınıf sınıflandırıcı modeliyle yani sadece pozitif sınıf örneklerinden öğrenen özel bir YSA türüdür. Çalışma kapsamında Öz-İlişkili YSA analizlerine de yer verilmiştir.

Çalışmada kullanılan her iki sınıflandırıcı modelinin çalışma adımları aşağıda verilmiştir.

3.5.3.1. Çoklu-Sınıf Sınıflandırıcı Algoritmasının Çalışma Prensi:

Çalışma kapsamında kullanılan YSA algoritmalarından çoklu-sınıf sınıflandırıcı modelini kullanan YSA algoritmalarının çalışma adımları aşağıda verilmiştir.

1. Veri setinde herhangi bir katılımcı güvenilir kullanıcı (pozitif sınıf) olarak etiketlenmiş ve geri kalan 100 katılımcı saldırgan kullanıcı (negatif sınıf) olarak etiketlenmiştir.
2. Pozitif sınıf olarak etiketlenen kullanıcıya ait 120 şifre giriş verisi seçilmiştir.
3. Negatif sınıf olarak etiketlenen diğer 100 katılımcının tüm örnekleme içerisinde rastgele 120 şifre giriş verisi seçilmiştir.
4. Pozitif ve negatif etiketli kullanıcının 120'şer adet verisi birleştirilerek 240 şifre verisinin olduğu kişi bazlı çalışma veri seti oluşturulmuştur.
5. 240 şifre, 5-kat çapraz geçişleme yöntemine göre her birinde eşit sayıda pozitif ve negatif sınıf örneği yer alan rastgele 5 parçaya ayrılmıştır. 240 verinin her birinin hangi sınıfta yer aldığı veri setinin *hedefNitelik* alanında tutulmuştur. Pozitif sınıf örnekleri 1, negatif sınıf örnekleri 0 ile kodlanmıştır.
6. 5 parçaya bölünen veri setinin 4 parçası (192 şifre, 96 pozitif-96 negatif örnek) algoritmaların eğitim fonksiyonlarına verilerek ağı öğrenmesi sağlanmıştır. Eğitim aşamasında pozitif sınıf referans sınıf olarak değerlendirilmiştir. Böylece

çalıştırılan YSA algoritması test aşamasında kendisine verilen her bir örneğin referans alınan pozitif sınıfta yer alma olasılığını hesaplayacaktır.

7. Test aşamasında YSA algoritmasının test fonksiyonuna kalan 48 örnekten oluşan test veri seti verilmiştir. Böylece ağın öğrenmiş olduğu modeli kullanarak test verisini sınıflandırması sağlanmıştır. Test aşamasında kullanılan 48 örneklemin 24 tanesi pozitif sınıf, 24 tanesi ise negatif sınıf örneğidir.
8. Çalıştırılan YSA algoritması, 48 örnekten oluşan test veri setindeki örneğin her birinin öğrenme aşamasında referans aldığı pozitif sınıfta yer alma olasılığını çıktı olarak vermiştir.
9. Eşik değere Tablo 3.7'deki ilk eşik değer olan 0.85 ataması yapılmıştır.
10. Test veri setindeki her bir örnek için hesaplanan YSA çıktısı çalışma kapsamında belirlenen eşik değer üzerinde ise o örnek pozitif sınıf, eşik değerin altında ise o örnek negatif sınıf örneği olarak sınıflandırılmıştır. Yapılan bu sınıflandırmaya göre her bir eşik değeri için modelin o kullanıcıya ait FAR, FRR, Doğruluk, TPR, TNR gibi performans ölçütleri hesaplanmıştır.
11. Adım 10 çalışmada kullanılan 12 eşik değerin hepsi için tekrarlanmıştır.
12. 6-11 arası adımlar, 5 parçaya ayrılan veri setinin her bir parçası için tekrarlanmıştır. Her bir parça için hesaplanan performans ölçütleri toplanarak 5'e bölünmüş ve o kullanıcının performans ölçütlerinin ortalaması alınmıştır.
13. 1-12 arası adımlar veri setindeki 101 kullanıcının her biri için tekrarlanmıştır.
14. 101 kullanıcıya ait performans ölçütlerinin aritmetik ortalaması alınarak YSA modelinin ortalama performans metrikleri hesaplanmıştır.

3.5.3.2. *Tek-Sınıf Sınıflandırıcı Algoritmasının Çalışma Prensi:*

Çalışma kapsamında kullanılan YSA modellerinden tek-sınıf sınıflandırıcı öğrenme yapısını kullanan Öz-İlişkili YSA algoritmasının çalışma adımları aşağıda verilmiştir.

1. Veri setinde herhangi bir katılımcı güvenilir kullanıcı (pozitif sınıf) olarak etiketlenmiş ve geri kalan 100 katılımcı saldırgan kullanıcı (negatif sınıf) olarak etiketlenmiştir.
2. Pozitif sınıf olarak etiketlenen kullanıcıya ait 120 şifre verisi seçilmiştir.
3. Pozitif sınıfa ait 120 şifre verisi 5-kat çapraz geçişleme yöntemine göre rastgele 5 parçaya ayrılmıştır. 120 örneğin ait olduğu sınıf bilgisi veri setinin *hedefNitelik*

alanında tutulmuştur. Pozitif sınıf örnekleri 1, negatif sınıf örnekleri 0 ile kodlanmıştır. Fakat eğitim ve test veri setinde *hedefNitelik* alanı algoritmalara verilmemiştir. Bu alan test aşaması bittikten sonra performans değerlendirme amacıyla kullanılmıştır.

4. 5 parçaya bölünen 120 şifre tekrarını içeren veri setinin 4 parçası (96 şifre) tek-sınıf sınıflandırıcı modelini kullanan Öz-İlişkili YSA algoritmasının eğitim fonksiyonuna verilerek ağın öğrenmesi sağlanmıştır. Eğitim aşamasında veri setine sadece pozitif sınıf örneği verildiği için referans sınıf olarak pozitif sınıf alınmıştır.
5. Negatif sınıf olarak etiketlenen diğer 100 kullanıcının tüm örneklemini içerisinden rastgele 24 şifre seçilmiştir.
6. Pozitif sınıfın test için ayrılan 24 veri ve negatif sınıf örneği olarak seçilen 24 veriyle kişi bazlı test veri seti oluşturulmuştur.
7. Test aşamasında Öz-İlişkili YSA algoritmasının test fonksiyonuna 48 örneklemden oluşan bu test veri seti verilmiştir. Öz-İlişkili YSA, girdi verisini çıktı verisi olarak geri verme prensibine göre çalıştığından Öz-İlişkili YSA çıktı olarak tahmini test matrisi vermiştir.
8. Test aşamasında ağın üretmiş olduğu tahmini test matrisi ile gerçek test matrisi arasındaki uzaklık satır bazlı ölçülmüştür. Böylelikle her iki matrisin birbirine benzerliği hesaplanmıştır. Öz-İlişkili YSA sadece pozitif sınıf örnekleri ile eğitildiğinden, tahmin matrisindeki pozitif sınıf örneklerinin benzerlik oranının daha fazla olması, negatif sınıf örneklerinin olduğu satırların benzerlik oranlarının ise daha düşük çıkması beklenmektedir. Her bir satır için hesaplanan benzerlik oranı 0-1 arasına ölçeklenmiştir. Bu oran sıfıra ne kadar yakınsa o örneğin pozitif sınıfta yer alma olasılığı o kadar fazla demektir.
9. Her bir örnek için hesaplanan benzerlik oranları 1'den çıkarılmış ve bu oran eşik değerin üzerinde ise o örnek pozitif sınıf, eşik değerin altında ise o örnek negatif sınıf örneği olarak sınıflandırılmıştır. Yapılan bu sınıflandırmaya göre her bir eşik değeri için modelin o kullanıcıya ait FAR, FRR, Doğruluk, TPR, TNR gibi performans ölçütleri hesaplanmıştır.
10. Adım 9 çalışmada kullanılan 12 eşik değerin hepsi için tekrarlanmıştır.

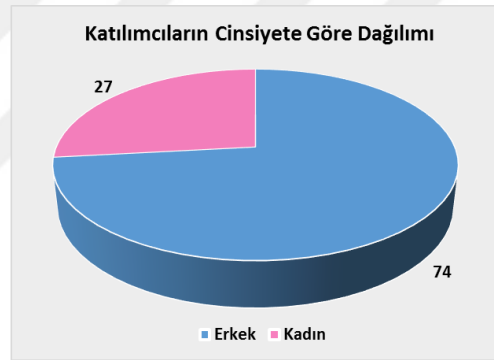
11. 4-10 arası adımlar, 5 parçaya ayrılan veri setinin her bir parçası için tekrarlanmıştır. Her bir parça için hesaplanan performans ölçütleri toplanarak 5'e bölünmüş ve o kullanıcının performans ölçütlerinin ortalaması alınmıştır.
12. 1-11 arası adımlar veri setindeki 101 kullanıcının her biri için tekrarlanmıştır.
13. 101 kullanıcının performans ölçütlerinin aritmetik ortalaması alınarak Öz-İlişkili YSA modelinin ortalama performans metrikleri hesaplanmıştır.



4. BULGULAR

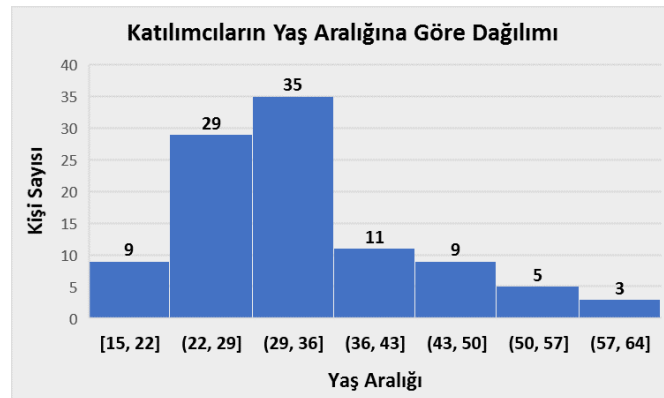
Bu bölümde modellere ait performans değerlendirmeleri verilmiştir. Sırasıyla modellerin FAR, FRR ve EER değerleri tablolar halinde verilmiş, tablolarda en iyi değerler kalın ve arka planı sarı renkle vurgulanmıştır. Modellerin FAR, FRR ve EER değerlerinin daha iyi anlaşılması amacıyla tablo verisi grafiklere aktarılmıştır. Böylece kurulan modellerden nöron sayısı, aldığı parametre, normalizasyon yöntemi ve nitelik tipine göre en iyi sonucu veren analizlerin daha iyi görülmesi amaçlanmıştır.

Çalışmada tuş vuruş verisi alınan 101 katılımcının 74'ü erkek 27'si kadındır (Şekil 4.1).



Şekil 4.1: Katılımcıların Cinsiyete Göre Dağılım Grafiği.

Katılımcıların yaş aralığı 15 ile 64 arasında değişmektedir (Şekil 4.2).



Şekil 4.2: Katılımcıların Yaş Aralığına Göre Dağılımı.

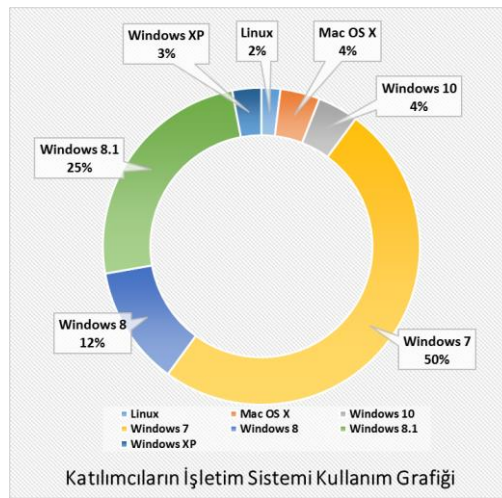
Katılımcıların kullandıkları klavyeler analiz edildiğinde 101 katılımcının 123 farklı klavye kullandığı tespit edilmiştir. Katılımcılar kişi başı ortalama 1,2 farklı klavye ile şifre girişlerini gerçekleştirmişlerdir.

Katılımcıların “Klavyede yazarken hangi elinizi kullanıyorsunuz?” sorusuna verdikleri yanıt analiz edildiğinde 86 katılımcının “Her ikisini”, 14 katılımcının sağ elini ve 1 katılımcının sol elini daha aktif kullandığı görülmüştür.

Katılımcıların “On parmak klavye kullanabiliyor musunuz?” sorusuna verdikleri yanıt analiz edildiğinde ise 28 katılımcının on parmak yazabildiği, 73 katılımcının ise “Hayır” cevabı vererek on parmak yazamadığı tespit edilmiştir.

Katılımcılara “Klavyeye bakmadan yazabiliyor musunuz?” sorusu sorulmuş ve 45 katılımcı klavyeye bakmadan yazabildiğini söylerken, 56 katılımcı ise klavyeye bakarak yazabildiğini ifade etmiştir.

Şifre girişini sağlayan yazılımın JAVA dilinde yazılmış olması dolayısıyla veri girişleri platform bağımsız olarak Windows (Windows XP, Windows 7, Windows 8, Windows 8.1, Windows 10), Mac OS X ve Linux işletim sistemleri ile yapılmıştır (Şekil 4.3). İşletim sistemi kullanımına bakıldığında %91 oranında Windows işletim sistemlerinin kullanıldığı görülmektedir. Toplamda 16 farklı işletim sistemi ve versiyonu ile şifreler girilmiştir.



Şekil 4.3: Katılımcıların İşletim Sistemi Kullanım Grafiği.

4.1. GERİ YAYILIM ALGORİTMASI BULGULARI

Geri Yayılım algoritması analizleri için *neuralnet* isimli R paketi (Fritsch ve Guenther, 2012) kullanılmıştır. Geri Yayılım algoritması çok katmanlı ve danışmanlı öğrenen bir algoritma olduğundan bu algoritmanın çalıştırıldığı analizlerde kullanılan ara katman ve nöron sayıları Tablo 4.1’de verilmiştir.

Tablo 4.1: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.

Nöron Sayısı			
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4
10			
20			
40			
80			
100			
150			
200			
10	10		
20	20		
40	40		
80	80		
100	100		
150	150		
200	200		
10	5		
20	5		
40	5		
80	5		
100	5		
150	5		
200	5		
20	10		
40	10		
80	10		
100	10		
150	10		
200	10		
100	10	5	
150	10	5	
200	10	5	
100	10	5	2
150	10	5	2
200	10	5	2

neuralnet R paketinde ağız eğitimi için *neuralnet* fonksiyonu, ağız testi için *compute* fonksiyonu kullanılmıştır. Eğitim aşamasında Backpropagation algoritması seçilerek yapılan analizlerde aktivasyon fonksiyonu (*act.fct*) olarak logistic aktivasyon fonksiyonu, hata fonksiyonu (*err.fct*) olarak Hata Kareleri Toplamı (*sum of squared errors - sse*), öğrenme oranı (*learningrate*) 0,01, maksimum adım sayısı (*stepmax*) 1000000, doğrusal

çıktı (*linear.output*) parametresi FALSE, ağın eşik değeri (*threshold*) için 0,01 değeri verilmiştir. *neuralnet* fonksiyonunda diğer parametreler ise varsayılan değerlerde bırakılmıştır.

Geri Yayılım algoritması kullanılarak 132 analiz gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçları tek bir tabloya sığmadığından kullanılan nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre tablolara ayrılmıştır.

Tablo 4.2 TipI nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını, Tablo 4.3 TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını içermektedir. Bu iki tablonun verileri sırasıyla Şekil 4.4 ve Şekil 4.5 te grafik olarak verilmiştir. Tablo 4.4 TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını, TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını vermektedir. TipII niteliklere ait bu iki tablonun grafiği ise sırayla Şekil 4.6 ve Şekil 4.7’de verilmiştir.

Tablo 4.6’da TipI nitelikler ile Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları, Tablo 4.7’de TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçlarına yer verilmiştir. TipI niteliklerin FRR değerini içeren bu iki tablonun grafiği sırayla Şekil 4.8 ve Şekil 4.9’da verilmiştir. Tablo 4.8’de TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları, Tablo 4.9’da TipII nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları yer almaktadır. TipII niteliklerin FRR grafikleri ise sırayla Şekil 4.10 ve Şekil 4.11’de çizilmiştir.

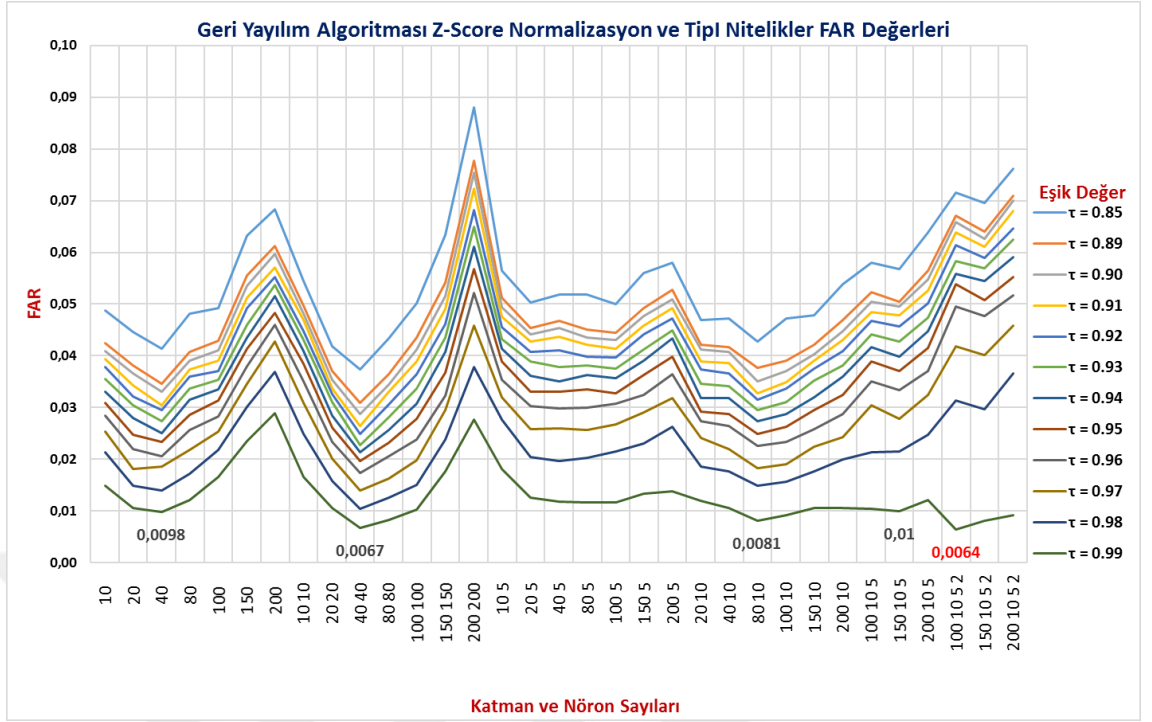
Tablo 4.10 Geri Yayılım algoritması analizlerinin EER sonuçlarını içermektedir. Geri Yayılım algoritmasının en iyi 10 FAR değeri Tablo 4.11’de, en iyi 10 FRR değeri ise Tablo 4.12’de özetlenmiştir. Geri Yayılım algoritmasının en iyi 10 doğruluk değeri ise Tablo 4.13’te yer almaktadır.

Tablo 4.2: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.

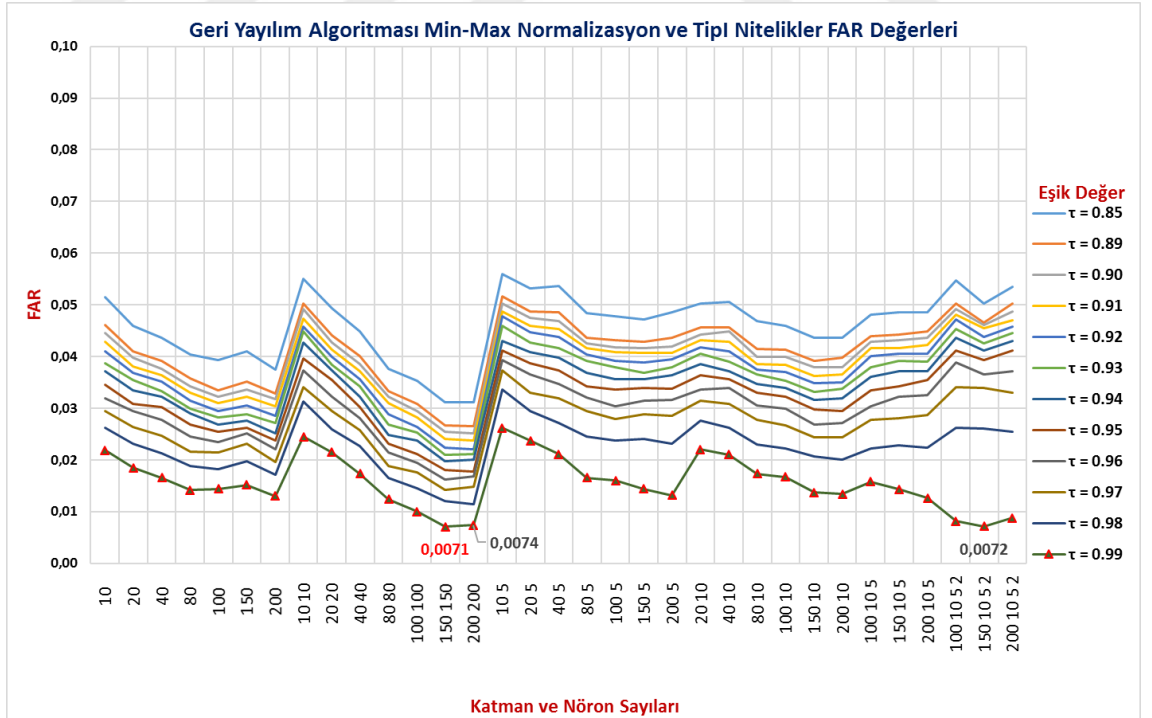
Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0488	0,0425	0,0409	0,0394	0,0379	0,0355	0,0331	0,0309	0,0284	0,0254	0,0214	0,0148
20				0,0446	0,0382	0,0366	0,0343	0,0322	0,0305	0,0279	0,0248	0,0219	0,0181	0,0149	0,0105
40				0,0413	0,0346	0,0330	0,0305	0,0295	0,0273	0,0251	0,0234	0,0206	0,0185	0,0140	0,0098
80				0,0481	0,0408	0,0391	0,0374	0,0360	0,0337	0,0315	0,0286	0,0257	0,0218	0,0172	0,0121
100				0,0493	0,0429	0,0411	0,0390	0,0370	0,0353	0,0335	0,0314	0,0282	0,0254	0,0218	0,0166
150				0,0633	0,0556	0,0535	0,0512	0,0492	0,0460	0,0436	0,0413	0,0380	0,0346	0,0301	0,0235
200				0,0683	0,0613	0,0597	0,0571	0,0552	0,0537	0,0516	0,0483	0,0460	0,0427	0,0369	0,0289
10	10			0,0545	0,0497	0,0482	0,0469	0,0448	0,0430	0,0409	0,0384	0,0350	0,0309	0,0249	0,0165
20	20			0,0418	0,0370	0,0354	0,0337	0,0326	0,0310	0,0285	0,0261	0,0233	0,0201	0,0158	0,0106
40	40			0,0373	0,0309	0,0287	0,0265	0,0249	0,0227	0,0213	0,0197	0,0173	0,0139	0,0104	0,0067
80	80			0,0433	0,0364	0,0344	0,0330	0,0306	0,0281	0,0257	0,0232	0,0205	0,0162	0,0126	0,0083
100	100			0,0502	0,0436	0,0412	0,0389	0,0364	0,0337	0,0308	0,0278	0,0238	0,0198	0,0151	0,0103
150	150			0,0634	0,0542	0,0515	0,0490	0,0461	0,0435	0,0407	0,0367	0,0323	0,0295	0,0238	0,0176
200	200			0,0881	0,0778	0,0754	0,0724	0,0682	0,0649	0,0611	0,0567	0,0521	0,0459	0,0379	0,0276
10	5			0,0564	0,0512	0,0494	0,0475	0,0456	0,0432	0,0413	0,0389	0,0353	0,0320	0,0276	0,0181
20	5			0,0503	0,0454	0,0441	0,0427	0,0408	0,0389	0,0361	0,0330	0,0302	0,0258	0,0204	0,0125
40	5			0,0519	0,0467	0,0454	0,0437	0,0410	0,0378	0,0351	0,0331	0,0298	0,0259	0,0197	0,0118
80	5			0,0519	0,0450	0,0436	0,0421	0,0399	0,0381	0,0363	0,0335	0,0300	0,0256	0,0202	0,0117
100	5			0,0500	0,0444	0,0430	0,0414	0,0396	0,0375	0,0356	0,0327	0,0308	0,0267	0,0215	0,0116
150	5			0,0560	0,0493	0,0477	0,0458	0,0442	0,0412	0,0391	0,0363	0,0324	0,0290	0,0231	0,0134
200	5			0,0580	0,0528	0,0509	0,0493	0,0472	0,0449	0,0434	0,0399	0,0364	0,0318	0,0263	0,0138
20	10			0,0469	0,0422	0,0412	0,0389	0,0373	0,0346	0,0318	0,0292	0,0274	0,0241	0,0186	0,0119
40	10			0,0473	0,0417	0,0408	0,0386	0,0366	0,0342	0,0318	0,0288	0,0264	0,0219	0,0176	0,0105
80	10			0,0427	0,0377	0,0351	0,0328	0,0315	0,0295	0,0273	0,0249	0,0225	0,0182	0,0149	0,0081
100	10			0,0472	0,0390	0,0371	0,0349	0,0336	0,0311	0,0288	0,0263	0,0234	0,0190	0,0157	0,0092
150	10			0,0478	0,0422	0,0403	0,0390	0,0375	0,0352	0,0320	0,0295	0,0258	0,0224	0,0177	0,0106
200	10			0,0538	0,0469	0,0448	0,0430	0,0409	0,0381	0,0359	0,0324	0,0288	0,0243	0,0199	0,0105
100	10	5		0,0580	0,0523	0,0504	0,0484	0,0467	0,0441	0,0417	0,0389	0,0350	0,0304	0,0213	0,0104
150	10	5		0,0568	0,0504	0,0495	0,0479	0,0457	0,0428	0,0399	0,0370	0,0333	0,0278	0,0215	0,0100
200	10	5		0,0638	0,0564	0,0547	0,0526	0,0502	0,0474	0,0447	0,0415	0,0371	0,0325	0,0248	0,0121
100	10	5	2	0,0715	0,0671	0,0658	0,0639	0,0614	0,0583	0,0558	0,0538	0,0496	0,0418	0,0314	0,0064
150	10	5	2	0,0695	0,0640	0,0627	0,0611	0,0590	0,0569	0,0544	0,0507	0,0477	0,0402	0,0297	0,0081
200	10	5	2	0,0762	0,0710	0,0700	0,0680	0,0646	0,0625	0,0591	0,0552	0,0517	0,0459	0,0366	0,0092

Tablo 4.3: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0515	0,0461	0,0446	0,0429	0,0410	0,0387	0,0372	0,0345	0,0320	0,0294	0,0262	0,0219
20				0,0459	0,0410	0,0398	0,0381	0,0369	0,0355	0,0334	0,0308	0,0295	0,0264	0,0231	0,0185
40				0,0436	0,0392	0,0376	0,0364	0,0351	0,0333	0,0323	0,0302	0,0277	0,0247	0,0213	0,0166
80				0,0404	0,0358	0,0342	0,0330	0,0314	0,0300	0,0290	0,0269	0,0245	0,0216	0,0189	0,0142
100				0,0394	0,0335	0,0322	0,0310	0,0294	0,0283	0,0269	0,0255	0,0234	0,0215	0,0182	0,0144
150				0,0410	0,0351	0,0337	0,0322	0,0305	0,0288	0,0276	0,0262	0,0251	0,0231	0,0198	0,0152
200				0,0375	0,0329	0,0318	0,0304	0,0285	0,0271	0,0252	0,0238	0,0220	0,0196	0,0172	0,0130
10	10			0,0551	0,0502	0,0492	0,0474	0,0458	0,0448	0,0427	0,0397	0,0374	0,0341	0,0313	0,0245
20	20			0,0494	0,0441	0,0427	0,0414	0,0400	0,0384	0,0374	0,0354	0,0323	0,0295	0,0259	0,0215
40	40			0,0448	0,0401	0,0386	0,0372	0,0356	0,0342	0,0322	0,0302	0,0281	0,0257	0,0227	0,0173
80	80			0,0376	0,0333	0,0323	0,0310	0,0289	0,0268	0,0249	0,0231	0,0214	0,0188	0,0166	0,0124
100	100			0,0353	0,0309	0,0295	0,0282	0,0264	0,0253	0,0238	0,0211	0,0195	0,0176	0,0145	0,0100
150	150			0,0312	0,0267	0,0255	0,0240	0,0224	0,0210	0,0198	0,0180	0,0162	0,0142	0,0121	0,0071
200	200			0,0312	0,0265	0,0251	0,0237	0,0220	0,0211	0,0200	0,0178	0,0168	0,0149	0,0114	0,0074
10	5			0,0559	0,0517	0,0502	0,0488	0,0478	0,0460	0,0431	0,0411	0,0394	0,0373	0,0337	0,0262
20	5			0,0532	0,0488	0,0475	0,0460	0,0447	0,0427	0,0409	0,0387	0,0365	0,0330	0,0295	0,0237
40	5			0,0536	0,0486	0,0469	0,0453	0,0438	0,0417	0,0398	0,0374	0,0347	0,0320	0,0271	0,0211
80	5			0,0484	0,0437	0,0425	0,0417	0,0404	0,0392	0,0369	0,0343	0,0321	0,0294	0,0246	0,0166
100	5			0,0478	0,0432	0,0418	0,0408	0,0392	0,0380	0,0356	0,0336	0,0304	0,0280	0,0238	0,0160
150	5			0,0472	0,0428	0,0417	0,0407	0,0389	0,0369	0,0357	0,0339	0,0314	0,0289	0,0241	0,0144
200	5			0,0486	0,0436	0,0419	0,0407	0,0395	0,0380	0,0364	0,0338	0,0317	0,0285	0,0232	0,0132
20	10			0,0502	0,0457	0,0442	0,0432	0,0418	0,0405	0,0385	0,0364	0,0337	0,0314	0,0276	0,0220
40	10			0,0506	0,0456	0,0448	0,0429	0,0410	0,0390	0,0371	0,0356	0,0339	0,0309	0,0262	0,0210
80	10			0,0468	0,0415	0,0400	0,0386	0,0375	0,0366	0,0347	0,0330	0,0306	0,0278	0,0230	0,0173
100	10			0,0460	0,0413	0,0399	0,0384	0,0370	0,0353	0,0339	0,0323	0,0299	0,0267	0,0223	0,0167
150	10			0,0436	0,0391	0,0380	0,0363	0,0348	0,0332	0,0316	0,0297	0,0269	0,0244	0,0207	0,0137
200	10			0,0437	0,0398	0,0380	0,0366	0,0350	0,0338	0,0319	0,0294	0,0271	0,0244	0,0200	0,0134
100	10	5		0,0481	0,0440	0,0428	0,0417	0,0401	0,0379	0,0361	0,0334	0,0304	0,0277	0,0223	0,0158
150	10	5		0,0486	0,0442	0,0432	0,0417	0,0406	0,0391	0,0371	0,0343	0,0322	0,0281	0,0228	0,0143
200	10	5		0,0485	0,0449	0,0436	0,0422	0,0406	0,0390	0,0371	0,0355	0,0326	0,0287	0,0224	0,0126
100	10	5	2	0,0547	0,0503	0,0492	0,0481	0,0472	0,0454	0,0437	0,0412	0,0388	0,0341	0,0263	0,0082
150	10	5	2	0,0503	0,0466	0,0461	0,0455	0,0438	0,0426	0,0411	0,0393	0,0366	0,0339	0,0261	0,0072
200	10	5	2	0,0535	0,0502	0,0488	0,0471	0,0458	0,0446	0,0431	0,0411	0,0371	0,0330	0,0255	0,0088



Şekil 4.4: Geri Yayılm Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FAR Grafiği.



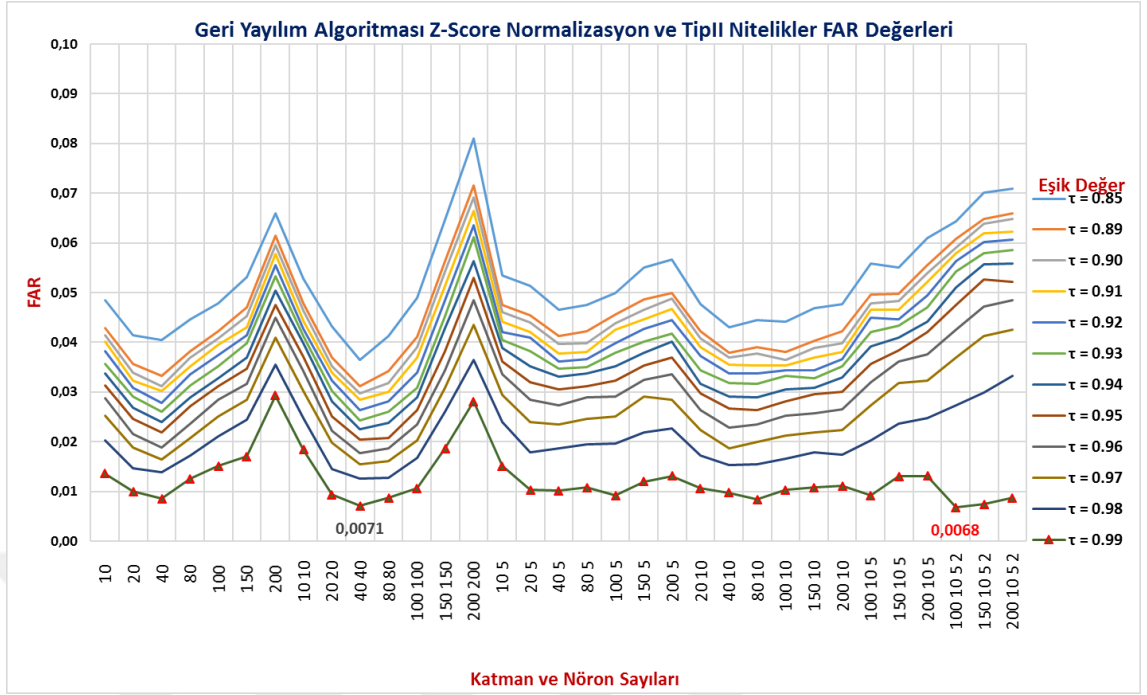
Şekil 4.5: Geri Yayılm Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Grafiği.

Tablo 4.4: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.

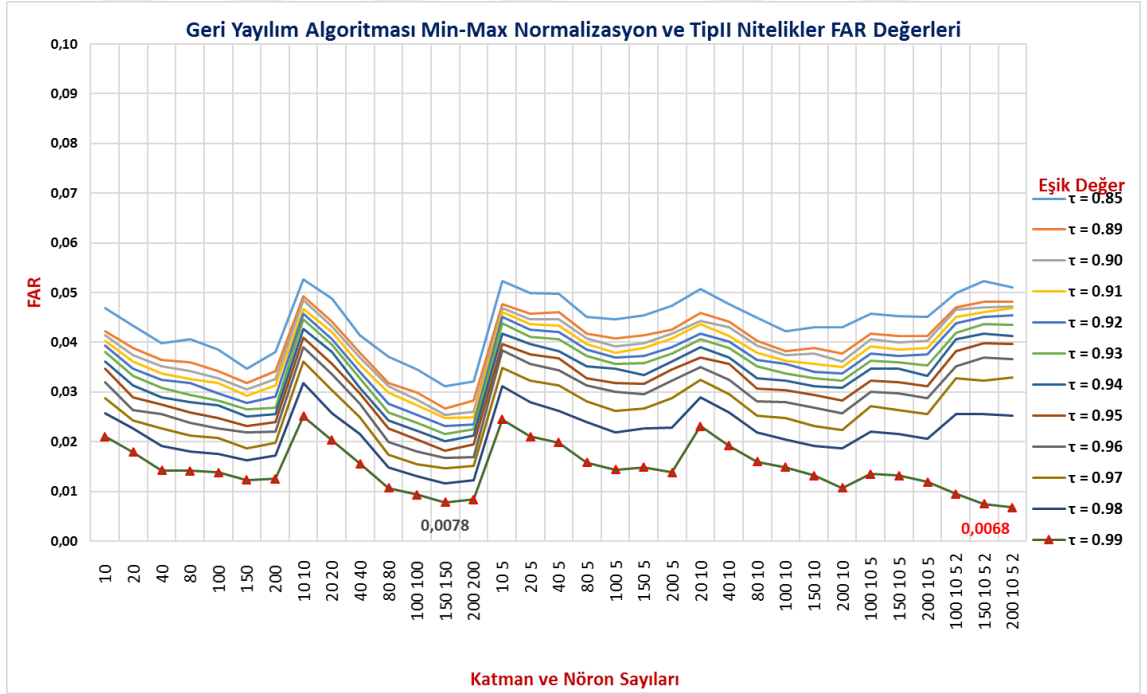
Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0484	0,0428	0,0415	0,0402	0,0383	0,0357	0,0337	0,0314	0,0288	0,0253	0,0203	0,0136
20				0,0415	0,0356	0,0339	0,0323	0,0309	0,0291	0,0269	0,0246	0,0216	0,0188	0,0146	0,0100
40				0,0404	0,0333	0,0312	0,0302	0,0278	0,0260	0,0239	0,0219	0,0189	0,0164	0,0139	0,0085
80				0,0446	0,0383	0,0369	0,0351	0,0336	0,0314	0,0290	0,0271	0,0236	0,0207	0,0172	0,0125
100				0,0479	0,0423	0,0408	0,0395	0,0374	0,0351	0,0328	0,0312	0,0285	0,0250	0,0210	0,0151
150				0,0532	0,0470	0,0452	0,0430	0,0415	0,0398	0,0370	0,0347	0,0316	0,0285	0,0245	0,0170
200				0,0660	0,0614	0,0595	0,0578	0,0555	0,0533	0,0504	0,0475	0,0450	0,0410	0,0355	0,0293
10	10			0,0528	0,0479	0,0464	0,0443	0,0427	0,0413	0,0398	0,0371	0,0342	0,0302	0,0247	0,0184
20	20			0,0432	0,0370	0,0351	0,0339	0,0323	0,0302	0,0281	0,0250	0,0222	0,0198	0,0145	0,0093
40	40			0,0364	0,0311	0,0297	0,0285	0,0264	0,0243	0,0225	0,0205	0,0177	0,0154	0,0125	0,0071
80	80			0,0413	0,0342	0,0318	0,0300	0,0282	0,0261	0,0238	0,0208	0,0186	0,0161	0,0127	0,0087
100	100			0,0490	0,0411	0,0390	0,0370	0,0339	0,0309	0,0289	0,0263	0,0235	0,0202	0,0167	0,0106
150	150			0,0647	0,0563	0,0542	0,0514	0,0484	0,0453	0,0428	0,0382	0,0344	0,0309	0,0261	0,0186
200	200			0,0810	0,0716	0,0691	0,0664	0,0636	0,0611	0,0563	0,0530	0,0484	0,0435	0,0365	0,0281
10	5			0,0535	0,0475	0,0460	0,0442	0,0421	0,0405	0,0389	0,0362	0,0336	0,0294	0,0240	0,0151
20	5			0,0513	0,0455	0,0440	0,0421	0,0409	0,0382	0,0352	0,0319	0,0285	0,0240	0,0179	0,0103
40	5			0,0465	0,0412	0,0396	0,0377	0,0362	0,0347	0,0331	0,0305	0,0273	0,0234	0,0186	0,0101
80	5			0,0475	0,0423	0,0399	0,0380	0,0366	0,0350	0,0337	0,0312	0,0290	0,0246	0,0194	0,0108
100	5			0,0499	0,0456	0,0439	0,0426	0,0399	0,0379	0,0351	0,0323	0,0291	0,0251	0,0196	0,0092
150	5			0,0550	0,0487	0,0465	0,0446	0,0427	0,0402	0,0379	0,0353	0,0324	0,0291	0,0218	0,0120
200	5			0,0567	0,0499	0,0488	0,0467	0,0444	0,0417	0,0401	0,0370	0,0335	0,0284	0,0227	0,0131
20	10			0,0477	0,0423	0,0408	0,0391	0,0373	0,0344	0,0316	0,0297	0,0263	0,0223	0,0173	0,0106
40	10			0,0430	0,0379	0,0370	0,0355	0,0338	0,0318	0,0291	0,0267	0,0229	0,0187	0,0153	0,0097
80	10			0,0445	0,0391	0,0377	0,0353	0,0337	0,0317	0,0290	0,0263	0,0235	0,0199	0,0154	0,0084
100	10			0,0441	0,0380	0,0365	0,0353	0,0344	0,0332	0,0305	0,0282	0,0253	0,0213	0,0166	0,0103
150	10			0,0468	0,0403	0,0389	0,0370	0,0343	0,0328	0,0309	0,0295	0,0257	0,0219	0,0178	0,0108
200	10			0,0477	0,0422	0,0398	0,0380	0,0366	0,0351	0,0329	0,0300	0,0265	0,0224	0,0174	0,0111
100	10	5		0,0559	0,0496	0,0479	0,0466	0,0450	0,0420	0,0392	0,0357	0,0319	0,0274	0,0203	0,0092
150	10	5		0,0551	0,0498	0,0483	0,0466	0,0447	0,0433	0,0409	0,0384	0,0361	0,0318	0,0237	0,0130
200	10	5		0,0609	0,0555	0,0540	0,0521	0,0495	0,0470	0,0441	0,0420	0,0376	0,0323	0,0247	0,0131
100	10	5	2	0,0644	0,0608	0,0590	0,0579	0,0564	0,0542	0,0511	0,0475	0,0425	0,0370	0,0274	0,0068
150	10	5	2	0,0701	0,0649	0,0638	0,0619	0,0601	0,0579	0,0557	0,0527	0,0472	0,0413	0,0299	0,0074
200	10	5	2	0,0709	0,0659	0,0648	0,0623	0,0606	0,0586	0,0559	0,0521	0,0484	0,0425	0,0333	0,0087

Tablo 4.5: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0469	0,0422	0,0415	0,0403	0,0394	0,0380	0,0362	0,0347	0,0319	0,0288	0,0257	0,0210
20				0,0434	0,0389	0,0374	0,0361	0,0347	0,0332	0,0313	0,0290	0,0263	0,0243	0,0226	0,0179
40				0,0399	0,0364	0,0352	0,0338	0,0324	0,0309	0,0289	0,0275	0,0256	0,0227	0,0191	0,0142
80				0,0406	0,0360	0,0342	0,0326	0,0318	0,0294	0,0279	0,0258	0,0238	0,0212	0,0181	0,0141
100				0,0386	0,0342	0,0328	0,0318	0,0298	0,0283	0,0273	0,0248	0,0226	0,0207	0,0175	0,0138
150				0,0347	0,0318	0,0306	0,0292	0,0278	0,0265	0,0251	0,0231	0,0219	0,0187	0,0163	0,0123
200				0,0380	0,0342	0,0326	0,0313	0,0291	0,0268	0,0256	0,0239	0,0221	0,0198	0,0172	0,0125
10	10			0,0527	0,0493	0,0484	0,0467	0,0457	0,0447	0,0427	0,0410	0,0391	0,0361	0,0318	0,0251
20	20			0,0488	0,0441	0,0432	0,0420	0,0406	0,0395	0,0381	0,0356	0,0336	0,0303	0,0257	0,0203
40	40			0,0414	0,0379	0,0370	0,0355	0,0340	0,0328	0,0309	0,0297	0,0277	0,0249	0,0215	0,0156
80	80			0,0371	0,0318	0,0311	0,0299	0,0277	0,0258	0,0243	0,0227	0,0199	0,0174	0,0149	0,0107
100	100			0,0345	0,0299	0,0285	0,0273	0,0254	0,0238	0,0222	0,0204	0,0180	0,0155	0,0130	0,0093
150	150			0,0312	0,0267	0,0254	0,0248	0,0232	0,0216	0,0201	0,0182	0,0167	0,0146	0,0116	0,0078
200	200			0,0322	0,0283	0,0260	0,0249	0,0235	0,0225	0,0213	0,0195	0,0169	0,0151	0,0123	0,0084
10	5			0,0524	0,0477	0,0468	0,0460	0,0451	0,0439	0,0417	0,0396	0,0384	0,0349	0,0311	0,0245
20	5			0,0500	0,0458	0,0446	0,0437	0,0426	0,0411	0,0397	0,0375	0,0357	0,0323	0,0279	0,0210
40	5			0,0497	0,0461	0,0446	0,0433	0,0420	0,0406	0,0382	0,0367	0,0344	0,0314	0,0262	0,0198
80	5			0,0451	0,0417	0,0408	0,0396	0,0385	0,0372	0,0351	0,0328	0,0313	0,0281	0,0239	0,0158
100	5			0,0446	0,0408	0,0392	0,0379	0,0369	0,0357	0,0347	0,0318	0,0300	0,0262	0,0219	0,0144
150	5			0,0454	0,0415	0,0399	0,0389	0,0372	0,0358	0,0334	0,0317	0,0296	0,0267	0,0226	0,0149
200	5			0,0473	0,0426	0,0418	0,0408	0,0391	0,0378	0,0362	0,0346	0,0323	0,0288	0,0228	0,0138
20	10			0,0507	0,0459	0,0443	0,0436	0,0417	0,0407	0,0391	0,0370	0,0350	0,0325	0,0290	0,0231
40	10			0,0477	0,0441	0,0431	0,0413	0,0402	0,0388	0,0370	0,0356	0,0325	0,0296	0,0258	0,0192
80	10			0,0450	0,0403	0,0394	0,0379	0,0364	0,0351	0,0328	0,0307	0,0282	0,0253	0,0219	0,0160
100	10			0,0422	0,0383	0,0374	0,0363	0,0356	0,0338	0,0323	0,0303	0,0279	0,0248	0,0205	0,0149
150	10			0,0430	0,0388	0,0377	0,0357	0,0341	0,0328	0,0311	0,0294	0,0268	0,0232	0,0192	0,0132
200	10			0,0431	0,0377	0,0362	0,0350	0,0337	0,0323	0,0308	0,0283	0,0257	0,0224	0,0186	0,0107
100	10	5		0,0458	0,0418	0,0407	0,0392	0,0377	0,0363	0,0347	0,0323	0,0300	0,0272	0,0221	0,0135
150	10	5		0,0453	0,0413	0,0400	0,0386	0,0373	0,0359	0,0347	0,0320	0,0297	0,0263	0,0215	0,0132
200	10	5		0,0451	0,0413	0,0403	0,0389	0,0375	0,0354	0,0333	0,0312	0,0288	0,0255	0,0206	0,0119
100	10	5	2	0,0500	0,0470	0,0465	0,0451	0,0439	0,0419	0,0406	0,0382	0,0352	0,0328	0,0256	0,0095
150	10	5	2	0,0524	0,0481	0,0470	0,0460	0,0451	0,0436	0,0417	0,0399	0,0370	0,0323	0,0255	0,0075
200	10	5	2	0,0510	0,0482	0,0472	0,0469	0,0454	0,0435	0,0413	0,0397	0,0366	0,0329	0,0253	0,0068



Şekil 4.6: Geri Yayılm Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Grafiği.



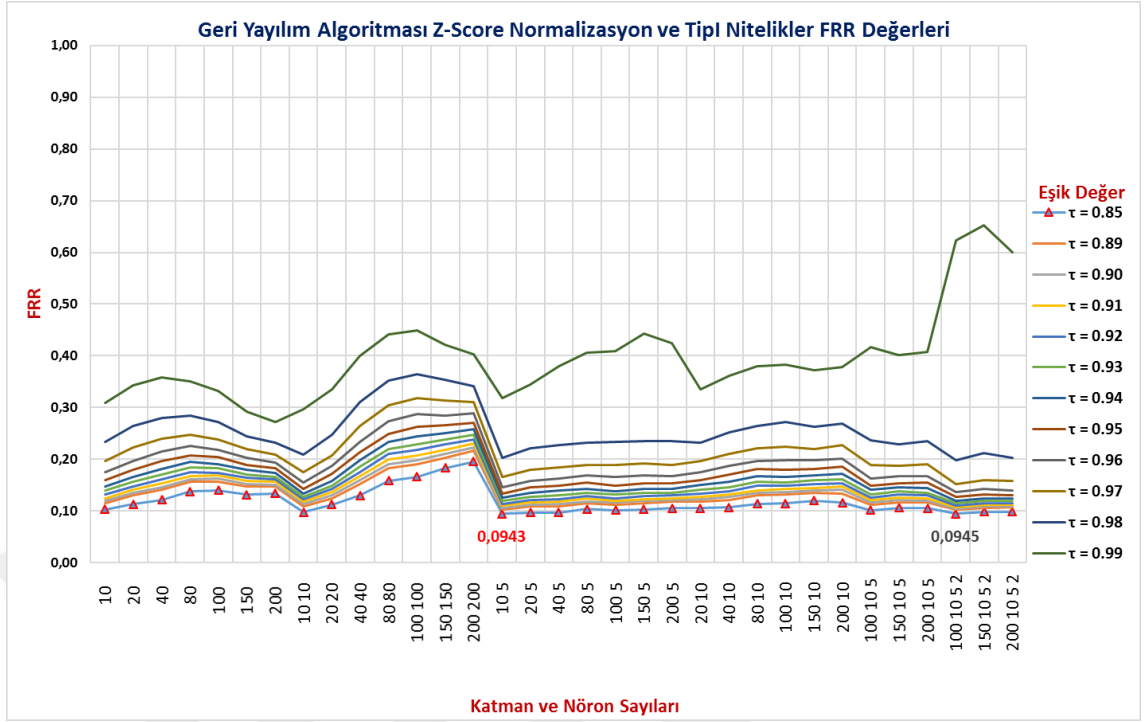
Şekil 4.7: Geri Yayılm Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Grafiği.

Tablo 4.6: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.

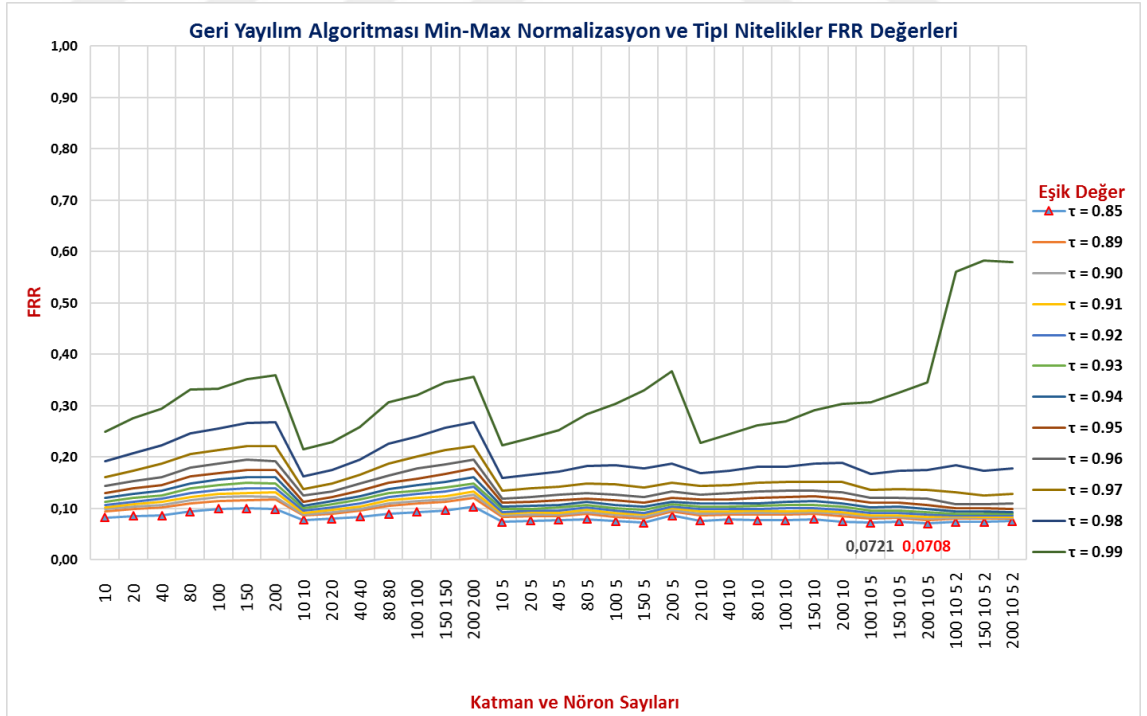
Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,1026	0,1151	0,1188	0,1242	0,1315	0,1391	0,1474	0,1596	0,1749	0,1972	0,2338	0,3096
20				0,1132	0,1295	0,1342	0,1404	0,1472	0,1560	0,1662	0,1797	0,1969	0,2224	0,2636	0,3428
40				0,1210	0,1406	0,1459	0,1532	0,1606	0,1697	0,1814	0,1965	0,2153	0,2396	0,2795	0,3584
80				0,1372	0,1564	0,1612	0,1678	0,1753	0,1839	0,1949	0,2074	0,2251	0,2474	0,2849	0,3509
100				0,1401	0,1569	0,1630	0,1681	0,1738	0,1822	0,1903	0,2035	0,2188	0,2387	0,2724	0,3320
150				0,1310	0,1464	0,1519	0,1573	0,1636	0,1705	0,1790	0,1889	0,2026	0,2200	0,2436	0,2918
200				0,1340	0,1473	0,1509	0,1560	0,1607	0,1661	0,1737	0,1819	0,1936	0,2087	0,2318	0,2713
10	10			0,0971	0,1093	0,1132	0,1180	0,1224	0,1271	0,1340	0,1432	0,1554	0,1746	0,2083	0,2966
20	20			0,1118	0,1243	0,1296	0,1363	0,1422	0,1486	0,1585	0,1712	0,1865	0,2070	0,2479	0,3344
40	40			0,1302	0,1517	0,1592	0,1666	0,1752	0,1857	0,1987	0,2140	0,2328	0,2637	0,3106	0,4002
80	80			0,1583	0,1824	0,1896	0,2002	0,2100	0,2203	0,2335	0,2495	0,2734	0,3039	0,3518	0,4413
100	100			0,1661	0,1905	0,1981	0,2071	0,2177	0,2291	0,2444	0,2634	0,2877	0,3189	0,3639	0,4498
150	150			0,1827	0,2026	0,2105	0,2175	0,2288	0,2380	0,2508	0,2662	0,2850	0,3128	0,3531	0,4209
200	200			0,1954	0,2163	0,2219	0,2296	0,2375	0,2467	0,2579	0,2703	0,2884	0,3103	0,3410	0,4023
10	5			0,0943	0,1032	0,1062	0,1096	0,1137	0,1195	0,1253	0,1330	0,1456	0,1659	0,2021	0,3188
20	5			0,0969	0,1083	0,1118	0,1166	0,1210	0,1268	0,1346	0,1455	0,1587	0,1800	0,2215	0,3449
40	5			0,0964	0,1081	0,1130	0,1179	0,1231	0,1305	0,1392	0,1491	0,1625	0,1840	0,2274	0,3799
80	5			0,1039	0,1148	0,1186	0,1238	0,1290	0,1347	0,1432	0,1549	0,1682	0,1888	0,2322	0,4055
100	5			0,1012	0,1119	0,1160	0,1197	0,1242	0,1310	0,1382	0,1488	0,1650	0,1892	0,2328	0,4097
150	5			0,1028	0,1149	0,1191	0,1232	0,1287	0,1345	0,1427	0,1533	0,1692	0,1920	0,2352	0,4434
200	5			0,1054	0,1172	0,1205	0,1247	0,1301	0,1355	0,1426	0,1537	0,1673	0,1880	0,2346	0,4239
20	10			0,1055	0,1180	0,1219	0,1276	0,1335	0,1406	0,1498	0,1599	0,1752	0,1963	0,2321	0,3348
40	10			0,1066	0,1213	0,1267	0,1312	0,1376	0,1463	0,1562	0,1697	0,1866	0,2104	0,2526	0,3610
80	10			0,1134	0,1303	0,1344	0,1400	0,1480	0,1564	0,1677	0,1805	0,1972	0,2212	0,2648	0,3800
100	10			0,1148	0,1312	0,1360	0,1419	0,1482	0,1552	0,1649	0,1790	0,1984	0,2244	0,2720	0,3824
150	10			0,1198	0,1351	0,1397	0,1439	0,1511	0,1593	0,1687	0,1815	0,1978	0,2195	0,2621	0,3715
200	10			0,1162	0,1338	0,1407	0,1471	0,1526	0,1616	0,1720	0,1856	0,2017	0,2266	0,2691	0,3777
100	10	5		0,1014	0,1124	0,1170	0,1206	0,1251	0,1315	0,1403	0,1493	0,1633	0,1884	0,2362	0,4168
150	10	5		0,1061	0,1169	0,1211	0,1253	0,1316	0,1375	0,1455	0,1540	0,1673	0,1879	0,2287	0,4021
200	10	5		0,1053	0,1161	0,1194	0,1237	0,1298	0,1355	0,1438	0,1543	0,1672	0,1900	0,2351	0,4080
100	10	5	2	0,0945	0,1019	0,1042	0,1068	0,1104	0,1149	0,1198	0,1277	0,1362	0,1517	0,1984	0,6225
150	10	5	2	0,0980	0,1063	0,1088	0,1120	0,1149	0,1191	0,1242	0,1314	0,1421	0,1595	0,2121	0,6520
200	10	5	2	0,0985	0,1064	0,1089	0,1123	0,1153	0,1196	0,1245	0,1303	0,1394	0,1575	0,2027	0,6007

Tablo 4.7: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0825	0,0946	0,0984	0,1028	0,1076	0,1138	0,1205	0,1303	0,1437	0,1619	0,1922	0,2494
20				0,0857	0,0991	0,1034	0,1081	0,1138	0,1215	0,1292	0,1399	0,1534	0,1743	0,2083	0,2757
40				0,0861	0,1022	0,1072	0,1127	0,1186	0,1262	0,1352	0,1458	0,1619	0,1870	0,2227	0,2947
80				0,0940	0,1106	0,1167	0,1224	0,1300	0,1396	0,1493	0,1627	0,1802	0,2059	0,2469	0,3311
100				0,0993	0,1154	0,1219	0,1284	0,1366	0,1456	0,1564	0,1689	0,1872	0,2134	0,2554	0,3328
150				0,1000	0,1169	0,1234	0,1299	0,1396	0,1496	0,1617	0,1752	0,1949	0,2217	0,2663	0,3525
200				0,0989	0,1170	0,1229	0,1314	0,1398	0,1495	0,1606	0,1745	0,1927	0,2213	0,2688	0,3596
10	10			0,0780	0,0861	0,0883	0,0917	0,0962	0,1004	0,1059	0,1133	0,1249	0,1380	0,1630	0,2151
20	20			0,0798	0,0902	0,0934	0,0978	0,1029	0,1080	0,1149	0,1226	0,1330	0,1491	0,1747	0,2289
40	40			0,0843	0,0960	0,0994	0,1037	0,1098	0,1171	0,1246	0,1347	0,1480	0,1652	0,1952	0,2596
80	80			0,0898	0,1047	0,1101	0,1159	0,1223	0,1294	0,1377	0,1508	0,1646	0,1876	0,2263	0,3074
100	100			0,0931	0,1095	0,1149	0,1205	0,1284	0,1353	0,1451	0,1577	0,1779	0,2008	0,2403	0,3214
150	150			0,0965	0,1125	0,1174	0,1238	0,1328	0,1417	0,1523	0,1666	0,1861	0,2138	0,2567	0,3463
200	200			0,1031	0,1206	0,1270	0,1340	0,1418	0,1494	0,1611	0,1781	0,1957	0,2219	0,2677	0,3565
10	5			0,0743	0,0837	0,0866	0,0895	0,0935	0,0984	0,1044	0,1112	0,1200	0,1350	0,1597	0,2237
20	5			0,0759	0,0856	0,0890	0,0923	0,0962	0,0997	0,1053	0,1129	0,1226	0,1389	0,1651	0,2370
40	5			0,0776	0,0851	0,0880	0,0918	0,0961	0,1021	0,1075	0,1158	0,1264	0,1418	0,1713	0,2527
80	5			0,0797	0,0905	0,0933	0,0971	0,1022	0,1073	0,1138	0,1200	0,1304	0,1480	0,1834	0,2844
100	5			0,0757	0,0844	0,0880	0,0913	0,0963	0,1008	0,1075	0,1166	0,1276	0,1466	0,1844	0,3039
150	5			0,0727	0,0806	0,0835	0,0883	0,0919	0,0972	0,1034	0,1115	0,1224	0,1413	0,1777	0,3306
200	5			0,0861	0,0942	0,0969	0,1008	0,1033	0,1078	0,1138	0,1216	0,1338	0,1499	0,1868	0,3667
20	10			0,0760	0,0866	0,0899	0,0943	0,0988	0,1035	0,1096	0,1172	0,1278	0,1437	0,1688	0,2276
40	10			0,0784	0,0889	0,0917	0,0945	0,0987	0,1045	0,1098	0,1185	0,1296	0,1460	0,1735	0,2442
80	10			0,0774	0,0876	0,0907	0,0956	0,0997	0,1052	0,1107	0,1205	0,1328	0,1505	0,1816	0,2616
100	10			0,0771	0,0877	0,0910	0,0950	0,1008	0,1064	0,1137	0,1227	0,1354	0,1516	0,1816	0,2690
150	10			0,0792	0,0899	0,0927	0,0962	0,1013	0,1072	0,1151	0,1235	0,1348	0,1524	0,1872	0,2910
200	10			0,0747	0,0857	0,0894	0,0931	0,0971	0,1031	0,1104	0,1192	0,1320	0,1514	0,1884	0,3031
100	10	5		0,0721	0,0808	0,0841	0,0872	0,0917	0,0958	0,1023	0,1114	0,1215	0,1366	0,1674	0,3068
150	10	5		0,0748	0,0816	0,0835	0,0872	0,0910	0,0965	0,1031	0,1111	0,1215	0,1372	0,1730	0,3255
200	10	5		0,0708	0,0782	0,0809	0,0841	0,0879	0,0927	0,0986	0,1066	0,1186	0,1369	0,1756	0,3457
100	10	5	2	0,0739	0,0807	0,0824	0,0845	0,0870	0,0905	0,0951	0,1003	0,1083	0,1323	0,1838	0,5606
150	10	5	2	0,0743	0,0805	0,0823	0,0842	0,0866	0,0900	0,0941	0,1009	0,1084	0,1260	0,1737	0,5822
200	10	5	2	0,0756	0,0798	0,0814	0,0836	0,0862	0,0899	0,0933	0,0997	0,1105	0,1292	0,1782	0,5791



Şekil 4.8: Geri Yayılm Algoritması Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Grafiği.



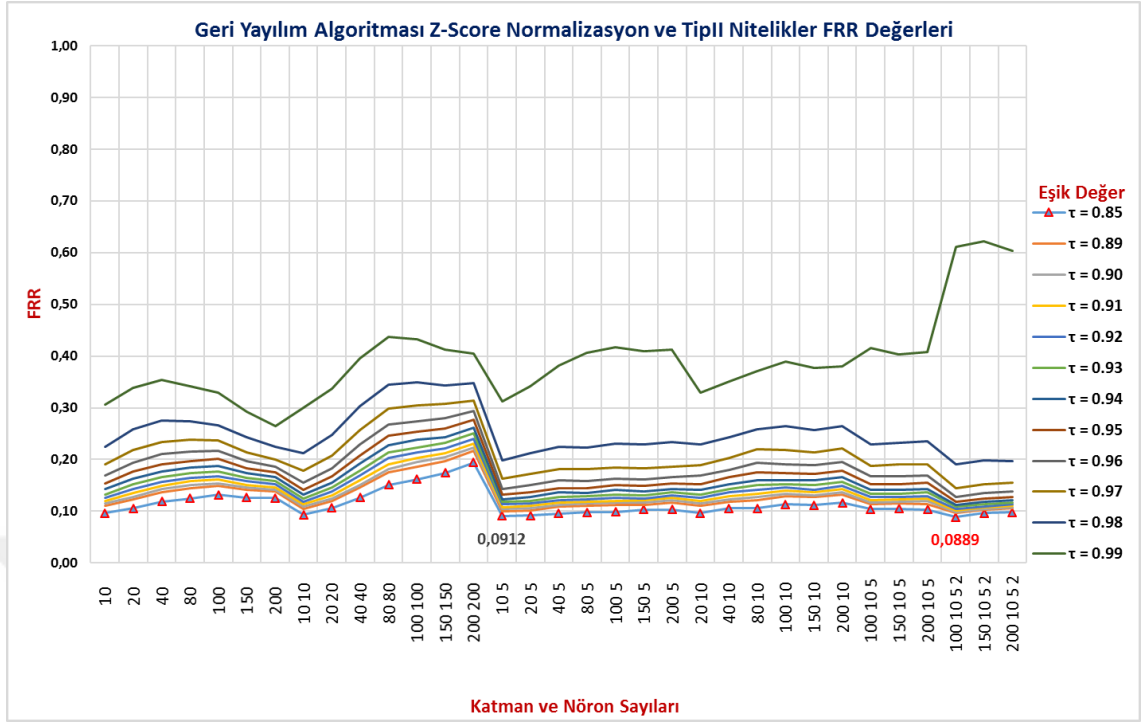
Şekil 4.9: Geri Yayılm Algoritması Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Grafiği.

Tablo 4.8: Geri Yayılım Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.

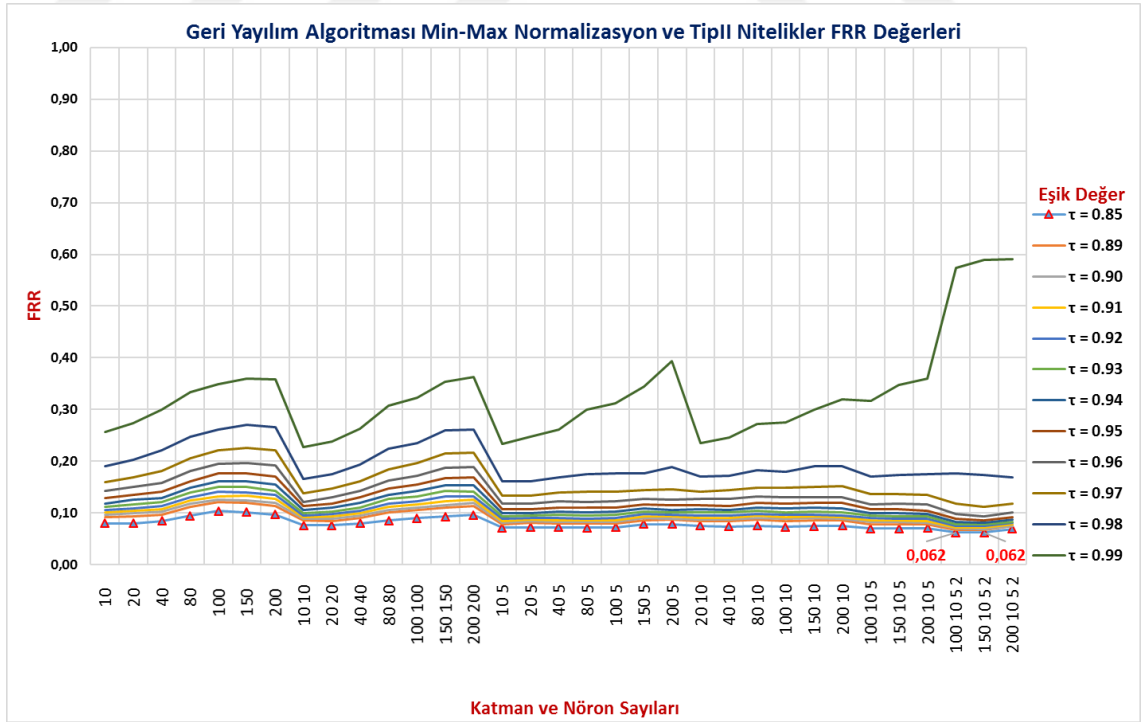
Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0964	0,1101	0,1145	0,1194	0,1257	0,1328	0,1426	0,1540	0,1697	0,1907	0,2243	0,3055
20				0,1054	0,1224	0,1279	0,1345	0,1436	0,1522	0,1624	0,1763	0,1941	0,2181	0,2587	0,3379
40				0,1189	0,1367	0,1422	0,1494	0,1573	0,1658	0,1771	0,1908	0,2104	0,2343	0,2750	0,3533
80				0,1251	0,1449	0,1502	0,1576	0,1649	0,1733	0,1840	0,1972	0,2154	0,2382	0,2745	0,3416
100				0,1314	0,1490	0,1544	0,1608	0,1682	0,1769	0,1881	0,2012	0,2172	0,2376	0,2658	0,3292
150				0,1267	0,1417	0,1463	0,1514	0,1583	0,1648	0,1735	0,1830	0,1970	0,2140	0,2424	0,2928
200				0,1253	0,1378	0,1413	0,1466	0,1525	0,1579	0,1658	0,1757	0,1863	0,2001	0,2240	0,2649
10	10			0,0933	0,1044	0,1087	0,1130	0,1181	0,1237	0,1314	0,1415	0,1554	0,1776	0,2125	0,2998
20	20			0,1060	0,1201	0,1248	0,1304	0,1379	0,1466	0,1557	0,1680	0,1837	0,2083	0,2479	0,3366
40	40			0,1263	0,1455	0,1510	0,1592	0,1686	0,1783	0,1920	0,2081	0,2285	0,2574	0,3024	0,3959
80	80			0,1514	0,1746	0,1821	0,1900	0,2027	0,2135	0,2276	0,2454	0,2678	0,2981	0,3455	0,4373
100	100			0,1615	0,1861	0,1946	0,2025	0,2135	0,2238	0,2385	0,2540	0,2745	0,3041	0,3498	0,4328
150	150			0,1738	0,1965	0,2039	0,2130	0,2216	0,2324	0,2438	0,2595	0,2803	0,3073	0,3432	0,4133
200	200			0,1941	0,2165	0,2235	0,2305	0,2394	0,2503	0,2614	0,2762	0,2935	0,3135	0,3481	0,4044
10	5			0,0912	0,1002	0,1042	0,1082	0,1130	0,1176	0,1236	0,1329	0,1437	0,1630	0,1982	0,3123
20	5			0,0918	0,1021	0,1064	0,1100	0,1154	0,1205	0,1269	0,1368	0,1503	0,1724	0,2116	0,3413
40	5			0,0959	0,1083	0,1126	0,1173	0,1221	0,1276	0,1361	0,1447	0,1604	0,1815	0,2249	0,3818
80	5			0,0976	0,1107	0,1149	0,1189	0,1234	0,1285	0,1358	0,1449	0,1587	0,1816	0,2238	0,4056
100	5			0,0988	0,1128	0,1162	0,1204	0,1257	0,1319	0,1408	0,1510	0,1624	0,1850	0,2300	0,4173
150	5			0,1029	0,1125	0,1164	0,1207	0,1252	0,1312	0,1389	0,1488	0,1611	0,1833	0,2290	0,4099
200	5			0,1031	0,1165	0,1210	0,1253	0,1308	0,1364	0,1429	0,1535	0,1658	0,1863	0,2341	0,4126
20	10			0,0963	0,1100	0,1146	0,1198	0,1266	0,1323	0,1408	0,1521	0,1686	0,1899	0,2288	0,3289
40	10			0,1052	0,1184	0,1232	0,1295	0,1366	0,1432	0,1527	0,1660	0,1800	0,2035	0,2430	0,3509
80	10			0,1054	0,1221	0,1282	0,1337	0,1411	0,1502	0,1606	0,1758	0,1942	0,2197	0,2592	0,3708
100	10			0,1130	0,1285	0,1337	0,1394	0,1458	0,1525	0,1603	0,1738	0,1907	0,2182	0,2645	0,3898
150	10			0,1120	0,1274	0,1313	0,1364	0,1413	0,1508	0,1601	0,1718	0,1884	0,2131	0,2575	0,3769
200	10			0,1160	0,1318	0,1374	0,1422	0,1486	0,1575	0,1663	0,1788	0,1955	0,2214	0,2650	0,3797
100	10	5		0,1038	0,1137	0,1172	0,1221	0,1268	0,1330	0,1421	0,1529	0,1674	0,1883	0,2295	0,4150
150	10	5		0,1050	0,1154	0,1189	0,1227	0,1279	0,1342	0,1418	0,1515	0,1682	0,1903	0,2323	0,4027
200	10	5		0,1031	0,1143	0,1192	0,1243	0,1289	0,1363	0,1436	0,1548	0,1696	0,1913	0,2359	0,4083
100	10	5	2	0,0889	0,0965	0,0986	0,1016	0,1046	0,1083	0,1125	0,1186	0,1277	0,1444	0,1911	0,6116
150	10	5	2	0,0960	0,1024	0,1045	0,1073	0,1094	0,1137	0,1184	0,1246	0,1347	0,1517	0,1978	0,6226
200	10	5	2	0,0982	0,1057	0,1077	0,1106	0,1136	0,1170	0,1217	0,1281	0,1379	0,1545	0,1976	0,6041

Tablo 4.9: Geri Yayılım Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0795	0,0920	0,0960	0,1012	0,1062	0,1112	0,1186	0,1280	0,1427	0,1600	0,1905	0,2560
20				0,0799	0,0938	0,0987	0,1038	0,1094	0,1166	0,1255	0,1351	0,1502	0,1686	0,2021	0,2729
40				0,0843	0,0967	0,1023	0,1071	0,1133	0,1207	0,1292	0,1408	0,1575	0,1814	0,2215	0,2993
80				0,0946	0,1123	0,1177	0,1233	0,1305	0,1395	0,1486	0,1616	0,1807	0,2059	0,2478	0,3335
100				0,1037	0,1210	0,1262	0,1325	0,1403	0,1503	0,1616	0,1757	0,1951	0,2207	0,2616	0,3485
150				0,1016	0,1188	0,1244	0,1327	0,1401	0,1501	0,1614	0,1763	0,1960	0,2259	0,2699	0,3600
200				0,0965	0,1136	0,1201	0,1270	0,1344	0,1428	0,1546	0,1697	0,1917	0,2210	0,2657	0,3582
10	10			0,0759	0,0852	0,0885	0,0923	0,0948	0,1001	0,1051	0,1128	0,1216	0,1383	0,1650	0,2266
20	20			0,0757	0,0847	0,0882	0,0925	0,0975	0,1027	0,1101	0,1182	0,1306	0,1472	0,1744	0,2380
40	40			0,0800	0,0903	0,0944	0,0993	0,1045	0,1105	0,1198	0,1297	0,1432	0,1612	0,1941	0,2628
80	80			0,0851	0,1004	0,1055	0,1122	0,1185	0,1264	0,1342	0,1467	0,1620	0,1847	0,2247	0,3068
100	100			0,0897	0,1051	0,1101	0,1159	0,1231	0,1322	0,1422	0,1553	0,1721	0,1968	0,2347	0,3221
150	150			0,0926	0,1103	0,1152	0,1229	0,1310	0,1420	0,1526	0,1677	0,1866	0,2144	0,2597	0,3532
200	200			0,0963	0,1139	0,1192	0,1254	0,1323	0,1415	0,1539	0,1691	0,1882	0,2159	0,2618	0,3623
10	5			0,0713	0,0781	0,0809	0,0847	0,0889	0,0933	0,0999	0,1069	0,1181	0,1329	0,1606	0,2341
20	5			0,0723	0,0807	0,0838	0,0872	0,0908	0,0953	0,1001	0,1078	0,1175	0,1336	0,1614	0,2478
40	5			0,0718	0,0796	0,0824	0,0858	0,0901	0,0957	0,1027	0,1106	0,1224	0,1397	0,1682	0,2613
80	5			0,0712	0,0795	0,0819	0,0855	0,0893	0,0943	0,1010	0,1096	0,1215	0,1408	0,1747	0,3001
100	5			0,0720	0,0799	0,0822	0,0860	0,0908	0,0960	0,1029	0,1106	0,1228	0,1406	0,1771	0,3115
150	5			0,0780	0,0862	0,0894	0,0933	0,0974	0,1023	0,1090	0,1170	0,1271	0,1441	0,1772	0,3444
200	5			0,0785	0,0864	0,0889	0,0930	0,0964	0,1009	0,1055	0,1141	0,1261	0,1462	0,1889	0,3933
20	10			0,0748	0,0844	0,0868	0,0905	0,0949	0,1008	0,1064	0,1148	0,1269	0,1413	0,1696	0,2347
40	10			0,0736	0,0842	0,0866	0,0905	0,0947	0,1011	0,1061	0,1136	0,1268	0,1434	0,1720	0,2462
80	10			0,0753	0,0875	0,0906	0,0943	0,0981	0,1033	0,1101	0,1194	0,1311	0,1489	0,1821	0,2719
100	10			0,0726	0,0840	0,0881	0,0912	0,0963	0,1017	0,1092	0,1186	0,1303	0,1490	0,1802	0,2747
150	10			0,0741	0,0860	0,0895	0,0932	0,0969	0,1032	0,1097	0,1188	0,1300	0,1498	0,1909	0,3000
200	10			0,0751	0,0856	0,0882	0,0910	0,0955	0,1013	0,1090	0,1190	0,1306	0,1514	0,1903	0,3195
100	10	5		0,0696	0,0785	0,0818	0,0853	0,0894	0,0943	0,0992	0,1068	0,1165	0,1361	0,1696	0,3165
150	10	5		0,0700	0,0781	0,0820	0,0849	0,0891	0,0935	0,0997	0,1075	0,1182	0,1371	0,1739	0,3482
200	10	5		0,0707	0,0784	0,0809	0,0842	0,0887	0,0926	0,0985	0,1045	0,1157	0,1351	0,1755	0,3596
100	10	5	2	0,0620	0,0678	0,0694	0,0713	0,0742	0,0774	0,0826	0,0890	0,0986	0,1186	0,1766	0,5736
150	10	5	2	0,0620	0,0669	0,0690	0,0713	0,0741	0,0771	0,0814	0,0857	0,0939	0,1124	0,1726	0,5900
200	10	5	2	0,0687	0,0742	0,0753	0,0777	0,0804	0,0831	0,0875	0,0920	0,1004	0,1182	0,1690	0,5911



Şekil 4.10: Geri Yayılm Algoritması Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Grafiği.



Şekil 4.11: Geri Yayılm Algoritması Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Grafiği.

Tablo 4.10: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Katman ve Nöron Sayısı				Tip I Nitelikler		TipII Nitelikler	
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	Normalizasyon		Normalizasyon	
				Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
10				0,0696	0,0606	0,0636	0,0577
20				0,0678	0,0596	0,0634	0,0563
40				0,0674	0,0571	0,0670	0,0541
80				0,0816	0,0601	0,0754	0,0587
100				0,0858	0,0606	0,0790	0,0662
150				0,0866	0,0616	0,0831	0,0602
200				0,0941	0,0568	0,0900	0,0563
10	10			0,0691	0,0625	0,0680	0,0603
20	20			0,0692	0,0600	0,0640	0,0570
40	40			0,0703	0,0585	0,0654	0,0535
80	80			0,0822	0,0546	0,0820	0,0518
100	100			0,0931	0,0530	0,0892	0,0531
150	150			0,1106	0,0549	0,1085	0,0524
200	200			0,1295	0,0559	0,1252	0,0516
10	5			0,0718	0,0631	0,0673	0,0592
20	5			0,0680	0,0606	0,0655	0,0577
40	5			0,0696	0,0601	0,0664	0,0579
80	5			0,0717	0,0607	0,0666	0,0554
100	5			0,0704	0,0578	0,0700	0,0548
150	5			0,0749	0,0586	0,0737	0,0587
200	5			0,0776	0,0668	0,0745	0,0612
20	10			0,0669	0,0604	0,0653	0,0583
40	10			0,0693	0,0602	0,0672	0,0561
80	10			0,0676	0,0571	0,0666	0,0545
100	10			0,0714	0,0576	0,0684	0,0552
150	10			0,0724	0,0554	0,0717	0,0540
200	10			0,0769	0,0559	0,0742	0,0526
100	10	5		0,0749	0,0563	0,0710	0,0531
150	10	5		0,0753	0,0587	0,0739	0,0542
200	10	5		0,0811	0,0566	0,0785	0,0546
100	10	5	2	0,0790	0,0639	0,0728	0,0567
150	10	5	2	0,0810	0,0611	0,0808	0,0558
200	10	5	2	0,0864	0,0632	0,0802	0,0574

Tablo 4.11: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değer	Nitelik Tipi	Norm.	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
Ara Katman 1	Ara Katman 2	Ara Katman 3	Ara Katman 4							
100	10	5	2	0,99	TipI	Z-Score	0,0064	0,0945	0,0790	0,9170
40	40			0,99	TipI	Z-Score	0,0067	0,1302	0,0703	0,9163
100	10	5	2	0,99	TipII	Z-Score	0,0068	0,0687	0,0574	0,9401
200	10	5	2	0,99	TipII	Min-Max	0,0068	0,0889	0,0728	0,9234
150	150			0,99	TipI	Min-Max	0,0071	0,1263	0,0654	0,9186
40	40			0,99	TipII	Z-Score	0,0071	0,0965	0,0549	0,9361
150	10	5	2	0,99	TipI	Min-Max	0,0072	0,0743	0,0611	0,9377
200	200			0,99	TipI	Min-Max	0,0074	0,1031	0,0559	0,9328
150	10	5	2	0,99	TipII	Z-Score	0,0074	0,0960	0,0808	0,9170
150	10	5	2	0,99	TipII	Min-Max	0,0075	0,0620	0,0558	0,9428

Tablo 4.12: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değer	Nitelik Tipi	Norm.	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
Ara Katman 1	Ara Katman 2	Ara Katman 3	Ara Katman 4							
150	10	5	2	0,85	TipII	Min-Max	0,0620	0,0524	0,0558	0,9428
100	10	5	2	0,85	TipII	Min-Max	0,0620	0,0500	0,0567	0,9440
200	10	5	2	0,89	TipII	Min-Max	0,0687	0,0510	0,0574	0,9401
100	10	5		0,89	TipII	Min-Max	0,0696	0,0458	0,0531	0,9423
150	10	5		0,85	TipII	Min-Max	0,0700	0,0453	0,0542	0,9424
200	10	5		0,9	TipI	Min-Max	0,0707	0,0451	0,0546	0,9421
200	10	5		0,9	TipII	Min-Max	0,0708	0,0485	0,0566	0,9403
80	5			0,85	TipII	Min-Max	0,0712	0,0451	0,0554	0,9418
10	5			0,85	TipII	Min-Max	0,0713	0,0524	0,0592	0,9382
40	5			0,85	TipII	Min-Max	0,0718	0,0497	0,0579	0,9393

Tablo 4.13: Geri Yayılım Algoritması YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değer	Nitelik Tipi	Norm.	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
Ara Katman 1	Ara Katman 2	Ara Katman 3	Ara Katman 4							
100	10	5	2	0,85	TipII	Min-Max	0,9440	0,0500	0,0620	0,0567
150	10	5	2	0,85	TipII	Min-Max	0,9428	0,0524	0,0620	0,0558
100	10			0,85	TipII	Min-Max	0,9426	0,0422	0,0726	0,0552
150	10	5		0,85	TipII	Min-Max	0,9424	0,0453	0,0700	0,0542
100	10	5		0,85	TipII	Min-Max	0,9423	0,0458	0,0696	0,0531
200	10	5		0,85	TipII	Min-Max	0,9421	0,0451	0,0707	0,0546
80	5			0,85	TipII	Min-Max	0,9418	0,0451	0,0712	0,0554
100	5			0,85	TipII	Min-Max	0,9417	0,0446	0,0720	0,0548
150	10			0,85	TipII	Min-Max	0,9415	0,0430	0,0741	0,0540
200	10			0,85	TipII	Min-Max	0,9409	0,0431	0,0751	0,0526

En yaygın ve en bilindik yapay sinir ağı olan Geri Yayılım algoritması ile bir ile dört arası ara katmanı olan ve her ara katmanda 10 ile 200 nöron arasında nöron barındıran çeşitli analizler yapılmıştır. Geri Yayılım algoritması analizleriyle elde edilen en başarılı FAR değeri 0,0064 olarak ölçülmüştür (Tablo 4.11). Geri Yayılım algoritması en başarılı FAR değerini yüksek eşik değerlerde ($\tau = 0.99$) vermektedir. Eşik değer düştükçe FAR başarımı azalmaktadır.

Geri Yayılım algoritması ile yapılan analizlerde en iyi FRR değeri ise %6,20 olmuştur. Bu algoritma ile yapılan analizlerde en başarılı EER değeri 0,0516 ile iki katmanlı ve her bir katmanda 200'er adet nöron barındıran TipII nitelik ve Min-Max normalizasyon analizi vermiştir (Tablo 4.12). Geri Yayılım algoritması en başarılı FRR değerini düşük eşik değerlerde ($\tau = 0.85$) vermektedir. Eşik değer yükseldikçe FRR başarımı da azalmaktadır. FRR metriği açısından Min-Max normalizasyon yöntemi ve TipII nitelikler daha başarılıdır.

Geri Yayılım algoritması analizleri EER performans metriğine göre değerlendirildiğinde Min-Max normalizasyon ve TipII nitelik analizlerinin diğerlerine göre bariz bir oranda daha başarılı olduğu görülmektedir (Tablo 4.10).

Tablo 4.13'te yer alan Geri Yayılım algoritması analizleri doğruluk oranlarına bakıldığında en başarılı doğruluk oranı %94,40 değeridir. Doğruluk oranı performans metriğine göre Min-Max normalizasyon ve TipII nitelik analizlerinin daha başarılı olduğu görülmektedir.

Geri Yayılım algoritması analizlerinde çok ara katmanlı ve çok nöronlu analizler ile modelin performansı arasında doğrudan bir ilişki olduğu gözlemlenmiştir. Geri Yayılım algoritması özellikle iki ara katmanlı analizlerde performans açısından çok başarılı FAR ve FRR değerleri elde etmektedir. Öte yandan ağı en iyi FAR ve FRR değerini veren analizleri ise dört ara katmanlı mimariye sahiptir. Bununla birlikte iki ara katmanlı ve dört ara katmanlı analizlerin süreleri dikkate alındığında aralarındaki süre farkı oldukça fazladır. Bu nedenle iki ve üç ara katmanlı analizler, dört ara katmanlı analizlere göre süre açısından daha tercih edilebilir görülmektedir.

Geri Yayılım algoritmasının genel değerlendirmesi yapıldığında TipII nitelik yöntemi ile yapılan analizler TipI niteliklere göre çok daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Geri Yayılım algoritması ile yapılan analizlerde Min-Max normalizasyon tekniğinin Z-Score normalizasyon tekniğine göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

4.2. RADYAL TABANLI FONKSİYON YSA BULGULARI

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizleri için *RSNNS* isimli R paketi (Bergmeir ve Benítez, 2012), ağı eğitimi için *rbf* fonksiyonu, ağı testi için *predict* fonksiyonu kullanılmıştır. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA öğrenmesi için örnekler ağı belli sayılarda gösterilmelidir. Algoritmanın öğrenme fonksiyonunda *maxit* parametresine 2500 değeri verilerek örnekler ağı en fazla 2500 kere gösterilmiştir. Eğitim aşamasında ağı çıktı katmanında doğrusal çıktı (*linear.output*) FALSE, ağı öğrenme fonksiyonu *learnFuncParams* parametre değeri (0.001, 0, 0.001, 0.1, 0.8) verilmiştir. *rbf* fonksiyonunda diğer parametreler ise varsayılan değerlerde bırakılmıştır.

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA yapısında sadece tek bir ara katman bulunabilmektedir. Bu nedenle Geri Yayılım algoritmasının tek katmanlı analizlerinde kullanılan nöron sayıları Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA için de çalıştırılmıştır. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinde ara katmanda kullanılan nöron sayıları Tablo 4.14'te verilmiştir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA algoritması ile Tablo 4.14'te verilen 7 farklı nöron sayısı, TipI ve TipII nitelikler, Z-Score ve Min-Max normalizasyon yöntemlerinin kombinasyonu kullanılarak toplam 28 analiz yapılmıştır.

Tablo 4.14: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.

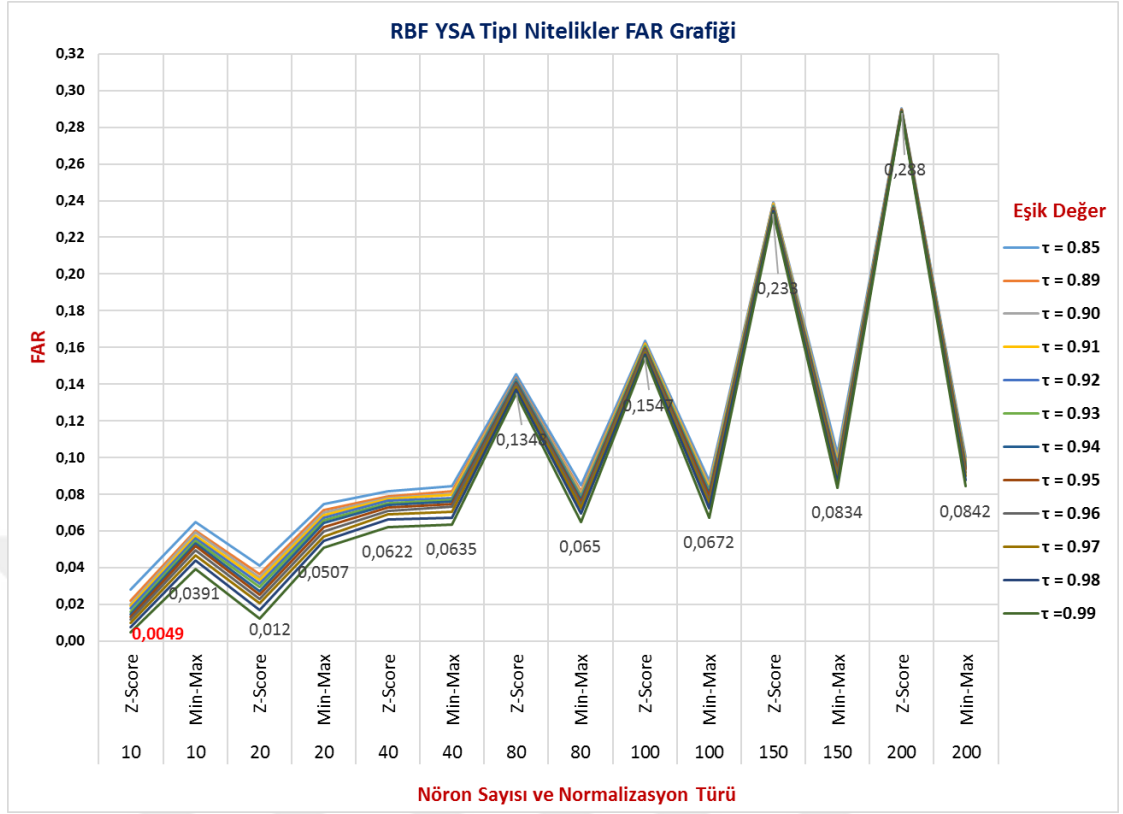
Ara Katman Nöron Sayısı
10
20
40
80
100
150
200

Tablo 4.15'te Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin FAR sonuçları yer almaktadır. Bu sonuçlar kullanılan nitelik tipine göre Şekil 4.12 ve Şekil 4.13'te grafik olarak verilmiştir. Tablo 4.17 Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin FRR sonuçlarını içermektedir. Bu tablonun grafikleri ise nitelik tipine göre Şekil 4.14 ve Şekil 4.15'te verilmiştir.

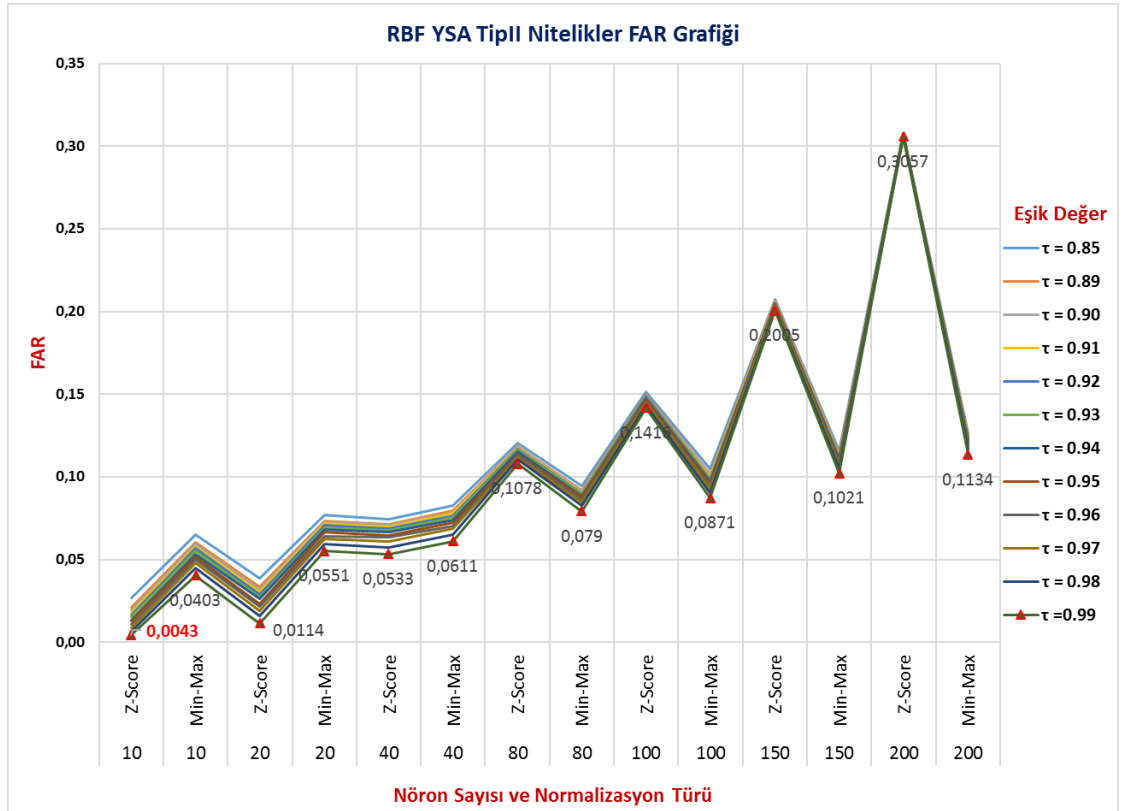
Tablo 4.19'da ise Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA EER çıktıları yer almaktadır. Şekil 4.16 Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin ara katmanda bulunan nöron sayısına göre EER grafiğini, Şekil 4.17 ise Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre EER grafiğini vermektedir.

Tablo 4.15: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA FAR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Nöron Sayısı	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
			$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
TipI	Z-Score	10	0,0282	0,0221	0,0203	0,0193	0,0177	0,0161	0,0146	0,0130	0,0118	0,0100	0,0077	0,0049
TipI	Min-Max	10	0,0650	0,0602	0,0592	0,0574	0,0559	0,0544	0,0531	0,0517	0,0496	0,0467	0,0440	0,0391
TipII	Z-Score	10	0,0267	0,0208	0,0196	0,0180	0,0163	0,0153	0,0135	0,0129	0,0107	0,0087	0,0068	0,0043
TipII	Min-Max	10	0,0650	0,0605	0,0593	0,0579	0,0566	0,0552	0,0532	0,0518	0,0502	0,0478	0,0448	0,0403
TipI	Z-Score	20	0,0413	0,0364	0,0345	0,0333	0,0315	0,0295	0,0271	0,0254	0,0230	0,0206	0,0169	0,0120
TipI	Min-Max	20	0,0747	0,0714	0,0700	0,0687	0,0672	0,0658	0,0644	0,0620	0,0595	0,0569	0,0547	0,0507
TipII	Z-Score	20	0,0388	0,0336	0,0320	0,0305	0,0286	0,0272	0,0260	0,0233	0,0218	0,0191	0,0158	0,0114
TipII	Min-Max	20	0,0767	0,0733	0,0729	0,0719	0,0705	0,0694	0,0681	0,0665	0,0642	0,0622	0,0593	0,0551
TipI	Z-Score	40	0,0818	0,0787	0,0778	0,0773	0,0767	0,0753	0,0740	0,0727	0,0711	0,0692	0,0661	0,0622
TipI	Min-Max	40	0,0846	0,0818	0,0804	0,0799	0,0781	0,0771	0,0760	0,0746	0,0731	0,0705	0,0672	0,0635
TipII	Z-Score	40	0,0744	0,0714	0,0707	0,0696	0,0687	0,0677	0,0664	0,0645	0,0632	0,0607	0,0574	0,0533
TipII	Min-Max	40	0,0826	0,0797	0,0787	0,0777	0,0766	0,0753	0,0739	0,0723	0,0704	0,0686	0,0652	0,0611
TipI	Z-Score	80	0,1453	0,1437	0,1432	0,1428	0,1425	0,1419	0,1411	0,1405	0,1399	0,1386	0,1371	0,1348
TipI	Min-Max	80	0,0851	0,0817	0,0809	0,0799	0,0790	0,0780	0,0771	0,0754	0,0740	0,0722	0,0694	0,0650
TipII	Z-Score	80	0,1205	0,1184	0,1177	0,1172	0,1167	0,1161	0,1152	0,1137	0,1129	0,1117	0,1104	0,1078
TipII	Min-Max	80	0,0946	0,0919	0,0913	0,0904	0,0900	0,0894	0,0882	0,0876	0,0864	0,0847	0,0828	0,0790
TipI	Z-Score	100	0,1634	0,1620	0,1616	0,1616	0,1609	0,1606	0,1599	0,1595	0,1583	0,1573	0,1563	0,1547
TipI	Min-Max	100	0,0873	0,0849	0,0842	0,0834	0,0822	0,0813	0,0803	0,0786	0,0767	0,0748	0,0723	0,0672
TipII	Z-Score	100	0,1513	0,1500	0,1492	0,1489	0,1486	0,1480	0,1474	0,1467	0,1458	0,1447	0,1432	0,1416
TipII	Min-Max	100	0,1050	0,1019	0,1012	0,0999	0,0987	0,0979	0,0969	0,0958	0,0946	0,0929	0,0902	0,0871
TipI	Z-Score	150	0,2392	0,2386	0,2384	0,2383	0,2374	0,2367	0,2364	0,2357	0,2353	0,2347	0,2343	0,2330
TipI	Min-Max	150	0,1022	0,0990	0,0984	0,0974	0,0962	0,0949	0,0941	0,0927	0,0910	0,0886	0,0863	0,0834
TipII	Z-Score	150	0,2074	0,2063	0,2059	0,2054	0,2049	0,2049	0,2049	0,2045	0,2040	0,2029	0,2017	0,2005
TipII	Min-Max	150	0,1158	0,1138	0,1128	0,1122	0,1116	0,1110	0,1104	0,1095	0,1087	0,1068	0,1049	0,1021
TipI	Z-Score	200	0,2903	0,2899	0,2897	0,2895	0,2895	0,2894	0,2893	0,2892	0,2890	0,2888	0,2884	0,2880
TipI	Min-Max	200	0,1001	0,0985	0,0981	0,0974	0,0966	0,0955	0,0947	0,0936	0,0917	0,0899	0,0875	0,0842
TipII	Z-Score	200	0,3074	0,3072	0,3072	0,3072	0,3071	0,3069	0,3069	0,3068	0,3066	0,3064	0,3060	0,3057
TipII	Min-Max	200	0,1261	0,1248	0,1238	0,1234	0,1230	0,1223	0,1217	0,1205	0,1196	0,1186	0,1170	0,1134



Şekil 4.12: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipI Nitelikler FAR Grafiği.



Şekil 4.13: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipII Nitelikler FAR Grafiği.

Tablo 4.15 ve bu tablonun nitelik türlerine göre grafik çizimleri olan Şekil 4.12 ve Şekil 4.13 incelendiğinde Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA FAR analizlerinde iki farklı durum olduğu görülmektedir. Ara katmanda düşük nöron sayılarında TipI nitelikler TipII niteliklere göre ve Z-Score normalizasyon yöntemi Min-Max normalizasyon yöntemine göre daha başarılı sonuçlar vermektedir. Ara katmanda bulunan nöron sayısı arttıkça Min-Max normalizasyon yönteminin Z-Score normalizasyon yöntemine göre ve TipII niteliklerin TipI niteliklere göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA en başarılı FAR değerlerini eşik değeri $\tau = 0.99$ ile vermektedir.

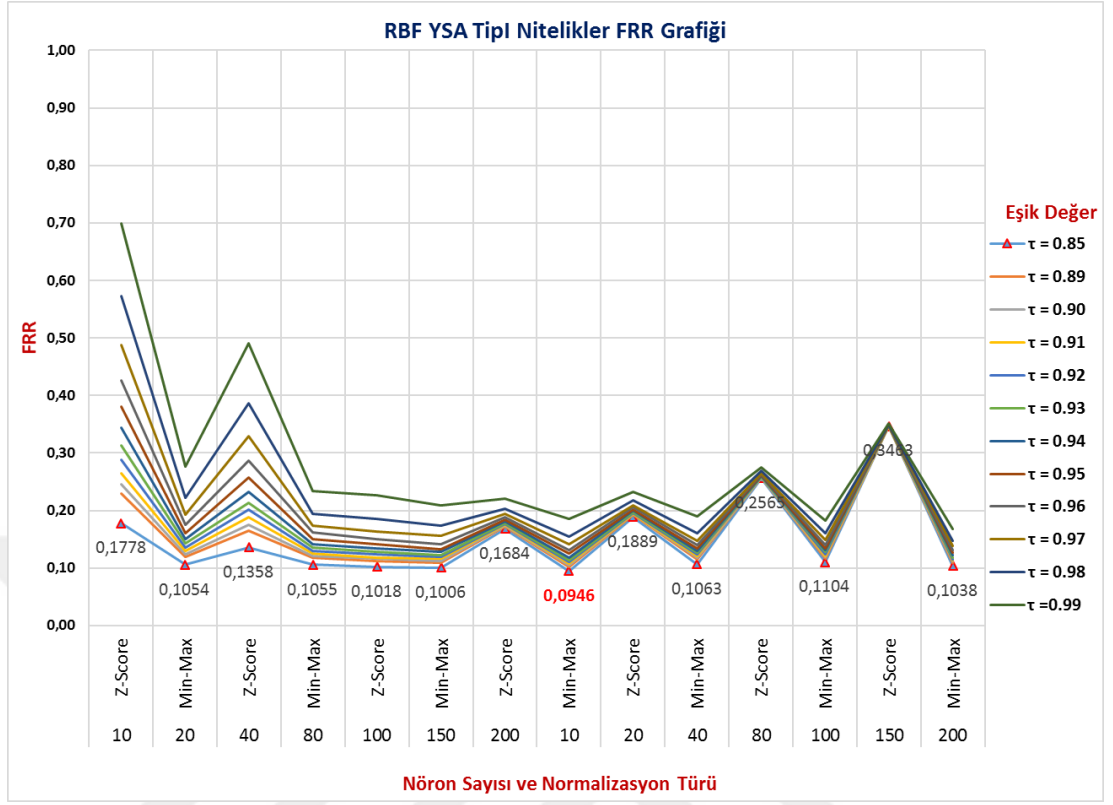
Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin en iyi 10 FAR değeri Tablo 4.16’da verilmiştir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizleri en iyi FAR değeri olarak TipII nitelikler Z-Score normalizasyon yöntemi ve 10 nöron ile yapılan analizin verdiği %0,043 değeridir. Tablo 4.16 incelendiğinde nöron sayısı arttıkça FAR değeri ve ağırlık doğruluğu artmaktadır.

Tablo 4.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

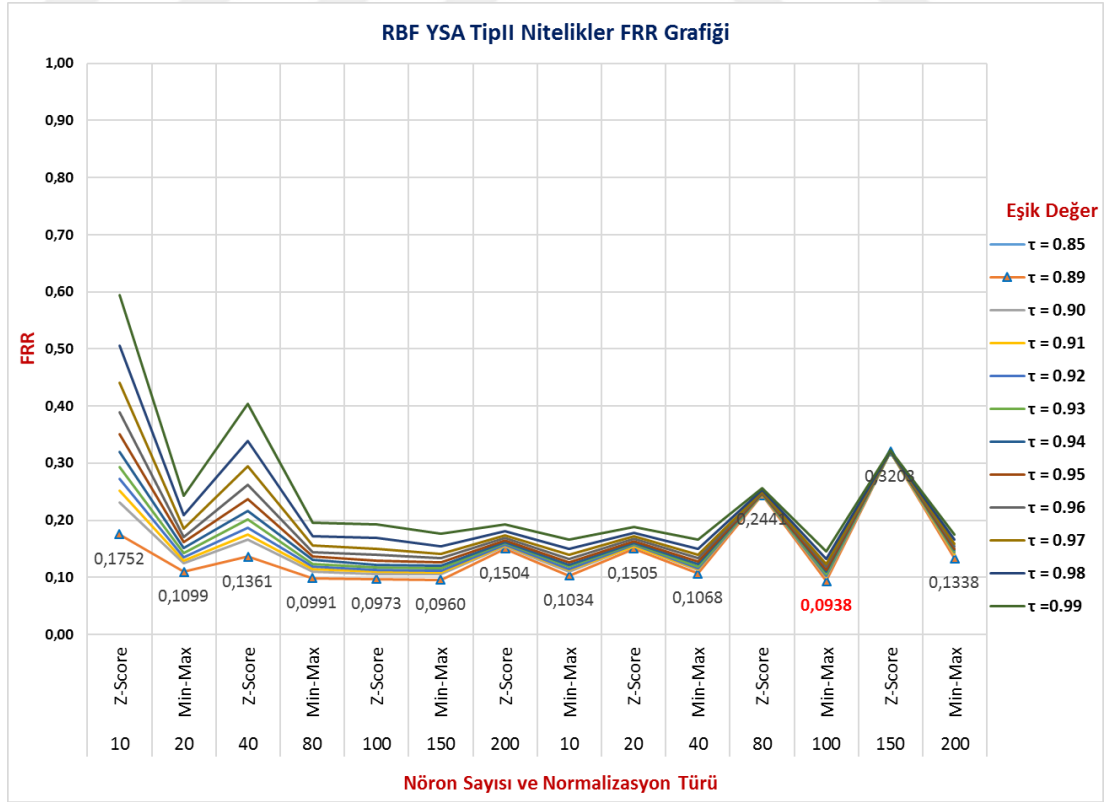
Nöron Sayısı	Nitelik Tipi	Normalizasyon	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
10	TipII	Z-Score	0,0043	0,7272	0,0606	0,6342
10	TipI	Z-Score	0,0049	0,6997	0,0634	0,6477
20	TipII	Z-Score	0,0114	0,5185	0,0639	0,7351
20	TipI	Z-Score	0,0120	0,4908	0,0683	0,7486
10	TipI	Min-Max	0,0391	0,2761	0,0723	0,8424
10	TipII	Min-Max	0,0403	0,3065	0,0709	0,8266
20	TipI	Min-Max	0,0507	0,2337	0,0730	0,8578
40	TipII	Z-Score	0,0533	0,2384	0,0653	0,8542
20	TipII	Min-Max	0,0551	0,2454	0,0677	0,8498
40	TipII	Min-Max	0,0611	0,2186	0,0698	0,8602

Tablo 4.17: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri FRR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Nöron Sayısı	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
			$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
TipI	Z-Score	10	0,1778	0,2288	0,2453	0,2641	0,2874	0,3129	0,3434	0,3802	0,4267	0,4878	0,5721	0,6997
TipI	Min-Max	10	0,1054	0,1188	0,1238	0,1296	0,1358	0,1428	0,1501	0,1602	0,1750	0,1924	0,2216	0,2761
TipII	Z-Score	10	0,1752	0,2317	0,2512	0,2719	0,2932	0,3200	0,3514	0,3895	0,4404	0,5059	0,5950	0,7272
TipII	Min-Max	10	0,1099	0,1244	0,1297	0,1347	0,1426	0,1516	0,1616	0,1712	0,1854	0,2085	0,2431	0,3065
TipI	Z-Score	20	0,1358	0,1654	0,1757	0,1879	0,2008	0,2138	0,2326	0,2568	0,2871	0,3285	0,3863	0,4908
TipI	Min-Max	20	0,1055	0,1177	0,1210	0,1254	0,1297	0,1357	0,1417	0,1506	0,1618	0,1732	0,1936	0,2337
TipII	Z-Score	20	0,1361	0,1662	0,1752	0,1872	0,2017	0,2167	0,2371	0,2622	0,2946	0,3391	0,4040	0,5185
TipII	Min-Max	20	0,0991	0,1099	0,1143	0,1193	0,1232	0,1304	0,1366	0,1446	0,1563	0,1729	0,1962	0,2454
TipI	Z-Score	40	0,1018	0,1119	0,1157	0,1183	0,1231	0,1276	0,1333	0,1406	0,1508	0,1638	0,1847	0,2271
TipI	Min-Max	40	0,1006	0,1096	0,1121	0,1163	0,1188	0,1225	0,1276	0,1332	0,1417	0,1562	0,1734	0,2087
TipII	Z-Score	40	0,0973	0,1059	0,1096	0,1129	0,1172	0,1221	0,1300	0,1398	0,1506	0,1688	0,1923	0,2384
TipII	Min-Max	40	0,0960	0,1054	0,1086	0,1113	0,1155	0,1202	0,1271	0,1342	0,1418	0,1552	0,1767	0,2186
TipI	Z-Score	80	0,1684	0,1717	0,1732	0,1748	0,1768	0,1785	0,1809	0,1843	0,1888	0,1940	0,2035	0,2205
TipI	Min-Max	80	0,0946	0,1023	0,1050	0,1076	0,1102	0,1136	0,1182	0,1245	0,1313	0,1413	0,1549	0,1856
TipII	Z-Score	80	0,1504	0,1545	0,1562	0,1577	0,1598	0,1616	0,1652	0,1686	0,1734	0,1813	0,1922	0,2137
TipII	Min-Max	80	0,1034	0,1108	0,1134	0,1153	0,1187	0,1220	0,1268	0,1326	0,1393	0,1508	0,1658	0,1963
TipI	Z-Score	100	0,1889	0,1925	0,1936	0,1947	0,1955	0,1965	0,1994	0,2020	0,2052	0,2095	0,2176	0,2316
TipI	Min-Max	100	0,1063	0,1143	0,1172	0,1204	0,1234	0,1264	0,1301	0,1346	0,1404	0,1474	0,1604	0,1894
TipII	Z-Score	100	0,1505	0,1540	0,1552	0,1568	0,1588	0,1610	0,1639	0,1675	0,1715	0,1787	0,1890	0,2083
TipII	Min-Max	100	0,1068	0,1126	0,1147	0,1167	0,1196	0,1234	0,1278	0,1337	0,1404	0,1501	0,1664	0,1949
TipI	Z-Score	150	0,2565	0,2576	0,2578	0,2583	0,2587	0,2593	0,2602	0,2619	0,2634	0,2651	0,2688	0,2750
TipI	Min-Max	150	0,1104	0,1169	0,1186	0,1207	0,1233	0,1274	0,1306	0,1345	0,1404	0,1493	0,1600	0,1819
TipII	Z-Score	150	0,2441	0,2458	0,2459	0,2462	0,2467	0,2471	0,2479	0,2493	0,2507	0,2529	0,2564	0,2630
TipII	Min-Max	150	0,0938	0,0993	0,1012	0,1031	0,1062	0,1097	0,1137	0,1188	0,1241	0,1322	0,1461	0,1702
TipI	Z-Score	200	0,3463	0,3469	0,3474	0,3474	0,3478	0,3479	0,3481	0,3484	0,3486	0,3496	0,3502	0,3517
TipI	Min-Max	200	0,1038	0,1097	0,1114	0,1134	0,1154	0,1182	0,1217	0,1266	0,1308	0,1380	0,1479	0,1675
TipII	Z-Score	200	0,3203	0,3205	0,3205	0,3205	0,3205	0,3206	0,3207	0,3208	0,3209	0,3215	0,3222	0,3229
TipII	Min-Max	200	0,1338	0,1398	0,1416	0,1436	0,1455	0,1482	0,1507	0,1545	0,1589	0,1657	0,1745	0,1940



Şekil 4.14: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipI Nitelikler FRR Grafiği.



Şekil 4.15: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA TipII Nitelikler FRR Grafiği.

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA FRR değerlerini içeren Tablo 4.17 ve grafiksel gösterimi olan Şekil 4.14 ve Şekil 4.15 incelendiğinde FRR parametresi açısından Min-Max normalizasyon yönteminin Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Nitelik türlerine göre FRR değerleri incelendiğinde ise her iki nitelik türü arasında anlamlı bir fark görülmemiştir.

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin en iyi 10 FRR değeri Tablo 4.18’de verilmiştir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA, genel olarak TipII niteliklerde ve düşük eşik değerlerde daha başarılı FRR değeri vermektedir.

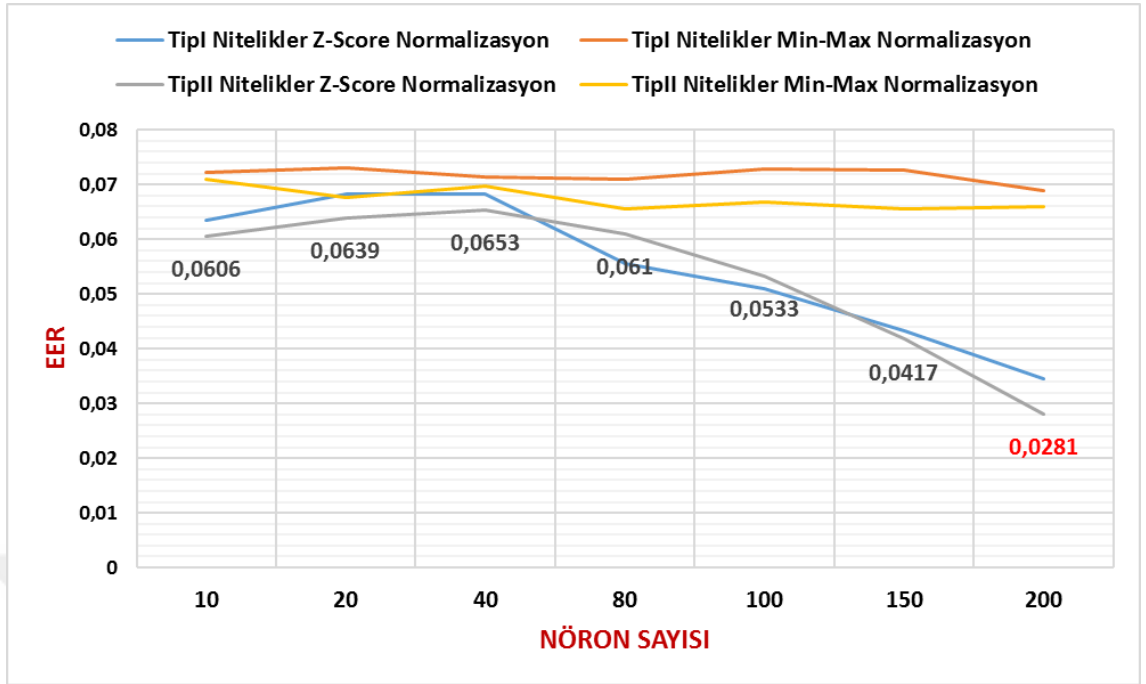
Tablo 4.18: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

Nöron Sayısı	Eşik Değer	Nitelik Tipi	Normalizasyon	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
150	0.99	TipII	Min-Max	0,0938	0,1021	0,0655	0,8638
80	0.99	TipI	Min-Max	0,0946	0,0650	0,0710	0,8747
40	0.99	TipII	Min-Max	0,0960	0,0611	0,0698	0,8602
40	0.99	TipII	Z-Score	0,0973	0,0533	0,0653	0,8542
20	0.99	TipII	Min-Max	0,0991	0,0551	0,0677	0,8498
40	0.99	TipI	Min-Max	0,1006	0,0635	0,0714	0,8639
40	0.99	TipI	Z-Score	0,1018	0,0622	0,0683	0,8553
80	0.99	TipII	Min-Max	0,1034	0,0790	0,0656	0,8623
200	0.99	TipI	Min-Max	0,1038	0,0842	0,0688	0,8742
10	0.99	TipI	Min-Max	0,1054	0,0391	0,0723	0,8424

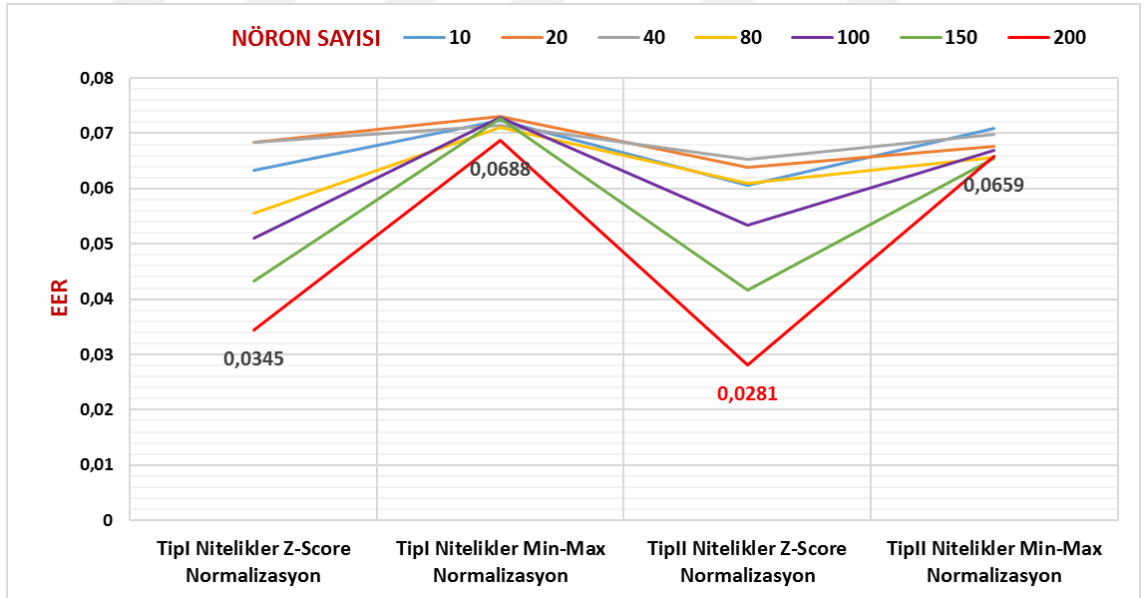
Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin en iyi 10 EER değeri Tablo 4.19’da verilmiştir. Tablo 4.19 incelendiğinde nöron sayısı arttıkça EER parametresinin arttığı yani ağırlık başarımının düştüğü görülmektedir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizleri EER parametresinin nöron sayısına göre grafiği Şekil 4.16’da, nitelik türü ve normalizasyon yöntemine göre grafiği ise Şekil 4.17’de verilmiştir. Şekil 4.17 incelendiğinde Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinde Z-Score normalizasyon yönteminin EER parametresi açısından daha başarılı olduğu görülmektedir.

Tablo 4.19: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Nöron Sayısı	TipI Nitelikler		TipII Nitelikler	
	Normalizasyon		Normalizasyon	
	Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
10	0,0634	0,0723	0,0606	0,0709
20	0,0683	0,0730	0,0639	0,0677
40	0,0683	0,0714	0,0653	0,0698
80	0,0555	0,0710	0,0610	0,0656
100	0,0510	0,0729	0,0533	0,0669
150	0,0433	0,0727	0,0417	0,0655
200	0,0345	0,0688	0,0281	0,0659



Şekil 4.16: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Nöron Sayısına Göre EER Grafiği.



Şekil 4.17: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Nitelik-Normalizasyon EER Grafiği.

Tablo 4.20: Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Nöron Sayısı	Nitelik Tipi	Normalizasyon	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
10	TipI	Min-Max	0,9101	0,0650	0,1856	0,0710
40	TipI	Min-Max	0,8981	0,0842	0,1675	0,0688
20	TipI	Min-Max	0,9032	0,0672	0,1894	0,0729
10	TipI	Min-Max	0,8937	0,0834	0,1819	0,0727
20	TipI	Min-Max	0,9074	0,0635	0,2087	0,0714
20	TipII	Min-Max	0,8952	0,1021	0,1702	0,0655
40	TipII	Min-Max	0,9010	0,0790	0,1963	0,0656
80	TipII	Min-Max	0,9107	0,0611	0,2186	0,0698
20	TipII	Min-Max	0,8941	0,0871	0,1949	0,0669
40	TipI	Min-Max	0,9099	0,0507	0,2337	0,0730

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinde örnekleri doğru tahmin etme parametresi olan Doğruluk metriğine bakıldığında en doğru tahmin oranını %91,01 ile 10 nöronlu ve TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yönteminin kullanıldığı analiz ile vermiştir (Tablo 4.20).

Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinin genel değerlendirmesi yapıldığında FAR ölçütünde Z-Score, FRR ölçütünde ise Min-Max normalizasyon tekniği daha performanslı sonuçlar vermektedir. Ara katman nöron sayısının girdi vektöründeki nitelik sayısının çok altında veya çok üzerinde olduğu durumlarda analizlerin FRR ölçütünde performans düşmesi görülmektedir. Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA analizlerinde TipII nitelikler, TipI niteliklere göre daha performanslı sonuçlar vermiştir.

4.3. ÖĞRENMELİ VEKTÖR NİCEMLEME YSA BULGULARI

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA analizleri için *class* isimli R paketi (Wehrens ve Buydens, 2007) kullanılmıştır.

Tez çalışmasında Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA ailesinde Optimized Learning Vector Quantization 1 (*olvq1*), Learning Vector Quantization 1 (*lvq1*), Learning Vector Quantization 2.1 (*lvq2*) ve Learning Vector Quantization 3 (*lvq3*) algoritmaları ayrı ayrı çalıştırılarak aynı YSA ailesine mensup bu 4 algoritmanın performans karşılaştırılması amaçlanmıştır. Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA sınıflandırma mantığı, k-Ortalamlar algoritması ile benzerlik gösterdiğinden algoritmanın eğitim fonksiyonları κ komşuluk parametresi istemektedir. Analizlerde κ komşuluk parametresine 5 ve 10 verilerek en iyi performansı veren komşuluk değerinin bulunması amaçlanmıştır.

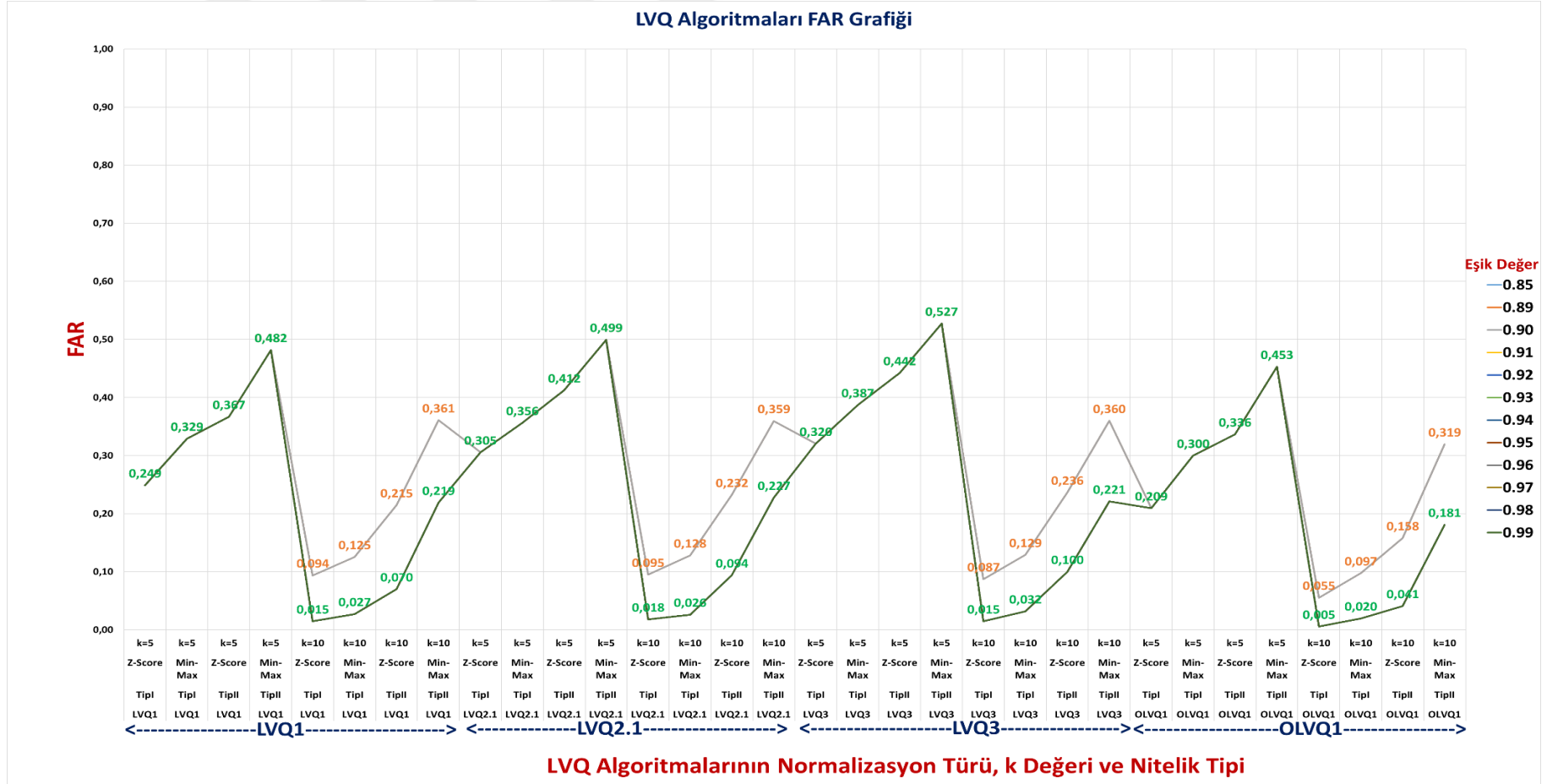
Çalışma kapsamında LVQ2.1 ve LVQ3 algoritması analizleri yapılmadan önce veri seti OLVQ1 algoritması ile eğitilmiş ve daha sonra LVQ2.1 ve LVQ3 algoritmaları eğitilmiş model üzerinde çalıştırılmıştır.

Her bir Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritması ile iki farklı κ komşuluk değeri, TipI ve TipII nitelikler, Z-Score ve Min-Max normalizasyon yöntemlerinin kombinasyonu kullanılarak 8 analiz yapılmıştır. Toplamda ise 4 farklı Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritması ile 32 analiz yapılmıştır.

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmalarının FAR değerleri Tablo 4.21’de ve FAR grafiği Şekil 4.18’de; FRR değerleri Tablo 4.22’de ve FRR grafiği Şekil 4.19’da; EER değerleri ise Tablo 4.25’te verilmiştir.

Tablo 4.21: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri FAR Değerleri.

Algoritma	Nitelik Tipi	Normalizasyon	κ Değeri	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
				τ =0.85	τ =0.89	τ =0.90	τ =0.91	τ =0.92	τ =0.93	τ =0.94	τ =0.95	τ =0.96	τ =0.97	τ =0.98	τ =0.99
LVQ1	TipI	Z-Score	5	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488	0,2488
LVQ1	TipI	Min-Max	5	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290	0,3290
LVQ1	TipII	Z-Score	5	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667	0,3667
LVQ1	TipII	Min-Max	5	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817	0,4817
LVQ1	TipI	Z-Score	10	0,0936	0,0936	0,0936	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146
LVQ1	TipI	Min-Max	10	0,1253	0,1253	0,1253	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272	0,0272
LVQ1	TipII	Z-Score	10	0,2145	0,2145	0,2145	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699	0,0699
LVQ1	TipII	Min-Max	10	0,3607	0,3607	0,3607	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187	0,2187
LVQ2.1	TipI	Z-Score	5	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054	0,3054
LVQ2.1	TipI	Min-Max	5	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561	0,3561
LVQ2.1	TipII	Z-Score	5	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122	0,4122
LVQ2.1	TipII	Min-Max	5	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993	0,4993
LVQ2.1	TipI	Z-Score	10	0,0948	0,0948	0,0948	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179	0,0179
LVQ2.1	TipI	Min-Max	10	0,1281	0,1281	0,1281	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262	0,0262
LVQ2.1	TipII	Z-Score	10	0,2322	0,2322	0,2322	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938	0,0938
LVQ2.1	TipII	Min-Max	10	0,3595	0,3595	0,3595	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273	0,2273
LVQ3	TipI	Z-Score	5	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203	0,3203
LVQ3	TipI	Min-Max	5	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870	0,3870
LVQ3	TipII	Z-Score	5	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420	0,4420
LVQ3	TipII	Min-Max	5	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271	0,5271
LVQ3	TipI	Z-Score	10	0,0873	0,0873	0,0873	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146	0,0146
LVQ3	TipI	Min-Max	10	0,1289	0,1289	0,1289	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318	0,0318
LVQ3	TipII	Z-Score	10	0,2363	0,2363	0,2363	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998	0,0998
LVQ3	TipII	Min-Max	10	0,3597	0,3597	0,3597	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209	0,2209
OLVQ1	TipI	Z-Score	5	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092	0,2092
OLVQ1	TipI	Min-Max	5	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998	0,2998
OLVQ1	TipII	Z-Score	5	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364	0,3364
OLVQ1	TipII	Min-Max	5	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527	0,4527
OLVQ1	TipI	Z-Score	10	0,0554	0,0554	0,0554	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054	0,0054
OLVQ1	TipI	Min-Max	10	0,0974	0,0974	0,0974	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196	0,0196
OLVQ1	TipII	Z-Score	10	0,1579	0,1579	0,1579	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408	0,0408
OLVQ1	TipII	Min-Max	10	0,3192	0,3192	0,3192	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809	0,1809



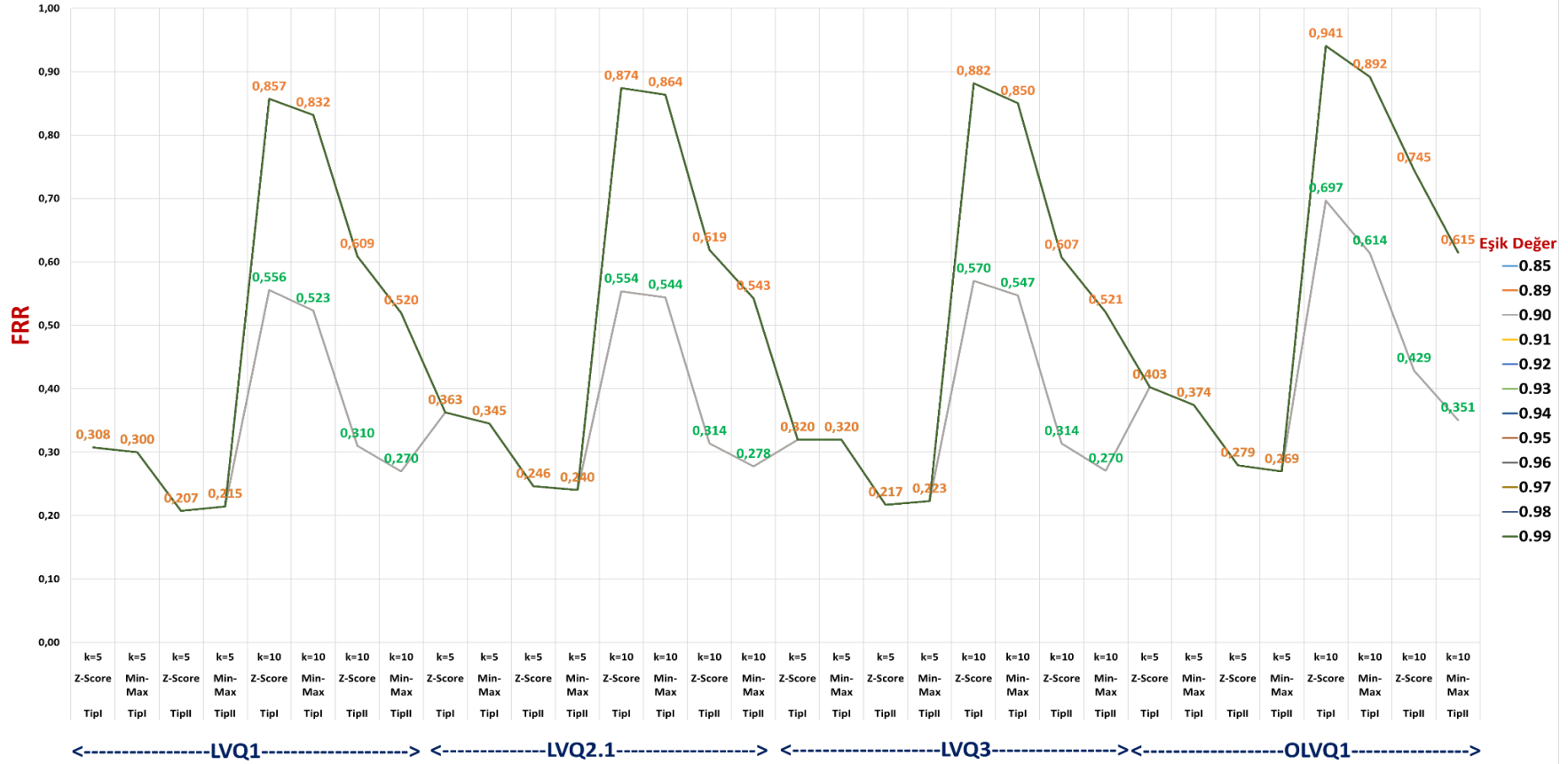
Şekil 4.18: LVQ YSA Algoritmaları FAR Grafiği.

Tablo 4.22: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri FRR Değerleri.

Algoritma	Nitelik Tipi	Normalizasyon	κ Değeri	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
				$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
LVQ1	TipI	Z-Score	5	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075	0,3075
LVQ1	TipI	Min-Max	5	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000	0,3000
LVQ1	TipII	Z-Score	5	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073	0,2073
LVQ1	TipII	Min-Max	5	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145	0,2145
LVQ1	TipI	Z-Score	10	0,5557	0,5557	0,5557	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570	0,8570
LVQ1	TipI	Min-Max	10	0,5231	0,5231	0,5231	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317	0,8317
LVQ1	TipII	Z-Score	10	0,3099	0,3099	0,3099	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087	0,6087
LVQ1	TipII	Min-Max	10	0,2699	0,2699	0,2699	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196	0,5196
LVQ2.1	TipI	Z-Score	5	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625	0,3625
LVQ2.1	TipI	Min-Max	5	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452	0,3452
LVQ2.1	TipII	Z-Score	5	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463	0,2463
LVQ2.1	TipII	Min-Max	5	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403	0,2403
LVQ2.1	TipI	Z-Score	10	0,5538	0,5538	0,5538	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739	0,8739
LVQ2.1	TipI	Min-Max	10	0,5442	0,5442	0,5442	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637	0,8637
LVQ2.1	TipII	Z-Score	10	0,3138	0,3138	0,3138	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188	0,6188
LVQ2.1	TipII	Min-Max	10	0,2776	0,2776	0,2776	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426	0,5426
LVQ3	TipI	Z-Score	5	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197	0,3197
LVQ3	TipI	Min-Max	5	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196	0,3196
LVQ3	TipII	Z-Score	5	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172	0,2172
LVQ3	TipII	Min-Max	5	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228	0,2228
LVQ3	TipI	Z-Score	10	0,5700	0,5700	0,5700	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815	0,8815
LVQ3	TipI	Min-Max	10	0,5474	0,5474	0,5474	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500	0,8500
LVQ3	TipII	Z-Score	10	0,3136	0,3136	0,3136	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073	0,6073
LVQ3	TipII	Min-Max	10	0,2705	0,2705	0,2705	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205	0,5205
OLVQ1	TipI	Z-Score	5	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026	0,4026
OLVQ1	TipI	Min-Max	5	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742	0,3742
OLVQ1	TipII	Z-Score	5	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794	0,2794
OLVQ1	TipII	Min-Max	5	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695	0,2695
OLVQ1	TipI	Z-Score	10	0,6968	0,6968	0,6968	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405	0,9405
OLVQ1	TipI	Min-Max	10	0,6138	0,6138	0,6138	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918	0,8918
OLVQ1	TipII	Z-Score	10	0,4285	0,4285	0,4285	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449	0,7449
OLVQ1	TipII	Min-Max	10	0,3506	0,3506	0,3506	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148	0,6148



LVQ Algoritmaları FRR Grafiği



LVQ Algoritmalarının Normalizasyon Türü, k Değeri ve Nitelik Tipi

Şekil 4.19: LVQ YSA Algoritmaları FRR Grafiği.

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmaları ile yapılan analizlerde en başarılı FAR 0,0054 değerini OLVQ1 algoritması $\kappa=10$ en yakın komşuluğunda TipI nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi vermiştir (Tablo 4.23). Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA ailesi analizleri FAR değerlerinde TipI nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi daha başarılı sonuçlar vermektedir. κ komşuluk parametresine göre FAR ölçütü analiz edildiğinde yüksek komşuluk sayısı olan 10 değerinde FAR sonuçları daha başarılı olmaktadır.

Tablo 4.23: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

Algoritma	κ Değeri	Nitelik Tipi	Normalizasyon	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
OLVQ1	10	TipI	Z-Score	0,0054	0,6968	0,1712	0,6239
LVQ1	10	TipI	Z-Score	0,0146	0,5557	0,1696	0,6753
LVQ3	10	TipI	Z-Score	0,0146	0,5700	0,1770	0,6714
LVQ2.1	10	TipI	Z-Score	0,0179	0,5538	0,1855	0,6757
OLVQ1	10	TipI	Min-Max	0,0196	0,6138	0,2182	0,6444
LVQ2.1	10	TipI	Min-Max	0,0262	0,5442	0,2152	0,6639
LVQ1	10	TipI	Min-Max	0,0272	0,5231	0,2045	0,6758
LVQ3	10	TipI	Min-Max	0,0318	0,5474	0,2169	0,6619
OLVQ1	10	TipII	Z-Score	0,0408	0,4285	0,1813	0,7068
LVQ1	10	TipII	Z-Score	0,0699	0,3099	0,1750	0,7378

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmaları ile yapılan analizlerde en başarılı FRR ise 0,2073 ile LVQ1 algoritması $\kappa = 5$ ile vermiştir (Tablo 4.24). Öğrenmeli Vektör Nicemleme algoritması FRR değerleri analiz edildiğinde TipII niteliklerin TipI niteliklere göre daha başarılı sonuç verdiği görülmektedir. Ayrıca düşük κ komşuluk parametresinde ($\kappa = 5$) FRR parametresi değeri daha düşük çıkmaktadır.

Tablo 4.24: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

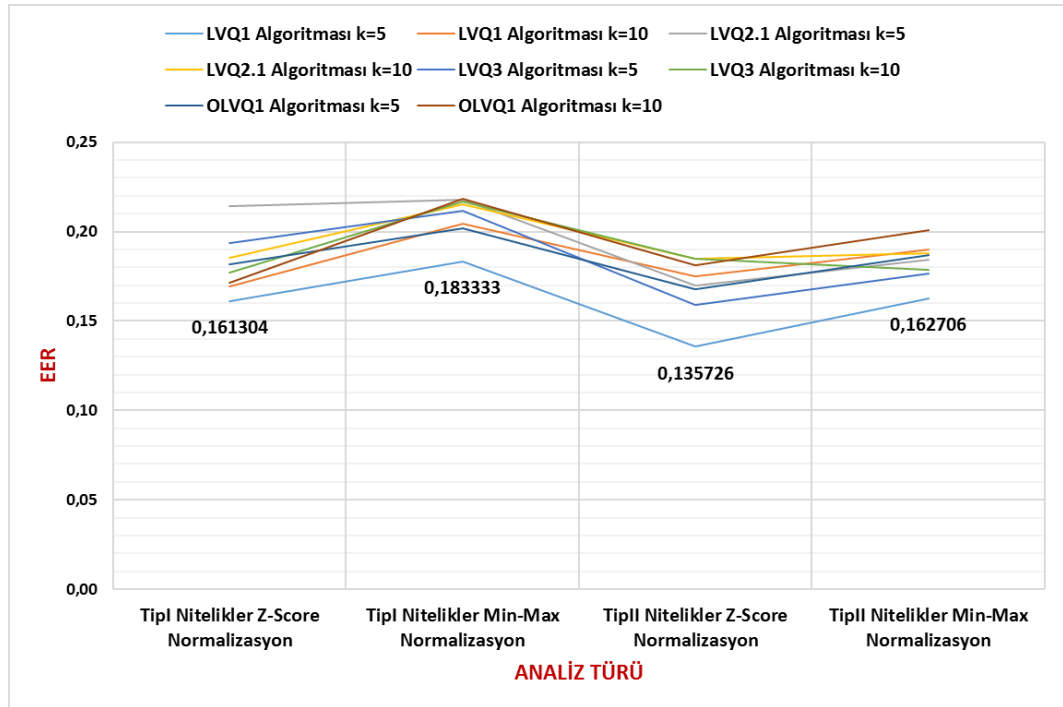
Algoritma	κ Değeri	Nitelik Tipi	Normalizasyon	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
LVQ1	5	TipII	Z-Score	0,2073	0,3667	0,1357	0,7130
LVQ1	5	TipII	Min-Max	0,2145	0,4817	0,1627	0,6519
LVQ3	5	TipII	Z-Score	0,2172	0,4420	0,1587	0,6704
LVQ3	5	TipII	Min-Max	0,2228	0,5271	0,1766	0,6250
LVQ2.1	5	TipII	Min-Max	0,2403	0,4993	0,1842	0,6302
LVQ2.1	5	TipII	Z-Score	0,2463	0,4122	0,1700	0,6708
OLVQ1	5	TipII	Min-Max	0,2695	0,4527	0,1870	0,6389
LVQ1	10	TipII	Min-Max	0,2699	0,3607	0,1902	0,6847
LVQ3	10	TipII	Min-Max	0,2705	0,3597	0,1785	0,6849
LVQ2.1	10	TipII	Min-Max	0,2776	0,3595	0,1879	0,6814

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmaları ile yapılan analizlerde en başarılı EER değeri 0,1357 ile LVQ1 algoritması $\kappa = 5$, TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemiyle yapılan analizde vermiştir (Tablo 4.25).

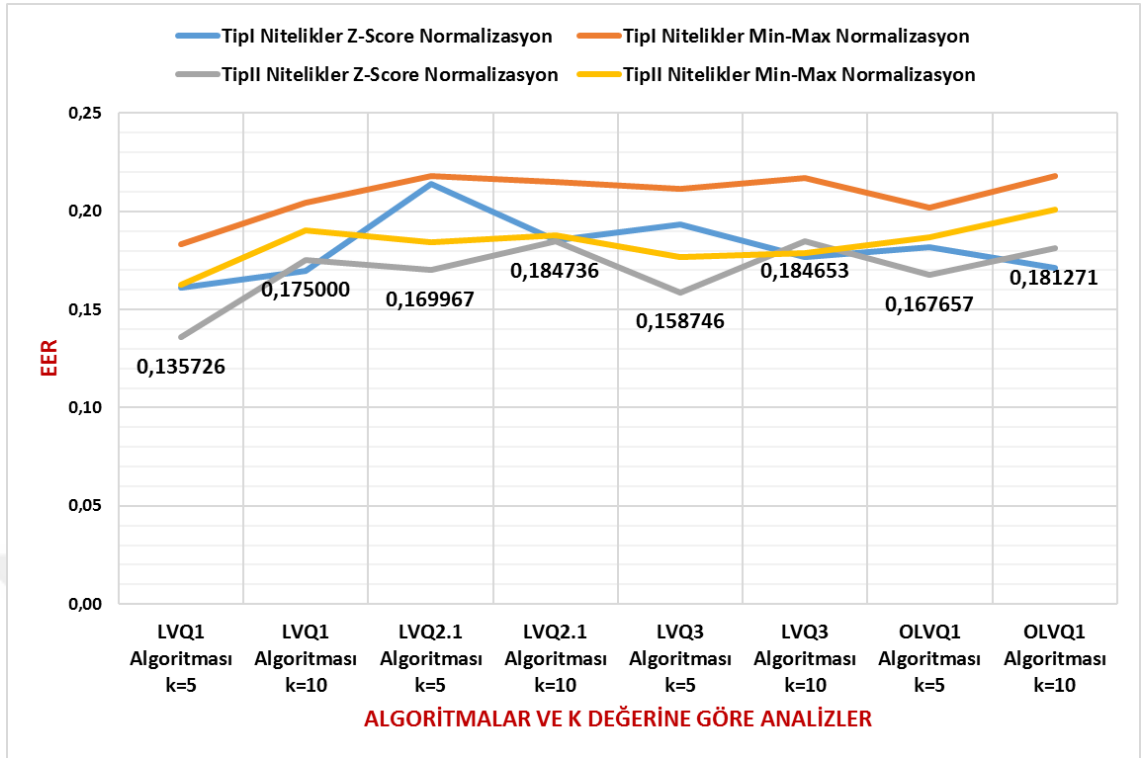
Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmalarının nitelik türü ve normalizasyon yöntemine göre EER grafiği incelendiğinde Z-Score normalizasyon yöntemi ile EER metriğinde daha başarılı sonuçlar alındığı görülmektedir (Şekil 4.20). Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA EER değeri algoritmalara göre analiz edildiğinde ise en başarılı algoritmanın LVQ1 algoritması olduğu Şekil 4.21 grafiği üzerinde görülmektedir.

Tablo 4.25: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Algoritma	κ Değeri	TipI Nitelikler		TipII Nitelikler	
		Normalizasyon		Normalizasyon	
		Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
LVQ1	5	0,1613	0,1833	0,1357	0,1627
LVQ1	10	0,1696	0,2045	0,1750	0,1902
LVQ2.1	5	0,2140	0,2180	0,1700	0,1842
LVQ2.1	10	0,1855	0,2152	0,1847	0,1879
LVQ3	5	0,1933	0,2115	0,1587	0,1766
LVQ3	10	0,1770	0,2169	0,1847	0,1785
OLVQ1	5	0,1817	0,2017	0,1677	0,1870
OLVQ1	10	0,1712	0,2182	0,1813	0,2007



Şekil 4.20: Öğrenmeli Vektör Nicemleme Nitelik Tipi ve Normalizasyon EER Grafiği.



Şekil 4.21: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Algoritma ve k Değeri EER Grafiği.

Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA ailesinde çalışma kapsamında kullanılan algoritmalar içerisinde en başarılı doğruluk değeri 0,7378 olarak ölçülmüştür (Tablo 4.26). Doğruluk parametresi açısından Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmaları diğer YSA algoritmalarına göre daha zayıf kalmıştır. Bu yönüyle Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA algoritmaları tuş vuruş dinamiği sınıflandırılmasında zayıf performans değerleri vermektedir.

Tablo 4.26: Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Algoritma	κ Değeri	Nitelik Tipi	Normalizasyon	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
LVQ1	10	TipII	Z-Score	0,7378	0,2145	0,3099	0,1750
LVQ2,1	10	TipII	Z-Score	0,7270	0,2322	0,3138	0,1847
LVQ3	10	TipII	Z-Score	0,7250	0,2363	0,3136	0,1847
LVQ1	5	TipI	Z-Score	0,7219	0,2488	0,3075	0,1613
LVQ1	5	TipII	Z-Score	0,7130	0,3667	0,2073	0,1357
OLVQ1	10	TipII	Z-Score	0,7068	0,1579	0,4285	0,1813
OLVQ1	5	TipI	Z-Score	0,6941	0,2092	0,4026	0,1817
OLVQ1	5	TipII	Z-Score	0,6921	0,3364	0,2794	0,1677
LVQ1	5	TipI	Min-Max	0,6855	0,3290	0,3000	0,1833
LVQ3	10	TipII	Min-Max	0,6849	0,3597	0,2705	0,1785

4.4. KENDİNİ ÖRGÜTLEYEN HARİTALAR YSA BULGULARI

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA analizleri için *kohonen* isimli R paketi (Wehrens ve Buydens, 2007) kullanılmıştır.

Tez çalışmasında klasik Kohonen ağı (*som*) algoritması, Danışmanlı İki Yönlü Kohonen ağı (*bdk*) algoritması ve Danışmanlı XY Kaynaşık Kohonen ağı (*xyf*) algoritmaları ayrı ayrı çalıştırılarak Kendini Örgütleyen Haritalar YSA ailesine mensup bu 3 algoritmanın performans değerlerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA topolojileri altıgen veya dikdörtgen yapıda olabilmektedir. Modelin hangi topolojide daha başarılı olduğunu bulmak için her iki topolojide analizler çalıştırılmıştır. Ağın harita düzlemi olarak iki boyutlu harita tercih edilmiştir. Haritanın x ve y boyutları için sırasıyla 8 ve 6 değerleri kullanılmıştır. Ağın eğitimi aşamasında örneklerin ağa gösterilme sayısını belirten *rlen* parametresine sırasıyla Tablo 4.27'deki değerler verilerek, örnek gösterilme sayısına göre model performanslarının ölçülmesi de amaçlanmıştır.

Tablo 4.27: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Örneklerin Ağa Gösterim Sayıları.

Örneğin Ağa Gösterim Sayıları (<i>epochs</i>)
500
1000
2000
2500

4.4.1. Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - SOM Algoritması Bulguları

Kohonen ağı SOM algoritmasının eğitimi için *kohonen* paketinde *som* fonksiyonu, ağın testi için *predict* fonksiyonu kullanılmıştır. Ağın öğrenme oranı olan *alpha* parametresi için 4.358899 ve -4.358899 aralığı kullanılmıştır. *som* fonksiyonunda diğer parametreler ise varsayılan değerlerde bırakılmıştır.

Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA *som* algoritması ile 4 farklı örnek gösterilme sayısı, TipI ve TipII nitelikler, altıgen ve dikdörtgen topoloji modeli, Z-Score ve Min-Max normalizasyon yöntemlerinin kombinasyonu kullanılarak toplam 32 analiz yapılmıştır.

Tablo 4.28’de Kohonen ağı SOM algoritması analizlerinin FAR sonuçları yer almaktadır. Tablo 4.29 Kohonen ağı SOM algoritması analizlerinin FRR sonuçlarını içermektedir.

Tablo 4.30’da ise Kohonen ağı SOM algoritması analizlerinin EER çıktıları yer almaktadır. Şekil 4.22 Kohonen ağı SOM algoritması analizlerinin nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre EER grafiğini, Şekil 4.23 ise Kohonen ağı SOM algoritması analizlerinin topoloji türü ve örnek gösterim sayısına göre EER grafiğini vermektedir.



Tablo 4.28: SOM Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
				$\tau=0.85$	$\tau=0.89$	$\tau=0.90$	$\tau=0.91$	$\tau=0.92$	$\tau=0.93$	$\tau=0.94$	$\tau=0.95$	$\tau=0.96$	$\tau=0.97$	$\tau=0.98$	$\tau=0.99$
TipI	Z-Score	Altigen	500	0,0808	0,0718	0,0718	0,0688	0,0677	0,0663	0,0646	0,0639	0,0631	0,0626	0,0626	0,0626
TipI	Min-Max	Altigen	500	0,0807	0,0719	0,0719	0,0687	0,0675	0,0662	0,0656	0,0644	0,0642	0,0642	0,0642	0,0642
TipII	Z-Score	Altigen	500	0,0785	0,0681	0,0673	0,0627	0,0611	0,0592	0,0582	0,0574	0,0569	0,0564	0,0563	0,0563
TipII	Min-Max	Altigen	500	0,0747	0,0653	0,0653	0,0621	0,0606	0,0586	0,0576	0,0569	0,0559	0,0558	0,0558	0,0558
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,0829	0,0734	0,0734	0,0700	0,0694	0,0688	0,0677	0,0667	0,0656	0,0653	0,0653	0,0653
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0795	0,0705	0,0705	0,0673	0,0665	0,0651	0,0644	0,0639	0,0637	0,0636	0,0636	0,0636
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,0794	0,0695	0,0693	0,0648	0,0632	0,0616	0,0603	0,0593	0,0588	0,0583	0,0583	0,0583
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0748	0,0659	0,0658	0,0621	0,0608	0,0588	0,0578	0,0569	0,0564	0,0562	0,0562	0,0562
TipI	Z-Score	Altigen	1000	0,0826	0,0725	0,0717	0,0671	0,0663	0,0644	0,0635	0,0625	0,0616	0,0612	0,0611	0,0611
TipI	Min-Max	Altigen	1000	0,0828	0,0734	0,0733	0,0701	0,0687	0,0669	0,0659	0,0653	0,0645	0,0644	0,0644	0,0644
TipII	Z-Score	Altigen	1000	0,0790	0,0692	0,0691	0,0656	0,0641	0,0619	0,0611	0,0602	0,0578	0,0575	0,0575	0,0575
TipII	Min-Max	Altigen	1000	0,0750	0,0644	0,0638	0,0610	0,0599	0,0579	0,0566	0,0553	0,0548	0,0548	0,0548	0,0548
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,0799	0,0725	0,0724	0,0688	0,0669	0,0647	0,0637	0,0625	0,0611	0,0605	0,0605	0,0605
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0787	0,0707	0,0706	0,0669	0,0658	0,0633	0,0627	0,0623	0,0618	0,0614	0,0614	0,0614
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,0786	0,0679	0,0676	0,0639	0,0625	0,0614	0,0598	0,0590	0,0573	0,0564	0,0564	0,0564
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0765	0,0655	0,0654	0,0620	0,0611	0,0597	0,0583	0,0575	0,0565	0,0563	0,0563	0,0563
TipI	Z-Score	Altigen	2000	0,0830	0,0739	0,0739	0,0696	0,0679	0,0665	0,0654	0,0645	0,0634	0,0623	0,0622	0,0622
TipI	Min-Max	Altigen	2000	0,0853	0,0735	0,0733	0,0700	0,0689	0,0674	0,0660	0,0650	0,0643	0,0639	0,0639	0,0639
TipII	Z-Score	Altigen	2000	0,0791	0,0696	0,0691	0,0656	0,0637	0,0620	0,0605	0,0588	0,0574	0,0565	0,0564	0,0564
TipII	Min-Max	Altigen	2000	0,0773	0,0667	0,0665	0,0633	0,0612	0,0585	0,0563	0,0556	0,0550	0,0549	0,0548	0,0548
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,0840	0,0745	0,0743	0,0707	0,0686	0,0674	0,0662	0,0642	0,0627	0,0619	0,0618	0,0618
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0856	0,0753	0,0753	0,0729	0,0714	0,0696	0,0681	0,0671	0,0661	0,0660	0,0660	0,0660
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,0797	0,0690	0,0687	0,0653	0,0641	0,0625	0,0611	0,0598	0,0578	0,0568	0,0564	0,0564
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0773	0,0645	0,0643	0,0601	0,0591	0,0578	0,0562	0,0550	0,0548	0,0545	0,0545	0,0545
TipI	Z-Score	Altigen	2500	0,0824	0,0725	0,0722	0,0678	0,0664	0,0645	0,0639	0,0625	0,0607	0,0595	0,0594	0,0594
TipI	Min-Max	Altigen	2500	0,0843	0,0740	0,0739	0,0704	0,0696	0,0676	0,0665	0,0654	0,0650	0,0645	0,0644	0,0644
TipII	Z-Score	Altigen	2500	0,0822	0,0723	0,0718	0,0672	0,0665	0,0649	0,0634	0,0618	0,0596	0,0583	0,0580	0,0580
TipII	Min-Max	Altigen	2500	0,0779	0,0676	0,0676	0,0630	0,0620	0,0598	0,0584	0,0569	0,0552	0,0550	0,0550	0,0550
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,0801	0,0719	0,0718	0,0677	0,0667	0,0651	0,0635	0,0623	0,0614	0,0606	0,0604	0,0604
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0861	0,0757	0,0754	0,0717	0,0705	0,0682	0,0670	0,0660	0,0649	0,0646	0,0646	0,0646
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,0813	0,0706	0,0705	0,0667	0,0649	0,0634	0,0618	0,0603	0,0589	0,0575	0,0574	0,0574
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0769	0,0659	0,0659	0,0624	0,0606	0,0582	0,0566	0,0554	0,0544	0,0542	0,0541	0,0541

Tablo 4.29: SOM Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.

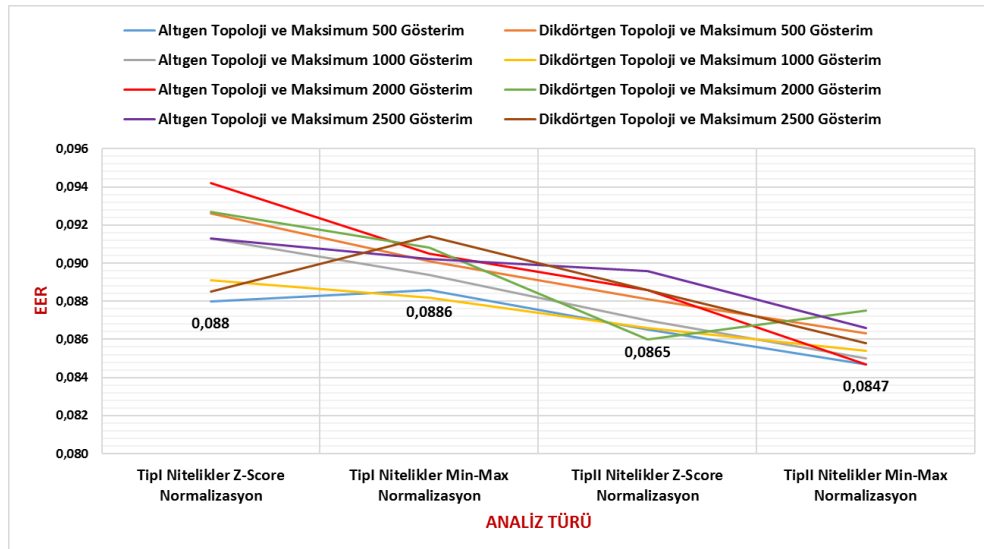
Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
				$\tau=0.85$	$\tau=0.89$	$\tau=0.90$	$\tau=0.91$	$\tau=0.92$	$\tau=0.93$	$\tau=0.94$	$\tau=0.95$	$\tau=0.96$	$\tau=0.97$	$\tau=0.98$	$\tau=0.99$
TipI	Z-Score	Altigen	500	0,1625	0,2077	0,2081	0,2316	0,2439	0,2574	0,2706	0,2809	0,2900	0,2949	0,2949	0,2949
TipI	Min-Max	Altigen	500	0,1628	0,2083	0,2086	0,2291	0,2380	0,2503	0,2578	0,2631	0,2649	0,2649	0,2649	0,2649
TipII	Z-Score	Altigen	500	0,1643	0,2094	0,2126	0,2440	0,2583	0,2782	0,2872	0,2977	0,3072	0,3135	0,3156	0,3156
TipII	Min-Max	Altigen	500	0,1642	0,2101	0,2111	0,2321	0,2455	0,2617	0,2707	0,2804	0,2852	0,2865	0,2865	0,2865
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1663	0,2111	0,2116	0,2367	0,2445	0,2577	0,2659	0,2764	0,2825	0,2850	0,2857	0,2857
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,1649	0,2092	0,2092	0,2298	0,2387	0,2542	0,2605	0,2650	0,2678	0,2687	0,2687	0,2687
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1672	0,2152	0,2166	0,2431	0,2563	0,2716	0,2820	0,2964	0,3043	0,3123	0,3128	0,3128
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,1673	0,2171	0,2180	0,2439	0,2557	0,2680	0,2771	0,2852	0,2920	0,2941	0,2941	0,2941
TipI	Z-Score	Altigen	1000	0,1528	0,2049	0,2080	0,2356	0,2474	0,2627	0,2729	0,2853	0,2947	0,2973	0,3001	0,3001
TipI	Min-Max	Altigen	1000	0,1548	0,2038	0,2050	0,2295	0,2391	0,2530	0,2617	0,2694	0,2769	0,2774	0,2774	0,2774
TipII	Z-Score	Altigen	1000	0,1554	0,2035	0,2037	0,2323	0,2435	0,2627	0,2748	0,2898	0,3052	0,3150	0,3166	0,3166
TipII	Min-Max	Altigen	1000	0,1619	0,2169	0,2187	0,2454	0,2568	0,2719	0,2806	0,2910	0,2984	0,3002	0,3012	0,3012
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1554	0,2033	0,2041	0,2274	0,2395	0,2590	0,2677	0,2776	0,2880	0,2930	0,2930	0,2930
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1657	0,2099	0,2111	0,2322	0,2422	0,2595	0,2643	0,2694	0,2735	0,2779	0,2780	0,2780
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1563	0,2139	0,2160	0,2409	0,2505	0,2621	0,2753	0,2904	0,3073	0,3162	0,3170	0,3170
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1641	0,2163	0,2179	0,2417	0,2501	0,2667	0,2758	0,2832	0,2905	0,2948	0,2948	0,2948
TipI	Z-Score	Altigen	2000	0,1625	0,2076	0,2083	0,2347	0,2515	0,2674	0,2769	0,2902	0,3032	0,3123	0,3134	0,3134
TipI	Min-Max	Altigen	2000	0,1634	0,2118	0,2129	0,2313	0,2421	0,2579	0,2700	0,2779	0,2833	0,2869	0,2869	0,2869
TipII	Z-Score	Altigen	2000	0,1559	0,2048	0,2064	0,2354	0,2505	0,2692	0,2834	0,2958	0,3101	0,3205	0,3222	0,3222
TipII	Min-Max	Altigen	2000	0,1591	0,2160	0,2164	0,2400	0,2505	0,2699	0,2814	0,2959	0,3068	0,3078	0,3083	0,3083
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1562	0,2005	0,2024	0,2317	0,2431	0,2574	0,2693	0,2818	0,2954	0,3027	0,3045	0,3045
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1524	0,2026	0,2026	0,2224	0,2342	0,2453	0,2567	0,2647	0,2727	0,2767	0,2768	0,2768
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1508	0,2063	0,2073	0,2323	0,2435	0,2635	0,2768	0,2940	0,3106	0,3200	0,3248	0,3248
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1638	0,2149	0,2154	0,2409	0,2512	0,2653	0,2804	0,2965	0,3013	0,3068	0,3077	0,3077
TipI	Z-Score	Altigen	2500	0,1518	0,2045	0,2067	0,2305	0,2418	0,2588	0,2691	0,2842	0,2993	0,3086	0,3091	0,3091
TipI	Min-Max	Altigen	2500	0,1578	0,2095	0,2104	0,2370	0,2430	0,2616	0,2693	0,2784	0,2837	0,2888	0,2894	0,2894
TipII	Z-Score	Altigen	2500	0,1569	0,2110	0,2136	0,2433	0,2523	0,2718	0,2865	0,3021	0,3125	0,3282	0,3312	0,3312
TipII	Min-Max	Altigen	2500	0,1604	0,2130	0,2130	0,2418	0,2537	0,2711	0,2846	0,2966	0,3100	0,3140	0,3146	0,3146
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1583	0,2045	0,2066	0,2345	0,2470	0,2658	0,2842	0,2979	0,3093	0,3171	0,3219	0,3219
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1568	0,2033	0,2049	0,2290	0,2408	0,2564	0,2664	0,2771	0,2823	0,2875	0,2875	0,2875
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1540	0,2065	0,2092	0,2394	0,2493	0,2668	0,2790	0,2935	0,3081	0,3202	0,3229	0,3229
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1589	0,2064	0,2072	0,2347	0,2460	0,2651	0,2764	0,2894	0,3050	0,3101	0,3117	0,3117

Tablo 4.28’de yer alan FAR değerleri incelendiğinde Min-Max normalizasyon yönteminin Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılı olduğu ve TipII niteliklerin TipI niteliklere göre daha başarılı olduğu görülecektir. Tablo 4.29’da yer alan FRR değerleri incelendiğinde ise tam tersi olarak Z-Score normalizasyon yönteminin Min-Max normalizasyon yöntemine göre daha başarılı olduğu ve TipI niteliklerin TipII niteliklere göre daha başarılı olduğu görülecektir. Topoloji türü olarak FAR ve FRR değerleri incelendiğinde ise altıgen topoloji dikdörtgen topolojiye göre daha başarılıdır.

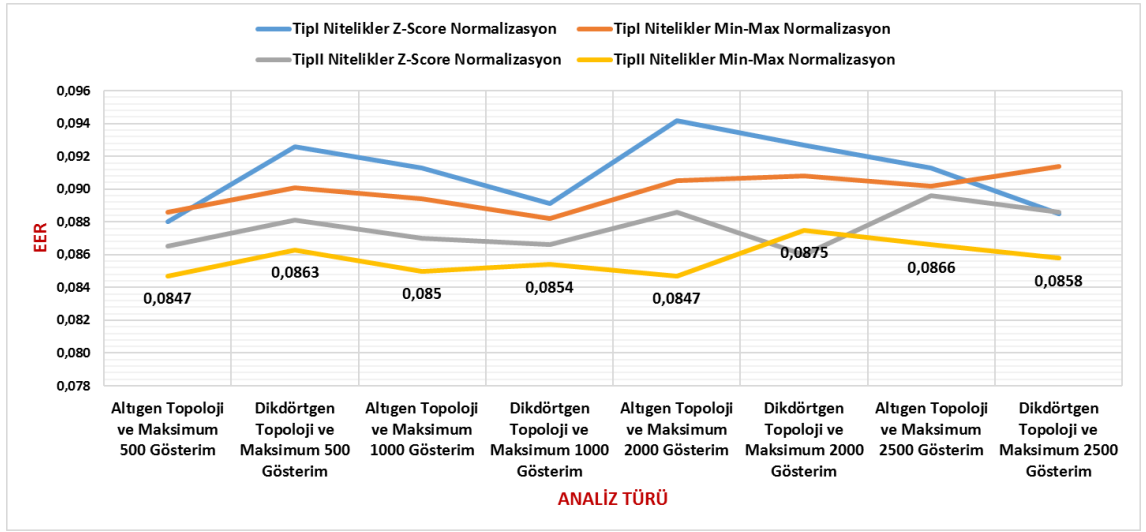
Tablo 4.30: SOM Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Topoloji	Gösterim Sayısı	TipI Nitelikler Normalizasyon		TipII Nitelikler Normalizasyon	
		Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
Altıgen	500	0,0880	0,0886	0,0865	0,0847
Dikdörtgen	500	0,0926	0,0901	0,0881	0,0863
Altıgen	1000	0,0913	0,0894	0,0870	0,0850
Dikdörtgen	1000	0,0891	0,0882	0,0866	0,0854
Altıgen	2000	0,0942	0,0905	0,0886	0,0847
Dikdörtgen	2000	0,0927	0,0908	0,0860	0,0875
Altıgen	2500	0,0913	0,0902	0,0896	0,0866
Dikdörtgen	2500	0,0885	0,0914	0,0886	0,0858

Tablo 4.30’da yer alan EER değerleri ve Şekil 4.22 incelendiğinde TipII niteliklerin TipI niteliklere göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Öte yandan topoloji türüne göre EER değerleri incelendiğinde altıgen topolojinin performansının dikdörtgen topolojiye göre daha iyi olduğu görülmektedir (Şekil 4.23).



Şekil 4.22: SOM Algoritması Nitelik Tipi ve Normalizasyona Göre EER Grafiği.



Şekil 4.23: SOM Algoritması Topoloji - Örnek Gösterim Sayısına Göre EER Grafiği.

4.4.2. İki Yönlü Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA - BDK Algoritması Bulguları

BDK algoritması eğitimi için *kohonen* paketinde *bdk* fonksiyonu, ağın testi için *predict* fonksiyonu kullanılmıştır. Bulgular kısmının bir önceki bölümü olan Bölüm 4.4.1’de Kohonen Ağı SOM algoritması analizlerinde kullanılan eğitim fonksiyonu parametre değerleri bu algoritmanın analizlerinde de kullanılmıştır.

BDK algoritması ile Tablo 4.27’deki 4 farklı örnek gösterilme sayısı, TipI ve TipII nitelikler, altıgen ve dikdörtgen topoloji modeli, Z-Score ve Min-Max normalizasyon yöntemlerinin kombinasyonu kullanılarak toplam 32 analiz yapılmıştır.

Tablo 4.31’de BDK algoritması analizlerinin FAR sonuçları yer almaktadır. Tablo 4.32 BDK algoritması analizlerinin FRR sonuçlarını içermektedir. Tablo 4.33’te ise BDK algoritması analizlerinin EER çıktıları yer almaktadır.

Şekil 4.24 BDK algoritması analizlerinin nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre EER grafiğini, Şekil 4.25 ise BDK algoritması analizlerinin topoloji türü ve örnek gösterim sayısına göre EER grafiğini vermektedir.

Tablo 4.31: BDK Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
				$\tau=0.85$	$\tau=0.89$	$\tau=0.90$	$\tau=0.91$	$\tau=0.92$	$\tau=0.93$	$\tau=0.94$	$\tau=0.95$	$\tau=0.96$	$\tau=0.97$	$\tau=0.98$	$\tau=0.99$
TipI	Z-Score	Altıgen	500	0,0915	0,0900	0,0895	0,0891	0,0889	0,0888	0,0882	0,0880	0,0876	0,0876	0,0876	0,0876
TipI	Min-Max	Altıgen	500	0,0885	0,0865	0,0863	0,0859	0,0859	0,0856	0,0855	0,0855	0,0855	0,0855	0,0855	0,0855
TipII	Z-Score	Altıgen	500	0,0836	0,0813	0,0809	0,0804	0,0800	0,0795	0,0789	0,0783	0,0781	0,0780	0,0780	0,0780
TipII	Min-Max	Altıgen	500	0,0790	0,0771	0,0769	0,0766	0,0761	0,0757	0,0754	0,0752	0,0748	0,0747	0,0746	0,0746
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1107	0,1073	0,1069	0,1067	0,1064	0,1060	0,1059	0,1058	0,1057	0,1055	0,1055	0,1054
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0994	0,0959	0,0953	0,0950	0,0946	0,0944	0,0943	0,0941	0,0941	0,0941	0,0941	0,0941
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1008	0,0984	0,0978	0,0974	0,0969	0,0963	0,0959	0,0959	0,0958	0,0956	0,0955	0,0955
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0943	0,0914	0,0908	0,0898	0,0894	0,0892	0,0891	0,0886	0,0886	0,0886	0,0886	0,0886
TipI	Z-Score	Altıgen	1000	0,0894	0,0874	0,0865	0,0862	0,0861	0,0854	0,0853	0,0852	0,0851	0,0849	0,0849	0,0849
TipI	Min-Max	Altıgen	1000	0,0902	0,0879	0,0877	0,0874	0,0871	0,0867	0,0866	0,0866	0,0866	0,0866	0,0866	0,0865
TipII	Z-Score	Altıgen	1000	0,0832	0,0818	0,0810	0,0804	0,0798	0,0795	0,0794	0,0790	0,0790	0,0788	0,0788	0,0787
TipII	Min-Max	Altıgen	1000	0,0863	0,0856	0,0853	0,0851	0,0847	0,0845	0,0842	0,0842	0,0839	0,0839	0,0839	0,0839
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1249	0,1225	0,1220	0,1206	0,1198	0,1194	0,1191	0,1189	0,1186	0,1185	0,1185	0,1185
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1052	0,1014	0,1008	0,1003	0,1000	0,0998	0,0998	0,0997	0,0996	0,0996	0,0996	0,0996
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1027	0,0996	0,0992	0,0990	0,0985	0,0984	0,0980	0,0976	0,0973	0,0972	0,0971	0,0971
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0952	0,0927	0,0916	0,0910	0,0903	0,0901	0,0898	0,0894	0,0894	0,0894	0,0894	0,0894
TipI	Z-Score	Altıgen	2000	0,0926	0,0907	0,0906	0,0899	0,0894	0,0892	0,0887	0,0884	0,0880	0,0880	0,0880	0,0880
TipI	Min-Max	Altıgen	2000	0,0885	0,0872	0,0869	0,0866	0,0866	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861
TipII	Z-Score	Altıgen	2000	0,0856	0,0831	0,0825	0,0821	0,0817	0,0814	0,0805	0,0800	0,0799	0,0799	0,0799	0,0799
TipII	Min-Max	Altıgen	2000	0,0865	0,0854	0,0849	0,0841	0,0839	0,0833	0,0828	0,0826	0,0826	0,0826	0,0826	0,0826
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1153	0,1130	0,1126	0,1120	0,1116	0,1113	0,1109	0,1108	0,1106	0,1106	0,1105	0,1105
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1111	0,1078	0,1073	0,1068	0,1061	0,1057	0,1057	0,1056	0,1056	0,1056	0,1056	0,1055
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1019	0,0989	0,0981	0,0973	0,0971	0,0969	0,0961	0,0954	0,0953	0,0952	0,0951	0,0951
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0947	0,0924	0,0918	0,0913	0,0904	0,0901	0,0900	0,0900	0,0900	0,0900	0,0900	0,0900
TipI	Z-Score	Altıgen	2500	0,0894	0,0880	0,0879	0,0875	0,0870	0,0866	0,0862	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861	0,0861
TipI	Min-Max	Altıgen	2500	0,0861	0,0842	0,0840	0,0837	0,0836	0,0836	0,0835	0,0835	0,0834	0,0834	0,0834	0,0834
TipII	Z-Score	Altıgen	2500	0,0830	0,0810	0,0804	0,0799	0,0795	0,0791	0,0789	0,0787	0,0787	0,0787	0,0787	0,0787
TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,0837	0,0818	0,0816	0,0815	0,0814	0,0810	0,0806	0,0805	0,0804	0,0804	0,0804	0,0804
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1212	0,1175	0,1170	0,1165	0,1162	0,1156	0,1153	0,1152	0,1150	0,1149	0,1149	0,1149
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1082	0,1052	0,1044	0,1040	0,1037	0,1037	0,1036	0,1035	0,1035	0,1035	0,1035	0,1035
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1064	0,1038	0,1027	0,1018	0,1012	0,1007	0,1001	0,0997	0,0996	0,0996	0,0995	0,0995
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1015	0,0979	0,0974	0,0967	0,0963	0,0961	0,0960	0,0960	0,0959	0,0959	0,0959	0,0959

Tablo 4.32: BDK Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
				$\tau=0.85$	$\tau=0.89$	$\tau=0.90$	$\tau=0.91$	$\tau=0.92$	$\tau=0.93$	$\tau=0.94$	$\tau=0.95$	$\tau=0.96$	$\tau=0.97$	$\tau=0.98$	$\tau=0.99$
TipI	Z-Score	Altigen	500	0,1097	0,1215	0,1237	0,1267	0,1304	0,1323	0,1366	0,1403	0,1436	0,1447	0,1450	0,1451
TipI	Min-Max	Altigen	500	0,1053	0,1188	0,1205	0,1236	0,1252	0,1281	0,1294	0,1296	0,1303	0,1304	0,1305	0,1307
TipII	Z-Score	Altigen	500	0,0996	0,1125	0,1151	0,1177	0,1208	0,1253	0,1312	0,1372	0,1413	0,1433	0,1439	0,1439
TipII	Min-Max	Altigen	500	0,1012	0,1106	0,1134	0,1167	0,1195	0,1233	0,1251	0,1265	0,1276	0,1294	0,1296	0,1297
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1129	0,1377	0,1447	0,1484	0,1519	0,1545	0,1570	0,1603	0,1616	0,1620	0,1625	0,1625
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,1130	0,1337	0,1384	0,1417	0,1460	0,1501	0,1523	0,1540	0,1545	0,1553	0,1554	0,1558
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1009	0,1186	0,1234	0,1276	0,1330	0,1363	0,1405	0,1437	0,1460	0,1471	0,1477	0,1477
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0906	0,1087	0,1128	0,1166	0,1201	0,1252	0,1271	0,1298	0,1314	0,1318	0,1320	0,1323
TipI	Z-Score	Altigen	1000	0,1090	0,1229	0,1271	0,1294	0,1319	0,1371	0,1406	0,1437	0,1450	0,1464	0,1465	0,1465
TipI	Min-Max	Altigen	1000	0,1083	0,1192	0,1222	0,1252	0,1283	0,1310	0,1328	0,1334	0,1334	0,1340	0,1340	0,1342
TipII	Z-Score	Altigen	1000	0,0959	0,1072	0,1111	0,1150	0,1206	0,1247	0,1286	0,1336	0,1366	0,1394	0,1399	0,1399
TipII	Min-Max	Altigen	1000	0,0948	0,1051	0,1080	0,1125	0,1152	0,1191	0,1248	0,1269	0,1293	0,1300	0,1300	0,1300
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1040	0,1259	0,1309	0,1373	0,1412	0,1444	0,1470	0,1485	0,1502	0,1519	0,1531	0,1531
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1122	0,1345	0,1391	0,1426	0,1446	0,1471	0,1484	0,1488	0,1490	0,1492	0,1496	0,1497
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1064	0,1226	0,1284	0,1324	0,1375	0,1405	0,1459	0,1498	0,1517	0,1540	0,1550	0,1550
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0937	0,1150	0,1185	0,1241	0,1288	0,1325	0,1347	0,1383	0,1394	0,1399	0,1404	0,1406
TipI	Z-Score	Altigen	2000	0,1021	0,1137	0,1167	0,1202	0,1237	0,1269	0,1311	0,1335	0,1373	0,1375	0,1375	0,1375
TipI	Min-Max	Altigen	2000	0,1140	0,1215	0,1236	0,1259	0,1276	0,1315	0,1318	0,1321	0,1325	0,1328	0,1328	0,1328
TipII	Z-Score	Altigen	2000	0,0940	0,1080	0,1122	0,1179	0,1249	0,1278	0,1337	0,1395	0,1408	0,1430	0,1430	0,1430
TipII	Min-Max	Altigen	2000	0,0940	0,1041	0,1083	0,1126	0,1157	0,1197	0,1236	0,1253	0,1253	0,1254	0,1254	0,1254
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1201	0,1432	0,1477	0,1530	0,1573	0,1624	0,1662	0,1677	0,1701	0,1706	0,1711	0,1711
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1051	0,1248	0,1281	0,1317	0,1360	0,1380	0,1390	0,1399	0,1400	0,1401	0,1401	0,1403
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1024	0,1205	0,1250	0,1290	0,1330	0,1361	0,1409	0,1441	0,1455	0,1470	0,1482	0,1482
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0897	0,1080	0,1121	0,1166	0,1209	0,1225	0,1259	0,1270	0,1273	0,1283	0,1283	0,1283
TipI	Z-Score	Altigen	2500	0,1083	0,1195	0,1229	0,1274	0,1319	0,1368	0,1394	0,1419	0,1436	0,1439	0,1443	0,1445
TipI	Min-Max	Altigen	2500	0,1170	0,1284	0,1303	0,1325	0,1355	0,1362	0,1366	0,1379	0,1382	0,1386	0,1386	0,1386
TipII	Z-Score	Altigen	2500	0,0967	0,1106	0,1151	0,1187	0,1220	0,1294	0,1355	0,1375	0,1390	0,1399	0,1403	0,1403
TipII	Min-Max	Altigen	2500	0,0913	0,1030	0,1058	0,1098	0,1124	0,1166	0,1182	0,1188	0,1193	0,1194	0,1194	0,1194
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1122	0,1339	0,1395	0,1434	0,1470	0,1498	0,1535	0,1547	0,1555	0,1555	0,1562	0,1563
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1214	0,1405	0,1448	0,1488	0,1505	0,1537	0,1549	0,1554	0,1556	0,1557	0,1559	0,1559
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1050	0,1251	0,1293	0,1362	0,1445	0,1492	0,1540	0,1597	0,1607	0,1614	0,1616	0,1617
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0867	0,1042	0,1101	0,1127	0,1175	0,1196	0,1211	0,1226	0,1236	0,1238	0,1238	0,1238

BDK algoritmasında en iyi FAR değeri TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi altıgen topoloji ve 500 gösterim sayısı ile yapılan analizin ürettiği 0,0746 değeridir.

BDK algoritmasında en iyi FRR değeri ise TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi dikdörtgen topoloji ve 2500 gösterim sayısı ile yapılan analizden elde edilen 0,0867 değeridir.

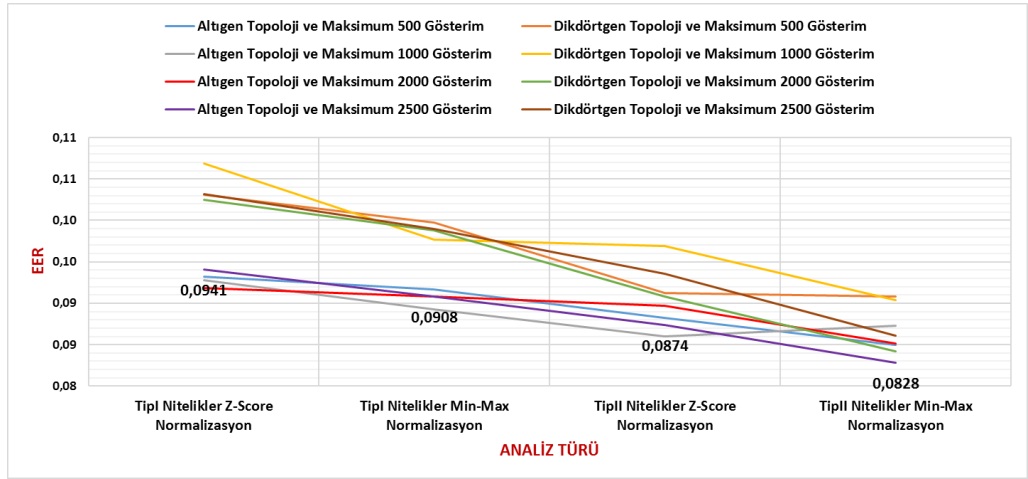
Tablo 4.31’de yer alan BDK algoritması FAR değerleri incelendiğinde Min-Max normalizasyon yöntemi Z-Score normalizasyon yöntemine göre ve TipII nitelikler TipI niteliklere göre daha başarılıdır.

Tablo 4.32’de yer alan BDK algoritması FRR değerleri incelendiğinde ise tam tersi olarak Z-Score normalizasyon yöntemi Min-Max normalizasyon yöntemine göre ve TipI nitelikler TipII niteliklere göre daha başarılıdır. Topoloji türü olarak FAR ve FRR değerleri incelendiğinde ise altıgen topoloji dikdörtgen topolojiye göre daha başarılı sonuçlar vermektedir.

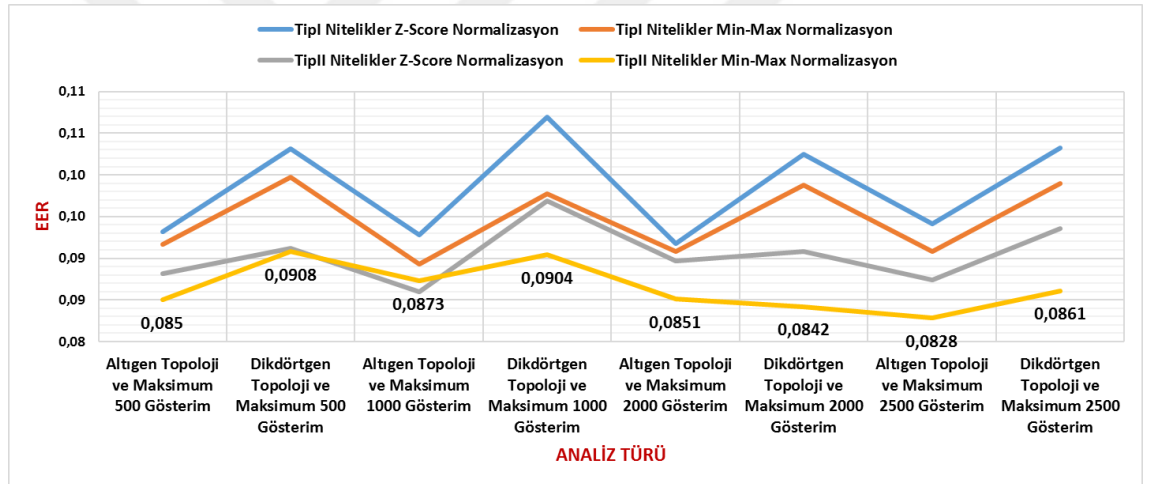
Tablo 4.33: BDK Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Topoloji	Gösterim Sayısı	TipI Nitelikler		TipII Nitelikler	
		Normalizasyon		Normalizasyon	
		Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
Altıgen	500	0,0932	0,0917	0,0882	0,0850
Dikdörtgen	500	0,1031	0,0997	0,0912	0,0908
Altıgen	1000	0,0928	0,0893	0,0860	0,0873
Dikdörtgen	1000	0,1069	0,0977	0,0969	0,0904
Altıgen	2000	0,0918	0,0908	0,0897	0,0851
Dikdörtgen	2000	0,1025	0,0988	0,0908	0,0842
Altıgen	2500	0,0941	0,0908	0,0874	0,0828
Dikdörtgen	2500	0,1032	0,0990	0,0936	0,0861

Tablo 4.33’te yer alan BDK algoritması YSA analizleri EER değerleri ve Şekil 4.24 incelendiğinde TipII nitelikler TipI niteliklere göre ve Min-Max normalizasyon yöntemi Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılıdır. Öte yandan topoloji türüne göre EER değerleri incelendiğinde altıgen topolojinin dikdörtgen topolojiye göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir (Şekil 4.25).



Şekil 4.24: BDK Algoritması YSA Analizleri Nitelik ve Normalizasyon EER Grafiği.



Şekil 4.25: BDK Algoritması YSA Analizleri Topoloji, Örnek Gösterimi EER Grafiği.

4.4.3. XY Kaynaşık Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA – XYF Algoritması Bulguları

Danışmanlı XY Kaynaşık Kendini Örgütleyen Haritalar YSA XYF algoritması eğitimi için *kohonen* paketinde *xyf* fonksiyonu, ağın testi için *predict* fonksiyonu kullanılmıştır. Bulgular kısmının bir önceki bölümü olan Bölüm 4.4.1’de Kohonen Ağı SOM algoritması analizlerinde kullanılan eğitim fonksiyonu parametre değerleri bu ağ analizlerinde de kullanılmıştır.

XYF algoritması ile Tablo 4.27’deki 4 farklı örnek gösterilme sayısı, TipI ve TipII nitelikler, altıgen ve dikdörtgen topoloji modeli, Z-Score ve Min-Max normalizasyon yöntemlerinin kombinasyonu kullanılarak toplam 32 analiz yapılmıştır.

Tablo 4.34'te XYF algoritması analizlerinin FAR sonuçları yer almaktadır. Tablo 4.35 XYF algoritması analizlerinin FRR sonuçlarını içermektedir. Tablo 4.36'da ise XYF algoritması analizlerinin EER çıktıları yer almaktadır.

Şekil 4.26 XYF algoritması analizlerinin nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre EER grafiğini, Şekil 4.27 ise XYF algoritması analizlerinin topoloji türü ve örnek gösterim sayısına göre EER grafiğini vermektedir.



Tablo 4.34: XYF Algoritması YSA Analizleri FAR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
				$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
TipI	Z-Score	Altigen	500	0,1060	0,1045	0,1039	0,1033	0,1030	0,1028	0,1027	0,1027	0,1023	0,1023	0,1023	0,1023
TipI	Min-Max	Altigen	500	0,0991	0,0978	0,0976	0,0974	0,0974	0,0973	0,0973	0,0970	0,0969	0,0966	0,0965	0,0965
TipII	Z-Score	Altigen	500	0,1012	0,0996	0,0995	0,0993	0,0992	0,0989	0,0986	0,0983	0,0981	0,0979	0,0979	0,0979
TipII	Min-Max	Altigen	500	0,0966	0,0955	0,0950	0,0946	0,0942	0,0941	0,0941	0,0941	0,0941	0,0937	0,0937	0,0937
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1062	0,1021	0,1008	0,1005	0,0999	0,0993	0,0988	0,0975	0,0970	0,0969	0,0969	0,0969
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0972	0,0932	0,0923	0,0917	0,0913	0,0907	0,0901	0,0899	0,0899	0,0899	0,0897	0,0897
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1067	0,1042	0,1039	0,1036	0,1029	0,1025	0,1022	0,1018	0,1012	0,1009	0,1008	0,1007
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,1043	0,1012	0,1007	0,0998	0,0995	0,0987	0,0981	0,0979	0,0974	0,0974	0,0974	0,0974
TipI	Z-Score	Altigen	1000	0,1067	0,1050	0,1049	0,1047	0,1045	0,1042	0,1037	0,1035	0,1035	0,1035	0,1034	0,1034
TipI	Min-Max	Altigen	1000	0,1017	0,0999	0,0996	0,0993	0,0993	0,0988	0,0988	0,0988	0,0988	0,0988	0,0988	0,0988
TipII	Z-Score	Altigen	1000	0,1012	0,0998	0,0996	0,0996	0,0994	0,0993	0,0992	0,0989	0,0986	0,0986	0,0986	0,0985
TipII	Min-Max	Altigen	1000	0,1011	0,1000	0,0999	0,0998	0,0995	0,0993	0,0989	0,0986	0,0984	0,0983	0,0983	0,0983
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1246	0,1191	0,1183	0,1173	0,1165	0,1157	0,1152	0,1148	0,1146	0,1146	0,1146	0,1146
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1065	0,1019	0,1014	0,0998	0,0993	0,0990	0,0988	0,0986	0,0984	0,0984	0,0984	0,0984
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1097	0,1061	0,1057	0,1051	0,1045	0,1039	0,1035	0,1032	0,1031	0,1028	0,1026	0,1025
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1013	0,0969	0,0963	0,0955	0,0952	0,0947	0,0944	0,0941	0,0940	0,0938	0,0938	0,0938
TipI	Z-Score	Altigen	2000	0,1074	0,1056	0,1052	0,1045	0,1045	0,1040	0,1034	0,1033	0,1031	0,1028	0,1027	0,1027
TipI	Min-Max	Altigen	2000	0,1033	0,1017	0,1015	0,1012	0,1012	0,1009	0,1007	0,1007	0,1007	0,1006	0,1006	0,1006
TipII	Z-Score	Altigen	2000	0,0991	0,0980	0,0979	0,0974	0,0974	0,0971	0,0969	0,0968	0,0965	0,0963	0,0963	0,0963
TipII	Min-Max	Altigen	2000	0,1001	0,0995	0,0991	0,0990	0,0988	0,0984	0,0982	0,0982	0,0981	0,0980	0,0980	0,0980
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1144	0,1101	0,1093	0,1081	0,1068	0,1063	0,1060	0,1058	0,1054	0,1053	0,1053	0,1053
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1060	0,1017	0,1001	0,0998	0,0988	0,0984	0,0980	0,0979	0,0979	0,0977	0,0977	0,0977
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1045	0,1007	0,0995	0,0987	0,0983	0,0976	0,0971	0,0969	0,0965	0,0962	0,0962	0,0962
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1019	0,0988	0,0984	0,0979	0,0974	0,0971	0,0971	0,0970	0,0967	0,0966	0,0966	0,0966
TipI	Z-Score	Altigen	2500	0,1124	0,1105	0,1100	0,1097	0,1093	0,1091	0,1090	0,1088	0,1085	0,1084	0,1084	0,1084
TipI	Min-Max	Altigen	2500	0,0973	0,0959	0,0955	0,0954	0,0950	0,0948	0,0944	0,0942	0,0941	0,0940	0,0940	0,0940
TipII	Z-Score	Altigen	2500	0,0961	0,0951	0,0948	0,0945	0,0943	0,0941	0,0938	0,0936	0,0935	0,0932	0,0931	0,0931
TipII	Min-Max	Altigen	2500	0,0996	0,0988	0,0986	0,0984	0,0984	0,0979	0,0974	0,0972	0,0971	0,0971	0,0971	0,0971
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1114	0,1059	0,1050	0,1042	0,1032	0,1024	0,1020	0,1017	0,1011	0,1008	0,1007	0,1007
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1068	0,1026	0,1021	0,1013	0,1004	0,0996	0,0996	0,0995	0,0994	0,0993	0,0993	0,0993
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1003	0,0963	0,0956	0,0949	0,0946	0,0941	0,0938	0,0936	0,0934	0,0930	0,0927	0,0927
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0974	0,0949	0,0940	0,0936	0,0931	0,0927	0,0918	0,0916	0,0913	0,0911	0,0911	0,0911

Tablo 4.35: XYF Algoritması YSA Analizleri FRR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
				$\tau=0.85$	$\tau=0.89$	$\tau=0.90$	$\tau=0.91$	$\tau=0.92$	$\tau=0.93$	$\tau=0.94$	$\tau=0.95$	$\tau=0.96$	$\tau=0.97$	$\tau=0.98$	$\tau=0.99$
TipI	Z-Score	Altıgen	500	0,0813	0,0923	0,0946	0,0964	0,0986	0,1006	0,1030	0,1054	0,1093	0,1108	0,1113	0,1113
TipI	Min-Max	Altıgen	500	0,0914	0,1012	0,1026	0,1052	0,1088	0,1113	0,1125	0,1143	0,1157	0,1172	0,1180	0,1180
TipII	Z-Score	Altıgen	500	0,0769	0,0843	0,0860	0,0883	0,0899	0,0913	0,0936	0,0961	0,1001	0,1027	0,1040	0,1040
TipII	Min-Max	Altıgen	500	0,0709	0,0771	0,0796	0,0828	0,0851	0,0870	0,0889	0,0905	0,0923	0,0936	0,0944	0,0944
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,1145	0,1403	0,1492	0,1564	0,1617	0,1685	0,1742	0,1807	0,1834	0,1855	0,1863	0,1863
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,1137	0,1421	0,1484	0,1548	0,1626	0,1698	0,1752	0,1780	0,1797	0,1804	0,1807	0,1807
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	500	0,0961	0,1169	0,1230	0,1277	0,1355	0,1405	0,1440	0,1510	0,1558	0,1590	0,1606	0,1613
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0822	0,0990	0,1045	0,1091	0,1155	0,1201	0,1256	0,1291	0,1347	0,1365	0,1370	0,1370
TipI	Z-Score	Altıgen	1000	0,0834	0,0946	0,0971	0,0993	0,1012	0,1039	0,1073	0,1106	0,1127	0,1139	0,1147	0,1147
TipI	Min-Max	Altıgen	1000	0,0899	0,0992	0,1007	0,1043	0,1055	0,1098	0,1111	0,1120	0,1125	0,1131	0,1131	0,1131
TipII	Z-Score	Altıgen	1000	0,0738	0,0833	0,0861	0,0884	0,0918	0,0954	0,0974	0,1003	0,1035	0,1049	0,1054	0,1059
TipII	Min-Max	Altıgen	1000	0,0709	0,0749	0,0773	0,0800	0,0823	0,0863	0,0889	0,0908	0,0922	0,0941	0,0941	0,0941
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,1049	0,1305	0,1363	0,1408	0,1475	0,1521	0,1572	0,1611	0,1652	0,1677	0,1682	0,1682
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,1164	0,1446	0,1502	0,1550	0,1601	0,1634	0,1667	0,1672	0,1684	0,1684	0,1684	0,1684
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,0939	0,1186	0,1238	0,1306	0,1367	0,1433	0,1464	0,1503	0,1548	0,1577	0,1606	0,1617
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0906	0,1125	0,1167	0,1219	0,1271	0,1341	0,1380	0,1418	0,1442	0,1457	0,1461	0,1461
TipI	Z-Score	Altıgen	2000	0,0875	0,0949	0,0972	0,1012	0,1038	0,1077	0,1096	0,1107	0,1139	0,1158	0,1162	0,1162
TipI	Min-Max	Altıgen	2000	0,0855	0,0948	0,0986	0,1019	0,1025	0,1045	0,1081	0,1093	0,1098	0,1103	0,1103	0,1103
TipII	Z-Score	Altıgen	2000	0,0771	0,0857	0,0862	0,0888	0,0905	0,0949	0,0988	0,1001	0,1039	0,1057	0,1078	0,1078
TipII	Min-Max	Altıgen	2000	0,0705	0,0752	0,0770	0,0785	0,0804	0,0855	0,0870	0,0877	0,0889	0,0899	0,0899	0,0899
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,1110	0,1361	0,1412	0,1489	0,1568	0,1634	0,1715	0,1750	0,1787	0,1807	0,1812	0,1818
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,1200	0,1480	0,1551	0,1601	0,1663	0,1700	0,1730	0,1755	0,1767	0,1775	0,1780	0,1780
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2000	0,0980	0,1251	0,1318	0,1387	0,1427	0,1484	0,1547	0,1588	0,1647	0,1666	0,1678	0,1678
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0909	0,1083	0,1137	0,1188	0,1233	0,1279	0,1322	0,1349	0,1366	0,1379	0,1382	0,1382
TipI	Z-Score	Altıgen	2500	0,0823	0,0954	0,0969	0,0989	0,1021	0,1048	0,1076	0,1096	0,1124	0,1134	0,1137	0,1137
TipI	Min-Max	Altıgen	2500	0,0960	0,1040	0,1058	0,1080	0,1101	0,1118	0,1139	0,1158	0,1167	0,1174	0,1177	0,1177
TipII	Z-Score	Altıgen	2500	0,0755	0,0869	0,0886	0,0908	0,0919	0,0940	0,0951	0,0976	0,1008	0,1042	0,1053	0,1056
TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,0699	0,0746	0,0762	0,0788	0,0806	0,0835	0,0860	0,0871	0,0891	0,0897	0,0897	0,0897
TipI	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1195	0,1509	0,1564	0,1630	0,1692	0,1745	0,1798	0,1853	0,1882	0,1908	0,1920	0,1920
TipI	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,1182	0,1488	0,1549	0,1634	0,1690	0,1755	0,1797	0,1812	0,1822	0,1831	0,1831	0,1831
TipII	Z-Score	Dikdörtgen	2500	0,1029	0,1262	0,1307	0,1411	0,1440	0,1478	0,1523	0,1575	0,1611	0,1654	0,1677	0,1677
TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0891	0,1099	0,1167	0,1225	0,1286	0,1330	0,1376	0,1437	0,1473	0,1484	0,1488	0,1488

XYF algoritmasında en iyi FAR değeri TipI nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi dikdörtgen topoloji ve 500 gösterim sayısı ile 0,0897 olmuştur.

XYF algoritmasının en iyi FRR değeri ise TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi altıgen topoloji ve 2500 gösterim analizinin verdiği 0,0699 değeridir.

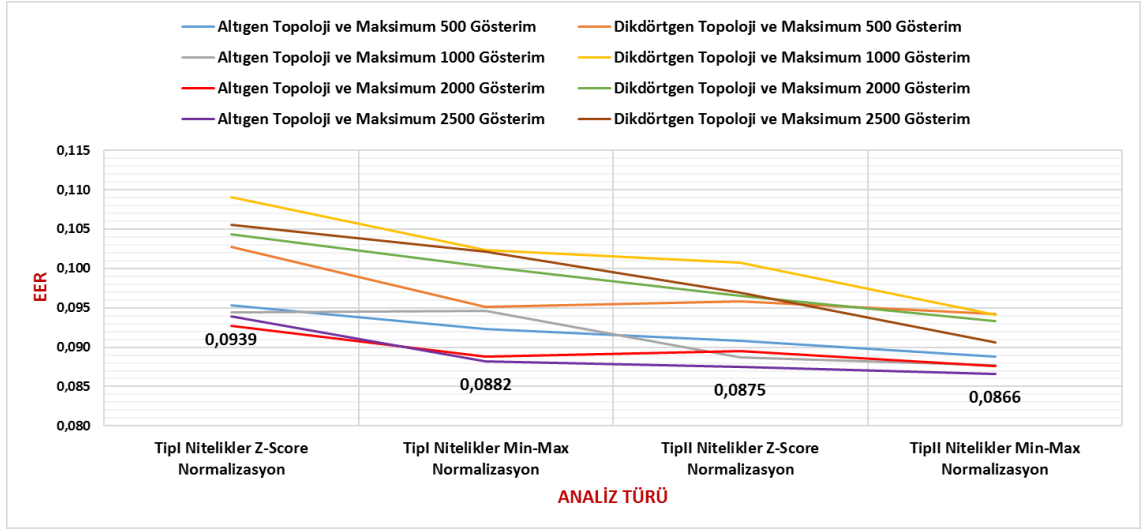
Tablo 4.34'te yer alan XYF algoritması FAR değerleri incelendiğinde Min-Max normalizasyon yöntemi Z-Score normalizasyon yöntemine göre ve TipII nitelikler TipI niteliklere göre daha başarılıdır.

Tablo 4.35'te yer alan XYF algoritması FRR değerleri incelendiğinde ise tam tersi olarak Z-Score normalizasyon yöntemi Min-Max normalizasyon yöntemine göre ve TipI nitelikler TipII niteliklere göre daha başarılıdır. Topoloji türü olarak FAR ve FRR değerleri incelendiğinde ise altıgen topoloji dikdörtgen topolojiye göre daha başarılı sonuçlar vermektedir.

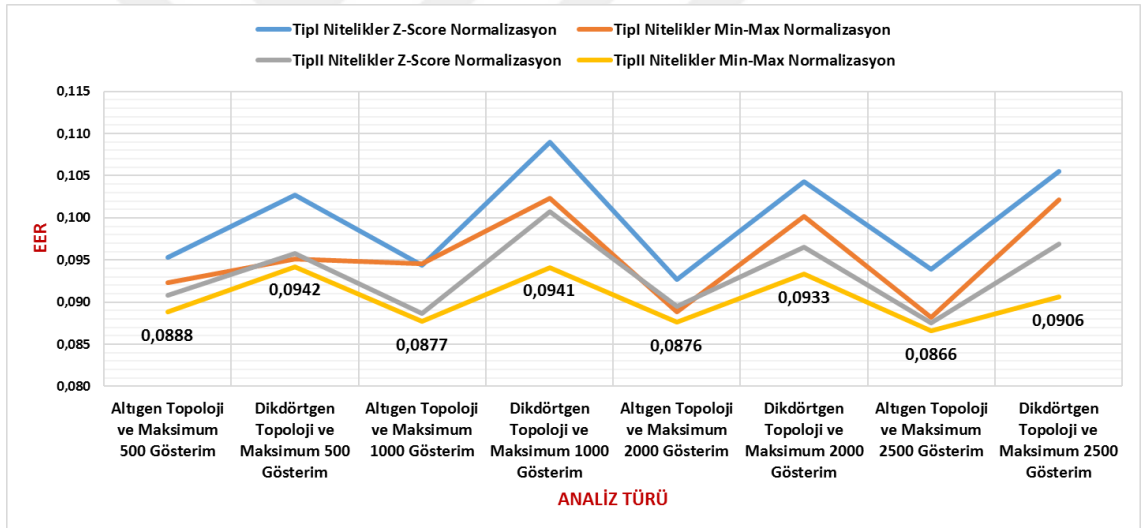
Tablo 4.36: XYF Algoritması YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Topoloji	Gösterim Sayısı	TipI Nitelikler		TipII Nitelikler	
		Normalizasyon		Normalizasyon	
		Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
Altıgen	500	0,0953	0,0923	0,0908	0,0888
Dikdörtgen	500	0,1027	0,0951	0,0958	0,0942
Altıgen	1000	0,0944	0,0946	0,0887	0,0877
Dikdörtgen	1000	0,1090	0,1023	0,1007	0,0941
Altıgen	2000	0,0927	0,0888	0,0895	0,0876
Dikdörtgen	2000	0,1043	0,1002	0,0965	0,0933
Altıgen	2500	0,0939	0,0882	0,0875	0,0866
Dikdörtgen	2500	0,1055	0,1021	0,0969	0,0906

Tablo 4.36'da yer alan XYF algoritması EER değerleri ve Şekil 4.26 incelendiğinde TipII nitelikler TipI niteliklere göre ve Min-Max normalizasyon yöntemi Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılıdır. Öte yandan EER değerleri incelendiğinde altıgen topoloji dikdörtgen topolojiye göre daha başarılıdır (Şekil 4.27).



Şekil 4.26: XYF Algoritması YSA Analizlerinin Nitelik-Normalizasyon EER Grafiği.



Şekil 4.27: XYF Algoritması YSA Analizlerinin Topoloji-Örnek Gösterim EER Grafiği.

4.4.4. Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Genel Değerlendirmesi

Tablo 4.37: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

Algoritma	Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
SOM	TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2500	0,0541	0,1589	0,0858	0,8821
SOM	TipII	Min-Max	Dikdörtgen	2000	0,0545	0,1638	0,0875	0,8795
SOM	TipII	Min-Max	Altıgen	1000	0,0548	0,1619	0,0850	0,8816
SOM	TipII	Min-Max	Altıgen	2000	0,0548	0,1591	0,0847	0,8818
SOM	TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,0550	0,1604	0,0866	0,8809
SOM	TipII	Min-Max	Altıgen	500	0,0558	0,1642	0,0847	0,8806
SOM	TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0562	0,1673	0,0863	0,8790
SOM	TipII	Z-Score	Altıgen	500	0,0563	0,1643	0,0865	0,8786
SOM	TipII	Min-Max	Dikdörtgen	1000	0,0563	0,1641	0,0854	0,8797
SOM	TipII	Z-Score	Dikdörtgen	1000	0,0564	0,1508	0,0860	0,8847

Tablo 4.38: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

Algoritma	Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,0699	0,0996	0,0866	0,9153
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	2000	0,0705	0,1001	0,0876	0,9147
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	500	0,0709	0,1011	0,0877	0,9140
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	1000	0,0709	0,0966	0,0888	0,9163
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	1000	0,0738	0,1012	0,0887	0,9125
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	2500	0,0755	0,0961	0,0875	0,9142
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	500	0,0769	0,1012	0,0908	0,9110
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	2000	0,0771	0,0991	0,0895	0,9119
XYF	TipI	Z-Score	Altıgen	500	0,0813	0,1060	0,0953	0,9064
XYF	TipII	Min-Max	Dikdörtgen	500	0,0822	0,1043	0,0942	0,9068

Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA algoritması en iyi FAR değerini 0,0541 ile TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi, dikdörtgen topoloji ve 2500 gösterim sayısı ve SOM algoritması ile yapılan analiz vermiştir (Tablo 4.37). Ayrıca FAR metriğinin ilk 10 sırası SOM algoritması değerlerinden oluşmaktadır.

Kohonen Kendini Örgütleyen Haritalar YSA algoritması en iyi FRR değerini 0,0699 ile TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi, altıgen topoloji ve 2500 gösterim sayısı ve XYF yapılan analiz vermiştir (Tablo 4.38). Ayrıca FRR metriğinin ilk 10 sırası XYF algoritması değerlerinden oluşmaktadır.

Tablo 4.39: Kendini Örgütleyen Haritalar YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Algoritma	Nitelik Tipi	Normalizasyon	Topoloji	Gösterim Sayısı	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	500	0,9163	0,0966	0,0709	0,0888
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,9153	0,0996	0,0699	0,0866
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	2000	0,9147	0,1001	0,0705	0,0876
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	2500	0,9142	0,0961	0,0755	0,0875
XYF	TipII	Min-Max	Altıgen	1000	0,9140	0,1011	0,0709	0,0877
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	1000	0,9125	0,1012	0,0738	0,0887
BDK	TipII	Min-Max	Altıgen	2500	0,9125	0,0837	0,0913	0,0828
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	2000	0,9119	0,0991	0,0771	0,0895
XYF	TipII	Z-Score	Altıgen	500	0,9110	0,1012	0,0769	0,0908
BDK	TipII	Z-Score	Altıgen	1000	0,9105	0,0832	0,0959	0,0860

Kendini Örgütleyen Haritalar YSA algoritmaları ağın doğruluğuna göre değerlendirildiğinde en doğru tahmini %91,63 değeri ile TipII nitelikler, Min-Max normalizasyon XYF algoritması altıgen topoloji 500 gösterim sayısı analizi vermiştir (Tablo 4.39).

4.5. OLASILIKSAL YSA BULGULARI

Olasılıksal YSA analizleri için *pnn* isimli R paketi kullanılmıştır (Chasset P.-O., 2013).

Ağın eğitimi için *pnn* paketindeki *learn* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyona parametre olarak ağın eğitimi için kullanılacak eğitim veri seti ve eğitim veri setindeki örneklerin sınıf değerlerini içeren hedef nitelikler verilmiştir.

Ağ öğrenme işlemini tamamladıktan sonra *smooth* düzeltme fonksiyonu ile öğrenmedeki pürüzler giderilmiştir. *smooth* fonksiyonuna parametre olarak eğitilmiş Olasılıksal YSA ve *sigma* düzeltme parametresi verilmiştir. Ağın en iyi performansı verebilmesi için kullanılan nitelik sayısına ve normalizasyon türüne bağlı olarak sigma parametresinin değeri deneme yanılma yöntemiyle saptanmıştır.

Ağın test veri setindeki örneklerin hangi sınıfta olduğunu tahmin etmesi için *guess* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyona parametre olarak, eğitilmiş Olasılıksal YSA modeli ve test edilecek veri seti verilmiştir.

Olasılıksal YSA tahmin fonksiyonu test veri setindeki örneklerin, veri setindeki her bir sınıfa ait olma olasılığını ve örneğin hangi sınıfta olduğunu çıktı olarak vermektedir. Ağ, sınıflandırma işlemini, örneğin olasılık değerleri hangi sınıfta daha büyük ise örneği o sınıfın bir elemanı olarak atayarak yapmaktadır. Örneğin tahmin fonksiyonu, test veri setindeki bir örneğin 0 etiketli sınıfa ait olma olasılığını 0,495 ve 1 etiketli sınıfa ait olma olasılığını 0,505 olarak bulduğunda, 0,505 olasılık değeri 0,495 olasılık değerinden daha büyük olduğu için örneği 1 etiketli sınıfta sınıflandırmaktadır. Yani iki sınıflı bir veri setinde olasılık değeri %50'nin üzerinde olan sınıf hangisi ise örnek o sınıfa atamaktadır. Tez çalışmasında performans metriklerinin hesaplanması için ağın ürettiği sınıflandırma değerleri yerine olasılık skorları kullanılmıştır.

Olasılıksal YSA eğitim ve test fonksiyonlarının az parametre istemesi ve hem de hızlı çalışması bu ağların avantajları olarak sayılabilir. Tez çalışması kapsamında Olasılıksal YSA ile 28 analiz yapılmıştır.

Tablo 4.40'ta Olasılıksal YSA analizlerinin FAR sonuçları yer almaktadır. Tablo 4.41 Olasılıksal YSA analizlerinin FRR sonuçlarını içermektedir. Tablo 4.42'de ise Olasılıksal YSA analizlerinin EER çıktıları yer almaktadır. Şekil 4.28 Olasılıksal YSA analizlerinin nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre EER grafiğini vermektedir.



Tablo 4.40: Olasılıksal YSA Analizleri FAR Değerleri.

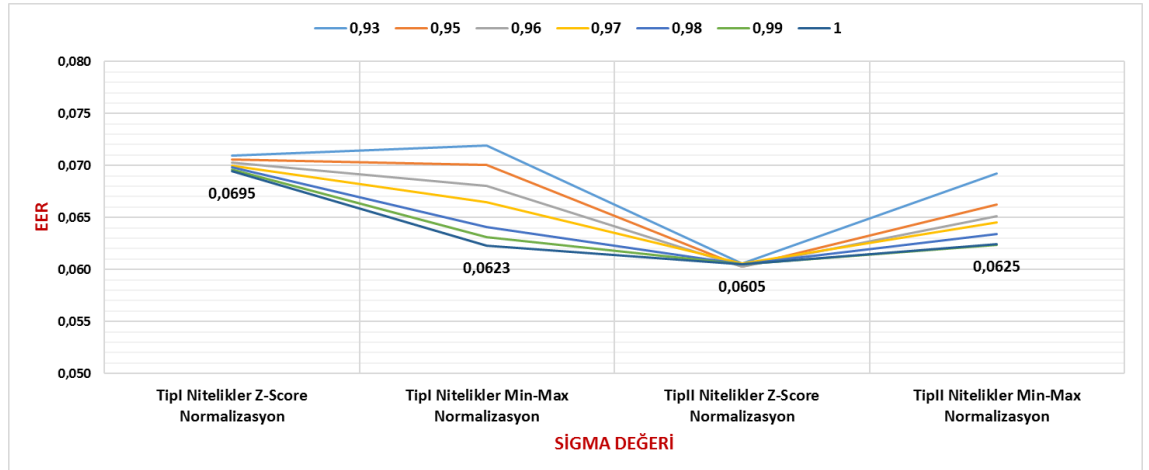
Nitelik Tipi	Normalizasyon	Sigma	Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
			$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
TipI	Z-Score	0,93	0,0983	0,0883	0,0856	0,0831	0,0799	0,0767	0,0728	0,0693	0,0645	0,0587	0,0535	0,0446
TipI	Z-Score	0,95	0,0967	0,0868	0,0841	0,0815	0,0780	0,0748	0,0711	0,0673	0,0623	0,0571	0,0514	0,0422
TipI	Z-Score	0,96	0,0955	0,0860	0,0834	0,0804	0,0771	0,0739	0,0702	0,0658	0,0609	0,0566	0,0505	0,0406
TipI	Z-Score	0,97	0,0951	0,0854	0,0828	0,0794	0,0761	0,0729	0,0695	0,0644	0,0597	0,0557	0,0497	0,0394
TipI	Z-Score	0,98	0,0949	0,0848	0,0817	0,0784	0,0751	0,0720	0,0681	0,0634	0,0590	0,0543	0,0492	0,0385
TipI	Z-Score	0,99	0,0937	0,0842	0,0809	0,0773	0,0738	0,0713	0,0667	0,0626	0,0578	0,0532	0,0478	0,0377
TipI	Z-Score	1,00	0,0929	0,0832	0,0800	0,0762	0,0734	0,0699	0,0656	0,0610	0,0573	0,0523	0,0462	0,0368
TipI	Min-Max	0,13	0,1019	0,0926	0,0900	0,0871	0,0847	0,0820	0,0784	0,0752	0,0714	0,0672	0,0604	0,0507
TipI	Min-Max	0,15	0,0917	0,0822	0,0788	0,0759	0,0722	0,0689	0,0654	0,0621	0,0579	0,0526	0,0454	0,0364
TipI	Min-Max	0,16	0,0874	0,0767	0,0732	0,0693	0,0666	0,0633	0,0597	0,0559	0,0515	0,0455	0,0387	0,0309
TipI	Min-Max	0,17	0,0836	0,0710	0,0676	0,0638	0,0612	0,0578	0,0545	0,0495	0,0447	0,0396	0,0337	0,0267
TipI	Min-Max	0,18	0,0795	0,0660	0,0629	0,0603	0,0566	0,0517	0,0477	0,0436	0,0396	0,0347	0,0286	0,0230
TipI	Min-Max	0,19	0,0751	0,0622	0,0587	0,0542	0,0496	0,0463	0,0431	0,0391	0,0349	0,0295	0,0252	0,0192
TipI	Min-Max	0,20	0,0723	0,0574	0,0535	0,0493	0,0460	0,0425	0,0387	0,0351	0,0300	0,0260	0,0214	0,0169
TipII	Z-Score	1,93	0,0500	0,0349	0,0311	0,0281	0,0253	0,0227	0,0205	0,0178	0,0154	0,0136	0,0116	0,0091
TipII	Z-Score	1,95	0,0494	0,0346	0,0304	0,0279	0,0248	0,0219	0,0200	0,0177	0,0149	0,0132	0,0111	0,0087
TipII	Z-Score	1,96	0,0490	0,0339	0,0300	0,0275	0,0246	0,0219	0,0197	0,0176	0,0146	0,0131	0,0109	0,0086
TipII	Z-Score	1,97	0,0487	0,0336	0,0299	0,0271	0,0244	0,0215	0,0195	0,0170	0,0144	0,0130	0,0108	0,0085
TipII	Z-Score	1,98	0,0485	0,0330	0,0296	0,0269	0,0240	0,0214	0,0192	0,0166	0,0144	0,0128	0,0108	0,0085
TipII	Z-Score	1,99	0,0480	0,0327	0,0295	0,0263	0,0238	0,0210	0,0189	0,0163	0,0142	0,0125	0,0106	0,0085
TipII	Z-Score	2,00	0,0477	0,0322	0,0290	0,0260	0,0234	0,0208	0,0188	0,0159	0,0140	0,0125	0,0104	0,0081
TipII	Min-Max	0,13	0,0975	0,0895	0,0877	0,0851	0,0826	0,0803	0,0774	0,0744	0,0719	0,0682	0,0631	0,0545
TipII	Min-Max	0,15	0,0892	0,0807	0,0778	0,0760	0,0728	0,0701	0,0678	0,0648	0,0607	0,0561	0,0495	0,0426
TipII	Min-Max	0,16	0,0857	0,0766	0,0743	0,0715	0,0688	0,0656	0,0625	0,0594	0,0546	0,0503	0,0443	0,0372
TipII	Min-Max	0,17	0,0822	0,0736	0,0703	0,0667	0,0642	0,0611	0,0573	0,0539	0,0497	0,0454	0,0399	0,0341
TipII	Min-Max	0,18	0,0792	0,0691	0,0654	0,0633	0,0595	0,0562	0,0527	0,0492	0,0455	0,0409	0,0360	0,0304
TipII	Min-Max	0,19	0,0767	0,0653	0,0618	0,0588	0,0548	0,0523	0,0487	0,0453	0,0414	0,0366	0,0326	0,0275
TipII	Min-Max	0,20	0,0734	0,0620	0,0584	0,0548	0,0517	0,0483	0,0455	0,0415	0,0369	0,0338	0,0298	0,0251

Tablo 4.41: Olasılıksal YSA Analizleri FRR Değerleri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Sigma	Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
			$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
TipI	Z-Score	0,93	0,0468	0,0550	0,0574	0,0609	0,0639	0,0697	0,0756	0,0830	0,0934	0,1088	0,1337	0,1872
TipI	Z-Score	0,95	0,0472	0,0558	0,0584	0,0618	0,0658	0,0719	0,0781	0,0866	0,0989	0,1144	0,1420	0,1992
TipI	Z-Score	0,96	0,0475	0,0559	0,0589	0,0625	0,0668	0,0731	0,0792	0,0881	0,1012	0,1167	0,1451	0,2049
TipI	Z-Score	0,97	0,0477	0,0564	0,0594	0,0631	0,0682	0,0742	0,0807	0,0902	0,1038	0,1205	0,1503	0,2116
TipI	Z-Score	0,98	0,0480	0,0570	0,0602	0,0637	0,0694	0,0750	0,0822	0,0915	0,1050	0,1230	0,1554	0,2190
TipI	Z-Score	0,99	0,0482	0,0573	0,0611	0,0644	0,0704	0,0757	0,0840	0,0936	0,1065	0,1259	0,1609	0,2252
TipI	Z-Score	1,00	0,0487	0,0578	0,0619	0,0655	0,0712	0,0772	0,0856	0,0953	0,1095	0,1300	0,1651	0,2331
TipI	Min-Max	0,13	0,0436	0,0492	0,0515	0,0540	0,0574	0,0607	0,0663	0,0724	0,0815	0,0934	0,1101	0,1476
TipI	Min-Max	0,15	0,0479	0,0569	0,0599	0,0645	0,0695	0,0765	0,0845	0,0941	0,1077	0,1275	0,1589	0,2210
TipI	Min-Max	0,16	0,0501	0,0614	0,0653	0,0715	0,0785	0,0860	0,0963	0,1080	0,1252	0,1533	0,1901	0,2665
TipI	Min-Max	0,17	0,0531	0,0670	0,0724	0,0794	0,0870	0,0972	0,1075	0,1253	0,1480	0,1776	0,2249	0,3153
TipI	Min-Max	0,18	0,0564	0,0733	0,0806	0,0894	0,0979	0,1096	0,1252	0,1455	0,1723	0,2079	0,2660	0,3689
TipI	Min-Max	0,19	0,0598	0,0811	0,0903	0,0992	0,1113	0,1262	0,1436	0,1673	0,1979	0,2414	0,3057	0,4239
TipI	Min-Max	0,20	0,0644	0,0908	0,1002	0,1132	0,1267	0,1424	0,1653	0,1914	0,2287	0,2789	0,3534	0,4766
TipII	Z-Score	1,93	0,1208	0,2113	0,2422	0,2758	0,3169	0,3650	0,4177	0,4802	0,5510	0,6270	0,7098	0,8078
TipII	Z-Score	1,95	0,1241	0,2186	0,2497	0,2836	0,3278	0,3755	0,4283	0,4917	0,5633	0,6380	0,7209	0,8166
TipII	Z-Score	1,96	0,1263	0,2221	0,2529	0,2881	0,3330	0,3810	0,4337	0,4986	0,5687	0,6432	0,7251	0,8201
TipII	Z-Score	1,97	0,1286	0,2264	0,2564	0,2922	0,3380	0,3857	0,4395	0,5039	0,5739	0,6485	0,7299	0,8241
TipII	Z-Score	1,98	0,1317	0,2289	0,2601	0,2974	0,3423	0,3904	0,4443	0,5103	0,5809	0,6547	0,7344	0,8287
TipII	Z-Score	1,99	0,1340	0,2323	0,2641	0,3021	0,3476	0,3961	0,4507	0,5165	0,5866	0,6587	0,7378	0,8327
TipII	Z-Score	2,00	0,1360	0,2361	0,2677	0,3074	0,3530	0,4010	0,4561	0,5214	0,5927	0,6637	0,7416	0,8369
TipII	Min-Max	0,13	0,0394	0,0436	0,0460	0,0487	0,0517	0,0546	0,0583	0,0644	0,0715	0,0833	0,0979	0,1319
TipII	Min-Max	0,15	0,0421	0,0508	0,0533	0,0568	0,0617	0,0685	0,0762	0,0832	0,0954	0,1118	0,1417	0,1984
TipII	Min-Max	0,16	0,0443	0,0546	0,0586	0,0634	0,0701	0,0764	0,0847	0,0950	0,1104	0,1343	0,1688	0,2380
TipII	Min-Max	0,17	0,0464	0,0594	0,0639	0,0705	0,0768	0,0855	0,0955	0,1092	0,1308	0,1566	0,1981	0,2844
TipII	Min-Max	0,18	0,0502	0,0639	0,0699	0,0776	0,0867	0,0952	0,1093	0,1271	0,1507	0,1836	0,2351	0,3303
TipII	Min-Max	0,19	0,0523	0,0700	0,0782	0,0872	0,0969	0,1094	0,1252	0,1453	0,1729	0,2116	0,2722	0,3784
TipII	Min-Max	0,20	0,0550	0,0785	0,0868	0,0974	0,1096	0,1232	0,1434	0,1669	0,1994	0,2447	0,3126	0,4271

Tablo 4.42: Olasılıksal YSA Analizleri EER Değerleri (%).

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Sigma	EER (%)
Tipl	Z-Score	0,93	0,0710
Tipl	Z-Score	0,95	0,0705
Tipl	Z-Score	0,96	0,0703
Tipl	Z-Score	0,97	0,0700
Tipl	Z-Score	0,98	0,0698
Tipl	Z-Score	0,99	0,0696
Tipl	Z-Score	1,00	0,0695
Tipl	Min-Max	0,13	0,0719
Tipl	Min-Max	0,15	0,0701
Tipl	Min-Max	0,16	0,0681
Tipl	Min-Max	0,17	0,0665
Tipl	Min-Max	0,18	0,0641
Tipl	Min-Max	0,19	0,0631
Tipl	Min-Max	0,20	0,0623
TipII	Z-Score	1,93	0,0606
TipII	Z-Score	1,95	0,0603
TipII	Z-Score	1,96	0,0603
TipII	Z-Score	1,97	0,0606
TipII	Z-Score	1,98	0,0605
TipII	Z-Score	1,99	0,0605
TipII	Z-Score	2,00	0,0605
TipII	Min-Max	0,13	0,0692
TipII	Min-Max	0,15	0,0663
TipII	Min-Max	0,16	0,0651
TipII	Min-Max	0,17	0,0645
TipII	Min-Max	0,18	0,0634
TipII	Min-Max	0,19	0,0624
TipII	Min-Max	0,20	0,0625

**Şekil 4.28:** Olasılıksal YSA Nitelik ve Normalizasyona Göre EER Grafiği.

Olasılıksal YSA performansı EER parametresine göre değerlendirildiğinde en iyi EER değerini 0,0603 değeri ile TipII nitelikler Z-Score normalizasyon yöntemi analizi vermiştir (Tablo 4.42). EER metriği nitelik türü ve normalizasyon yöntemine göre değerlendirildiğinde TipII niteliklerin TipI niteliklere göre, Min-Max normalizasyon yönteminin Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılı olduğu görülmektedir (Şekil 4.28).

Tablo 4.43: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
TipII	Z-Score	0,0081	0,1360	0,0605	0,9082
TipII	Z-Score	0,0085	0,1340	0,0605	0,9090
TipII	Z-Score	0,0085	0,1317	0,0605	0,9099
TipII	Z-Score	0,0085	0,1286	0,0606	0,9113
TipII	Z-Score	0,0086	0,1263	0,0603	0,9123
TipII	Z-Score	0,0087	0,1241	0,0603	0,9132
TipII	Z-Score	0,0091	0,1208	0,0606	0,9146
TipI	Min-Max	0,0169	0,0644	0,0623	0,9316
TipI	Min-Max	0,0192	0,0598	0,0631	0,9325
TipI	Min-Max	0,0230	0,0564	0,0641	0,9320

Olasılıksal YSA algoritması ile yapılan analizlerde en iyi FAR 0,0081 değerinde TipII nitelikler Z-Score normalizasyon yöntemi ile alınmıştır (Tablo 4.43). FAR metriğine göre TipII nitelikler TipI niteliklere göre ve Z-Score normalizasyon yöntemi Min-Max normalizasyon yöntemine göre daha başarılıdır.

Olasılıksal YSA algoritması ile yapılan analizlerde en iyi FRR 0,039439 değerinde TipII nitelikler Min-Max normalizasyon yöntemi analizi ile alınmıştır (Tablo 4.44). FRR metriğine göre TipII nitelikler TipI niteliklere göre ve Min-Max normalizasyon yöntemi Z-Score normalizasyon yöntemine göre daha başarılıdır.

Tablo 4.44: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
TipII	Min-Max	0,0394	0,0545	0,0692	0,9068
TipII	Min-Max	0,0421	0,0426	0,0663	0,8795
TipI	Min-Max	0,0436	0,0507	0,0719	0,9008
TipII	Min-Max	0,0443	0,0372	0,0651	0,8624
TipII	Min-Max	0,0464	0,0341	0,0645	0,8408
TipI	Z-Score	0,0468	0,0446	0,0710	0,8841
TipI	Z-Score	0,0472	0,0967	0,0705	0,9281
TipI	Z-Score	0,0475	0,0955	0,0703	0,9285
TipI	Z-Score	0,0477	0,0951	0,0700	0,9286
TipI	Min-Max	0,0479	0,0364	0,0701	0,8713

Tablo 4.45: Olasılıksal YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Nitelik Tipi	Normalizasyon	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
TipII	Min-Max	0,9358	0,0734	0,0550	0,0625
TipII	Min-Max	0,9357	0,0341	0,2844	0,0645
TipII	Min-Max	0,9355	0,0767	0,0523	0,0624
TipII	Min-Max	0,9353	0,0792	0,0502	0,0634
TipII	Min-Max	0,9350	0,0372	0,2380	0,0651
TipII	Min-Max	0,9344	0,0426	0,1984	0,0663
TipII	Min-Max	0,9334	0,0545	0,1319	0,0692
TipI	Min-Max	0,9325	0,0751	0,0598	0,0631
TipI	Min-Max	0,9320	0,0795	0,0564	0,0641
TipI	Min-Max	0,9317	0,0836	0,0531	0,0665

Olasılıksal YSA, en başarılı doğruluk oranı 0,9358 değeri ile TipII nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile vermiştir (Tablo 4.45).

Olasılıksal YSA genel değerlendirilmesi yapıldığında sigma öğrenme parametresinin analizlerin performansı üzerinde çok büyük etkisi olduğu görülmüştür. Her iki normalizasyon yönteminde aynı sigma parametresinin kullanılması ile yapılan analizlerde tam zıt sonuçlar elde edilmiştir. Bu nedenle çalışmada normalizasyon yöntemine göre farklı sigma öğrenme parametreleri kullanmak durumunda kalınmıştır.

4.6. UYARLANABİLİR REZONANS TEORİSİ 2 (ART2) YSA BULGULARI

Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA ailesinden ART2 algoritması analizleri için *RSNNS* isimli R paketi (Bergmeir ve Benítez, 2012) kullanılmıştır.

Ağın eğitimi için *RSNNS* paketindeki *art2* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyona parametre olarak ağın eğitimi için kullanılacak eğitim veri seti, eğitim verisindeki sınıf sayısı, öğrenme ve güncelleme fonksiyon değerleri ve örneğin ağa gösterim sayısı verilmiştir. Çalıştırılan 8 analizde de örnekler ağa sırasıyla 500, 1000, 2000 ve 2500 kere gösterilerek, örnek gösterim sayısına göre algoritmanın performansı ölçülmüştür.

Ağın test veri setindeki örneklerin hangi sınıfta olduğunu tahmin etmesi için *predict* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyona parametre olarak, eğitilmiş *art2* modeli ve test edilecek veri seti verilmiştir. Tahmin işleminin tamamlanmasından sonra ağın test veri setindeki her bir örneğin hangi sınıfta olduğunu tespit eden *encodeClassLabels* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu nedenle bu ART2 algoritması ile yapılan analizlerde eşik değerler kullanılmamıştır. Bunun yerine ağın her bir örnek için tahmin ettiği sınıf

değerleri ile gerçek sınıf değerlerinin kullanıldığı *Hata matrisi* oluşturularak ağın performans ölçütleri hesaplanmıştır.

Tablo 4.46’da Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 analizlerinin FAR, FRR ve EER sonuçları yer almaktadır.

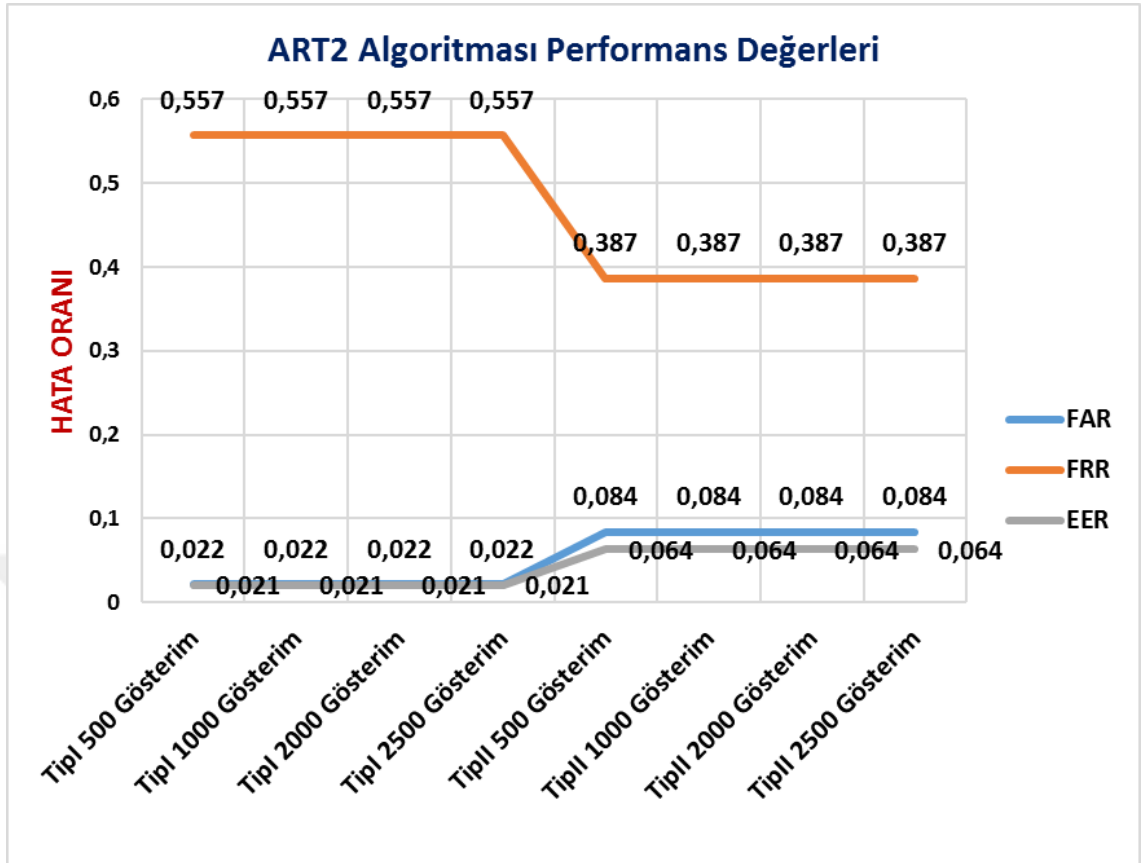
Tablo 4.46: Uyarlanabilir Rezonans Teorisi ART2 Algoritması Performans Değerleri.

Nitelik Türü	Normalizasyon	Gösterim Sayısı	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
TipI	Min-Max	500	0,0216	0,5574	0,0212	0,7105
TipI	Min-Max	1000	0,0216	0,5574	0,0212	0,7105
TipI	Min-Max	2000	0,0216	0,5574	0,0212	0,7105
TipI	Min-Max	2500	0,0216	0,5574	0,0212	0,7105
TipII	Min-Max	500	0,0843	0,3868	0,0638	0,7644
TipII	Min-Max	1000	0,0843	0,3868	0,0638	0,7644
TipII	Min-Max	2000	0,0843	0,3868	0,0638	0,7644
TipII	Min-Max	2500	0,0843	0,3868	0,0638	0,7644

Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 algoritmasında eşik değeri kullanılmadığı için tek bir FAR, FRR ve EER değerleri elde edilmiştir. Bu değerler diğer YSA algoritmalarının analizlerinde olduğu gibi veri setindeki 101 farklı katılımcının ortalaması hesaplanarak elde edilmiştir.

Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 algoritması analizlerinde örneğin ağa gösterilme sayısı arttıkça ağın performans değerlerinde bir değişme olmaması göze çarpmaktadır.

Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 algoritması analizlerinde FAR değerinde TipI nitelikler, FRR değerinde ise TipII nitelikler daha iyi sonuç vermiştir. Bu durum TipII nitelikler arasında kategorik değerlerin olmasına bağlanmıştır. Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 algoritması en iyi EER değerini yine TipI nitelikler ile vermektedir. Şekil 4.29 Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA – ART2 analizlerinin FAR, FRR ve EER değerlerini tek bir grafik üzerinde göstermektedir.



Şekil 4.29: Uyarlanabilir Rezonans Teorisi ART2 Algoritması Performans Grafiği.

4.7. ÖZ-İLiŞKİLİ YSA BULGULARI

Öz-İlişkili YSA analizleri için *AMORE* isimli R paketi kullanılmıştır (Limas ve diğ., 2014). Öz-İlişkili YSA algoritması analizleri için Killourhy (2012)'nin tez çalışmasında kullandığı Öz-İlişkili YSA analiz kodundan faydalanılmıştır ¹. Öz-İlişkili YSA eğitiminde örnekler ağı 500 kere gösterilmiştir.

Öz-İlişkili YSA analizlerinde kullanılan ara katman ve nöron sayıları Tablo 4.47'de verilmiştir. Katman ve nöron sayıları olarak Geri Yayılım algoritmasının Tablo 4.1'de verilen yapı esas alınmıştır. Fakat Öz-İlişkili YSA kendine has yapısı nedeniyle ara katman yapısı bir darboğaza sahip olmayan analizler çalıştırılmamıştır. Bu nedenle Öz-İlişkili YSA algoritması ile 104 analiz gerçekleştirilmiştir.

Öz-İlişkili YSA yapısı gereği ara katmanlardan birinin nöron sayısının girdi vektörlerinin boyutundan daha az olması gerekmektedir. Literatürde bu yapının simetrik oranlarda

¹ <http://www.cs.cmu.edu/~keystroke/ksk-thesis/r/classifier-auto-assoc-nnet.R>

verilmesi daha uygun görülmektedir. Fakat yapılan literatür taramasında bazı çalışmalarda bu simetrik yapının kullanılmadığı fakat ara katmanlardan birinin nöron sayısının girdi vektörünün boyutundan daha az olması kuralına (darboğaz) riayet edildiği görülmüştür. Örneğin Frate ve diğ. (2009) Öz-İlişkili YSA kullandıkları çalışmada katman ve nöron sayılarını simetrik olmayan yapıda 5-25-25-10 ve 75-25-5-25-25-75 olarak vermiştir. Hinton ve Salakhutdinov (2006) çalışmasında 784-1000-500-250-2 ve 2000-500-250-125-2 mimarileri ile simetrik olmayan yapıda Öz-İlişkili YSA analizlerini gerçekleştirmiştir. Bu nedenle bu tez çalışmasında da simetrik yapıya uymayan fakat darboğaz yapıya riayet eden analizlere yer verilmiştir.

Tablo 4.47: Öz-İlişkili YSA Analizleri Ara Katman ve Nöron Sayıları.

Girdi Katmanı	Nöron Sayısı				Çıktı Katmanı
	Katman1	Katman2	Katman3	Katman4	
64	10				64
64	20				64
64	40				64
64	10	10			64
64	20	20			64
64	40	40			64
64	60	60			64
64	10	5			64
64	20	5			64
64	40	5			64
64	80	5			64
64	100	5			64
64	150	5			64
64	200	5			64
64	20	10			64
64	40	10			64
64	80	10			64
64	100	10			64
64	150	10			64
64	200	10			64
64	100	10	5		64
64	150	10	5		64
64	200	10	5		64
64	100	10	5	2	64
64	150	10	5	2	64
64	200	10	5	2	64

Öz-İlişkili YSA analiz sonuçları tek bir tabloya sığmadığından kullanılan nitelik tipi ve normalizasyon türüne göre tablolara ayrılmıştır. Tablo 4.48 ve Tablo 4.56 arası tablolarda Öz-İlişkili YSA analizlerinin FAR, FRR ve EER sonuçları verilmiştir. Tablo 4.48 TipI nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını, Tablo 4.49 TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin

FAR sonuçlarını, Tablo 4.50 TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını, Tablo 4.51 TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FAR sonuçlarını vermektedir.

Tablo 4.52’de TipI nitelikler ile Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları, Tablo 4.53’te TipI nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları, Tablo 4.54’te TipII nitelikler ve Z-Score normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları, Tablo 4.55’te TipII nitelikler ve Min-Max normalizasyon yöntemi ile yapılan analizlerin FRR sonuçları yer almaktadır. Tablo 4.56 Öz-İlişkili YSA analizlerinin EER sonuçlarını içermektedir.



Tablo 4.48: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. Tipli Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,6531	0,5414	0,5078	0,4715	0,4305	0,3853	0,3359	0,2826	0,2264	0,1648	0,0957	0,0397
20				0,7666	0,6960	0,6664	0,6362	0,5960	0,5526	0,5010	0,4373	0,3649	0,2730	0,1748	0,0730
40				0,8359	0,8072	0,7954	0,7828	0,7672	0,7481	0,7239	0,6932	0,6496	0,5762	0,4498	0,2169
10	10			0,6327	0,5205	0,4844	0,4482	0,4075	0,3653	0,3143	0,2649	0,2099	0,1488	0,0891	0,0368
20	20			0,6636	0,5626	0,5267	0,4906	0,4474	0,4002	0,3493	0,2939	0,2380	0,1760	0,1069	0,0417
40	40			0,6738	0,5711	0,5398	0,5015	0,4601	0,4133	0,3644	0,3038	0,2434	0,1793	0,1091	0,0433
60	60			0,6269	0,5211	0,4884	0,4471	0,4039	0,3601	0,3133	0,2617	0,2053	0,1473	0,0883	0,0346
10	5			0,5978	0,4785	0,4427	0,4053	0,3653	0,3237	0,2789	0,2318	0,1816	0,1273	0,0745	0,0314
20	5			0,5945	0,4799	0,4445	0,4072	0,3687	0,3259	0,2814	0,2349	0,1845	0,1305	0,0766	0,0309
40	5			0,5882	0,4684	0,4335	0,3943	0,3565	0,3159	0,2705	0,2238	0,1694	0,1165	0,0672	0,0291
80	5			0,5728	0,4484	0,4168	0,3796	0,3393	0,2979	0,2510	0,2049	0,1539	0,1048	0,0612	0,0274
100	5			0,5749	0,4516	0,4190	0,3812	0,3387	0,2959	0,2525	0,2024	0,1514	0,1025	0,0596	0,0271
150	5			0,5866	0,4653	0,4313	0,3935	0,3504	0,3049	0,2585	0,2094	0,1556	0,1054	0,0632	0,0304
200	5			0,5903	0,4685	0,4353	0,3967	0,3533	0,3073	0,2611	0,2109	0,1570	0,1078	0,0656	0,0318
20	10			0,6301	0,5192	0,4850	0,4465	0,4040	0,3597	0,3135	0,2610	0,2082	0,1507	0,0909	0,0378
40	10			0,6172	0,4999	0,4663	0,4289	0,3900	0,3482	0,2974	0,2494	0,1931	0,1378	0,0794	0,0316
80	10			0,5869	0,4648	0,4266	0,3893	0,3474	0,3068	0,2599	0,2150	0,1634	0,1146	0,0659	0,0285
100	10			0,5748	0,4549	0,4191	0,3833	0,3433	0,2974	0,2507	0,2059	0,1552	0,1073	0,0598	0,0269
150	10			0,5762	0,4538	0,4183	0,3809	0,3385	0,2930	0,2468	0,1984	0,1482	0,1012	0,0598	0,0300
200	10			0,5844	0,4628	0,4271	0,3899	0,3458	0,2998	0,2530	0,2034	0,1506	0,1040	0,0622	0,0321
100	10	5		0,5901	0,4682	0,4352	0,3965	0,3533	0,3070	0,2608	0,2109	0,1571	0,1078	0,0656	0,0318
150	10	5		0,5901	0,4682	0,4352	0,3965	0,3533	0,3071	0,2608	0,2109	0,1571	0,1078	0,0656	0,0318
200	10	5		0,5901	0,4682	0,4352	0,3965	0,3533	0,3071	0,2608	0,2109	0,1571	0,1078	0,0656	0,0318
100	10	5	2	0,5906	0,4718	0,4354	0,3988	0,3544	0,3101	0,2640	0,2152	0,1606	0,1111	0,0653	0,0327
150	10	5	2	0,5906	0,4718	0,4354	0,3988	0,3544	0,3101	0,2640	0,2152	0,1606	0,1111	0,0653	0,0327
200	10	5	2	0,5906	0,4718	0,4354	0,3988	0,3544	0,3101	0,2640	0,2152	0,1606	0,1111	0,0653	0,0327

Tablo 4.49: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipI Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0599	0,0250	0,0181	0,0125	0,0083	0,0059	0,0033	0,0019	0,0005	0,0002	0,0001	0,0000
20				0,0738	0,0292	0,0219	0,0153	0,0115	0,0075	0,0041	0,0021	0,0007	0,0004	0,0001	0,0000
40				0,0867	0,0350	0,0263	0,0175	0,0124	0,0080	0,0045	0,0025	0,0009	0,0004	0,0001	0,0000
10	10			0,0803	0,0302	0,0214	0,0156	0,0116	0,0075	0,0042	0,0026	0,0014	0,0002	0,0001	0,0000
20	20			0,0916	0,0359	0,0255	0,0174	0,0122	0,0077	0,0045	0,0034	0,0014	0,0007	0,0002	0,0001
40	40			0,0936	0,0377	0,0282	0,0187	0,0125	0,0082	0,0051	0,0033	0,0021	0,0008	0,0004	0,0002
60	60			0,0902	0,0375	0,0274	0,0179	0,0130	0,0087	0,0065	0,0042	0,0025	0,0010	0,0007	0,0004
10	5			0,0760	0,0283	0,0196	0,0148	0,0110	0,0068	0,0040	0,0022	0,0012	0,0002	0,0000	0,0000
20	5			0,0839	0,0325	0,0210	0,0157	0,0115	0,0071	0,0037	0,0022	0,0011	0,0003	0,0000	0,0000
40	5			0,0889	0,0343	0,0238	0,0167	0,0120	0,0074	0,0037	0,0023	0,0012	0,0002	0,0000	0,0000
80	5			0,0905	0,0362	0,0250	0,0167	0,0118	0,0068	0,0039	0,0018	0,0010	0,0002	0,0000	0,0000
100	5			0,0903	0,0360	0,0246	0,0166	0,0118	0,0068	0,0038	0,0017	0,0010	0,0003	0,0000	0,0000
150	5			0,0902	0,0361	0,0246	0,0166	0,0117	0,0068	0,0036	0,0017	0,0010	0,0003	0,0000	0,0000
200	5			0,0901	0,0361	0,0246	0,0166	0,0116	0,0068	0,0036	0,0017	0,0010	0,0003	0,0000	0,0000
20	10			0,0868	0,0334	0,0229	0,0159	0,0118	0,0076	0,0041	0,0026	0,0016	0,0002	0,0002	0,0000
40	10			0,0903	0,0352	0,0249	0,0168	0,0121	0,0076	0,0046	0,0026	0,0014	0,0004	0,0002	0,0000
80	10			0,0923	0,0364	0,0256	0,0170	0,0119	0,0068	0,0040	0,0022	0,0012	0,0004	0,0002	0,0000
100	10			0,0922	0,0363	0,0256	0,0168	0,0118	0,0068	0,0040	0,0022	0,0012	0,0004	0,0002	0,0000
150	10			0,0922	0,0365	0,0257	0,0167	0,0119	0,0067	0,0040	0,0023	0,0012	0,0004	0,0002	0,0000
200	10			0,0921	0,0364	0,0257	0,0167	0,0119	0,0067	0,0040	0,0023	0,0012	0,0004	0,0002	0,0000
100	10	5		0,0904	0,0360	0,0247	0,0166	0,0119	0,0067	0,0037	0,0018	0,0010	0,0002	0,0000	0,0000
150	10	5		0,0903	0,0361	0,0247	0,0166	0,0119	0,0068	0,0037	0,0018	0,0010	0,0002	0,0000	0,0000
200	10	5		0,0903	0,0361	0,0246	0,0166	0,0118	0,0068	0,0037	0,0017	0,0010	0,0002	0,0000	0,0000
100	10	5	2	0,0903	0,0361	0,0245	0,0172	0,0119	0,0064	0,0031	0,0016	0,0008	0,0002	0,0000	0,0000
150	10	5	2	0,0903	0,0361	0,0245	0,0172	0,0119	0,0064	0,0031	0,0016	0,0008	0,0002	0,0000	0,0000
200	10	5	2	0,0903	0,0361	0,0245	0,0172	0,0119	0,0064	0,0031	0,0016	0,0008	0,0002	0,0000	0,0000

Tablo 4.50: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,6600	0,5629	0,5338	0,4955	0,4573	0,4111	0,3592	0,3020	0,2409	0,1770	0,1086	0,0403
20				0,7455	0,6762	0,6518	0,6221	0,5877	0,5452	0,4917	0,4307	0,3612	0,2733	0,1689	0,0722
40				0,8010	0,7574	0,7439	0,7310	0,7149	0,6925	0,6631	0,6198	0,5583	0,4697	0,3404	0,1526
10	10			0,6566	0,5560	0,5252	0,4905	0,4512	0,4082	0,3599	0,3060	0,2433	0,1781	0,1090	0,0392
20	20			0,6842	0,5898	0,5601	0,5280	0,4899	0,4442	0,3955	0,3408	0,2772	0,2057	0,1285	0,0487
40	40			0,6942	0,6069	0,5749	0,5421	0,5045	0,4616	0,4139	0,3568	0,2945	0,2218	0,1396	0,0528
60	60			0,6542	0,5568	0,5263	0,4904	0,4504	0,4049	0,3532	0,2984	0,2403	0,1780	0,1036	0,0370
10	5			0,6258	0,5258	0,4941	0,4589	0,4191	0,3740	0,3265	0,2764	0,2193	0,1573	0,0941	0,0333
20	5			0,6251	0,5163	0,4868	0,4530	0,4126	0,3708	0,3225	0,2706	0,2126	0,1517	0,0882	0,0313
40	5			0,6220	0,5088	0,4774	0,4433	0,4043	0,3611	0,3116	0,2600	0,2059	0,1448	0,0839	0,0277
80	5			0,6068	0,5010	0,4652	0,4285	0,3885	0,3422	0,2959	0,2440	0,1911	0,1384	0,0822	0,0295
100	5			0,6124	0,5018	0,4680	0,4317	0,3889	0,3460	0,2978	0,2486	0,1946	0,1378	0,0814	0,0294
150	5			0,6234	0,5136	0,4792	0,4425	0,3996	0,3563	0,3090	0,2541	0,1992	0,1429	0,0827	0,0332
200	5			0,6281	0,5198	0,4856	0,4491	0,4063	0,3618	0,3146	0,2575	0,2040	0,1473	0,0867	0,0365
20	10			0,6509	0,5520	0,5202	0,4840	0,4461	0,4040	0,3548	0,3023	0,2393	0,1753	0,1064	0,0389
40	10			0,6370	0,5290	0,4967	0,4607	0,4247	0,3816	0,3335	0,2791	0,2219	0,1625	0,1007	0,0353
80	10			0,6134	0,5039	0,4681	0,4301	0,3937	0,3476	0,2987	0,2480	0,1927	0,1380	0,0827	0,0283
100	10			0,6036	0,4945	0,4609	0,4244	0,3860	0,3401	0,2932	0,2414	0,1895	0,1366	0,0793	0,0271
150	10			0,6082	0,4959	0,4647	0,4268	0,3864	0,3413	0,2931	0,2420	0,1909	0,1364	0,0800	0,0309
200	10			0,6207	0,5117	0,4795	0,4401	0,4002	0,3554	0,3031	0,2495	0,1941	0,1388	0,0823	0,0340
100	10	5		0,6289	0,5206	0,4861	0,4500	0,4069	0,3623	0,3156	0,2585	0,2041	0,1474	0,0869	0,0368
150	10	5		0,6289	0,5206	0,4861	0,4500	0,4069	0,3623	0,3156	0,2585	0,2041	0,1474	0,0869	0,0368
200	10	5		0,6289	0,5206	0,4861	0,4500	0,4069	0,3623	0,3156	0,2585	0,2041	0,1474	0,0869	0,0368
100	10	5	2	0,6318	0,5220	0,4892	0,4493	0,4087	0,3667	0,3185	0,2605	0,2061	0,1519	0,0878	0,0348
150	10	5	2	0,6318	0,5220	0,4892	0,4493	0,4087	0,3667	0,3185	0,2605	0,2061	0,1519	0,0878	0,0348
200	10	5	2	0,6318	0,5220	0,4892	0,4493	0,4087	0,3667	0,3185	0,2605	0,2061	0,1519	0,0878	0,0348

Tablo 4.51: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipII Nitelikler FAR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FAR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0399	0,0134	0,0097	0,0054	0,0030	0,0012	0,0003	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20				0,0526	0,0196	0,0136	0,0095	0,0059	0,0026	0,0014	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
40				0,0611	0,0218	0,0157	0,0113	0,0064	0,0032	0,0015	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
10	10			0,0482	0,0149	0,0091	0,0052	0,0025	0,0014	0,0009	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20	20			0,0527	0,0154	0,0093	0,0054	0,0031	0,0020	0,0010	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
40	40			0,0554	0,0164	0,0107	0,0059	0,0045	0,0031	0,0023	0,0010	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000
60	60			0,0515	0,0185	0,0133	0,0094	0,0064	0,0050	0,0040	0,0031	0,0021	0,0012	0,0008	0,0002
10	5			0,0436	0,0142	0,0089	0,0052	0,0018	0,0012	0,0007	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20	5			0,0456	0,0139	0,0089	0,0053	0,0024	0,0012	0,0007	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
40	5			0,0481	0,0141	0,0088	0,0059	0,0026	0,0014	0,0006	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
80	5			0,0456	0,0124	0,0079	0,0052	0,0021	0,0010	0,0004	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
100	5			0,0454	0,0125	0,0078	0,0052	0,0021	0,0011	0,0004	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
150	5			0,0458	0,0124	0,0079	0,0052	0,0021	0,0011	0,0004	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
200	5			0,0447	0,0121	0,0083	0,0053	0,0020	0,0008	0,0005	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20	10			0,0492	0,0147	0,0089	0,0052	0,0025	0,0014	0,0009	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
40	10			0,0487	0,0140	0,0083	0,0054	0,0023	0,0016	0,0007	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
80	10			0,0476	0,0130	0,0076	0,0051	0,0022	0,0012	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
100	10			0,0481	0,0129	0,0078	0,0051	0,0022	0,0012	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
150	10			0,0463	0,0127	0,0076	0,0052	0,0022	0,0013	0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
200	10			0,0463	0,0121	0,0078	0,0053	0,0020	0,0010	0,0006	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
100	10	5		0,0448	0,0114	0,0079	0,0052	0,0018	0,0007	0,0003	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
150	10	5		0,0448	0,0115	0,0079	0,0052	0,0018	0,0007	0,0003	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
200	10	5		0,0448	0,0115	0,0079	0,0052	0,0018	0,0007	0,0003	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
100	10	5	2	0,0446	0,0118	0,0083	0,0051	0,0021	0,0006	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
150	10	5	2	0,0446	0,0118	0,0083	0,0051	0,0021	0,0006	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
200	10	5	2	0,0446	0,0118	0,0083	0,0051	0,0021	0,0006	0,0002	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 4.52: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,2481	0,3320	0,3623	0,3965	0,4317	0,4738	0,5248	0,5833	0,6484	0,7207	0,8034	0,8899
20				0,1263	0,1754	0,1936	0,2150	0,2418	0,2772	0,3163	0,3684	0,4265	0,5068	0,6196	0,7717
40				0,0649	0,0834	0,0894	0,0962	0,1058	0,1172	0,1297	0,1480	0,1705	0,2025	0,2568	0,3771
10	10			0,2699	0,3559	0,3841	0,4168	0,4519	0,4919	0,5394	0,5934	0,6574	0,7267	0,8053	0,8926
20	20			0,2225	0,3031	0,3299	0,3595	0,3976	0,4373	0,4833	0,5362	0,6039	0,6762	0,7656	0,8663
40	40			0,2068	0,2813	0,3084	0,3380	0,3716	0,4100	0,4593	0,5124	0,5741	0,6516	0,7384	0,8488
60	60			0,2616	0,3466	0,3749	0,4034	0,4381	0,4785	0,5248	0,5774	0,6405	0,7090	0,7877	0,8759
10	5			0,3114	0,4065	0,4369	0,4684	0,5043	0,5474	0,5912	0,6444	0,7050	0,7685	0,8361	0,9096
20	5			0,3102	0,4063	0,4349	0,4635	0,5012	0,5444	0,5908	0,6406	0,7002	0,7650	0,8356	0,9095
40	5			0,3186	0,4154	0,4446	0,4780	0,5164	0,5580	0,6027	0,6563	0,7158	0,7800	0,8470	0,9167
80	5			0,3490	0,4506	0,4823	0,5149	0,5518	0,5929	0,6410	0,6913	0,7469	0,8056	0,8667	0,9271
100	5			0,3580	0,4615	0,4929	0,5282	0,5644	0,6053	0,6528	0,7019	0,7583	0,8130	0,8742	0,9284
150	5			0,3541	0,4605	0,4939	0,5295	0,5690	0,6151	0,6628	0,7149	0,7718	0,8245	0,8839	0,9355
200	5			0,3554	0,4594	0,4939	0,5295	0,5694	0,6158	0,6646	0,7177	0,7737	0,8257	0,8855	0,9369
20	10			0,2690	0,3542	0,3835	0,4163	0,4559	0,4981	0,5428	0,6009	0,6604	0,7298	0,8093	0,8918
40	10			0,2858	0,3721	0,4015	0,4333	0,4705	0,5149	0,5658	0,6186	0,6801	0,7445	0,8219	0,9035
80	10			0,3308	0,4264	0,4561	0,4903	0,5280	0,5705	0,6195	0,6688	0,7256	0,7870	0,8524	0,9175
100	10			0,3496	0,4480	0,4784	0,5120	0,5495	0,5906	0,6406	0,6918	0,7474	0,8057	0,8661	0,9248
150	10			0,3639	0,4696	0,4993	0,5351	0,5757	0,6196	0,6639	0,7136	0,7691	0,8238	0,8821	0,9333
200	10			0,3606	0,4698	0,5031	0,5380	0,5784	0,6257	0,6727	0,7248	0,7801	0,8309	0,8884	0,9392
100	10	5		0,3554	0,4598	0,4944	0,5300	0,5696	0,6161	0,6652	0,7185	0,7743	0,8264	0,8861	0,9370
150	10	5		0,3554	0,4598	0,4944	0,5300	0,5696	0,6161	0,6652	0,7185	0,7743	0,8264	0,8861	0,9370
200	10	5		0,3554	0,4598	0,4944	0,5300	0,5696	0,6161	0,6652	0,7185	0,7743	0,8264	0,8861	0,9370
100	10	5	2	0,3528	0,4559	0,4888	0,5239	0,5644	0,6094	0,6605	0,7132	0,7673	0,8229	0,8825	0,9352
150	10	5	2	0,3528	0,4559	0,4888	0,5239	0,5644	0,6094	0,6605	0,7132	0,7673	0,8229	0,8825	0,9352
200	10	5	2	0,3528	0,4559	0,4888	0,5239	0,5644	0,6094	0,6605	0,7132	0,7673	0,8229	0,8825	0,9352

Tablo 4.53: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipI Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,1246	0,1875	0,2097	0,2366	0,2708	0,3117	0,3620	0,4239	0,5040	0,6059	0,7277	0,8578
20				0,1059	0,1578	0,1777	0,1991	0,2304	0,2677	0,3143	0,3729	0,4522	0,5604	0,6913	0,8394
40				0,1017	0,1522	0,1722	0,1948	0,2261	0,2612	0,3083	0,3709	0,4485	0,5529	0,6897	0,8397
10	10			0,1872	0,2842	0,3151	0,3507	0,3893	0,4379	0,4929	0,5569	0,6292	0,7120	0,7961	0,8889
20	20			0,1950	0,2907	0,3219	0,3555	0,3974	0,4428	0,5026	0,5687	0,6431	0,7210	0,8097	0,8940
40	40			0,2204	0,3270	0,3616	0,3982	0,4452	0,4957	0,5489	0,6141	0,6826	0,7596	0,8364	0,9051
60	60			0,2540	0,3751	0,4126	0,4537	0,4989	0,5501	0,6027	0,6634	0,7262	0,7909	0,8567	0,9151
10	5			0,1868	0,2812	0,3116	0,3494	0,3858	0,4371	0,4887	0,5544	0,6277	0,7078	0,7941	0,8861
20	5			0,1843	0,2786	0,3093	0,3452	0,3820	0,4300	0,4847	0,5488	0,6233	0,7059	0,7919	0,8861
40	5			0,1844	0,2771	0,3078	0,3413	0,3778	0,4238	0,4819	0,5465	0,6206	0,7060	0,7949	0,8899
80	5			0,1846	0,2777	0,3057	0,3389	0,3766	0,4238	0,4808	0,5463	0,6200	0,7058	0,7960	0,8918
100	5			0,1847	0,2780	0,3062	0,3394	0,3771	0,4243	0,4818	0,5465	0,6200	0,7064	0,7971	0,8916
150	5			0,1848	0,2783	0,3064	0,3395	0,3775	0,4243	0,4818	0,5468	0,6204	0,7064	0,7973	0,8915
200	5			0,1849	0,2785	0,3064	0,3396	0,3775	0,4243	0,4818	0,5466	0,6202	0,7067	0,7973	0,8915
20	10			0,1866	0,2821	0,3137	0,3477	0,3847	0,4326	0,4897	0,5530	0,6272	0,7111	0,7974	0,8887
40	10			0,1885	0,2802	0,3111	0,3436	0,3805	0,4290	0,4880	0,5521	0,6262	0,7120	0,8031	0,8918
80	10			0,1885	0,2816	0,3120	0,3441	0,3836	0,4321	0,4903	0,5550	0,6281	0,7149	0,8051	0,8939
100	10			0,1885	0,2818	0,3123	0,3446	0,3843	0,4328	0,4913	0,5545	0,6277	0,7149	0,8048	0,8936
150	10			0,1889	0,2818	0,3128	0,3446	0,3846	0,4330	0,4913	0,5547	0,6281	0,7152	0,8050	0,8934
200	10			0,1889	0,2819	0,3131	0,3448	0,3846	0,4332	0,4913	0,5550	0,6285	0,7151	0,8051	0,8935
100	10	5		0,1848	0,2775	0,3059	0,3401	0,3768	0,4234	0,4806	0,5461	0,6200	0,7058	0,7964	0,8910
150	10	5		0,1848	0,2773	0,3063	0,3402	0,3767	0,4239	0,4806	0,5459	0,6198	0,7063	0,7964	0,8907
200	10	5		0,1849	0,2772	0,3061	0,3399	0,3766	0,4238	0,4807	0,5461	0,6197	0,7064	0,7964	0,8906
100	10	5	2	0,1832	0,2745	0,3043	0,3367	0,3742	0,4182	0,4742	0,5432	0,6164	0,7028	0,7924	0,8894
150	10	5	2	0,1832	0,2746	0,3044	0,3366	0,3742	0,4182	0,4743	0,5431	0,6164	0,7028	0,7923	0,8893
200	10	5	2	0,1832	0,2745	0,3044	0,3366	0,3742	0,4182	0,4743	0,5432	0,6164	0,7028	0,7924	0,8893

Tablo 4.54: Öz-İlişkili YSA Z-Score Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,1876	0,2554	0,2797	0,3069	0,3392	0,3761	0,4227	0,4785	0,5428	0,6234	0,7177	0,8413
20				0,1019	0,1426	0,1557	0,1725	0,1897	0,2153	0,2458	0,2890	0,3454	0,4199	0,5296	0,6941
40				0,0573	0,0741	0,0788	0,0856	0,0933	0,1033	0,1173	0,1321	0,1548	0,1848	0,2410	0,3522
10	10			0,1917	0,2607	0,2824	0,3087	0,3389	0,3759	0,4222	0,4717	0,5344	0,6149	0,7126	0,8318
20	20			0,1588	0,2150	0,2344	0,2568	0,2882	0,3200	0,3613	0,4116	0,4742	0,5525	0,6528	0,7897
40	40			0,1446	0,2002	0,2191	0,2404	0,2686	0,2974	0,3356	0,3854	0,4435	0,5164	0,6182	0,7576
60	60			0,1814	0,2477	0,2705	0,2979	0,3278	0,3639	0,4038	0,4504	0,5117	0,5849	0,6811	0,8064
10	5			0,2317	0,3067	0,3310	0,3572	0,3903	0,4309	0,4756	0,5290	0,5878	0,6637	0,7553	0,8594
20	5			0,2328	0,3085	0,3329	0,3634	0,3990	0,4367	0,4826	0,5364	0,5941	0,6661	0,7598	0,8639
40	5			0,2422	0,3208	0,3457	0,3750	0,4096	0,4500	0,4930	0,5491	0,6095	0,6839	0,7725	0,8710
80	5			0,2679	0,3502	0,3781	0,4096	0,4466	0,4870	0,5330	0,5867	0,6470	0,7155	0,7989	0,8882
100	5			0,2784	0,3657	0,3951	0,4262	0,4602	0,5003	0,5457	0,5981	0,6602	0,7284	0,8066	0,8935
150	5			0,2918	0,3776	0,4104	0,4432	0,4779	0,5210	0,5689	0,6224	0,6830	0,7507	0,8252	0,9077
200	5			0,2898	0,3779	0,4121	0,4433	0,4786	0,5244	0,5736	0,6291	0,6899	0,7608	0,8323	0,9087
20	10			0,1948	0,2686	0,2920	0,3192	0,3521	0,3888	0,4323	0,4861	0,5506	0,6270	0,7235	0,8364
40	10			0,2110	0,2825	0,3070	0,3351	0,3691	0,4091	0,4550	0,5101	0,5737	0,6474	0,7389	0,8469
80	10			0,2474	0,3275	0,3554	0,3856	0,4215	0,4636	0,5094	0,5602	0,6197	0,6885	0,7785	0,8736
100	10			0,2646	0,3492	0,3752	0,4075	0,4429	0,4833	0,5257	0,5752	0,6414	0,7099	0,7915	0,8810
150	10			0,2897	0,3790	0,4065	0,4413	0,4755	0,5163	0,5624	0,6125	0,6758	0,7436	0,8204	0,9003
200	10			0,2936	0,3861	0,4153	0,4480	0,4850	0,5295	0,5782	0,6337	0,6947	0,7611	0,8342	0,9116
100	10	5		0,2899	0,3783	0,4128	0,4439	0,4796	0,5255	0,5744	0,6302	0,6910	0,7620	0,8333	0,9100
150	10	5		0,2899	0,3783	0,4128	0,4439	0,4796	0,5255	0,5744	0,6302	0,6910	0,7620	0,8333	0,9100
200	10	5		0,2899	0,3783	0,4128	0,4439	0,4796	0,5255	0,5744	0,6302	0,6910	0,7620	0,8333	0,9100
100	10	5	2	0,2898	0,3770	0,4062	0,4396	0,4783	0,5215	0,5701	0,6233	0,6856	0,7563	0,8296	0,9083
150	10	5	2	0,2898	0,3770	0,4062	0,4396	0,4783	0,5215	0,5701	0,6233	0,6856	0,7563	0,8296	0,9083
200	10	5	2	0,2898	0,3770	0,4062	0,4396	0,4783	0,5215	0,5701	0,6233	0,6856	0,7563	0,8296	0,9083

Tablo 4.55: Öz-İlişkili YSA Min-Max Norm. TipII Nitelikler FRR Değerleri.

Katman ve Nöron Sayısı				Eşik Değere Göre FRR Değerleri (%)											
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	$\tau = 0.85$	$\tau = 0.89$	$\tau = 0.90$	$\tau = 0.91$	$\tau = 0.92$	$\tau = 0.93$	$\tau = 0.94$	$\tau = 0.95$	$\tau = 0.96$	$\tau = 0.97$	$\tau = 0.98$	$\tau = 0.99$
10				0,0684	0,1115	0,1290	0,1477	0,1681	0,1967	0,2309	0,2793	0,3461	0,4423	0,5899	0,7823
20				0,0549	0,0868	0,1002	0,1162	0,1329	0,1545	0,1831	0,2240	0,2825	0,3705	0,5140	0,7358
40				0,0529	0,0845	0,0960	0,1085	0,1276	0,1475	0,1767	0,2172	0,2768	0,3633	0,5066	0,7358
10	10			0,1229	0,1980	0,2221	0,2509	0,2837	0,3241	0,3719	0,4370	0,5137	0,6124	0,7287	0,8567
20	20			0,1353	0,2145	0,2422	0,2713	0,3031	0,3441	0,3965	0,4606	0,5374	0,6393	0,7507	0,8676
40	40			0,1580	0,2502	0,2767	0,3102	0,3512	0,3967	0,4513	0,5163	0,5908	0,6846	0,7833	0,8853
60	60			0,1908	0,2979	0,3312	0,3680	0,4104	0,4558	0,5109	0,5757	0,6465	0,7255	0,8117	0,8983
10	5			0,1200	0,1930	0,2186	0,2458	0,2810	0,3191	0,3687	0,4324	0,5075	0,6051	0,7216	0,8538
20	5			0,1227	0,1953	0,2224	0,2500	0,2842	0,3230	0,3724	0,4349	0,5097	0,6075	0,7248	0,8562
40	5			0,1271	0,2031	0,2289	0,2573	0,2919	0,3304	0,3781	0,4386	0,5159	0,6163	0,7312	0,8589
80	5			0,1340	0,2110	0,2366	0,2649	0,2978	0,3375	0,3829	0,4444	0,5191	0,6182	0,7315	0,8601
100	5			0,1355	0,2125	0,2387	0,2671	0,3008	0,3399	0,3853	0,4462	0,5208	0,6189	0,7317	0,8597
150	5			0,1385	0,2156	0,2419	0,2701	0,3035	0,3436	0,3880	0,4487	0,5221	0,6200	0,7326	0,8605
200	5			0,1406	0,2188	0,2455	0,2738	0,3076	0,3469	0,3912	0,4515	0,5242	0,6218	0,7336	0,8609
20	10			0,1256	0,2002	0,2260	0,2554	0,2873	0,3294	0,3776	0,4426	0,5191	0,6164	0,7330	0,8591
40	10			0,1311	0,2078	0,2350	0,2639	0,2948	0,3342	0,3832	0,4473	0,5254	0,6233	0,7398	0,8621
80	10			0,1379	0,2172	0,2428	0,2703	0,3023	0,3432	0,3914	0,4532	0,5305	0,6269	0,7417	0,8636
100	10			0,1394	0,2197	0,2458	0,2733	0,3054	0,3448	0,3924	0,4545	0,5315	0,6270	0,7423	0,8641
150	10			0,1430	0,2230	0,2495	0,2776	0,3096	0,3495	0,3963	0,4573	0,5337	0,6283	0,7434	0,8646
200	10			0,1439	0,2247	0,2517	0,2797	0,3118	0,3510	0,3977	0,4590	0,5352	0,6295	0,7438	0,8651
100	10	5		0,1408	0,2183	0,2449	0,2730	0,3070	0,3463	0,3902	0,4498	0,5234	0,6206	0,7325	0,8601
150	10	5		0,1408	0,2186	0,2450	0,2729	0,3070	0,3467	0,3902	0,4498	0,5234	0,6207	0,7327	0,8602
200	10	5		0,1408	0,2186	0,2451	0,2730	0,3071	0,3469	0,3901	0,4499	0,5236	0,6209	0,7327	0,8605
100	10	5	2	0,1390	0,2142	0,2407	0,2709	0,3036	0,3437	0,3879	0,4466	0,5183	0,6154	0,7304	0,8579
150	10	5	2	0,1390	0,2142	0,2408	0,2709	0,3036	0,3437	0,3878	0,4465	0,5182	0,6154	0,7303	0,8579
200	10	5	2	0,1390	0,2142	0,2406	0,2709	0,3036	0,3437	0,3878	0,4466	0,5182	0,6154	0,7303	0,8580

Tablo 4.56: Öz-İlişkili YSA ile Yapılan Analizlerin EER Değerleri (%).

Katman ve Nöron Sayısı				TipI Nitelik		TipII Nitelik	
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4	Z-Score	Min-Max	Z-Score	Min-Max
10				0,4227	0,0799	0,3789	0,0361
20				0,3844	0,0750	0,3238	0,0323
40				0,3125	0,0771	0,2390	0,0320
10	10			0,4207	0,1219	0,3781	0,0658
20	20			0,4098	0,1304	0,3586	0,0738
40	40			0,3965	0,1432	0,3475	0,0828
60	60			0,4148	0,1526	0,3630	0,0932
10	5			0,4348	0,1186	0,3978	0,0628
20	5			0,4345	0,1229	0,3965	0,0651
40	5			0,4356	0,1262	0,3978	0,0708
80	5			0,4495	0,1281	0,4116	0,0729
100	5			0,4542	0,1281	0,4221	0,0730
150	5			0,4573	0,1281	0,4371	0,0742
200	5			0,4581	0,1281	0,4394	0,0749
20	10			0,4202	0,1249	0,3805	0,0679
40	10			0,4246	0,1284	0,3834	0,0724
80	10			0,4403	0,1295	0,3993	0,0735
100	10			0,4489	0,1295	0,4093	0,0740
150	10			0,4564	0,1295	0,4286	0,0742
200	10			0,4586	0,1295	0,4384	0,0741
100	10	5		0,4579	0,1276	0,4403	0,0743
150	10	5		0,4579	0,1276	0,4403	0,0743
200	10	5		0,4579	0,1276	0,4403	0,0743
100	10	5	2	0,4567	0,1275	0,4394	0,0748
150	10	5	2	0,4567	0,1275	0,4394	0,0748
200	10	5	2	0,4567	0,1275	0,4394	0,0748

Tablo 4.57: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 FAR Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Nitelik Tipi	Norm.	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4						
40				TipII	Min-Max	0	0,1846	0,1281	0,8625
20				TipII	Min-Max	0	0,1848	0,1281	0,8625
10				TipII	Min-Max	0	0,1406	0,0749	0,9073
40				TipI	Min-Max	0	0,1394	0,0740	0,9063
20				TipII	Min-Max	0	0,1246	0,0799	0,9078
10	5			TipII	Min-Max	0	0,1271	0,0708	0,9124
20	5			TipII	Min-Max	0	0,1408	0,0743	0,9072
10	10			TipII	Min-Max	0	0,1889	0,1295	0,8595
10				TipI	Min-Max	0	0,1885	0,1295	0,8597
20	10			TipII	Min-Max	0	0,1229	0,0658	0,9145

Öz-İlişkili YSA ile yapılan birçok analiz FAR değeri olarak 0 vermiştir (Tablo 4.51 ve Tablo 4.57). Diğer algoritmalarla göre bu ölçütte en iyi sonuçlar bu YSA algoritması ile elde edilmiştir. Ayrıca Öz-İlişkili YSA ara katman sayısında çok az nöron olduğunda dâhi ağ saldırgan girişimleri çok başarılı bir şekilde tanımakta ve sınıflandırmaktadır.

Tablo 4.58: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 FRR Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Nitelik Türü	Norm.	FRR (%)	FAR (%)	EER (%)	Doğruluk (%)
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4						
40				TipII	Min-Max	0,0529	0,0611	0,0320	0,9430
20				TipII	Min-Max	0,0549	0,0526	0,0323	0,9463
40				TipII	Z-Score	0,0573	0,8010	0,2390	0,5708
40				TipI	Z-Score	0,0649	0,8359	0,3125	0,5496
10				TipII	Min-Max	0,0684	0,0399	0,0361	0,9458
40				TipI	Min-Max	0,1017	0,0867	0,0771	0,9058
20				TipII	Z-Score	0,1019	0,7455	0,3238	0,5763
20				TipI	Min-Max	0,1059	0,0738	0,0750	0,9102
10	5			TipII	Min-Max	0,1200	0,0436	0,0628	0,9182
20	5			TipII	Min-Max	0,1227	0,0456	0,0651	0,9158

Öz-İlişkili YSA FRR ölçütünde ise 0,0529 değerini vermiştir (Tablo 4.55 ve Tablo 4.58).

Öz-İlişkili YSA analizlerinin en iyi EER değeri ise 0,0320 olarak bulunmuştur (Tablo 4.56). Öz-İlişkili YSA en iyi doğruluk %0,9469 oranı ile tek katmanlı ve 40 nöronlu analiz vermiştir (Tablo 4.59).

Tablo 4.59: Öz-İlişkili YSA Analizleri En İyi 10 Doğruluk Değeri.

Katman ve Nöron Sayısı				Nitelik Türü	Norm.	Doğruluk (%)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
Ara Katman1	Ara Katman2	Ara Katman3	Ara Katman4						
40				TipII	Min-Max	0,9469	0,0611	0,0529	0,0320
20				TipII	Min-Max	0,9468	0,0526	0,0549	0,0323
10				TipII	Min-Max	0,9458	0,0399	0,0684	0,0361
10	5			TipII	Min-Max	0,9182	0,0436	0,1200	0,0628
20	5			TipII	Min-Max	0,9158	0,0456	0,1227	0,0651
10	10			TipII	Min-Max	0,9145	0,0482	0,1229	0,0658
20	10			TipII	Min-Max	0,9126	0,0492	0,1256	0,0679
40	5			TipII	Min-Max	0,9124	0,0481	0,1271	0,0708
20				TipI	Min-Max	0,9102	0,0738	0,1059	0,0750
80	5			TipII	Min-Max	0,9102	0,0456	0,1340	0,0729

Öz-İlişkili YSA analizlerinde TipII niteliklerin TipI niteliklere göre daha başarılı olduğu ve Min-Max normalizasyon yöntemi sonuçlarının Z-Score normalizasyon yöntemine göre bariz bir şekilde başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Ağın ara katmanında bulunan nöron sayısının girdi vektöründeki nitelik sayısı ile aynı veya yakın olduğu analizlerin, ağdaki nöron sayısının girdi vektöründeki nitelik sayısının çok altında veya çok üzerinde olduğu analizlere göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

4.8. GENEL PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Tez kapsamında çalıştırılan YSA algoritmaları en iyi FAR, FRR ve EER performans ölçütleri ve Doğruluk oranları Tablo 4.60’da verilmiştir.

Tablo 4.60: YSA Algoritmalarının En iyi Performans Değerleri.

YSA Algoritması	EER (%)	FAR (%)	FRR (%)	Doğruluk (%)
Backpropagation	0,0516	0,0064	0,0620	0,9440
RBF	0,0281	0,0043	0,0938	0,9101
LVQ1	0,1357	0,0146	0,2073	0,7378
LVQ2	0,1700	0,0179	0,2403	0,7270
LVQ3	0,1587	0,0146	0,2172	0,7250
OLVQ1	0,1677	0,0054	0,2695	0,7068
SOM	0,0847	0,0541	0,1508	0,8847
BDK	0,0828	0,0746	0,0867	0,9125
XYF	0,0866	0,0897	0,0699	0,9163
PNN	0,0603	0,0081	0,0394	0,9358
ART2	0,0212	0,0216	0,3868	0,7644
Öz-İlişkili YSA	0,0320	0,0000	0,0473	0,9469

Tablo 4.60 incelendiğinde en iyi FAR değerinde Öz-İlişkili YSA %0 ile çok başarılı sonuç üretmiştir. FRR metriğinde ise en iyi algoritma %3,94 değeri ile Olasılıksal YSA algoritması olmuştur. Çalışmada en başarılı doğruluk değerini %94,69 ile yine Öz-İlişkili YSA vermiştir. EER karşılaştırma metriğine göre ise en başarılı algoritma %2,12 değeri ile ART2 algoritması olmuştur.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Sanayi devrimiyle birlikte toprağa dayalı üretim yerini güç ve emek yoğun üretime bırakmıştır. 21. yüzyıl ise bilginin tüm üretim araçlarından daha değerli olduğu bir dönemdir. Bilgiyi üreten ve kullanan ülkeler rekabette avantaj elde etmektedir. Dünya Ekonomik Forumu (World Economic Forum - WEF) tarafından ülkelerin küresel rekabete ne kadar hazır olduklarına ilişkin yayımlanan “2014-2015 Dünya Rekabetçilik Endeksi”nin ilk 20 sırasında yer alan en rekabetçi ülkelerin ihracat kalemleri arasında yüksek teknoloji esaslı ve yüksek katma değerli ürünler en yüksek payı taşımaktadır (Saran, 2015). Ülkelerin gelişmişlik seviyeleri, bilgi üretme ve dolayısıyla Bilgi ve İletişim Teknolojilerini (BİT) kullanma kapasitesiyle değerlendirilmekte, ülkelerin gelişmişlik endeksleri arasında BİT kullanım durumları da yer almaktadır. Örneğin ülkeleri BİT erişim, kullanım ve yeteneklerine göre değerlendiren ve Birleşmiş Milletler tarafından yayımlanan BİT Gelişmişlik Endeksi (Information and Communications Technology Development Index) bunlardan biridir (TÜİK, 2015). Bilginin bu denli önemli olduğu çağımızda bilginin ve bilginin üretildiği, yayıldığı, depolandığı ve işlendiği bilişim sistemlerinin güvenliği de en az bilginin üretilmesi kadar önemli hale gelmiştir.

Bilişim sistemlerinin güvenliği ise bilgisayar sistemlerine erişim ve kimlik doğrulaması ile başlamaktadır. Günümüzde en çok kullanılan kimlik doğrulama yöntemi kullanıcı adı-parolalı kimlik doğrulamadır. Maliyetinin çok düşük olması, en bilindik ve yaygın kimlik doğrulama yöntemi olması gibi gerekçelerle tercih edilen bu yöntemin çeşitli zayıf yönleri de bulunmaktadır. Şifrenin çalınması, unutulması, ortak şifre kullanımı gibi çeşitli sebepler bu yöntemin güvenliğini düşürmektedir. Parolalı kimlik doğrulamanın güvenliğinin artırılması amacıyla çeşitli çalışmalar yapılmaktadır. Şifrenin zorluk derecesinin artırılması ve sık sık değiştirilmesi parola güvenliğini artırmada başvurulan yöntemlerden biridir. Biyometrik karakteristiklerden yararlanmak da parolalı kimlik doğrulama yönteminin güvenliğini artırmak için başvurulan yöntemlerden biridir.

Parmak izi tarayıcı, retina tarayıcı veya avuç içi taraması gibi fiziksel biyometrik kimlik doğrulama sistemleri yüksek doğruluk oranları ile çalışmaktadır. Öte yandan bu sistemlerin kullanımı maliyetlidir. Ayrıca bu kimlik doğrulama sistemlerinin işleyebilmesi için ek donanımlara ve elektronik araçlara ihtiyaç duyulmaktadır. Öte yandan toplumda bu sistemlerin kullanımına yönelik çekince ve önyargılar bulunmaktadır. Parmak izi gibi değişmez nitelikte biyometrik karakteristiklerin depolandığı veri tabanlarının yanlış kişiler tarafından ele geçirilme riski bulunmaktadır. Ayrıca herhangi bir obje üzerindeki parmak izinin özel mürekkeple yüksek çözünürlüklü fotoğraflanması ve bu görüntünün çıktısıyla başkasına ait parmak izi kullanılabilir. Bu ve benzeri sebepler güvenlik araştırmacılarını fiziksel biyometrik kimlik doğrulama sistemlerine alternatif olarak davranışsal biyometrik karakteristiklerin kimlik doğrulama amacıyla kullanımına yöneltmektedir.

Tıpkı el yazısı ve ıslak imza gibi kişileri ayırt edici vasa sahip olduğu düşünülen ve klavyede yazma ritmi ve alışkanlıklara dayalı olarak kimlik doğrulaması yapan tuş vuruş dinamikleri alanında yapılan çalışmalar son yıllarda giderek artmaktadır.

Bu çalışma kapsamında tuş vuruş dinamikleri tabanlı kimlik doğrulama yöntemi ile yapay sinir ağıları kullanılarak parolalı kimlik doğrulamada güvenliğin artırılması ve çalışma kapsamında kullanılan 7 farklı YSA ailesinden 12 farklı YSA algoritmalarından hangilerinin bu konuda daha performanslı sonuçlar verdiğini ve hangi YSA algoritmalarının bu konu için elverişsiz olduğunun ortaya konması amaçlanmıştır.

Çalışma kapsamında 101 kişinin tuş vuruş verisi toplanarak özgün bir tuş vuruş veri seti oluşturulmuştur. Veri seti profili toplumun genelini yansıtacak şekilde her kesimden katılımcı içermektedir. Tuş vuruş veri seti, meslek dağılımı olarak bakıldığında akademisyen, memur, öğrenci, emekli, işsiz; bilgisayar kullanma becerisi olarak çok iyi, iyi ve ortalamanın altında olan katılımcıların tuş vuruş verisini barındırmaktadır.

Çalışmanın sınırlılıkları arasında tuş sürelerinin 1 ms hassasiyet ile kaydedilmesi bulunmaktadır. Çalışma kapsamında katılımcılar şifreleri kontrolsüz ortamda girmişlerdir. Katılımcıların başında beklenmemiş, bir müdahale veya yönlendirme yapılmamıştır. Bu durum da çalışmanın sınırlılıkları arasındadır. Katılımcı gün içerisinde istediği zaman şifresini ofisten veya evden girmiştir. Bu sebeple katılımcıların şifre

girerken kullandıkları klavyelerin model, marka, tuş sayısı, klavye tipi gibi donanım bilgisi kaydedilmemiştir. Her katılımcı her oturumda aynı bilgisayardan şifre girişini yapmamış, katılımcı başına ortalama 1,2 farklı klavye ile şifre girişleri yapılmıştır. Katılımcıların farklı klavyelerde yazmış olması nedeniyle meydana gelen tuş zamanı gecikmeleri bu çalışmanın sınırlılıkları arasında yer almaktadır. Çalışmanın bir diğer sınırlılığı katılımcıların yorgunluk, stres, hastalık gibi durumlarının ölçülmemiş olmasıdır. Buna bağlı olarak katılımcıların gün içerisindeki ruh haline göre yazma hızlarında oluşabilecek zaman farkları da dikkate alınmamıştır.

Literatürde bu alanda yapılmış çalışmalardan farklı olarak iki farklı nitelik kümesi ile analizler geliştirilmiştir. Sadece tuş vuruş zamanlarını dikkate alan nitelik seçim yöntemi TipI olarak isimlendirilmiş, tez kapsamında geliştirilen nitelik seçim yöntemine ise TipII nitelikler denmiştir. Geliştirilen TipII nitelik belirleme yöntemi ile büyük-küçük harf yazma alışkanlığı, fonksiyon tuşlarına basma durumu ve rakam kullanma alışkanlıklarını gösteren nitelik alanlarına tuş vuruş veri setinde yer verilmiştir. Bu nitelik seçme yönteminde arka arkaya basılan SHIFT ve CAPS LOCK tuşları tekrar basılma sayılarına göre işlenerek tek bir tuşa basılmış gibi değerlendirilmiştir. Ayrıca katılımcının SHIFT ve CAPS LOCK tuşlarına kaç kere bastığı bilgisi de TipII nitelik kümesi içerisinde yer almıştır. Böylelikle, tuş vuruş veri setinin sadece yazma ritmini değil aynı zamanda yazma alışkanlıklarını da içermesi sağlanmıştır.

Çalışmada 7 farklı YSA ailesinden 12 YSA algoritması ile analizler yapılmıştır. Veri seti üzerinde Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA Geri Yayılım algoritması, Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA, Öğrenmeli Vektör Nicemleme YSA (LVQ1, LVQ2, LVQ3 ve Optimize LVQ1 algoritmaları), Kendini Örgütleyen Haritalar YSA (SOM, BDK ve XYF algoritmaları), Olasılıksal YSA, Uyarlanabilir Rezonans Teorisi YSA ailesinden ART2 algoritması ve Öz-İlişkili YSA algoritmaları kullanılmıştır.

Çalışma kapsamında kullanılan YSA modelleri ve algoritmaları gerek mimarisi, gerek öğrenme yöntemi ve gerekse verdiği çıktı yapısına göre farklılık göstermektedir. Çalışmada mümkün olduğunca fazla sayıda YSA algoritmalarına yer verilmeye çalışılmıştır. Böylece FAR, FRR ve EER performans değerlendirme ölçütlerinde en iyi çıktıyı verecek YSA modeli belirlenmeye çalışılmıştır. Çalışmada her bir YSA algoritmasının aldığı parametrelere farklı değerler verilerek analizler yapılmış, böylece

aynı algoritmanın farklı parametre değerlerinde en iyi sonucu verecek modeli belirlenmeye çalışılmıştır. Özellikle çok katmanlı YSA modelleri farklı ara katman sayısı ve çeşitli nöron sayıları ile çalıştırılarak en iyi performansın hangi katman ve nöron sayısında olduğu araştırılmıştır.

Çalışma kapsamında hem çoklu-sınıf sınıflandırıcı ve hem de tek-sınıf sınıflandırıcı modeli ile sınıflandırma yapan algoritmalar kullanılmıştır. Tek-sınıf sınıflandırıcı modelindeki Öz-İlişkili YSA analizleri çalışmada kullanılan diğer YSA algoritmalarına göre daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Tablo 4.60 incelendiğinde çalışmada kullanılan Öz-İlişkili YSA %100 doğrulukla saldırgan kişileri ve Olasılıksal YSA %96,06 doğrulukla güvenilir kullanıcıları sınıflandırabilmektedir. Bu yönüyle çalışmada Avrupa Standartlar Kurumunun ticarî kimlik doğrulama sistemlerinde olması gereken maksimum FAR oranı olan %0,001'in altına düşülmüştür. Öte yandan yine aynı kurumun belirlemiş olduğu maksimum %1 FRR oranına erişilememiştir. Çalışmanın devamında yapılacak iyileştirmeler ile bu başarı oranının yakalanması hedeflenmektedir. Çalışmanın en başarılı doğruluk oranını %94,69 ile Öz-İlişkili YSA vermiştir.

Algoritmaların genel değerlendirilmesi yapıldığında saldırgan erişimleri %0 FAR oranı ile en iyi Öz-İlişkili YSA algoritmasının tespit ettiği ve sınıflandırdığı görülmüştür (Tablo 4.60). Öz-İlişkili YSA yapısı gereği sadece pozitif sınıf (güvenilir kullanıcıların) örnekleri ile eğitildiğinden test aşamasında eğitim verisi örneklerine benzemeyen örnekleri (saldırgan erişim denemelerini) çok başarılı bir şekilde tanımaktadır. Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde TipI hatası olarak geçen FAR hata metriğinde en başarılı sonuçlar bu algoritma ile elde edilmiştir.

Güvenilir kullanıcıları tanımada en başarılı algoritma ise %96,06 gibi büyük bir oranla Olasılıksal YSA algoritması olmuştur. (Tablo 4.60). FRR ölçütünde %10 ve altı hata ile güvenilir kullanıcıları en başarılı tanıyan diğer YSA modelleri ise Öz-İlişkili YSA, Geri Yayılım algoritması ve XYF algoritması olarak tespit edilmiştir.

Biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinin performansını birbirleriyle kıyaslamada kullanılan EER ölçütüne göre ise en başarılı sonuçları Öz-İlişkili YSA, Geri Yayılım algoritması ve Olasılıksal YSA vermektedir.

Çalışmada geliştirilen TipII nitelik seçme yöntemi, neredeyse her YSA algoritmasında bu alanda yapılan diğer çalışmalarda kullanılan klasik nitelik seçme yöntemlerine göre daha başarılıdır.

Bu alanda yapılacak çalışmalarda kullanıcının sadece yazma ritminin değil büyük küçük harf yazma alışkanlığı, rakam tuşlarını kullanma alışkanlığı, arka arkaya SHIFT ve CAPS LOCK kullanımı ve fonksiyon tuşlarına basma alışkanlıklarının da veri seti nitelikleri arasında yer alması gerektiği sonucuna varılmıştır. Araujo ve diğ. (2005) de çalışmasında SHIFT ve CAPS LOCK kullanımını dikkate almıştır. Yazarlar bu iki tuşun kaydedilmesinin çok önemli olduğunu hatta çalışmalarındaki saldırgan girişimlerin %70'inin bu iki tuşun kullanım alışkanlığına bakarak tespit edildiğini söylemişlerdir.

Tek-sınıf sınıflandırıcılar tuş vuruş dinamikleri tabanlı biyometrik kimlik doğrulaması için elverişli bir yöntem olarak görülmektedir. %0 FAR değeri ile en iyi FAR değerini tek-sınıf sınıflandırıcı modeliyle öğrenen Öz-İlişkili YSA algoritması vermiştir.

Çalışmanın sonraki adımlarında bu çalışmada kullanılmayan YSA algoritmalarının ve diğer normalizasyon tekniklerinin kullanılması düşünülmektedir.

Çalışmanın devamında bir web sitesi üzerinden tuş vuruş verisinin toplanması planlanmaktadır. Ayrıca klavyede genellikle bir sağ ve bir de sol tarafta ikişer adet bulunan SHIFT, CONTROL ve ENTER tuşlarının hangisinin basıldığı bilgisine de tuş vuruş nitelikleri olarak de yer verilmesi planlanmaktadır.

Çalışmada, parolalı kimlik doğrulamada tuş vuruş dinamiklerinin kimlik doğrulamanın güvenliğini artırdığı bir kere daha ispatlanmıştır.

Tuş vuruş dinamikleri tabanlı çalışmalarda YSA kullanımının diğer mesafe ve istatistik tabanlı sınıflandırma tekniklerine göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

KAYNAKLAR

- Abernethy, M. ve Rai, S., 2012, *Applying feature selection to reduce variability in keystroke dynamics data for authentication systems*, Proceedings of the 13th Australian Information Warfare and Security Conference, SRI – Security Research Institute, Perth-Western Australia, ISBN: 978-0-7298-0705-0, 17–23.
- Aggrawal, N., 2012, *Authentication Methods: A Review*, Productivity, 52 (4), 243–248.
- Akbilgiç, O., 2011, *Hibrit Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağları ile Değişken Seçimi ve Tahminleme: Menkul Kıymet Yatırım Kararlarına İlişkin Bir Uygulama*, Ph.D. Thesis, İstanbul Üniversitesi.
- Akbulut, U., 2012, *Parmak izi Ne Zaman Kullanılmaya Başlandı?*, <http://www.uralakbulut.com.tr/wp-content/uploads/2012/12/parmakizi.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 09.06.2015].
- Aldrich, C. ve Auret, L., 2013, *Unsupervised Process Monitoring and Fault Diagnosis with Machine Learning Methods*, Springer London, London (Advances in Computer Vision and Pattern Recognition), ISBN: 978-1-4471-5184-5.
- Alexandre, T.J., 1997, *Biometrics on smart cards: An approach to keyboard behavioral signature*, Future Generation Computer Systems, 13 (1), DOI: 10.1016/S0167-739X(97)00005-8, 19–26.
- Ali, H., Wahyudi, W. ve Salami, M.-J.E., 2009, *Keystroke pressure based typing biometrics authentication system by combining ANN and ANFIS-based classifiers*, 5th International Colloquium on Signal Processing Its Applications, 2009 (CSPA 2009), IEEE, Kuala Lumpur-Malaysia, DOI: 10.1109/CSPA.2009.5069216, 198–203.
- Alves, D.D., Cruz, G. ve Vinhal, C., 2014, *Authentication system using behavioral biometrics through keystroke dynamics*, 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management (CIBIM), IEEE, Florida-USA, DOI: 10.1109/CIBIM.2014.7015461, 181–184.
- Andersen, A., 2007, *Biometric Authentication and Identification using Keystroke Dynamics with Alert Levels*, Master's Thesis, Oslo University College.
- Anon., 1999, *A Review of Radial Basis Function (RBF) Neural Networks*, Radial Basis Function Neural Networks with Sequential Learning: MRAN and Its Applications, WORLD SCIENTIFIC, Singapore, ISBN: 978-981-02-3771-4.
- Anon., 2007, *Bank of Utah adopts keystroke dynamics*, Biometric Technology Today, 15 (5), DOI: 10.1016/S0969-4765(07)70113-3, 5.

- Anon., 2009, *Biometric System and Data Analysis*, In: Dunstone, T. ve Yager, N. (ed.), Springer US, Boston-USA, ISBN: 978-0-387-77625-5.
- Araujo, L.C.F., Sucupira, L.H.R., Lizarraga, M.G. ve diğ., 2005, *User authentication through typing biometrics features*, IEEE Transactions on Signal Processing, 53 (2), DOI: 10.1109/TSP.2004.839903, 851–855.
- Aydın Keskin, G., 2008, *Hata Türü Ve Etkileri Analizinde Bulanık Adaptif Rezonans Teorisi Yaklaşımı İle Bir Model Önerisi*, Ph.D. Thesis, Kocaeli Üniversitesi.
- Babaeizadeh, M., Bakhtiari, M. ve Maarof, M.A., 2014, *Authentication Method through Keystrokes Measurement of Mobile users in Cloud Environment*, Int. J. Advance Soft Compu. Appl, 6 (3).
- Bakelman, N., Monaco, J.V., Cha, S.-H. ve diğ., 2013, *Keystroke Biometric Studies on Password and Numeric Keypad Input*, European Intelligence and Security Informatics Conference (EISIC) 2013, IEEE, Uppsala-Sweden, DOI: 10.1109/EISIC.2013.45, 204–207.
- Balaban, M.E. ve Kartal, E., 2015, *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi Temel Algoritmaları ve R Dili ile Uygulamaları*, Birinci Baskı., Çağlayan Kitabevi, İstanbul, ISBN: 978-975-436-089-9.
- Banerjee, S.P. ve Woodard, D.L., 2012, *Biometric authentication and identification using keystroke dynamics: A survey*, Journal of Pattern Recognition Research, 7, 116–139.
- Bartholomew, D., 2008, *The Rhythm of Identity Management*, <http://www.baselinemag.com/c/a/Security/The-Rhythm-of-Identity-Management>, [Ziyaret Tarihi: 13.02.2015].
- Bartlow, N., 2005, *Username and password verification through keystroke dynamics*, Master's Thesis, West Virginia University.
- Bartmann, D., Bakdi, I. ve Achatz, M., 2007, *On the Design of an Authentication System Based on Keystroke Dynamics Using a Predefined Input Text*, International Journal of Information Security and Privacy, 1 (2), 1–12.
- Bergadano, F., Gunetti, D. ve Picardi, C., 2003, *Identity verification through dynamic keystroke analysis*, Intelligent Data Analysis, 7 (5), 469–496.
- Bergmeir, C. ve Benítez, J.M., 2012, *Neural Networks in R Using the Stuttgart Neural Network Simulator: RSNNS*, Journal of Statistical Software, 46 (7), 1–26.
- Bergmeir, C. ve Benítez, J.M., 2015, *Package “RSNNS”*, <ftp://210.34.0.186/CRAN/web/packages/RSNNS/RSNNS.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 21.04.2016].
- Bhattacharya, A., 2014, *Fundamentals of Database Indexing and Searching*, 1. edition., Chapman and Hall/CRC, Boca Raton, ISBN: 978-1-4665-8254-5.

- Bidgoli, H., 2006, *Handbook of Information Security, Threats, Vulnerabilities, Prevention, Detection, and Management*, John Wiley & Sons, California-USA, ISBN: 978-0-471-64832-1.
- Biometric Technology Today, 2010, *Ecuador bank specifies keystroke dynamics*, Biometric Technology Today, 2010 (2), DOI: 10.1016/S0969-4765(10)70029-1, 4.
- BioPassword, Inc., 2006, *Authentication Solutions Through Keystroke Dynamics*, [http://www.infosecurityproductsguide.com/technology/2007/BioPassword Authentication Solutions Whitepaper FINAL.pdf](http://www.infosecurityproductsguide.com/technology/2007/BioPassword%20Authentication%20Solutions%20Whitepaper%20FINAL.pdf), [Ziyaret Tarihi: 10.11.2015].
- Bishop, C.M., 1996, *Neural Networks for Pattern Recognition*, 1 edition., Clarendon Press, Oxford : New York, ISBN: 978-0-19-853864-6.
- Bleha, S.A. ve Obaidat, M.S., 1993, *Computer users verification using the perceptron algorithm*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 23 (3), DOI: 10.1109/21.256563, 900–902.
- Bleha, S., Slivinsky, C. ve Hussien, B., 1990, *Computer-access security systems using keystroke dynamics*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12 (12), DOI: 10.1109/34.62613, 1217–1222.
- Bours, P. ve Mondal, S., 2015, *Continuous Authentication with Keystroke Dynamics*, Gate to Computer Science and Research, In: Zhong, Y. ve Deng, Y. (ed.), 1st. baskı, Science Gate Publishing P.C., Xanthi, Greece, ISBN: 978-618-81418-2-7, 41–58.
- Brock, T., 2016, *Demystifying Box-and-whisker plots - Part 1*, http://www.infragistics.com/community/blogs/tim_brock/archive/2016/01/25/demystifying-box-and-whisker-plots-part-1.aspx, [Ziyaret Tarihi: 17.05.2016].
- Brown, M. ve Rogers, S.J., 1993, *User identification via keystroke characteristics of typed names using neural networks*, International Journal of Man-Machine Studies, 39 (6), DOI: 10.1006/imms.1993.1092, 999–1014.
- Chandra, A. ve Calderon, T.G., 2003, *Toward a Biometric Security Layer in Accounting Systems*, Journal of Information Systems, 17 (2), 51.
- Chang, T.-Y., 2012, *Dynamically generate a long-lived private key based on password keystroke features and neural network*, Information Sciences, 211, DOI: 10.1016/j.ins.2012.04.009, 36–47.
- Chasset P.-O., 2013, *PNN: Probabilistic neural network for the statistical language R*, Independant scientist, Nancy, France.
- Checco, J.C., 2006, WSTA Publication, https://web.archive.org/web/20060620201913/http://www.wsta.org/publications/articles/1003_article06.html, [Ziyaret Tarihi: 09.11.2015].

- Cheung, V. ve Cannons, K., 2002, *An Introduction to Probabilistic Neural Networks*, http://www.wi.hs-wismar.de/~cleve/vorl/projects/dm/ss13/PNN/Quellen/CheungCannons_AnIntroductiontoPNNs.pdf, [Ziyaret Tarihi: 26.04.2016].
- Chiarella, D., 2015, *Modern Communications Systems*, 3rd ed., Lulu.com, New York City-USA, ISBN: 978-1-312-93472-6.
- Cho, S., Han, C., Han, D.H. ve diğ., 2000, *Web-Based Keystroke Dynamics Identity Verification Using Neural Network*, *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 10 (4), DOI: 10.1207/S15327744JOCE1004_07, 295–307.
- Chow, T.W.S. ve Cho, S.-Y., 2007, *Neural Networks and Computing: Learning Algorithms and Applications*, In: Chen, W.-K. (ed.), Imperial College Press, Singapore (Series In Electrical And Computer Engineering), ISBN: 978-1-86094-758-2.
- Cinsdikici, M.G., 2011, *Yapay Sinir Ağları*, ube.ege.edu.tr/~cinsdiki/UBI521/Chapter-1/cinsdikici-neural-net-giris.pdf, [Ziyaret Tarihi: 14.01.2016].
- Clarke, N.L. ve Furnell, S.M., 2007, *Authenticating mobile phone users using keystroke analysis*, *International Journal of Information Security*, 6 (1), DOI: 10.1007/s10207-006-0006-6, 1–14.
- Crawford, H., 2010, *Keystroke dynamics: Characteristics and opportunities*, 2010 Eighth Annual International Conference on Privacy Security and Trust (PST), IEEE, Ottawa-Canada, DOI: 10.1109/PST.2010.5593258, 205–212.
- Curtin, M.C., 2006, *Long-text keystroke biometric applications over the Internet*, Ph.D. Thesis, Pace University.
- Demirhan, A., Kılıç, Y.A. ve Güler, İ., 2010, *Tipta yapay zeka uygulamaları*, *Yoğun Bakım Dergisi*, 9 (1), 31–41.
- Devare, M., 2013, *Mixing and Matching Human Traits using Hand Typing*, *International Journal of Computer Applications*, 73 (18), DOI: 10.5120/12838-9498, 1–5.
- DISC InfoSec blog, 2009, *Defense in depth and network segmentation*, <http://blog.deurainfosec.com/defense-in-depth-and-network-segmentation>, [Ziyaret Tarihi: 17.11.2015].
- Doe, G., 2014, *Difference Between Identification & Authentication*, <http://science.opposingviews.com/difference-between-identification-authentication-3471.html>, [Ziyaret Tarihi: 27.02.2015].
- Duda, R.O., Hart, P.E. ve Stork, D.G., 2000, *Pattern Classification*, 2nd edition., Wiley-Interscience, USA, ISBN: 978-0-471-05669-0.
- EGM, 2016, *e-Pasaport*, <https://epasaport.egm.gov.tr/hakkinda/>, [Ziyaret Tarihi: 19.05.2016].

- Elmas, Ç., 2007, *Yapay Zeka Uygulamaları*, Seçkin Yayıncılık, Ankara, ISBN: 978-975-02-1614-6.
- Eltahir, W., Salami, M.J.E., Ismail, A. ve diğ., 2008, *Design and Evaluation of a Pressure-Based Typing Biometric Authentication System*, EURASIP Journal on Information Security, 2008 (1), DOI: 10.1155/2008/345047, 345047.
- Epp, C., 2010, *Identifying Emotional States Through Keystroke Dynamics*, Master's Thesis, Department of Computer Science University of Saskatchewan.
- Frate, F.D., Licciardi, G. ve Duca, R., 2009, *Autoassociative neural networks for features reduction of hyperspectral data*, 2009 First Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, IEEE, Rome, Italy, DOI: 10.1109/WHISPERS.2009.5288997, 1–4.
- Freeman, E.A. ve Moisen, G., 2008, *PresenceAbsence: An R Package for Presence Absence Analysis*, Journal of Statistical Software, 23 (11), 1–31.
- Fritsch, S. ve Guenther, F., 2012, *neuralnet: Training of neural networks*, <https://CRAN.R-project.org/package=neuralnet>, [Ziyaret Tarihi: 21.04.2016].
- Gibson, D., 2015, *Identification, Authentication, and Authorization*, <http://blogs.getcertifiedgetahead.com/identification-authentication-authorization/>, [Ziyaret Tarihi: 27.02.2015].
- Giot, R., Dorizzi, B. ve Rosenberger, C., 2015, *A Review on the Public Benchmark Databases for Static Keystroke Dynamics*, Computers and Security, 55 (C), 46–61.
- Giot, R., El-Abed, M. ve Rosenberger, C., 2013, *Fast computation of the performance evaluation of biometric systems: Application to multibiometrics*, Future Generation Computer Systems, 29 (3), DOI: 10.1016/j.future.2012.02.003, 788–799.
- Giot, R., El-Abed, M. ve Rosenberger, C., 2009a, *GREYC keystroke: A benchmark for keystroke dynamics biometric systems*, IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS 2009), IEEE, Washington-USA, DOI: 10.1109/BTAS.2009.5339051, ISBN: 978-1-4244-5019-0, 1–6.
- Giot, R., El-Abed, M. ve Rosenberger, C., 2011, *Keystroke Dynamics Authentication*, Biometrics, In: Yang, J. (ed.), 1st edition., InTech, Rijeka-Croatia, ISBN: 978-953-3 07-618-8, 157–182.
- Giot, R., El-Abed, M. ve Rosenberger, C., 2009b, *Keystroke dynamics authentication for collaborative systems*, International Symposium on Collaborative Technologies and Systems (CTS 2009), IEEE, Maryland-USA, DOI: 10.1109/CTS.2009.5067478, ISBN: 978-1-4244-4584-4, 172–179.
- Giot, R., Ninassi, A., El-Abed, M. ve diğ., 2012, *Analysis of the acquisition process for keystroke dynamics*, Proceedings of the International Conference of the

- Biometrics Special Interest Group (BIOSIG 2012), IEEE, Darmstadt-Germany, 1–6.
- Glas, A.S., Lijmer, J.G., Prins, M.H. ve diğ., 2003, *The diagnostic odds ratio: a single indicator of test performance*, Journal of Clinical Epidemiology, 56 (11), DOI: 10.1016/S0895-4356(03)00177-X, 1129–1135.
- Grace-Martin, K., 2015, *Outliers: To Drop or Not to Drop*, <http://www.theanalysisfactor.com/outliers-to-drop-or-not-to-drop/>, [Ziyaret Tarihi: 17.02.2016].
- Gunetti, D. ve Picardi, C., 2005, *Keystroke analysis of free text*, ACM Transactions on Information and System Security (TISSEC), 8 (3), 312–347.
- Güllülü, S., 2012, *Özellik Çıkarımı Ve Arıza Tanısı İçin İşaret Tabanlı Veri Madenciliği*, Ph.D. Thesis, İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Güngör, M., 2015, *Ulusal Bilgi Güvenliği: Strateji Ve Kurumsal Yapılanma*, Uzmanlık Tezi, T.C Kalkınma Bakanlığı Bilgi Toplumu Dairesi Başkanlığı.
- Gürbüz, E. ve Şenyer, N., 2011, *Gender estimation according to Gait by using ellipse fitting and static body parameter approaches*, 2011 IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), IEEE, Antalya, DOI: 10.1109/SIU.2011.5929612, 162–165.
- Güven, Ö., 2006, *A neural-statistical modeling approach for keystroke recognition algorithms*, Master's Thesis, Doğuş Üniversitesi.
- Halıcı, U., 2004, *Data Clustering and Self-Organizing Feature Maps*, <http://vision1.eee.metu.edu.tr/~halici/543LectureNotes/lecturenotes-pdf/ch8.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 25.04.2016].
- Hall, V.A., 2014, *Self organising map machine learning approach to pattern recognition for protein secondary structures and robotic limb control*, Ph.D. Thesis, University of Warwick.
- Hameed, S.M., Hobi, M.M. ve Saad, S., 2013, *Probabilistic Neural Network for User Authentication Based on Keystroke Dynamics*, International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEEM), 2 (11), 342–349.
- Han, J. ve Kamber, M., 2006, *Data mining: concepts and techniques*, 2.Baskı., Morgan Kaufmann, Burlington, MA, ISBN: 978-1-55860-901-3.
- Heard, W.V., 2013, *Verifying online education identity: By your keystroke, we will know you*, <http://drwilda.com/tag/enhanced-user-authentication-through-keystroke-biometrics-mit/>, [Ziyaret Tarihi: 09.06.2015].

- Hines, J.W., Uhrig, R.E. ve Wrest, D.J., 1998, *Use of Autoassociative Neural Networks for Signal Validation*, Journal of Intelligent and Robotic Systems, 21 (2), DOI: 10.1023/A:1007981322574, 143–154.
- Hinton, G.E. ve Salakhutdinov, R.R., 2006, *Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks*, Science, 313 (5786), DOI: 10.1126/science.1127647, 504–507.
- Hobi, M.M., 2006, *User Authentication Based on Keystroke Dynamics Using Artificial Neural Networks*, Master's Thesis, Baghdad University.
- Hocquet, S., Ramel, J.-Y. ve Cardot, H., 2007, *User Classification for Keystroke Dynamics Authentication*, International Conference on Biometrics (ICB 2007), Lee, S.-W. ve Li, S.Z. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, Seoul-Korea (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-540-74549-5, 531–539.
- Hosseinzadeh, D. ve Krishnan, S., 2008, *Gaussian Mixture Modeling of Keystroke Patterns for Biometric Applications*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 38 (6), DOI: 10.1109/TSMCC.2008.2001696, 816–826.
- Hussain, T.S., 1993, *ARTSTAR: A Supervised Modular Adaptive Resonance Network Classifier*, Master's Thesis, Queen's University.
- Huysal, K. ve Erkoç, M.F., 2012, *Bilgi Yönetimi İçin Teknolojiler: Yapay Zeka ve Bilgi Tabanlı Sistemler*, Bilgi ve Bilginin Yönetimi, In: Gülseçen, S. (ed.), Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul, ISBN: 978-605-4220-38-0.
- Hwang, S., Cho, S. ve Park, S., 2009, *Keystroke dynamics-based authentication for mobile devices*, Computers & Security, 28 (1–2), DOI: 10.1016/j.cose.2008.10.002, 85–93.
- Idrus, S.Z.S., Cherrier, E., Rosenberger, C. ve diğ., 2013, *Soft Biometrics for Keystroke Dynamics*, Image Analysis and Recognition, In: Kamel, M. ve Campilho, A. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-642-39093-7, 11–18.
- İlkuçar, M., 2015, *Kronik Böbrek Hastalarının Yapay Sinir Ağı ve Radyal Temelli Fonksiyon Ağı ile Teşhisi*, Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 6 (2), 82–88.
- Jain, A.K. ve Kumar, A., 2012, *Biometric Recognition: An Overview*, Second Generation Biometrics: The Ethical, Legal and Social Context, In: Mordini, E. ve Tzovaras, D. (ed.), Springer Netherlands, Dordrecht, ISBN: 978-94-007-3891-1, 49–79.
- Jain, A.K., Ross, A. ve Prabhakar, S., 2004, *An Introduction to Biometric Recognition*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14 (1), DOI: 10.1109/TCSVT.2003.818349, 4–20.
- Johansen, U.A., 2012, *Keystroke Dynamics on a Device with Touch Screen*, Master's Thesis, Gjøvik University College.

- Joyce, R. ve Gupta, G., 1990, *Identity authentication based on keystroke latencies*, Communications of the ACM, 33 (2), 168–176.
- Kabay, M.E., 2013, *Identification, Authentication and Authorization on the World Wide Web*, http://www.windowsecurity.com/whitepapers/websecurity/WWW_Security/Identification_Authentication_and_Authorization_on_the_World_Wide_Web.html, [Ziyaret Tarihi: 27.02.2015].
- Kaplan, A., 2012, *Evolutionary Design of Radial Basis Function Neural Network for Data Modelling*, Master's Thesis, Eastern Mediterranean University (EMU).
- Karnan, M. ve Akila, M., 2010, *Personal Authentication Based on Keystroke Dynamics Using Soft Computing Techniques*, Second International Conference on Communication Software and Networks, ICCSN '10, IEEE, California-USA, DOI: 10.1109/ICCSN.2010.50, ISBN: 978-0-7695-3961-4, 334–338.
- Kartal, E., 2015, *Sınıflandırmaya Dayalı Makine Öğrenmesi Teknikleri ve Kardiyolojik Risk Değerlendirmesine İlişkin Bir Uygulama*, Ph.D. Thesis, İstanbul Üniversitesi.
- Killourhy, K.S., 2012, *A Scientific Understanding of Keystroke Dynamics*, Ph.D. Thesis, Carnegie Mellon University.
- Kim, J.S., Park, C.-S., Baek, J.-G. ve diğ., 2012, *Control Chart Pattern Recognition using Wavelet based Neural Networks*, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering, 6 (12), 1717–1721.
- Kohonen, T., Hynninen, J., Kangas, J. ve diğ., 1996, *Lvq pak learning vector quantization program package*, Technical report, Laboratory of Computer and Information Science Rakentajanaukio 2 C, 1991-1992, Helsinki.
- Koprinska, I., 2003, *Multilayer perceptron. Backpropagation algorithm.*, <http://www.cs.usyd.edu.au/%7Ecomp4302/ann4-6s.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 05.01.2016].
- Korkmaz, E.Ö., 2011, *Özdüzenleyici Haritaların Görselleştirilmesi*, Master's Thesis, Yıldız Teknik Üniversitesi.
- Kramer, M.A., 1991, *Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks*, AIChE Journal, 37 (2), DOI: 10.1002/aic.690370209, 233–243.
- Krini, M., 2012, *Radial Basis Function Networks*, https://www.dss.tf.uni-kiel.de/en/teaching/lectures/lecture-slides/neural-networks/nn_lect_06_radial_basis_function_networks/view, [Ziyaret Tarihi: 06.06.2016].
- Kulkarni, S. ve Harman, G., 2011, *An Elementary Introduction to Statistical Learning Theory*, 1st edition., John Wiley & Sons, Inc., Singapore, ISBN: 978-1-118-02343-3.

- Kumar, A., Patwari, A. ve Sabale, S., 2014, *User Authentication by Typing Pattern for Computer and Computer based devices*, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 3 (10), 8132–8134.
- Kumaşoğlu, G. ve Bolat, B., 2011, *Yapay Sinir Ağlarıyla Müzikal Tür Tanıma*, TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası, Elazığ, 61–64.
- Kuzuloğlu, M.S., 2016, *Parmakizi kilidi yazıcıyla aşılabiliyor*, <https://www.dunyahalleri.com/parmakizi-kilidini-yaziciyla-asmak-mumkun/>, [Ziyaret Tarihi: 05.05.2016].
- Le, Q.V., 2015, *A Tutorial on Deep Learning Part 2: Autoencoders, Convolutional Neural Networks and Recurrent Neural Networks*, <http://ai.stanford.edu/~quocle/tutorial2.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 30.05.2016].
- LeDell, E., Petersen, M. ve Laan, M. van der, 2014, *cvAUC: Cross-Validated Area Under the ROC Curve Confidence Intervals*, <https://CRAN.R-project.org/package=cvAUC>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Lee, H. ve Cho, S., 2007, *Retraining a keystroke dynamics-based authenticator with impostor patterns*, Computers & Security, 26 (4), DOI: 10.1016/j.cose.2006.11.006, 300–310.
- Li, J., 2014, *Learning Vector Quantization and K-Nearest Neighbor*, <http://sites.stat.psu.edu/~jiali/course/stat597e/notes2/knn.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 03.02.2016].
- Liliana, D.Y. ve Satrinia, D., 2012, *Adaptive Biometric for Information Security and Authentication System using Dynamic Keystroke*, International Journal of Computer Science and Information Security, 10 (1), 22–26.
- Limas, M.C., Mere, J.B.O., Marcos, A.G. ve diğ., 2014, *AMORE: A MORE flexible neural network package*, <https://CRAN.R-project.org/package=AMORE>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Liu, J., 2013, *Radial Basis Function (RBF) Neural Network Control for Mechanical Systems: Design, Analysis and Matlab Simulation*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New York, ISBN: 978-3-642-34815-0.
- Looney, C.G., 2003, *Pattern Recognition*, Opto-Mechatronic Systems Handbook: Techniques and Applications, In: Cho, H. (ed.), 1. edition., CRC Press, Boca Raton, FL (The Mechanical Engineering Handbook Series), ISBN: 978-0-8493-1162-8, 217–243.
- Lv, H.-R. ve Wang, W.-Y., 2006, *Biologic verification based on pressure sensor keyboards and classifier fusion techniques*, IEEE Transactions on Consumer Electronics, 52 (3), DOI: 10.1109/TCE.2006.1706507, 1057–1063.
- Madrigal, A.C., 2013, *The First Long-Distance Telegraph Message, Sent This Day in 1844: “What Hath God Wrought?”*,

<http://www.theatlantic.com/technology/archive/2013/05/the-first-long-distance-telegraph-message-sent-this-day-in-1844-what-hath-god-wrought/276226/>, [Ziyaret Tarihi: 13.11.2015].

Marini, F., 2009, *Neural Networks*, Comprehensive Chemometrics, In: Tauler, R. ve Walczak, B. (ed.), Elsevier, Oxford, ISBN: 978-0-444-52701-1, 477–505.

Marwala, T., 2009, *Computational Intelligence for Missing Data Imputation, Estimation, and Management: Knowledge Optimization Techniques*, IGI Global, Hershey, New York, ISBN: 978-1-60566-336-4.

MathWords, 2016, *Outlier*, <http://www.mathwords.com/o/outlier.htm>, [Ziyaret Tarihi: 17.02.2016].

MATLAB, 2016, *Learning Vector Quantization (LVQ) Neural Networks*, http://www.mathworks.com/help/nnet/ug/learning-vector-quantization-lvq-neural-networks-1.html?requestedDomain=www.mathworks.com#bss4b_1-20, [Ziyaret Tarihi: 11.04.2016].

Maxion, R.A. ve Killourhy, K.S., 2010, *Keystroke biometrics with number-pad input*, 2010 IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks (DSN), IEEE, Chicago-USA, DOI: 10.1109/DSN.2010.5544311, ISBN: 978-1-4244-7501-8, 201–210.

Melssen, W., Wehrens, R. ve Buydens, L., 2006, *Supervised Kohonen networks for classification problems*, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 83 (2), DOI: 10.1016/j.chemolab.2006.02.003, 99–113.

Miller, B., 1994, *Vital signs of identity [biometrics]*, IEEE Spectrum, 31 (2), DOI: 10.1109/6.259484, 22–30.

Miniwatts Marketing Group, 2016, *World Internet Users Statistics and 2015 World Population Stats*, <http://www.internetworldstats.com/stats.htm>, [Ziyaret Tarihi: 13.03.2016].

Minohara, T., 2006, *Fault Tolerant Training of Neural Networks for Learning Vector Quantization*, Neural Information Processing, In: King, I. Wang, J. Chan, L.-W. ve diğ. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-540-46481-5, 786–795.

Monaco, J.V., Perez, G., Tappert, C.C. ve diğ., 2015, *One-handed Keystroke Biometric Identification Competition*, 2015 International Conference on Biometrics (ICB), IEEE, Phuket-Thailand, DOI: 10.1109/ICB.2015.7139076, 58–64.

Monrose, F. ve Rubin, A.D., 2000, *Keystroke dynamics as a biometric for authentication*, Future Generation Computer Systems, 16 (4), DOI: 10.1016/S0167-739X(99)00059-X, 351–359.

Müssel, C., Lausser, L., Maucher, M. ve diğ., 2012, *Multi-Objective Parameter Selection for Classifiers*, Journal of Statistical Software, 46 (5), 1–27.

- National Science & Technology Council, 2006, *Biometrics History*, <http://www.biometrics.gov/Documents/BioHistory.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 13.02.2015].
- Obaidat, M.S. ve Macchairolo, D.T., 1994, *A multilayer neural network system for computer access security*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 24 (5), DOI: 10.1109/21.293498, 806–813.
- Obaidat, M.S. ve Sadoun, B., 1997, *Verification of computer users using keystroke dynamics*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 27 (2), DOI: 10.1109/3477.558812, 261–269.
- Okkan, U. ve Dalkılıç, H.Y., 2012, *Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları ile Kemer Barajı Aylık Akımlarının Modellenmesi*, Teknik Dergi, 23 (112), DOI: 10.18400/td.64631.
- de Oliveira Paula, M.V., Kinto, E.A., Hernandez, E.D. ve diğ., 2005, *User Authentication based on Human Typing Pattern with Artificial Neural Networks and Support Vector Machine*, XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, São Leopoldo-Brazil, 484–493.
- Ooms, J., James, D., DebRoy, S. ve diğ., 2016, *RMySQL: Database Interface and “MySQL” Driver for R*, <https://CRAN.R-project.org/package=RMySQL>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Ord, T. ve Furnell, S.M., 2000, *User authentication for keypad-based devices using keystroke analysis*, Second International Network Conference - INC 2000, Plymouth, 263–272.
- Orr, M.J., 1996, *Introduction to radial basis function networks*, <http://www.anc.ed.ac.uk/rbf/intro/intro.html>, [Ziyaret Tarihi: 11.06.2016].
- Özen, Z. ve Gülseçen, S., 2015, *Tuş Vuruş Dinamiklerinde Tek-Sınıf Sınıflandırıcı Kullanılarak Kimlik Doğrulaması için Bir Güvenlik Modeli Önerisi*, Bilişim 2015, TBD 32. Ulusal Bilişim Kurultayı, 3-5 Aralık 2015, Ankara, Çağıltay, N.E. (ed.), Türkiye Bilişim Derneği, Ankara, ISBN: 978-9944-5291-9-8, 106–111.
- Öztemel, E., 2012, *Yapay Sinir Ağları*, 3. Basım., Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul, ISBN: 978-975-6797-39-6.
- Paone, J.R., 2013, *Liberating the Biometric Menagerie Through Score Normalization Improvements*, Ph.D. Thesis, University of Notre Dame.
- Pawar, P.V., 2014, *Static User Authentication through Typing Behavior*, International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology, 4 (1), 144–148.
- Pervez, S., Ahmad, I., Akram, A. ve diğ., 2006, *A Comparative Analysis of Artificial Neural Network Technologies in Intrusion Detection Systems*, Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Multimedia, Internet & Video

Technologies (MIV'06), WSEAS, Wisconsin-USA, ISBN: 960-8457-53-X, 84–89.

psychab, 2011, *Is it dishonest to remove outliers from our data?*, <https://psychab.wordpress.com/2011/10/28/27/>, [Ziyaret Tarihi: 17.02.2016].

Queiroz, P., 2013, *Information Security I - The Basics*, <http://paulasitblog.blogspot.com.tr/2013/01/information-security-basics.html>, [Ziyaret Tarihi: 27.02.2015].

R Core Team, 2016, *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.

R Special Interest Group on Databases (R-SIG-DB), Wickham, H. ve Müller, K., 2016, *DBI: R Database Interface*, <https://CRAN.R-project.org/package=DBI>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].

Revett, K., 2009, *A bioinformatics based approach to user authentication via keystroke dynamics*, *International Journal of Control, Automation and Systems*, 7 (1), DOI: 10.1007/s12555-009-0102-2, 7–15.

Revett, K., Gorunescu, F., Gorunescu, M. ve diğ., 2007a, *A machine learning approach to keystroke dynamics based user authentication*, *International Journal of Electronic Security and Digital Forensics*, 1 (1), 55–70.

Revett, K., Gorunescu, F., Gorunescu, M. ve diğ., 2006, *Authenticating computer access based on keystroke dynamics using a probabilistic neural network*, 2nd International Conference on Global E-Security (ICGeS-06), ICGeS, London-UK, ISBN: 978-0-9550008-2-9, 65–71.

Revett, K., Magalhães, S.T. de ve Santos, H.M.D., 2007b, *On the Use of Rough Sets for User Authentication Via Keystroke Dynamics*, *Progress in Artificial Intelligence*, In: Neves, J. Santos, M.F. ve Machado, J.M. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-540-77000-8, 978-3-540-77002-2, 145–159.

Riley, S., 2006, *It's Me, and Here's My Proof: Why Identity and Authentication Must Remain Distinct*, <https://technet.microsoft.com/en-us/library/cc512578.aspx>, [Ziyaret Tarihi: 27.02.2015].

Rodrigues, R.N., Yared, G.F.G., Costa, C.R. do N. ve diğ., 2005, *Biometric Access Control Through Numerical Keyboards Based on Keystroke Dynamics*, *Advances in Biometrics*, In: Zhang, D. ve Jain, A.K. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-540-31111-9, 640–646.

Rosenberger, C., 2006, *KEYSTROKE DYNAMICS*, <http://www.ecole.ensicaen.fr/~rosenber/keystroke.html#keystroke-databases>, [Ziyaret Tarihi: 19.11.2014].

- Roštár, R. ve Olejár, J., 1995, *Keystroke Dynamics Based User Authentication Using Neural Networks*, Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms: Proceedings of the International Conference in Alès, Springer-Verlag, France, DOI: 10.1007/978-3-7091-7535-4, ISBN: 978-3-7091-7535-4, 194–197.
- Roth, J., Liu, X., Ross, A. ve diğ., 2015, *Investigating the Discriminative Power of Keystroke Sound*, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 10 (2), DOI: 10.1109/TIFS.2014.2374424, 333–345.
- Rundhaug, F.E.N.N., 2007, *Keystroke dynamics Can attackers learn someone's typing characteristics*, Master's Thesis, Gjøvik University College.
- Rybník, M., Panasiuk, P., Saeed, K. ve diğ., 2012, *Advances in the Keystroke Dynamics: The Practical Impact of Database Quality*, Computer Information Systems and Industrial Management, In: Cortesi, A. Chaki, N. Saeed, K. ve diğ. (ed.), 1st ed., Springer Berlin Heidelberg, New York-USA (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-642-33259-3, 203–214.
- Saraç, E., 2012, *Yapay sinir ağları metodu ile gayrimenkul değerlendirme*, Master's Thesis, İstanbul Kültür Üniversitesi.
- Sarcia, S.A., Cantone, G. ve Basili, V.R., 2010, *Auto-associative Neural Networks to Improve the Accuracy of Estimation Models*, Artificial Intelligence Applications for Improved Software Engineering Development: New Prospects, In: Mezziane, F. ve Vadera, S. (ed.), IGI Global, Hershey, PA, ISBN: 978-1-60566-759-1, 66–81.
- Sarle, W.S., 2001, *Neural Network FAQ, part 3 of 7: Generalization*, ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ3.html#A_hu, [Ziyaret Tarihi: 30.04.2016].
- Satman, H., 2010, *İstatistik ve Ekonometri Uygulamaları ile R*, 1. Baskı., Türkmen Kitabevi, İstanbul, ISBN: 978-605-4259-14-4.
- Sawant, S.S. ve Topannavar, P.S., 2015, *Introduction to Probabilistic Neural Network – Used For Image Classifications*, International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 5 (4), 279–283.
- Schlenker, A. ve Sarek, M., 2012, *Behavioural Biometrics for Multi-Factor Authentication in Biomedicine*, European Journal for Biomedical Informatics, 8 (5), 19–24.
- Sezen, D., 2008, *Implementation Of Continuous Pomdp Algorithms On Autonomous Robots*, Master's Thesis, Boğaziçi Üniversitesi.
- Shanmugapriya, D. ve Padmavathi, G., 2009, *A survey of biometric keystroke dynamics: Approaches, security and challenges*, International Journal of Computer Science and Information Security, 5 (1), 115–119.
- Shanmugapriya, V. ve Padmavathi, G., 2010, *Keystroke Dynamics Authentication Using Neural Network Approaches*, Information and Communication Technologies, In:

- Das, V.V. ve Vijaykumar, R. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Communications in Computer and Information Science), ISBN: 978-3-642-15765-3, 686–690.
- Shearer, C., 2000, *The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining*, Journal of data warehousing, 5 (4), 13–22.
- Sing, T., Sander, O., Beerenwinkel, N. ve diğ., 2005, *ROCR: visualizing classifier performance in R*, Bioinformatics, 21 (20), 7881.
- Sluganović, I., Karlović, A., Bosilj, P. ve diğ., 2012, *User authentication based on keystroke dynamics analysis*, 2012 Proceedings of the 35th International Convention MIPRO, IEEE, Opatija, Croatia, 1719–1724.
- SOM Toolbox team, 2005, *SOM Toolbox: implementation of the algorithm*, <http://www.cis.hut.fi/somtoolbox/documentation/somalg.shtml>, [Ziyaret Tarihi: 25.04.2016].
- Stapel, E., 2016, *Box-and-Whisker Plots: Interquartile Ranges and Outliers*, <http://www.purplemath.com/modules/boxwhisk3.htm>, [Ziyaret Tarihi: 17.02.2016].
- Starrett, S.K., Starrett, S.K., Najjar, Y.M. ve diğ., 1996, *Neural Networks Predict Pesticide Leaching From Turfgrass Covered Areas*, Anaheim, California.
- Sundararajan, N., Saratchandran, P. ve Li, Y., 2001, *Fully Tuned Radial Basis Function Neural Networks for Flight Control*, 2002 edition., Springer, Boston, ISBN: 978-0-7923-7518-0.
- Sung, K. ve Cho, S., 2005, *GA SVM Wrapper Ensemble for Keystroke Dynamics Authentication*, Advances in Biometrics, In: Zhang, D. ve Jain, A.K. (ed.), Springer Berlin Heidelberg, (Lecture Notes in Computer Science), ISBN: 978-3-540-31111-9, 654–660.
- SYRIS Technology Corporation, 2004, *Technical Document About FAR, FRR and EER*, <https://www.researchgate.net/file.PostFileLoader.html?id=561ab3b66307d9a6848b4593&assetKey=AS%3A283447332491264%401444590518174>, [Ziyaret Tarihi: 07.08.2015].
- Şenol, C. ve Yıldırım, T., 2004, *Standart ve Hibrid Yapılar Kullanarak Yapay Sinir Ağları İle İmza Tanıma*, Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ELECO - 2004, Bursa.
- Teh, P.S., Teoh, A.B.J. ve Yue, S., 2013, *A Survey of Keystroke Dynamics Biometrics*, The Scientific World Journal, 2013, DOI: 10.1155/2013/408280.
- Teles Vieira, F.H. ve Lee, L.L., 2007, *A Neural Architecture Based on the Adaptive Resonant Theory and Recurrent Neural Networks*, International Journal of Computer Science & Applications, 4 (3), 45–56.

- Todorov, D., 2007, *Mechanics of user identification and authentication: Fundamentals of identity management*, 1st Edition., Auerbach Publications, Boca Raton, FL, ISBN: 978-1-4200-5219-0.
- TÜBİTAK BİLGEM, 2014, *Kamu Kurumlarının Uyması Gereken Asgari Bilgi Güvenliği Kriterleri*, [Ziyaret Tarihi: 02.03.2016].
- TÜİK, 2015, *Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması, 2015*, <http://www.tuik.gov.tr/PreHaberBultenleri.do?id=18660>, [Ziyaret Tarihi: 02.11.2015].
- Türkiye Bankalar Birliği, 2007, *Türkiye Bankalar Birliği - Bankacılık Kanunu'na İlişkin Alt Düzenlemeler*, https://www.tbb.org.tr/Dosyalar/Yasal_Duzenlemeler/Bankalarda_Bagimsiz/BS_D_Tebliğ_140907.doc, [Ziyaret Tarihi: 20.11.2014].
- Vacca, J.R., 2007, *How Keystroke Dynamics Technology Works*, Biometric Technologies and Verification Systems, Butterworth-Heinemann, Burlington, MA, USA, ISBN: 978-0-08-048839-4, 181–187.
- Walesiak, M. ve Dudek, A., 2015, *clusterSim: Searching for Optimal Clustering Procedure for a Data Set*, <https://CRAN.R-project.org/package=clusterSim>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Wechsler, H., 2007, *Reliable Face Recognition Methods*, Springer US, Boston, MA, ISBN: 978-0-387-22372-8.
- Wehrens, R. ve Buydens, L.M.C., 2007, *Self- and Super-organising Maps in R: the kohonen package*, Journal of Statistical Software, 21 (5).
- Wickham, H., 2007, *Reshaping Data with the reshape Package*, Journal of Statistical Software, 21 (12), 1–20.
- Wickham, H. ve Francois, R., 2015, *dplyr: A Grammar of Data Manipulation*, <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Williams, R., 2015, *Outliers*, <https://www3.nd.edu/~rwilliam/stats2/l24.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 07.05.2016].
- Wing, M.K.C. from J., Weston, S., Williams, A. ve diğ., 2016, *caret: Classification and Regression Training*, <https://CRAN.R-project.org/package=caret>, [Ziyaret Tarihi: 04.04.2016].
- Worldometers.info, 2016, *Computers sold in the world this year - Worldometers*, <http://www.worldometers.info/computers/>, [Ziyaret Tarihi: 13.03.2016].
- Xi, X., Yang, G., Yin, Y. ve diğ., 2013, *Finger Vein Recognition with Personalized Feature Selection*, Sensors (Basel, Switzerland), 13 (9), DOI: 10.3390/s130911243, 11243–11259.

- Xiao, Y.-D., Clauaset, A., Harris, R. ve diğ., 2005, *Supervised Self-Organizing Maps in Drug Discovery. 1. Robust Behavior with Overdetermined Data Sets*, Journal of Chemical Information and Modeling, 45 (6), DOI: 10.1021/ci0500839, 1749–1758.
- Yang, D., Chen, G., Wang, H. ve diğ., 2007, *Learning vector quantization neural network method for network intrusion detection*, Wuhan University Journal of Natural Sciences, 12 (1), DOI: 10.1007/s11859-006-0258-z, 147–150.
- Yu, E. ve Cho, S., 2004, *Keystroke dynamics identity verification—its problems and practical solutions*, Computers & Security, 23 (5), DOI: 10.1016/j.cose.2004.02.004, 428–440.
- Zell, A., Mamier, G., Vogt, M. ve diğ., 1998, *SNNS Stuttgart Neural Network Simulator, User Manual Version 4.2*, <http://www.ra.cs.uni-tuebingen.de/downloads/SNNS/SNNSv4.2.Manual.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 05.05.2016].
- Zhang, D., Song, F., Xu, Y. ve diğ., 2008, *Decision Level Fusion*, Advanced Pattern Recognition Technologies with Applications to Biometrics, IGI Global, Hershey, PA, ISBN: 978-1-60566-200-8.
- Zhong, Y. ve Deng, Y., 2015, *A Survey on Keystroke Dynamics Biometrics: Approaches, Advances, and Evaluations*, Gate to Computer Science and Research, In: Zhong, Y. ve Deng, Y. (ed.), 1st edition., Science Gate Publishing P.C., Xanthi, Greece, ISBN: 978-618-81418-2-7, 1–22.
- Zhong, Y., Deng, Y. ve Jain, A.K., 2012, *Keystroke dynamics for user authentication*, 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW 2012), IEEE, Rhode Island, USA, 117–123.

EKLER

EK1: GÖNÜLLÜ KATILIM FORMU



T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Enformatik Anabilim Dalı Başkanlığı



Gönüllü Katılım Formu

Sayın Katılımcı,

Bu çalışma “Kimlik Doğrulaması için Tuş Vuruş Dinamiklerine Dayalı Bir Güvenlik Sisteminin Yapay Sinir Ağları ile Geliştirilmesi” isimli Doktora tezi kapsamında kullanıcıların tuş vuruş ritimlerinin elde edilmesi amacıyla yapılmaktadır.

Çalışma boyunca üç aşamada tuş vuruş veriniz alınacaktır. İlk aşamada sabit **8apg?zdmJS** şifresini **BÜYÜK küçük** harflere dikkat ederek günde **10** kere ve **12** gün girmeniz istenecektir. İkinci aşamada ise sisteme giriş şifrenizi günde **10** kere ve **12** gün girmeniz istenecektir. Üçüncü aşamada sizin dışınızda diğer kullanıcıların belirlemiş olduğu şifreleri birer kere girmeniz gerekecektir. Bu aşamada her gün sabit sayıda şifre çıkmamakla birlikte girmeniz istenen şifre günde maksimum **15** şifre ile sınırlandırılmıştır.

Sisteme hatalı şifre yazılma durumları edilmeyecektir. Sabit şifreyi ve sizin belirlediğiniz şifreyi büyük-küçük harflere dikkat ederek doğru bir şekilde ve eksiksiz girmeniz gerekmektedir.

Çalışma kapsamında alınan **kişisel bilgileriniz** hiçbir şekilde üçüncü taraf kişi ve kurumlarla paylaşılmayacaktır. Sisteme girdiğiniz tuş vuruş veriniz ise bilimsel amaçlar dışında kullanılmayacaktır. Kişisel bilgileriniz hariç tuş vuruş veriniz daha sonra okunabilir ve indirilebilir bir formda açık kaynak veri seti olarak ticarî bir amaç güdülmeksizin bu konuda çalışma yapmak isteyen araştırmacıların istifadesine sunulabilir.

Çalışmayla ilgili sorularınızı aşağıdaki iletişim kanallarından bana iletebilirsiniz.

Bu form elektronik ortamda size özel üretilmiş olup, çalışmaya katılanlar bu şartları kabul etmiş sayılırlar.

Saygılarımla,

Araş. Gör. Zeki ÖZEN

İstanbul Üniversitesi Enformatik Bölümü Doktora Öğrencisi

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN (İstanbul Üniversitesi)

İkinci Tez Danışmanı: Prof. Dr. Sushil K. SHARMA (Ball State University - ABD)

Tel: ----- Dâhili Tel: ----- E-posta: zekiozen@istanbul.edu.tr

Yukarıdaki açıklamaları okudum ve bu çalışmaya katılmayı kabul ediyorum.

Katılımcı Adı SOYADI

Tarih

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler



Adı Soyadı	Zeki ÖZEN
Uyruğu	T.C.
Doğum tarihi, Yeri	09.01.1983, İstanbul
Telefon	0212 440 00 00 - 12338
E-mail	zekiozen@istanbul.edu.tr
Web adres	zekzen.com

Eğitim

Derece	Kurum/Anabilim Dalı/Programı	Yılı
Doktora	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü / Enformatik Anabilim Dalı / Enformatik Doktora Programı	2016
Yüksek Lisans	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü / Enformatik Anabilim Dalı / Enformatik Doktora Programı	2012
Lisans	İ.Ü. Fen Fakültesi / Fizik / Lisans	2008
Lise	İstanbul İmam Hatip Lisesi	2000

Makaleler / Bildiriler

Makaleler:

- Koçoğlu Bakioğlu F.Ö., Kartal E., **Özen Z.**, Erol Ç., Gülseçen S., (2015). *Aspects Of Students About Information Technology Courses In Social Science*, Procedia - Social and Behavioral Sciences, vol.176, pp.148–154.
- Özen, Z.**, Koçoğlu Bakioğlu, F.Ö. ve Beden, Ş., (2014). *The Examination of User Habits through the Google Analytic Data of Academic Education Platforms*. International Journal of E-Adoption, 6 (2), DOI: 10.4018/ijea.2014070103, 31–45.
- Kartal Karataş, E., **Özen Z.**, Üstünkaya, M.E., Zaim Gökbay, İ., Yarman, B.S., (2013). *Organizasyonlarda İçerik Yönetim Sistemi Seçimi İçin Bir Karar Destek Sistemi Geliştirilmesi (Developing A Decision Support System To Select Content Management System In Organizations)*. Öneri Dergisi: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Hakemli Dergisi, 10, 155–162.
- Gülseçen, S., Ayvaz Reis, Z., Selçukcan Erol, Ç., Kartal Karataş, E., Gezer, M., Şimşek, İ., Asaadi, Y., Derelioğlu, Y., Yıldırım, K., Gürsul, F., Mutlu, D., Şişman, B., **Özen, Z.**, (2012). *Teaching computer programming online or face to face: a quantitative study*. Global Journal on Technology, 1, 1093–1099.
- Erol, Ç., Özdemir, Ş., **Özen, Z.**, Akadal, E., Ayvaz Reis, Z., (2012). *Fibonacci Spiral In Sunflower With Geogebra*. Journal Of Educational And Instructional Studies In The World, 2 (2): 190-201, ISSN: 2146#7463.
- Selçukcan Erol, Ç., Kartal Karataş, E., **Özen, Z.**, Gülseçen, S., (2012). *Cloud Computing and Some Scenarios for its Application in Universities (Облачные вычисления и несколько сценариев их применения во вселенной)*. European Researcher, 30(9-3), 1515–1526.

Bildiriler:

- Özen, Z.** ve Gülseçen, S., 2015, *Tuş Vuruş Dinamiklerinde Tek-Sınıf Sınıflandırıcı Kullanılarak Kimlik Doğrulaması için Bir Güvenlik Modeli Önerisi*, Bilişim 2015, TBD 32. Ulusal Bilişim Kurultayı, 3-5 Aralık 2015, Ankara, Çağıltay, N.E. (ed.), Türkiye Bilişim Derneği, Ankara, ISBN: 978-9944-5291-9-8, 106–111.
- Selçukcan Erol, Ç., Koçoğlu Bakioğlu, F.Ö., **Özen, Z.**, Kartal, E. ve Gülseçen, S., (2015). *InterPet: Evcil Hayvan Sağlığı Hakkında Bilgiye Erişim Kaynağı Olarak İnternet*. In: 17. Akademik Bilişim Konferansı Bildiriler Kitabı, Mersin, Baskıda.
- Gülseçen S., Özdemir Ş., Gezer M., Akadal E., **Özen Z.**, (2014). *The Good Reader Of Digital World, Digital Natives: Are They Good Writer Of That World?*. In Proceedings Book of The 6th World Conference on Educational Sciences, Valleta-Malta, 6-9 Şubat 2014, (pp:1–12).
- Sharma, S.K., Gülseçen, S., **Özen, Z.**, Kartal, E., (2014). *Assessing E-Learning Readiness of Learners in Turkey*. In Proceedings Book of The 5th International Future-Learning Conference on Innovations in Learning for the Future 2014: e-Learning. İstanbul University, İstanbul, Baskıda.
- Sharma, S.K., Gülseçen, S., **Özen, Z.**, Kartal, E., (2014). *Assessing E-Learning Readiness of Instructors in Turkey*. In Proceedings Book of The 5th International Future-Learning Conference on Innovations in Learning for the Future 2014: e-Learning. İstanbul University, İstanbul, Baskıda.

- Özen, Z.**, Kartal, E., Selçukcan Erol, Ç. and Koçoğlu, F. Ö., (2014). *Bilgi Ekonomisi Üzerine Bir Çalışma*. In:16. Akademik Bilişim Konferansı Bildiriler Kitabı. Mersin University, Mersin, Baskıda.
- Özen, Z.**, Kartal, E., Selçukcan Erol, Ç. ve Selçukcan Büyükkutlu, F., (2013). *Kalp Hastalarının Sağlık Bilgisine Erişimde İnternet Kullanımı*. In: 18. Türkiye’de İnternet Konferansı Bildiriler Kitabı. İstanbul, Baskıda.
- Selçukcan Erol, Ç., Koçoğlu, Ö., **Özen, Z.** ve Kartal, E., (2013). *Kamu Kurumlarında Elektronik İmza Hakkında Karşılaştırmalı Bir Çalışma*. In: Proceedings Book of 6th International Conference on Information Security and Cryptology. METU, Ankara, ISBN: 978-605-86904-1-7, (pp:111–115).
- Yamamoto, G. T., **Özen, Z.**, Beden, Ş., (2012). *Examination of LMS Logs in Academic Education Platforms: A Case Study*. In: Proceeding Book of 4th International Future-Learning Conference on Innovations in Learning for the Future 2012: e-Learning, İstanbul, ISBN:978-9754049237, (pp: 280–299).
- Ecevit Satı, Z., Kartal Karataş, E., **Özen, Z.**, Koçoğlu, F. Ö., Selçukcan Erol, Ç., (2013). *E-Üniversite’ye Yolculuk*. In: 15. Akademik Bilişim Konferansı Bildiriler Kitabı, Akdeniz University, Antalya, Baskıda.
- Ecevit Satı, Z., **Özen, Z.**, Koçoğlu, F. Ö., Kartal Karataş, E., Selçukcan Erol, Ç., (2012). *Yerel Yönetimlerde E-Devlet Uygulamaları: İstanbul İli ve Belediye Yönetimlerinde Kullanılan E-Devlet Hizmetlerinin Değerlendirilmesi*. In: 6. İstanbul Bilişim Kongresi Bildiriler Kitabı, Bahçeşehir University, İstanbul, (pp: 61–75).
- Özen, Z.**, Gülseçen, S., (2012). *Kaynak Kod Benzerliği ve Klon Kod Tespit Araçları*, In: XIV. Akademik Bilişim Konferansı Bildiriler Kitabı, Uşak, (pp: 311–318).
- Özcan M., **Özen Z.**, Selçukcan Erol Ç., Ayvaz Reis Z., (2011). *Akademisyenler İçin Kişisel Web Sitesi Hazırlama Sistemi*. In : XIII. Akademik Bilişim Konferansı Bildiriler Kitabı, Malatya, (pp:605–610).