

T.C.
BİLECİK ŞEYH EDEBALI ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**RÜZGAR TÜRBİNLERİNDE YAPAY ZEKA TABANLI ARIZA TEŞHİSİ
MEKANİZMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

OKAN YILMAZ

TEZ DANIŞMANI

DOÇ. DR. TOLGA YÜKSEL

BİLECİK, 2024

T.C.
BİLECİK ŞEYH EDEBALI ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**RÜZGAR TÜRBİNLERİNDE YAPAY ZEKA TABANLI ARIZA TEŞHİSİ
MEKANİZMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

OKAN YILMAZ

TEZ DANIŞMANI

DOÇ. DR. TOLGA YÜKSEL

BİLECİK, 2024

BEYAN

Rüzgar Türbinlerinde Yapay Zeka Tabanlı Arıza Teşhisi Mekanizması adlı yüksek lisans tezi hazırlık ve yazımı sırasında bilimsel araştırma ve etik kurallarına uyduğumu, başkalarının eserlerinden yararlandığım bölümlerde bilimsel kurallara uygun olarak atıfta bulunduğumu, kullandığım verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı, tezin herhangi bir kısmının Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunulmadığını, aksinin tespit edileceği muhtemel durumlarda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Bu çalışmanın, Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP), TÜBİTAK veya benzeri kuruluşlarca desteklenmesi durumunda; projenin ve destekleyen kurumun adı proje numarası ile birlikte, ETİK KURUL onayı alınması durumunda ise ETİK KURUL tarih karar ve sayı bilgilerinin beyan edilmesi gerekmektedir.			
DESTEK ALINMIŞTIR		DESTEK ALINMAMIŞTIR	
Destek alındı ise;			
Destekleyen kurum;			
Desteğin Türü		Proje Numarası	
1- BAP (Bilimsel Araştırma Projesi)			
2- TÜBİTAK			
Diğer;.....			
ETİK KURUL onayı var ise;			
ETİK KURUL karar tarih/sayı:		/.....	

Okan YILMAZ

Tarih

.....

İmza

.....

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasının tamamlanmasında her aşamada emeklerini esirgemeyen, titizlikle çalışmaya yol gösteren kıymetli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Tolga Yüksel'e sonsuz teşekkür ve saygıyı bir borç bilirim.

Çalışma sürecinin bana kattığı, her an yanımda olan, desteğini esirgemeyen değerli tez arkadaşım ve eşim Buse Ülker Yılmaz'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Tüm hayatım boyunca maddi manevi desteğini esirgemeyen, hayatın her anında kararlarımı destekleyen, hayatın doğrularını gösteren aileme sonsuz teşekkürleri sunarım.

Okan YILMAZ

2024



ÖZET

RÜZGAR TÜRBİNLERİNDE YAPAY ZEKA TABANLI ARIZA TEŞHİSİ MEKANİZMASI

Küresel enerji sektörünün artan enerji ihtiyacı, fosil kaynak rezervi ve yeşil bir çevre faktörleri çerçevesinde yeniden şekillenme gereksinimi teknolojinin de gelişmesiyle birlikte enerji kaynaklarının yenilenebilir olması yönünde ilerlemiştir. Rüzgar enerjisinin sürekliliği ve ulaşılabilirliği bakımından rüzgar enerjisi bu kaynaklar arasından en büyük paya sahip olmuştur. Enerji ihtiyacının büyüklüğü türbin boyutlarını da arttırmaktadır. Türbin boyutlarındaki artış türbinlerin kolay ulaşılabilirliğine engel olmaktadır. Artan türbin boyutları ve sisteme müdahalenin zorlaşması sistemlerde kapsamlı bir kontrol yapısı gerekliliğini meydana getirmiştir. Büyüyen türbin boyutları, artan elektriksel güç, güvenlik ve verim faktörleri sistemde kontrol ile beraber bir arıza tahmin, tespit veya teşhis sistemlerini de gerektirmektedir. Bu çalışmada üç kanatlı, yatay eksenli, yunuslama açılı kontrollü, 4.8MW gücündeki rüzgar türbininde yapay zeka tabanlı arıza teşhis çalışması yapılmıştır. Rüzgar türbin sistemleri değişken şartlarda değişen sağlıklı çalışma koşullarına sahip oldukları için doğrusal sınıflandırma yöntemleri etkili kontrol sağlayamamaktadır. Sistem üzerinden alınan çeşitli veriler Neural Network Toolbox kullanılarak eğitilmiştir. Karar yapısı tarafından işlenerek sistem durumu hakkında karar vermesi hedeflenmiştir. Ölçülen veya çeşitli hesaplamalar ile elde edilen giriş değerleri, yapay sinir ağı (YSA) yapısı ile arıza kestiriminde kullanılmıştır. Arıza teşhis sistemini uygulayıp geliştirmek için uluslararası düzeyde gerçekleştirilen IFAC yarışmasında kullanılan ‘A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition, Silvio Simani’ rüzgar türbini yarışma modeli kullanılmıştır. Sekiz farklı arıza senaryosu MATLAB/SIMULINK ortamında gerçekleştirilerek mekanizmanın başarımlı test edilmesi amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Rüzgar Türbini, Arıza Teşhisi, Yapay Sinir Ağları.

ABSTRACT

**ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED FAULT DIAGNOSIS MECHANISM IN
WIND TURBINES**

The increasing energy needs of the global energy sector, fossil resource reserves and the need to reshape within the framework of green environmental factors have progressed towards renewable energy sources with the development of technology. In terms of the continuity and accessibility of wind energy, wind energy has had the largest share among these resources. The size of the energy requirement also increases the turbine dimensions. The increase in turbine sizes prevents the easy accessibility of turbines. Increasing turbine sizes and the difficulty of interfering with the system have made it necessary to have a comprehensive control structure in the systems. Growing turbine sizes, increasing electrical power, safety and efficiency factors require fault prediction, detection or diagnostic systems as well as control in the system. In this study, an artificial intelligence-based fault diagnosis study was performed on a 4.8MW wind turbine with three wings, horizontal axis, pitching angle control. Linear classification methods cannot provide effective control because wind turbine systems have healthy operating conditions that vary under variable conditions. Various data received through the system were trained using the Neural Network Toolbox. It is aimed to make decisions about the system status by being processed by the decision structure. The input values measured or obtained by various calculations were used in the fault prediction with the structure of the neural network (YSA). The ‘A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition, Silvio Simani’ wind turbine competition benchmark model used in the international IFAC competition was used to implement and develop the fault diagnosis system. It is aimed to test the performance of the mechanism by performing eight different failure scenarios in MATLAB/SIMULINK environment.

Keywords: Wind Turbine, Fault Diagnosis, Artificial Neural Networks.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖN SÖZ.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
TABLO LİSTESİ.....	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	viii
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xi
SİMGELER LİSTESİ.....	xii
1.GİRİŞ.....	1
1.1 Tezin Amacı	1
1.2 Rüzgar Türbini	2
1.2.1 Rüzgar Türbin Bileşenleri.....	2
1.2.2 Rüzgar Türbini Çeşitleri.....	5
1.2.3 Rüzgar Türbinlerinde Kullanılan Jeneratörler.....	9
1.3 Arıza.....	10
1.3.1 Rüzgar Türbinlerinde Arızaların Sınıflandırılması	10
1.3.1.1 Rüzgar Türbinlerinde Arızaların Oluşma Yerine Göre Sınıflandırılması.....	11
1.3.2 Modellemelerine Göre Arızalar.....	12
1.3.3 Zaman Karakteristiklerine Göre Arızalar.....	13
1.3.4 Arıza Teşhis Sisteminin Gereksinimleri.....	13
1.3.5 Veri Tabanlı Arıza Teşhis Sistemleri.....	14

2.LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR.....	15
3. RÜZGAR TÜRBİNİ MODELLEME VE YAPAY SİNİR AĞI	21
3.1 Rüzgar Türbini Matematiksel Modeli.....	21
3.1.1 Mekanik Model.....	21
3.1.2 Elektrik Model.....	23
3.1.3 Pitch Modeli.....	23
3.1.4 Rüzgar Modeli.....	24
3.2 Yapay Zeka.....	24
3.3 Yapay Sinir Ağları.....	24
3.3.1 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	25
3.4 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları.....	26
3.5 YSA Eğitim Yöntemleri	26
4. METOT.....	28
4.1 Kullanılan Modeller	28
4.1.1 Kullanılan Rüzgar Türbini Yarışma Modeli.....	28
4.1.2 Kullanılan Rüzgar Türbini SIMULINK Modeli	29
4.1.3 Kullanılan Rüzgar Türbini Matematiksel Modeli.....	31
4.1.4 Yarışma Modelinde Uygulanan Arıza Senaryoları.....	34
4.2 Önerilen Arıza Teşhis Sistemi	34
4.2.1 Giriş Veri Setlerinin Elde Edilmesi ve Hazırlanması.....	37
4.2.2 Kullanılan Yapay Sinir Ağ Yapısı.....	40
4.2.3 YSA İle Verilerin Eğitilmesi.....	41
4.2.4 YSA Çıkış Verilerine Yapılan İşlemler.....	60
4.2.5 Önerilen Sistemde Uygulanan Arıza Senaryoları.....	61

4.3 Verilere Uygulanan Diğer Sınıflandırma Yöntemleri.....	62
5. SONUÇLAR.....	67
KAYNAKÇA.....	69



TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 4.1. IFAC Yarışma Modelinde Ele Alınan Arıza Modelleri.....	29
Tablo 4.2 Arıza 1 Doğruluk Matrisi.....	42
Tablo 4.3 Arıza 2 Doğruluk Matrisi.....	44
Tablo 4.4 Arıza 3 Doğruluk Matrisi.....	46
Tablo 4.5 Arıza 4 Doğruluk Matrisi.....	48
Tablo 4.6 Arıza 5 Doğruluk Matrisi.....	50
Tablo 4.7 Arıza 6 Doğruluk Matrisi.....	52
Tablo 4.8 Arıza 7 Doğruluk Matrisi.....	54
Tablo 4.9 Arıza 8 Doğruluk Matrisi.....	56
Tablo 4.10 Arıza 9 Doğruluk Matrisi.....	58
Tablo 4.11 Uygulanan Arızalara Ait Doğruluk Tablosu.....	60

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1.1. Yatay Eksenli Rüzgar Türbini Yapısı ve Bileşenleri.....	3
Şekil 1.2. Tek Kanatlı Rüzgar Türbini.....	6
Şekil 1.3. Çift Kanatlı Rüzgar Türbini.....	7
Şekil 1.4. Üç Kanatlı Rüzgar Türbini.....	7
Şekil 1.5. Çok Kanatlı Rüzgar Türbini.....	8
Şekil 1.6. Arızaların Oluşma Yerine Göre Gösterimi	11
Şekil 1.7. Etki Şekline Göre Arıza.....	12
Şekil 1.8. Zaman Karakteristiklerine Göre Arızalar	13
Şekil 3.1. Rüzgar Türbini Mekanik Modeli.....	21
Şekil 3.2. Rüzgar Türbini Elektrik Devre Şeması.....	23
Şekil 3.3. Geri Beslemeli YSA Yapısı.....	26
Şekil 4.1. Arıza Sinyali İçermeyen Rüzgar Türbin Modeli SIMULINK Yapısı.....	30
Şekil 4.2. Arıza Sinyali İçeren Rüzgar Türbin Modeli SIMULINK yapısı.....	31
Şekil 4.3. Rüzgar Türbini Kontrolcü Şeması.....	35
Şekil 4.4. YSA Giriş ve Çıkış Diyagramı.....	36
Şekil 4.5. Sağlıklı Durum Normalize Rüzgar Hızı	38
Şekil 4.6. Sağlıklı Durum Normalize Rotor Hızı	38
Şekil 4.7. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Hızı	38
Şekil 4.8. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Torku.....	39
Şekil 4.9. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Elektriksel Gücü	39
Şekil 4.10. Sağlıklı Durum Normalize Yunuslama Açısı.....	39
Şekil 4.11. Hedef Verisi	40

Şekil 4.12. YSA Katman ve Nöron Yapısı.....	40
Şekil 4.13. Arıza 1 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	42
Şekil 4.14. Arıza 1 YSA Çıkış Veri Seti.....	43
Şekil 4.15. Arıza 1 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	44
Şekil 4.16. Arıza 2 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	45
Şekil 4.17. Arıza 2 YSA Çıkış Veri Seti.....	45
Şekil 4.18. Arıza 2 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	46
Şekil 4.19. Arıza 3 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	47
Şekil 4.20. Arıza 3 YSA Çıkış Veri Seti.....	47
Şekil 4.21. Arıza 3 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	48
Şekil 4.22. Arıza 4 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	49
Şekil 4.23. Arıza 4 YSA Çıkış Veri Seti.....	49
Şekil 4.24. Arıza 4 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	50
Şekil 4.25. Arıza 5 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	51
Şekil 4.26. Arıza 5 YSA Çıkış Veri Seti.....	51
Şekil 4.27. Arıza 5 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	52
Şekil 4.28. Arıza 6 YSA Neural NetworkEğitim Arayüzü	53
Şekil 4.29. Arıza 6 YSA Çıkış Veri Seti.....	53
Şekil 4.30. Arıza 6 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	54
Şekil 4.31. Arıza 7 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	55
Şekil 4.32. Arıza 7 YSA Çıkış Veri Seti.....	55
Şekil 4.33. Arıza 7 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	56
Şekil 4.34. Arıza 8 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	57
Şekil 4.35. Arıza 8 YSA Çıkış Veri Seti.....	57

Şekil 4.36. Arıza 8 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	58
Şekil 4.37. Arıza 9 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü	59
Şekil 4.38. Arıza 9 YSA Çıkış Veri Seti	59
Şekil 4.39. Arıza 9 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti.....	60
Şekil 4.40. Ensemble Boosted Trees Karmaşıklık Matrisi.....	63
Şekil 4.41. Ensemble Bagged Trees Karmaşıklık Matrisi.....	63
Şekil 4.42. Fine KNN Karmaşıklık Matrisi.....	64
Şekil 4.43. Medium KNN Karmaşıklık Matrisi.....	64
Şekil 4.44. Ensemble RUSBoosted Trees Karmaşıklık Matrisi.....	65
Şekil 4.45. Linear Discriminant Karmaşıklık Matrisi.....	65
Şekil 4.46. Linear SVM Karmaşıklık Matrisi.....	66

KISALTMALAR VE SİMGELER LİSTESİ

- J_r : Rotor Ataleti ($kg. m^2$)
- J_G : Jeneratör Ataleti ($kg. m^2$)
- J_{g1} : Dişli Ataleti 1 ($kg. m^2$)
- J_{g2} : Dişli Ataleti 2 ($kg. m^2$)
- n_1 : Dişli Boyutu 1
- n_2 : Dişli Boyutu 2
- T_r : Rotorun Sağladığı Güç (Nm)
- T_G : Jeneratör Tarafından Sağlanan Karşı Kuvvet (Nm)
- Ω_r : Rotor Açısal Hızı (Rad/S)
- Ω_G : Jeneratör Açısal Hızı (Rad/S)
- K_G : Jeneratör Tork Sabiti, Akımın Motorun İçinde Nasıl Torka Dönüştüğünü Açıklar. (Nm/A)
- I : Jeneratör Bobin Akımı (A)
- B : Sistemin Viskoz Sürtünme Katsayısı (Nm/ Rad/S)
- U_L : Yük Voltajı (V)
- R_G : Jeneratör Terminal Direnci (Ω)
- L_G : Jeneratör İndüktansı (H)
- U_{emf} : Geriye Doğru Elektromotor Kuvveti (V)
- β : Gerçek Yunuslama Açısı
- β_r : Referans Yunuslama Açısı
- ζ : Sönümleme Faktörü
- ω_n : Doğal Frekans
- $v_w(t)$: Rüzgar Modeli
- $v_m(t)$: Düşük Rüzgar Değişimlerini İçeren Ortama Rüzgar Hızı
- $v_s(t)$: Stokastik Rüzgar Davranışı
- $v_{ws}(t)$: Rüzgarın Yeryüzünden Uzak Olmasıyla Değişen Rüzgar Kesme Hızı
- $v_{ts}(t)$: Kule Gövdesi Rüzgar Kesme Etkisi
- T_t : Sistemde Arıza Tespit Süresi
- T_s : Örneklem Süresi
- ω_n : Doğal Frekans
- ζ : Sönümleme Faktörü
- β : Yunuslama Açısı

β_r : Referans Sönümleme Faktörü
 ω_r : Rotor Hızı
 ω_g : Jeneratör Hızı
 N_g : Dişli Oranıdır.
 τ_g : Jeneratör Torku
 $\tau_{g,r}$: Jeneratör Torku Referans
 α_{gc} : Jeneratör ve Dönüştürücü Model Parametresi
 ω_{nom} : Nominal Jeneratör Hızıdır
 C_p : Güç Kat Sayısı
 P_r : Referans Güç
 η_{gc} : Jeneratör ve Dönüştürücü Verimliliği
FDI : Fault Detect And İsolation – Arıza Bulma ve Yalıtımı
WT : Wind Turbine – Rüzgar Türbini
YSA : Yapay Sinir Ağı
SA : Sinir Ağları
SVM : Support Vector Machines -Destek Vektör Mekanizması
SVR : Support Vector Regression -Destek Vektör Regresyonu
KNN : K-Nearest Neighbors –K-En Yakın Komşu Algoritması
CNN : Convolutional Neural Networks – Evrişimli Sinir Ağları
L-M : Levenberg-Marquardt
NARX : Nonlinear Auto Regression Model
RP : Resilient Backpropagation – Esnek Geri Yayılım
LSTM : Uzun Kısa Süreli Bellek
PCA : Temel Bileşen Analizi
SCADA : Gözetleyici Kontrol ve Veri Toplama Sistemi
WTCM : Rüzgar Türbini Durum İzleme
AM : Dikkat Mekanizması

1.GİRİŞ

Yüzyıllarca rüzgar, güneş ve su çeşitli enerji ihtiyaçlarının karşılanmasında kullanılmıştır. Rüzgar enerjisi tarih boyunca su pompalamak, tahıl öğütmek gibi uygulamalarda dönemin imkânları çerçevesinde yapılan ilkel türbin sistemleri ile kullanılmıştır. Gelişmeler sonucu enerji ihtiyacının ortaya çıkması ve ilerleyen teknolojiler bu kaynakların elektrik enerjisi üretiminde kullanılması için türbin sistemlerinin oluşturulması yönünde bir yol çizmiştir.

Rüzgar türbin sistemleri günümüzde iklim faktörleri, enerji ihtiyacının artması ve enerjiye ulaşılabilirliğin oldukça zorlaşmasından dolayı en yaygın tercih sebebi olmuştur. Her geçen gün yenilenebilir enerji üstüne yapılan çalışmaların sayısının artması konunun önemini vurgulamaktadır. Rüzgar çiftliklerinin artan sayısı ile artan kurulu güç, yeni enerji üretim yöntemlerinin rüzgar yönünde ilerlemesinin, yöntemin güvenilirliği ve geliştirilebilir olması açısından bir kanıt oluşturmaktadır. Yenilenebilir enerji, tükenen fosil kaynakları sorununa çözüm olurken sürdürülebilir çevre için oldukça önemli bir yere sahiptir.

Rüzgar enerjisinin dünya genelinde kurulu kapasitesi son yılda gerçekleşen 72GW kara kurulumu, 21GW açık deniz kurulumu dâhil 2021 yılı itibari ile 780GW'ı kara kurulumu, 57GW'ı açık deniz kurulumu olmak üzere toplamda 837 GW değerine gelmiştir. Rüzgar türbini kurulu gücü bu oranda artmaya devam ederse 2030 yılı için toplam kurulu güç 1200GW seviyelerinde olması ön görülmüştür. (Global Wind Energy Council, 2022)

Rüzgar türbinlerinde enerji üretim maliyetinin yaklaşık olarak %10 ile %25'lik kısmını bakım ve işletme maliyetleri oluşturmaktadır. (Yang, Court, & Jiang, 2013) Yenilenebilir sistemlerinde enerji elde edilmesinin zorluklarından dolayı sistem verimi işletmede büyük öneme sahip olmuştur. Bu sistemlerde üretim esnasındaki kayıpların göz arda edilmemesi gerekmektedir. Yenilenebilir enerji sisteminin enerji birim maliyetinin en düşüğe tutulabilmesi için veriminin en yüksekte, bakım sürelerinin en kısa, plansız duruş sayısının minimumda tutulması gerekmektedir.

1.1 Tezin Amacı

Tarih boyunca insanlık enerji ihtiyaçlarını karşılaya bilmek için çeşitli kaynaklar kullanmıştır. Rüzgar türbinleri de rüzgar kaynaklı enerji üreten araçlardan biridir. Rüzgar türbinleri ilk kullanım örnekleri olan ilkel sistemlerden günümüze kadar çok büyük evrim geçirmiştir. Değişen enerji ihtiyaçları ilerleyen teknolojiler ile türbin sistemlerinin gelişmesi ve büyümesine neden olmuştur. Günümüzde çevre şartları gereği temiz enerji ihtiyacı rüzgar türbini kullanımına yönelimi neredeyse zorunlu kılmıştır.

Gelişmiş rüzgar türbinleri çeşitli kontrol sistemleri ile donatılmıştır. Bu kontrol sistemlerinin kullanılması temel olarak iki sebepten dolayıdır. İlk olarak sistemin kendi güvenliğini sağlama ve sistemin çevresine verebileceği zararları önlemektir. Zorlayıcı şartlar, şiddetli rüzgarlar ve dış müdahaleler sistemi ve çevresini tehlikeye sokmaktadır. Bu tehlikeli durumların ortadan kalkması türbin sistemi ve çevresinin olabilecek en düşük hasarla durumu geçirmesi için bir kontrol sistemi gerekmektedir. Kontrol sistemini gerektiren ikinci sebep ise yenilenebilir sistemlerde enerji elde edilmesindeki zorluklardır. Rüzgar türbinlerinden elde edilen enerjinin maliyetini kurulum, işletme ve bakım maliyetleri oluşturmaktadır. Bu sebepten dolayı rüzgar türbinlerinde verimin her zaman en üst düzeyde tutulması gerekmektedir. Bir sistemde verimi en üst seviyede tutmak için arıza duruşlarının minimuma indirilmesi dolayısıyla arızanın erken safhalarda tespit edilmesi gerekmektedir.

Bu tez çalışmasında rüzgar türbinlerinde oluşabilecek çeşitli arızaların veri tabanlı arıza teşhis modeli ile teşhisi amaçlanmıştır. Meydana gelen arızaların gerekli en kısa sürede ve doğru bir şekilde teşhisi için yapay sinir ağı içeren bir sistem önerisinde bulunulmuştur.

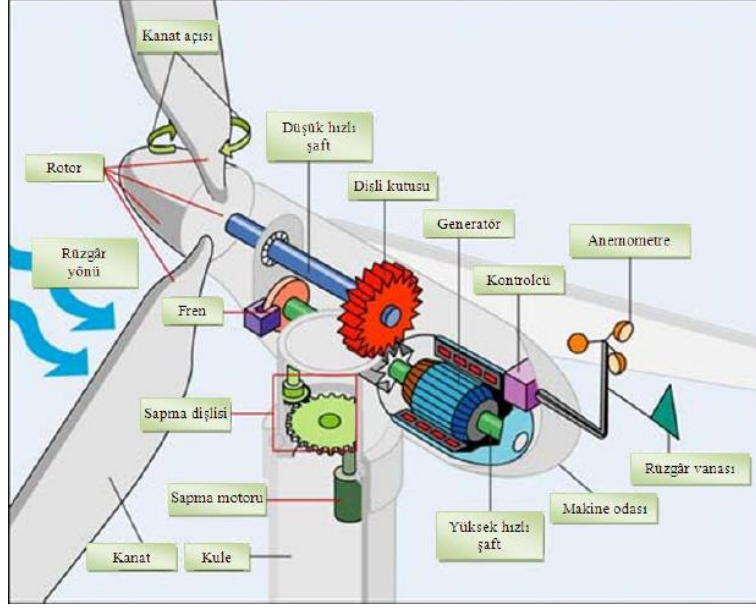
Önerilen modelin başarımını denemek için uluslararası düzeyde bir yarışma modelinde kullanılan arıza senaryoları ve teşhis gereklilikleri kullanılmıştır. Önerilen teşhis sisteminde kullanılan yapay sinir ağı yapısı çeşitli varyasyonları denenmiş başarım oranı en yüksek olan yapı tercih edilmiştir. Yapay sinir ağı yapısıyla birlikte giriş verilerinin normalizasyonu ve verilere bazı son işlemler uygulanmıştır. Sistemin hedef aldığı arızayı karışım olmadan teşhisi amaçlanmıştır.

1.2 Rüzgar Türbini

İklim koşulları sonucunda oluşan hava hareketlerini sistemin kanatları ile yakalayıp rotor ile mekanik enerjiye çeviren daha sonra bu mekanik dönme hareketini bir jeneratörü çevirmek ve jeneratör hareketi ile elektrik üretimini sağlayan sistemlerdir. Rüzgar türbinleri elektrik enerjisi üretirken çevresel iklim şartlarına olumsuz katkı sağlamamaktadır.

1.2.1 Rüzgar Türbin Bileşenleri

Rüzgar türbinleri, boyutları ve kurulum yerlerindeki değişiklikler dolayısıyla yapısal farklılık içermektedir. Bu etkenlere karşı birçok türbinin yapıları benzer bileşenlerden oluşmaktadır. Endüstriyel amaçlı kurulan, yaygın olarak üç kanatlı ve 6Mw gücündeki büyük güçlü olarak tanımlanan yatay eksen rüzgar türbinlerini incelersek türbin bileşenlerini detaylı şekilde görebiliriz. Bu tür türbinlerin bileşenleri Şekil 1.1’de gösterilmektedir ve şu şekilde sıralana bilir;



Şekil 1.1. Yatay Eksenli Rüzgâr Türbini Yapısı ve Bileşenleri

Kaynak: (Akdoğan, 2011)

Makine yeri (nacelle) türbin kulesinin üstüne konumlandırılan jeneratör, dişli kutusu, yüksek ve düşük hız mili, fren sistemi, elektrik ve kontrol panoları, soğutma sistemleri gibi sistemleri içeren göbek kısmının montajlandığı önemli bir parçadır.

Pervane Kanatları (Rotor Blades) rüzgarın akış gücünün pervane göbeğine aktarılmasını sağlayan önemli parçalardandır. Türbinler çeşitli sayıda kanata sahip olabilmektedir. Kanat sayısı türbin boyutlarına ve yapısına göre değişiklik göstermektedir. Üretilen en büyük kanat 8MW gücündeki bir açık deniz türbini için 88.4m uzunluğundaki kanttır.

Göbek (Hub) pervane göbeği kanatları düşük hız miline bağlayan yapıdır.

Düşük Hız Mili (Low Speed Shaft) dişli kutusuna pervane göbeğinden gelen hareketi iletir. Modern bir üç kanatlı yatar türbinde 15-50 devir/dakika hız ile dönmektedir.

Yüksek Hız Mili (High Speed Shaft) düşük hız milinin devir sayısının dişli kutusunda arttırıldıktan sonra dişli kutusu ile jeneratör arasındaki dönüş hareketini ileten parçadır. Jeneratör ihtiyaçlarına göre değişmekle beraber yaygın kullanımda 1000 ile 3000 devir/dakika arasında dönerler.

Dişli Kutusu (Gearbox) aerodinamik yapısı gereği pervanelerin maksimum dönüş hızı kullanılan üretcin gerekli devir sayısını karşılamıyor olabilir. Bu gibi uygulamalarda pervane milinin dönüş hızını belirli bir oranda yükseltip gerekli üreteç devrine ulaşılmasını sağlayan parçadır.

Mekanik Fren (Mechanical Brake) sağlıklı çalışma koşullarında türbin hızı elektronik olarak bir kontrolcü tarafından ayarlandığı için genel olarak kullanılmamaktadır. Mekanik frenler elektronik frenlerin çalışmadığı gibi acil durumlarda ve sistem bakımı esnasında kullanılır. Yüksek hızlı şaft üzerine montelenmesi düşük fren torku gerektirdiğinden avantajlıdır. Ancak tasarıma göre düşük hızlı şaft üstüne de monte edilebilir. Hidrolik ve elektromekanik fren türleri yaygın olarak kullanılır. (Kabakçı, 2015)

Elektrik Üreteci (Electrical Generator) mekanik enerjiyi elektrik enerjisine çeviren kısımdır. Doğru akın jeneratörleri, senkron jeneratör ve asenkron jeneratör kullanılan üreteç çeşitlerindendir.

Kontrol Ünitesi (Controller) türbini çalışma esnasında sürekli izleyip içinde bulunan rüzgar koşuluna göre maksimum verimin alınmasını sağlayan yapıdır. Yalpalama ve yunuslama mekanizmalarını sürekli olarak kontrol ederek bu maksimum verime ulaşmaya çalışır. Ayrıca devir, sıcaklık, titreşim, akım, gerilim ve bunun gibi çeşitli algılayıcılar ile sistem kontrolünü sağlar.

Soğutma Sistemi (Cooling System) jeneratörü veya dişli kutusunu soğutmak için türbin sistemlerinde kullanılır.

Kule (Tower) makine yeri ve pervaneleri taşıyan kısımdır. Yeryüzünden yükseklik arttıkça rüzgar hızı da arttığı için kulenin yüksekliği önemli bir etkidir. Yaygın olarak karşılaştığımız 6MW rüzgar türbinleri ortalama olarak 40-60 metre yüksekliğindeki kulelerde konumlandırılır.

Yunuslama-Kanat Açısı Kontrolcüsü (pitch Controller) türbinlerde kullanılan eğim sistemleri kanatların rüzgara göre açısının değiştirilmesini sağlar. Bu sistem türbinin verimini ayarlamak ve sınırların üstündeki koşullarda sistemi korumak için kullanılır. Anma değerinin altındaki rüzgarlarda kanatlar uygun değerli açığa ayarlanarak maksimum enerji elde edilir. Anma değerinin üstündeki rüzgarlarda ise kanat ile rüzgar yönü arasındaki açı azaltılarak üretim sınırlandırılır. Böylece sistem aşırı hızlanmalara karşı engellenir. Türbinin aşırı hızlı rüzgarlara maruz kalması durumunda kanatlar tamamen eğilir, üretim durur ve sistem koşullar normale dönene kadar korunmuş olur.

Yalpalama Kontrolcüsü (Yaw Controller) türbini motor yeri ile kule arasından çevirerek rüzgarın türbine karşıdan gelmesini sağlar. Çevirme esnasında harcanan enerji hesaba katılınca ortalama olarak 4m/s rüzgar hızlarında rüzgara karşı türbini çevirir. Sistem en uygun

pozisyonda kilitlenir. Yönlendirme sisteminin çalışması için 10.000 ile 70.000 Nm arasında bir tork üretmelidir. (Kabakçı, 2015)

Anemometre, yalpalama ve yunuslama kontrolünün sağlıklı bir şekilde yapılması için rüzgar yönünün ve hızının bilinmesi gerekir. Çoğu türbin anemometre denilen cihazı içerir. Bu cihaz kontrolcüye eğim ayarı yapmak veya gerekli durumda türbini korumaya almak için bilgi gönderir. Pervanelerin rüzgarı karşıdan alması için gerekli rüzgar yönü bilgisi de anemometre tarafından kontrolcüye iletilir. Anemometre ile elde edilen bilgiler türbinin sağlıklı bir şekilde çalışıp çalışmadığı hakkında karara varmak için kullanılan en önemli verilerdir.

1.2.2 Rüzgar türbin çeşitleri

Rüzgar türbinleri rotor millerinin eksen pozisyonuna göre yatay eksenli, dikey eksenli, eğik eksenli olarak sınıflandırılırlar. En sık tercih edilen türleri yatay ve dikey eksenli türbinlerdir.

Yatay eksenli rüzgar türbinlerinde (YERT), dönme eksenini rüzgar yönüne göre paralel, kanatlar ise rüzgar yönüne göre dik doğrultudadır. Bu tip türbinlerde kanatların sayısı azaldıkça kanatlar daha hızlı dönmekte fakat bu durumda aerodinamik dengesizlik söz konusu olmaktadır. Kanat eksenleri yapısı sayesinde rüzgar yönünün tersine negatif dönüş yapan kanatları olmadığından verimleri diğer türbin modellere göre yüksektir. Yatay eksen türbinlerinde verim yaklaşık %42'dir. (Karadağ, 2009) Bu tip türbinler yüksek güçlü endüstriyel uygulamalarda daha çok tercih edilmektedir. Ortalama yerden 20-30 metre yükseklikte çevredeki engellerden 10m yüksekte olacak şekilde yerleştirilmelidir bu stratejik özellikler büyük güçlü türbinlerde yüksekliğin getirdiği rüzgar rejimindeki süreklilikle verimleri yüksektir. Rüzgar hızının rotor kanadı uç hızına bölünmesi ile elde edilen orana kanat uç hız oranı (λ) denir. (Nurbay & Çınar, 2005)

- $\lambda=1-5$ Çok kanatlı rotor,
- $\lambda=6-8$ Üç kanatlı rotor,
- $\lambda=9-15$ İki kanatlı rotor,
- $\lambda>15$ Tek kanatlı rotor kullanılır.

Yatay eksenli türbinler rüzgarı alış yönlerine göre iki sınıfta ayrılmaktadır. Bunlar; rüzgarı önden alan türbinler ve rüzgarı arkadan alan türbinlerdir.

Rüzgarı önden alan türbinlerin yapılarında kanatlar motor ve gövdenin önünde bulunmaktadır. Avantajları dönme esnasında kule gövdesinin rüzgarı kulenin hizasındaki kanat

için gölgelemeye neden olmamasıdır. Kanatlar rüzgar geliş yönüne göre sistemin önünde olduğu için sert yapılı olmalı esneyip kuleye çarpmamalıdır. Ayrıca kanatların sürekli rüzgar yönüne dik olması için mekanik ve elektronik kontrollü bir yön bulucuya ihtiyaçları vardır. Yaygın olarak rüzgarı önden alan türbinlerin kullanımı tercih edilmektedir.

Rüzgarı arkadan alan türbin yapılarında kanatlar rüzgarın geliş yönüne göre kule ve jeneratörün arkasında bulunmaktadır. Kanatların esnek yapıya sahip olabilme avantajından dolayı toplam ağırlık azaltılabilir. Kanatların rüzgara dik pozisyonda olabilmesi için harici bir yönlendirme sistemine ihtiyacı yoktur. Rüzgar kuvveti ile yön kontrolünü doğal olarak sağlar. En büyük daz avantajı kulenin rüzgar gölgelemesi yaparak kule arkasında bulunan kanat için güç düşüşü ve titreşim oluşturmamasıdır. Bu nedenler hem türbin verimin hem de yapı ömrünü olumsuz etkilemektedir.

Kanat sayısına göre türbinler tek kanatlı, iki kanatlı, üç kanatlı ve çok kanatlı olarak çeşitlendirilmiştir.

Tek Kanatlı Türbinler yaygın kullanımı görülmeyen yapılardır. Yapı ağırlığı açısından avantajlı görülmektedirler. Kanat sayısı az olduğu için rotor hızı yüksekte tutulur, tork değerleri düşüktür. Rotordaki dinamik dengenin sağlanması için denge ağırlıkları kullanır. Bu yapılan dengeleme ayarları dinamik olarak en uygun değere yakın değildir. Yüksek rotor hızları çevrede görüntü ve gürültü kirliliğine neden olmaktadır. Şekil 1.2’de tek kanatlı türbin örneği görülmektedir.



Şekil 1.2. Tek Kanatlı Rüzgar Türbini

Kaynak: (Wikipedi, 2022)

İki Kanatlı Türbinler üç kanatlı türbinlere kıyasla rotor ağırlıkları ve maliyetleri düşüktür. Rotor balansız tek kanatlı türbinlerden çok daha iyidir. Fakat pratik kullanım esnasında

kanatların tam karşılıklı olması ve büyük çaplı rotorlarda iki kanat uçları için göz ardı edilemeyecek derecede farklı rüzgar güçlerine maruz kalmaları yapıyı tehlikeli olabilecek derecede titreşime sokmaktadır. Yüksek rotor hızı ile birleşen bu titreşim sürekli kontrol altında tutmalı ve bu durumda ekstra maliyet ve verimin düşmesi demektir. Şekil 1.3’de çift kanatlı türbin örneği görülmektedir.



Şekil 1.3. Çift Kanatlı Rüzgar Türbini

Kaynak: (Wikipedi, 2022)

Üç kanatlı türbinler gerekli torkun sağlanması ve dönüş esnasında oluşan bozucu etkilerin minimumda olması durumları için en ideal yapıdır. Kanat uç çizgisel hızı 75m/sn altında olduğundan düşük gürültü ve neredeyse pürüzsüz döndükleri için çevreye verdikleri rahatsızlık kabul görececek düzeyde düşüktür. Şekil 1.4’de tek kanatlı türbin örneği görülmektedir.



Şekil 1.4. Üç Kanatlı Rüzgar Türbini

Kaynak: (Wikipedi, 2022)

Çok kanatlı türbinler rüzgar türbinlerinin ilk örneklerinde değirmen ve su pompalama işlemleri için kullanılmışlardır. Gerekli tork miktarını sağlamak için kanat sayıları fazladır. Rotor milinin devrinin düşük olduğu uygulamalarda çok kanatlı yapılar tercih edilir. Gerekli durumlarda dişli kutusu ile jeneratöre iletilen dönüş sayısı artırılıp azaltılabilir. Pervane milinden uçlara doğru gidildikçe kanat genişlikleri artar. Kanatların rüzgar yönüne dik olması için yönlendirici ihtiyaçları vardır. (Nurbay & Çınar, 2005) Şekil 1.5’de çok kanatlı türbin örneği görülmektedir.



Şekil 1.5. Çok Kanatlı Rüzgar Türbini

Kaynak: (Vikipedi, 2022)

Düşey eksenli türbinler (DERT) rotor dönme eksenini rüzgar yönüne dik ve düşeydir. Kanat açısı ayarlanabilir modelleri bulunmakla birlikte basit yapıları her yönden esen rüzgarı değerlendirebilmekte ve yönlendirme sistemlerine ihtiyaçları yoktur. Jeneratörleri yere konumlandırılabilir avantajlarından dolayı kule masrafları düşüktür. Küçük güçlü uygulamalarda tercih edilir. Endüstriyel uygulamalardan çok küçük tipli konut, site gibi öz tüketim ihtiyaçları amacıyla kullanılır. Dikey eksenli türbinler zemine yakın monte edildiği için rüzgar rejimleri düşük ve düzensizdir. Bu yüzden verimleri %30 civarındadır. Düşey rüzgar türbinlerinin iki farklı formu vardır. Bunlar darrieus ve savonius türleridir.

Savonius tipi rüzgar türbinlerinin diğer modellere göre avantajı düşük hızlarda rüzgar alan ve düzensiz bir hava akımına sahip bölgelerde kullanımında verimleri yatay eksenli türbinlere göre yüksektir. Gürültü seviyeleri yerleşim yerindekileri rahatsız etmeyecek seviyelerde düşüktür. Yapıları basit ve kurulum maliyetleri düşüktür. Düşük rüzgarlarda üretim için gereken torku yakalayabilirler. Dinamik yapıları nedeniyle yüksek hızlı rüzgarlarda

verimsizdirler. Savonius yapısı diğer düşey eksen türbinlerle bir bütün oluşturularak ilk kalkışlarda yardımcı eleman olarak kullanılabilir. (Şimşek, 2020)

Darrieus tipi rüzgar türbinleri ilk harekete geçmeleri için mile sabitlenmiş savoniuslar ile veya motor ile tahrik edilmelidir. Yüksek hızlarda çalışabilirler. 2, 3 veya 5 kanatlı türleri bulunabilir. Parabolik ve konik tip darrieusların bulunmasının yanı sıra tercih edilen modelleri H tipi ve helisel tipleri üzerine çalışmalar yoğunlaşmıştır. (Şamdan, 2016)

1.2.3 Rüzgar Türbinlerinde Kullanılan Generatörler

Jeneratörler mekanik enerjiyi elektrik enerjisine çeviren çeşitli yapılara sahip makinalardır. Rüzgar türbinlerde kanatların sağladığı mekanik enerjiyi stator sargılarında elektrik enerjisine dönüştürürler. Rüzgar türbinlerinde kullanımı yaygın olarak tercih edilen üç tip jeneratör vardır. Bunlar; doğru akım jeneratörleri, senkron jeneratörler ve asenkron jeneratörler. (Şenel, 2012)

Doğru akım jeneratörleri çoğunlukla şebekeden bağımsız olarak kurulan sistemlerde tercih edilir. 12,24 ve 48 volt sistemlerde akü şarjı amaçlı kullanılır. Fırçalı, fırçasız ve sürekli mıknatıslı gibi çeşitli olarak tasarlanabilirler. Güvenilirlikleri düşük ve bakım gerektirirler. Bu dezavantajlara karşı hız kontrollerinin kolar olması bu tür küçük uygulamalarda tercih sebebidir.

Senkron jeneratörler alan sargılı (rotoru sargılı) ve sürekli mıknatıslı olmak üzere iki çeşittir. Büyük güçlerde elektromıknatıslı, küçük güçlerde sabit mıknatıslı rotora sahip jeneratörler kullanılır. Sabit hızlı rüzgar türbinlerinde tercih edilir. Sabit frekansta çalışırlar. Bağlandıkları şebeke ile aynı frekansta çalışırlar. Pahalı ve mekanik olarak karmaşıktır. Rotor yapıları bakımından yuvarlak rotorlu ve çıkık kutuplu olarak ayrılırlar.

Sürekli mıknatıslı senkron jeneratörler uyartımı için enerjiye ihtiyaç duymaması rüzgar türbinlerinde tercih sebebidir. Dişli sistemine gerek duymazlar her hangi bir hızda üretim sağlanabilir. İstenilen durumda dişli kutusu ile de tercih edilebilir. Bakımları ekonomiktir. Küçük güçlü uygulamalarda daha verimlidirler. Statorda sargılar, rotorda ise daimi mıknatıslar mevcuttur. Dezavantajları mıknatıs maliyetlerinin yüksek olması ve manyetik özelliklerini sıcaklıkla değişmesidir. Kısa devre durumu ve yüksek sıcaklık gibi durumlarda mıknatısların manyetik özelliğini kaybettiği göz önünde bulundurulmalıdır. (Ackermann, 2005)

Asenkron jeneratörler bilezikli çift beslemeli ve sincap kafesli asenkron jeneratörler olmak üzere iki çeşittir. Sabit hızlı ve değişken hızlı rüzgar türbinlerinde tercih edilebilir. Üretilen gerilimin frekansı sabit değildir. Güvenilir, ekonomik ve kW/kg oranı yüksektir.

Sincap kafesli asenkron jeneratörler fırçasız, güvenilir, sağlam ve ekonomik yapıldırlar. Sabit ve değişken hızlı rüzgar türbinlerinde yaygın olarak kullanılırlar. Rotor çubukları manyetik sesleri azaltmak ve yüksek kalkış momenti sağlamak için rotor eksenine belirli bir açı ile yerleştirilmiştir. Dezavantajları jeneratör parametrelerinin frekans ve sıcaklık ile değişim göstermesidir. Türbin gücündeki dalgalanmaları şebekeye direkt olarak iletmesi en önemli dezavantajlarıdır.

Çift beslemeli asenkron jeneratörler bozucu etkilere karşı dayanıklı ve kararlıdır. Güç elektroniği dönüştürücü güçleri sistem gücüne göre küçük olduğundan maliyetleri düşüktür. Senkron altı ve senkron üstü hızlarda çalışabilir. Stator direkt üç faz şebekeye bağlanır, rotor güç dönüştürücüsü üzerinden şebekeye bağlanır. Rüzgar türbinlerinde en çok tercih edilen asenkron jeneratör türüdür.

1.3 Arıza

Arıza, bir cihazın veya sistemin çalışmasında görülen normal olmayan durumlar olarak tanımlanabilir. Arızalı bir cihaz girdi sinyaline kısmi yanıt verebilir veya hiç yanıt vermeyebilir. Arıza cihaz veya sistemlerde istenmeyen durumlara yol açabilir. Elektronik sistemlerde sistem kararlı ve istenilen aralıklarda çalışmadığı durumda arızalı olarak tanımlanabilir. Elektronik sistemlerin kullanıldığı ve üretimin olduğu yerlerde arızanın mümkün olan en kısa sürede giderilmesi istenmektedir. Arıza kaynaklı durmaları engellemenin en etkili yolu ise arıza tahmini ve izolesidir.

1.3.1 Rüzgar Türbinlerinde Arızaların Sınıflandırılması

Arızalar meydana geldikleri bölüme, sisteme etkidiği sapma şekillerine ve sistemde oluşma zamanlarına göre çeşitli sınıflara ayrılmaktadırlar. Arızaları, meydana geldiği bölüme göre sınıflandırırken arızanın olduğu sistemin bölümleri ile bağlantılı olarak sınıflandırma farklılık göstermektedir. Arızanın sisteme etkidiği sapma şekillerine ve sistemde görülme sürelerine göre arızaların sınıflandırılması çoğu sistem yapısı için benzerdir.

Rüzgar türbinlerinde arıza meydana gelen alt sistemler; Kontrol sistemi, dişli kutusu, elektrik sistemi, jeneratör, göbek ve kanatların arızaları başta olmak üzere aktarma organları, sıkışma, fren sistemi, hidrolik sistem, algılayıcı, rotor ve kanatlar, sapma sistemi, yunuslama

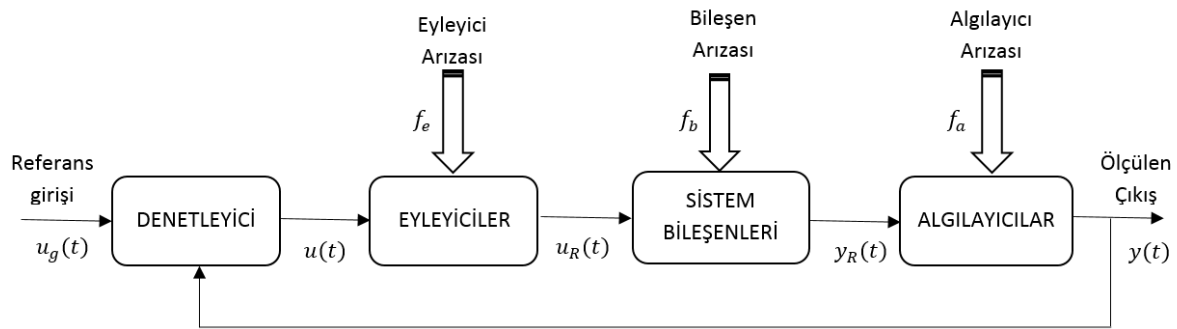
sistemi arızalarının görünen başlıca arızalar olduğunu öne sürülmüştür. (Estefania, Martín-Martínez, Honrubia-Escribano, & Gomez-Lazaro, 2018)

Önceki çalışmalardan da derlenen bilgilere göre elektrik ve kontrol sistemleri ve diğerleri kategorisinin en yüksek arıza oranlarını sunduğunu; Şanzıman, duruş süresi açısından en kritik bileşen ve bunu elektrik sistemi, jeneratör ve fren sistemi takip ettiği ileri sürülmüştür. (Hossain, Abu-Siada, & Muyeen, 2018)

1.3.1.1 Rüzgar Türbinlerinde Arızaların Oluşma Yerine Göre Sınıflandırılması

Arızalar rüzgar türbinlerinde meydana geldikleri bölümlere göre üç farklı sınıfa ayrılırlar. Bunlar; aktüatör arızası, bileşen arızası ve algılayıcı arızasıdır.

Bir sistemin diyagramı ve oluştuğu yere göre arızaların sınıflandırılması Şekil 1.6'da gösterilmiştir.



Şekil 1.6. Arızaların Oluşma Yerine Göre Gösterimi

Sistemin doğrusal olduğu var sayılırsa durum uzay denklemi Denklem 1.1'deki şekilde yazılabilir:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu_R(t)$$

$$y_R(t) = Cx(t) + Du_R(t) \quad (1.1)$$

Şekil (1.6)'da $u_g(t)$ referans giriş vektörü, $u(t)$ denetim giriş vektörü, $u_R(t)$ ve $u(t)$ denetim girişine karşılık eyleyici tepki vektörü, $y_R(t)$ gerçek sistem çıkış vektörü, $y(t)$ ölçülen çıkış vektörü, $f_e(t)$ eyleyici arıza vektörü, $f_b(t)$ bileşen arıza vektörü, $f_a(t)$ algılayıcı arıza vektörüdür. A,B,C,D uygun boyutlardaki durum matrisidir.

Aktüatör arızası, rüzgar türbinleri üstünde incelendiğinde mekanik hareketi elektrik enerjisine dönüştüren jeneratörde oluşan arızalar, sapma ve yunuslama açısı kontrolünü

sağlayan aktüatörlerde oluşan arızaları içermektedir. Aktüatör arızası kısmi arıza ve tam arıza olarak ikiye ayrılır. Kısmi aktüatör arızalarında eyleyici sistem giriş komutuna kısıtlı veya eksik tepki verir. Tam aktüatör arızalarında ise eyleyici sistem giriş komutuna hiç tepki göstermez. Aktüatör arızalarının meydana gelmesi durumunda model Denklem 1.2'deki duruma gelir:

$$u_R(t) = u(t) + f_e(t) \quad (1.2)$$

Bileşen arızası, rüzgar türbinleri üstünde incelendiğinde rüzgar kuvveti ile kanatlarda oluşan dönme kuvvetini jeneratöre kadar ileten ve türbin verimini arttırmak, türbin güvenliğini sağlamak için kullanılan sistemlerde oluşan arızalardır. Bu arızalar hidrolik sisteminde sızıntıları veya bileşenlerdeki fiziksel eğilme bükülme gibi hasarları kapsamaktadır. Bileşen arızasının meydana gelmesi durumunda model Denklem 1.3'deki duruma gelir:

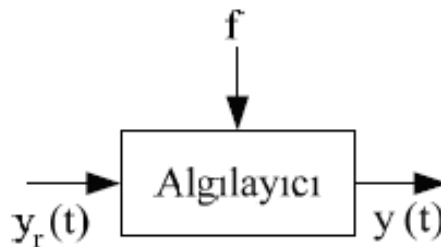
$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu_R(t) + f_b(t) \quad (1.3)$$

Algılayıcı arızası, rüzgar türbinleri üzerinde incelendiğinde başta rüzgar yön ve hızını ölçen anemometre cihazlarında, devir, sıcaklık, akım, gerilim. Vb. algılayıcılarda oluşan arızaları kapsar. Algılayıcı arızaları tam algılayıcı arızaları, değerin sürekli olarak sıfır alınması, sabit bir değer ile tıkanması, verinin toplamsal bir hata ile alınması, verinin çarpımsal bir hata ile alınması, aykırı veri tek bir noktada çok büyük değer alınması ve sonrasında ölçümün normale dönmesi olarak sınıflandırılabilir. Algılayıcı arızasının meydana gelmesi durumunda model Denklem 1.4'deki duruma gelir:

$$y(t) = y_R(t) + f_a(t) \quad (1.4)$$

1.3.2 Modellemelerine Göre Arızalar

Arızalar modellenmesine göre iki sınıfa ayrılır. Bunlar toplamli arızalar ve çarpımlı arızalardır. Bir sistemde etki şekline göre arıza Şekil 1.7'de gösterilmektedir.



Şekil 1.7. Etki Şekline Göre Arıza

Algılayıcıda oluşan bir arıza Şekil (1.7)'de gösterilmiştir. $y(t)$ ölçülen çıkış vektörü, $y_r(t)$ sistemin çıkış vektörü, $f_t(t)$ toplamsal algılayıcı arızası değeri ve $f_c(t)$ çarpımsal algılayıcı arızası değerini göstermektedir.

Toplamlı arızalar giriş değerine bir değer eklenmesi ile meydana gelir. Eklenen değer artı veya eksi işaretli olabilmektedir. Toplamlı arızanın meydana gelmesi durumunda model Denklem 1.5'teki duruma gelir:

$$y(t) = y_r(t) + f_t(t) \quad (1.5)$$

Çarpımlı arızalar giriş değerinin bir değer ile çarpılması ile meydana gelir. Çarpımlı arızanın meydana gelmesi durumunda model Denklem 1.6'da ki duruma gelir:

$$y(t) = y_r(t) * f_c(t) \quad (1.6)$$

1.3.3 Zaman Karakteristiklerine Göre Arızalar

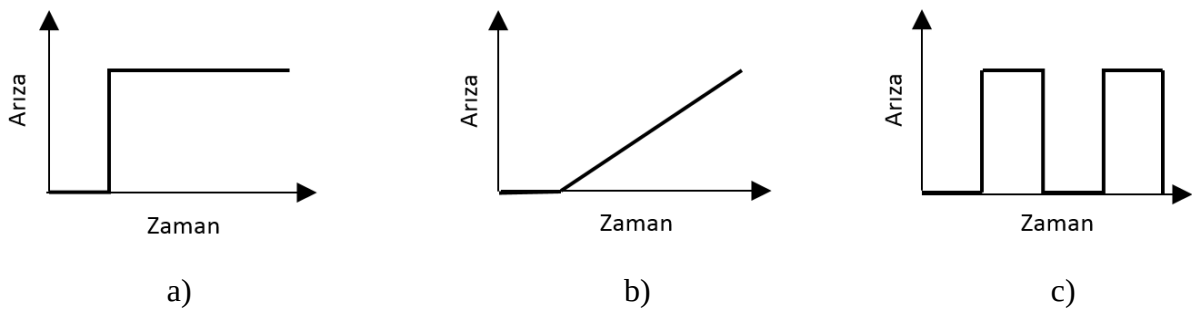
Arızalar zaman karakteristiklerine göre üç sınıfa ayrılır. Bunlar ani arızalar, artan arızalar ve geçici arızalardır.

Ani arızalar düzenli olarak çalışan sistemlerde aniden ortaya çıkan arızalardır. Donanımsal hasarlardan kaynaklanırlar. Sistemin başarısını ciddi derecede düşürür veya işleyişi durdurabilir.

Artan arızalar düzenli olarak çalışan sistemde artarak devam eden arızalardır. Aşınım eskime verim düşüklüğünden kaynaklanır. Sistem kararlılığını ve başarımını yavaş yavaş düşürürler.

Geçici arızalar sistemde bir süreliğine oluşup sonra ortadan kaybolan arızalardır.

Arızaların zaman karakteristiklerine göre gösterimleri Şekil 1.8'de gösterilmiştir.



Şekil 1.8. Zaman Karakteristiklerine Göre Arızalar a) Ani Arıza b) Artan Arıza c) Geçici Arıza

1.3.4 Arıza Teşhis Sisteminin Gereksinimleri

Rüzgar türbinlerinde arıza teşhis sistemlerinin amacı enerji üretim verimliliğini en üst düzeyde tutmak ve türbin yapısına hasar verebilecek arızaların erken aşamalarda teşhis edilip oluşabilecek hasarlardan sistemi korumaktır. Arıza teşhis sistemi görevlerini başarı ile yerine

getirebilmesi için arızayı mümkün olan en kısa sürede tespit etmeli, bozucu etkileri yenebilmeli, gürbüz bir yapıya sahip olmalı, çeşitli gürültü ve belirsizlik durumunda başarılı bir teşhis yapabilmektir. Tüm koşullarda sistemin sağlıklı veya arızalı olması kararını doğru verebilmek için değişen çalışma koşulları, çevresel koşullar ve değişen sistem koşullarından etkilenmeyip doğru teşhis yapabilmektir. Arıza dayanımlı kontrol sağlayabilmek için arıza kaynağını, yerini ve sisteme olan etkisini yüksek başarımla teşhis edebilmektir.

1.3.5 Veri Tabanlı Arıza Teşhis Sistemleri

Rüzgar türbini elektrik güç dönüştürücülerin arıza teşhisi ile ilgili olarak uygulanan yöntemler genellikle model tabanlı, veri tabanlı ve sinyal işleme tabanlı yöntemlerdir. Model tabanlı yaklaşım esas olarak arıza mekanizması analizi için, veri tabanlı yaklaşım durum değerlendirmesi ve arıza tahmini için kullanılabilir. (Xiao, Liu, Zhang, & Zhang, 2021) Model tabanlı yaklaşımı rüzgar türbinlerinin, özellikle de eğim sisteminin kestirimci teşhisine ulaşmak için birkaç yaklaşım önerilmiştir. Bunun nedeni, güçlü doğrusal olmayan ve karmaşık durağan olmayan ortamlarda bileşen bozulmasını modellemenin çok zor bir iş olmasıdır. Bu yöntemlerin örnekleri, genetik programlama algoritması, sinir ağı, sinir ağı topluluğu, güçlendirme ağacı algoritması ve destek vektör mekanizması (SVM)'dir. Bu yöntemler, Denetleyici Kontrol ve Veri Toplama (SCADA) verilerini kullanarak hata tahminini gerçekleştirir. İkincisi, sınırlı boyutta olma dezavantajına sahiptir ve bu nedenle bileşenlerin çalışma koşulları hakkında yeterli bilgi sağlamazlar. Bu nedenle, belirli hataların tahmin doğruluğu yeterli değildir.

SCADA verilerinin değerleri (örneğin, yatak titreşimi ve sıcaklığı), değişen çalışma koşulları altında geniş aralıklarda değişir. Uygun bir veri analiz aracı olmadan ham SCADA verilerinden yeni başlayan bir hatayı teşhis etmek zordur. Geleneksel olarak, bir makine matematiksel modelinin yardımıyla izlenebilir. Ancak bu yaklaşım, rüzgar türbinlerin durum izleme sistemlerine uygulandığında zorlukları karşılar. Rüzgar türbini için doğru bir matematiksel model oluşturmak kolay değildir çünkü bir rüzgar türbininin çalışması karmaşık kontrolleri içerir. Örneğin dişli tahrikli bir rüzgar türbini modeli, doğrudan tahrikli bir rüzgar türbinine uygulanamaz. (Yang, Court, & Jiang, 2013)

2. LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR

Literatürde rüzgar türbinlerinde; eyleyici sistemi, algılayıcı sistemi ve dinamik sistem arızalarını teşhis etmek için çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Aşağıda konuya ilişkin literatür çalışmaları verilmiştir.

Korkos ve ark. değiştirilmiş bir güç eğrisi izleme yöntemi kullanmıştır (Korkos, Linjama, Kleemola, & Lehtovaara, 2022). Yunuslama arızası teşhisi için etiketleme sürecini vurgulayan, SCADA verilerinin ayrıntılı ön işlemlerini içeren çalışmayı servo valf kontrollü hidrolik yunuslama sistemine sahip 5 adet türbinde uygulamıştır. Her bir türbinin 10 yıllık çalışmasına ilişkin veriler kullanılmıştır. Yunuslama arızası teşhisi için her bir kanattan açı ölçümleri alınmıştır. Arıza teşhisinin %86'nın üzerinde başarı gösterdiği açıklanmıştır.

Leahy ve ark. yunuslama sistem arıza teşhisi için bir Destek vektör mekanizması (SVM) yöntemi önermiştir (Leahy, Hu, Konstantakopoulos, Spanos, & Agogino, 2016). Arızalı ve nominal çalışma şekillerini belirlemek için arıza verileri güç eğrisi ile bağlantılı olarak filtreleyerek ve analiz ederek daha sonra sıcaklık, yunuslama ve rotor verileri dikkate alınarak arızalı çalışma durumu teşhis tekniklerini uygulamıştır. SVM eğitiminde 29 özelliği kullanmakta karar vermiştir. Belirli arızaların önceden tahmin ve teşhisine zemin oluşturmayı amaçlamış bazı arıza türlerini tahmin etmede başarı göstermiştir.

Leahy ve ark. 3 MW'lık doğrudan tahrikli bir türbinin SCADA sisteminden alınan veriler ile SVM eğitim yöntemlerinin kullanımı araştırılmıştır (Leahy, ve diğerleri, 2018). Operasyonel ve durum verilerinden oluşan iki farklı veri seti analizini kullanarak besleme arızalarını, jeneratör sıcaklık arızalarını, hava soğutma sistemi arızalarını ve tahrik sistemi arızalarını tespit, teşhis ve tahmin etmek için üç kademedan oluşan çalışmada umut verici sonuçlar elde edilmiştir. Arıza tespit, teşhis ve tahmin çalışmalarında SCADA verilerini kullanan çalışmaların gelişmelere açık olduğu görüşünü sunmuşlardır.

Pandif ve İnfield, arızaları teşhis etmek için rüzgar türbinini göbek seviyesindeki rüzgar hızı ile türbin güç üretimini arasındaki doğrusal olmayan bağlantıyı veren güç eğrisinden faydalanarak bir arıza teşhis makinesi önerisinde bulunmuş ve destek vektör makinesi (SVM) tabanlı makinalar ile kıyaslanmıştır (Pandit & İnfield, 2019). Güç eğrisi, rüzgar türbini performans takibi konusunda yaygın olarak kullanılmasına rağmen yunuslama açısı arızası kontrolü konusunda kullanımı bulunmamaktadır. İlgili çalışmada güç eğrisi oluşturmakta yaygın kullanılan 'Bins yöntemi' yunuslama açısı eğrisi tahmini için önerilmiştir. Bins yöntemi ölçülen değerlerin eğrisini oluşturmak için verileri normalleştirmek ve veri azaltmaya

dayanmaktadır. Sonraki aşamada destek vektörü regresyonu (SVR) tabanlı yaklaşım ile bins yöntemi arıza tespiti yaklaşımları kıyaslamaları gösterilmiştir.

Pandit ve İnfield, güç eğrisi, rotor hızı eğrisi ve yunuslama açısı eğrisi kullanarak gauss proses algoritmasını önermiştir (Pandit & İnfield, 2018). Kritik arızaları belirlemek ve güç performansını iyileştirmek için referans model kullanılabilecek türbin değişkenlerine dayalı operasyon eğrilerini tahmin etmiştir.

Dao, türbin kontrol sistemindeki mevcut SCADA sıcaklık verilerini temel alarak 2MW gücündeki türbinin aktarma organları durumunu izlemek için öneride bulunmuştur (Dao, Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Wind Turbines Based On Structural Break Detection In SCADA Data., 2022). Önerilen sistemde jeneratör ve dişli kutusu sıcaklık verileri bağımsız değişken, jeneratör hız verileri bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Çoklu doğrusal bir regresyon modeli oluşturulmuştur. Chow testi kullanarak modeldeki regresyon katsayılarının kararlılığını incelemiş ve oluşturulan model katsayılarında meydana gelen bir kararsızlığın sistemdeki arızayı belirtebileceği yorumunda bulunmuştur. Önerilen yöntemin rüzgar türbin sistemini SCADA verileri üzerinden etkin bir şekilde izleyebildiği ve arızalı çalışma durumlarının güvenilir bir şekilde teşhis edebildiği iki ayrı arızalı durum kullanılarak ispatlanmıştır.

Mustafa Acar ve ark. aktarma organları ve yunuslama açısı arızalarını da kapsayan arıza tahmin sistemi önermiştir (Acar, Ketmen, & Bulut, 2021, Haziran). Çalışmada türbin üzerinden toplanan arıza kayıtları ve algılayıcı verileri kullanılarak ölçeklendirilmiş ve ön işlemler yapıldıktan sonra bir uzun kısa süreli bellek (LSTM) modeli eğitilmiştir. Eğitilen model, tek katmanlı LSTM modeline kıyasla türbindeki arızaların kestiriminde daha yüksek başarımla göstermiştir.

Zhao ve ark. rüzgar türbini jeneratör arızası için tahmin modeli ve teşhis modelinin birlikte olduğu bir çözüm sunmuştur (Zhao, ve diğerleri, 2017). Veriler için veri temizleme, özellik seçimi, özellik azaltma ve veri seti dengeleme olmak üzere dört adımdan oluşan ön işlem uygulanmıştır. Jeneratör arıza değişkenlerini yakalayabilmek için temel bileşen analizi (PCA) kullanılmıştır. Örnekleme üzerinden sentetik azınlık tekniği (SMOTE), veri setinin dengesizlik özelliklerini daha iyi doğrulukla ele almak için kullanılmıştır. Önerilen arıza teşhis sistemi verileri mevcut SCADA sisteminden almakta olup, belirli tipteki jeneratör arızalarının teşhisinde %94 doğruluğa ulaşabilmiştir.

Dao, rüzgar türbini çeşitli arızaları teşhis etmek için istatistiksel tabanlı Wilcoxon sıra toplamı testlerine dayalı bir yöntem önermiştir (Dao, On Wilcoxon Rank Sum Test for Condition Monitoring and Fault Detection of Wind Turbines., 2022). Teşhis için arıza olayını içeren rüzgar türbini SCADA veri seti kullanılmıştır. Önerilen yöntemin başarımını test etmek için şanzıman yatağı sıcaklığındaki anormallik arızasını içeren bir veri seti kullanışlardır. Jeneratör hızı, dişli kutusu yatak sıcaklığı, üretilen güç, jeneratör voltajı, jeneratör akımı ve jeneratör yatağında ölçülen sıcaklık parametreleri kullanılarak arıza başarılı şekilde teşhis edilmiştir.

Stetco ve ark. yakın zamanda yapılan bir araştırmayı ele alarak makine öğrenimi algoritmalarını kullanmıştır (Stetco, ve diğerleri, 2019). Yapılan çalışmada rüzgar türbini durum izleme (WTCM) ve derin öğrenme algoritmasının, büyük veri hacmi senaryolarında kesinliği artırabileceği ve daha yüksek başarılı teşhislerin elde edebileceği görüşünü sunmuştur.

Wang ve ark. sadece SCADA verilerini kullanarak rüzgar türbini arıza teşhisi için çok değişkenli korelasyon çıkarımına dayalı bir normal davranış modeli önermiştir (Wang, ve diğerleri, 2022). Değişkenler arasındaki korelasyonu çıkarmak için çok başlı öz dikkat mekanizmasına dayalı bir ağ tasarlamıştır. Etkin bir şekilde erken uyarı sağlamak ve yanlış teşhis oranını azaltabilmek için çok değişkenli korelasyonları kullanmıştır. Otomatik kodlayıcı (AE) ve LSTM dikkat yöntemleri ile karşılaştırıldığında, önerilen yöntem hata teşhisinde daha iyi performans elde edebilme ve yanlış teşhis oranını azaltabileceği ön görülmüştür.

Zehar ve ark. dişli kutusu yatağı ve soğutma yağı sıcaklığı arızasına yapay sinir ağı (YSA) tabanlı araştırma önermiştir (Zaher, McArthur, Infield, & Patel, 2009). Arıza teşhisi için 2 yıllık SCADA verilerinin kullanılabilceğini önermişlerdir. Gizli katmanda 3 nöronlu bir YSA yapısının en uygun yapı olduğunu önermiştir. İncelenen iki FSRC modelinin girdileri, çapraz korelasyona dayalıydı ve önceki zaman adımlarından alınan değerleri içermekteydi. Eğitilmiş model ile türbindeki dişli kutusu arızasını teşhis edebilmiştir. Aşırı ısınma sorunlarından dolayı bir türbinin arızalanmasından yaklaşık 6 ay önce arıza tahmin edilmiştir.

Zhang ve Wang, türbinin ana yatak, dişli kutusu ve kanatlar gibi ana alt sistemlerinde yeni başlamakta olan arızaların teşhisine yönelik YSA tabanlı arıza teşhis sistemi önerisinde bulunmuştur (Zhang & Wang, 2014). Normal davranış için YSA modeli kurup, gerçek değer ile YSA'nın oluşturduğu teorik değer arasındaki fark yöntemiyle arıza teşhisi önerilmiştir. Sistem tek bileşenli olup arka mil yatağı bilye arızası teşhisi üzerinde test edilmiştir.

Yang ve ark. SCADA verilerine dayalı türbin durumu izlemesi üzerine çalışmada bulunmuştur (Yang, Court, & Jiang, 2013). Durum izleme sistemi kullanılarak aktarma organları ve kanat arızası teşhisi amaçlanmıştır. Rüzgar hızı, jeneratör hızı veya çıkış gücü ile kutu ortalamasını kullanan bir eğilim yöntemi önermiştir. Önerilen sistemde türbinin anlık dinamik tepkilerinden ziyade bir dizi operasyonel koşullardaki türbinin genel performansına dayalı karar mekanizması önerilmiştir. Jeneratör yatak arızası olan üç kanatlı bir türbin ve kanat arızası olan iki kanatlı bir türbin arızasından oluşan iki vaka ile önerilen sistemin çalışması analiz edilmiştir. Durum izleme sisteminin sonucunun potansiyel olarak daha güvenilir olduğu önerilmiştir. Rüzgar hızı, nominal rüzgar hızına ulaşmadan önce toplanan SCADA verilerinin yorumlanmasına dayalı olarak özel bir durum gözlem stratejisi geliştirilmiştir. Aykırı değerlerin neden olduğu hesaplama hatalarını azaltmak ve durum gözlem sisteminin güvenilirliğini arttırmak için SCADA verilerinin ön işleme için özel bir algoritma geliştirilmiştir.

Aloraini ve Sayed-Mouchaweh, rüzgar türbinlerinin özellikle de yunuslama sisteminin arıza teşhisi için bir grafik tabanlı makine öğrenimi yaklaşımı önermiştir (Aloraini & Sayed-Mouchaweh, 2014). Zorlukları daha iyi kontrol etmek ve üstesinden gelmek için Gauss döngüsel olmayan grafik modellerine ve lasso tahminine dayanan bir yöntem önermiştir.

Xiang ve ark. dikkat mekanizması (AM) tabanlı CNN-LSTM modeli ile oluşturulmuş bir arıza teşhis mekanizması önermiştir (Xiang, Wang, Yang, Hu, & Su, 2021). Önerilen model girdi katmanı, CNN katmanı, LSTM katmanı, AM katmanı ve çıktı katmanlarından oluşmaktadır. Derin öğrenme modelinin eğitimi sırasında, eğitim örneği olarak normal çalışma durumundaki SCADA verileri seçilmiştir. CNN, orijinal verilerin uzamsal özelliklerini çıkarır, LSTM ağının girdileri olarak değerlendirilir. Zamansal özellikler LSTM aracılığıyla çıkarılır ve sonuçlar AM katmanına girilmiştir. SCADA sisteminden rüzgar verisi, birçok noktadan sıcaklık verisi ve elektriksel veriler alınmıştır. Şanzıman ve jeneratör arızası üzerinde gerçek veriler ile test edilen önerilen sistem arıza teşhisinde kesin, güvenilir ve etkili başarımlar sağlamıştır.

Xiao ve ark. rüzgar türbini elektrik güç dönüştürücüleri arızaları tespiti için evrişimli sinir ağları (CNN) tabanlı arıza teşhis makinesi geliştirmiştir (Xiao, Liu, Zhang, & Zhang, 2021). Teşhis mekanizması için gerekli veriler mevcut SCADA sisteminden seçilmiştir. Rüzgar türbini arıza tespiti için Octave Convolution (OctConv) ağ yapısının analizine dayanarak, geliştirilmiş bir AOConv (Dikkat Octave Convolution) yapısı önermiştir. Önerilen yapıyı ResNet50 omurga ağına uygulanmış ve AOC-ResNet50 olarak adlandırılmıştır. Önerilen AOC-ResNet50 teşhis makinesi doğruluğunun %98,0'a kadar yükselebileceğini göstermiştir.

Bu başarımın, diğer evrişimli sinir ağları ve Octave Convolution ağları tabanlı arıza tespit sistemleri başarımından yüksek olduğu ileri sürülmüştür.

Kouadri ve ark. farklı koşullar altında rüzgar türbin sistemlerinde güvenilirliği ve gerekli güvenliğini arttırmayı amaçlayan gelişmiş arıza teşhis yaklaşımı anlatılmıştır (Kouadri, ve diğerleri, 2020). Önerilen metot makine öğrenimi tabanlı olan Gizli Markov Modeli (HMM) ve Temel Bileşin Analizi (PCA) modelinin faydalarını içermektedir.

Liu ve ark. SCADA verilerinden faydalanarak destek vektör regresyonu (SVR), SVM ve CNN modelleri temelinde bir yunuslama, jeneratör ve dönüştürücü dâhil olmak üzere üç rüzgar türbini alt sistemi için arıza teşhis sistemi önerisinde bulunmuşlardır (Liu, Xiao, Zhang, & Zhang, 2020). Sinir ağı temelli modellerin SVR ve SVM modellerinden daha yüksek başarımlar gösterdiği doğrulanmıştır.

Pashazadeh ve ark. rüzgar türbinlerinde arıza teşhis ve izolasyonu için çeşitli sınıflandırıcıların birleşimine dayalı veri tabanlı yaklaşımda bulunmuştur (Pashazadeh, Salmasi, & Araabi, 2018). Çok katmanlı algılayıcı, radyal temel işlevi, karar ağacı ve k-en yakın komşu sınıflandırıcılarını birleştirerek paralel olarak modelde uygulamıştır. Önerilen sistem eyleyici ve algılayıcı arızalarına odaklanmıştır. Önerilen sistemde karar birleştirmeye dayalı analitik yedeklik geliştirildi ve yanlış alarmlarla gözden kaçan algılamayı azaltmak için yukarı/aşağı sayıcısı kullanmıştır. Önerilen sistemin verimli sonuçlarını çeşitli denemeler ile elde etmiştir.

Neşe, rüzgar türbinine ait akım ve gerilim bilgilerini kullanarak PCA ile özellik çıkarımını gerçekleştirmiş ve SVM yöntemleri kullanılarak arıza tanısı ve sınıflandırma mekanizması yapmıştır (Neşe, 2014). Çalışmada rulman arızası, çeşitli oranlarda kanat kırıkları ve değişen sargı sayılarıyla meydana gelen stator kısa devre arızaları ele alınmıştır. Arızasız çalışmada dâhil olmak üzere çeşitli arıza ve değişen oranlarda arızaların ele alındığı 13 farklı senaryo ile arıza sınıflandırma sistemi denemesi yapılmıştır. Ele alınan senaryolar sağlıklı çalışma, rulman arızası, %10 kanat kırığı, %20 kanat kırığı, %30 kanat kırığı, %40 kanat kırığı, %8 stator sargı kısa devre, %10 stator sargı kısa devre, %12 stator sargı kısa devre, %15 stator sargı kısa devre, %18 stator sargı kısa devre, %50 stator sargı kısa devre ve faz-faz kısa devre ile çalışma durumlarından oluşmuştur. Denemeler üç farklı yük ve üç farklı rüzgar hızı koşulu altında gerçekleştirilmiştir. Önerilen yöntem %94.44 gibi başarımlar sağlamıştır.

Kavaz Taşkın, SCADA verileri kullanarak YSA tabanlı sıcaklık algılayıcı arızası tespiti üzerine öneride bulunmuştur (Kavaz Taşkın, 2019). Çalışma 3 bölümden oluşmuştur.

Sıcaklık algılayıcı validasyonu ve çevresel etkilerin algılayıcı üzerindeki hatalardan ayıklanması. Sonrası bölümde fischer ve relief algoritmalarından faydalanarak filtreme işlemiyle hata tespit performansını iyileştirme çalışması yapılmıştır. Son bölümde ise arıza sınıflandırma tahmincisi geliştirilerek rüzgar türbini genelinde arıza tespiti, yalıtımı ve öngörüsü amaçlanmıştır.

Yapılan bu çalışmada yatay eksenli, üç kanatlı, yunuslama açılı kontrollü endüstriyel tip rüzgar türbinlerindeki çeşitli arızaların teşhisi amacı için sinir ağları tabanlı bir arıza teşhis mekanizması önerilmiştir. Arıza teşhis mekanizmasını uygulayıp başarımını elde etmek ve mekanizmayı geliştirmek için uluslararası düzeyde gerçekleştirilen IFAC yarışmasında kullanılan ‘A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition, Silvio Simani’ rüzgar türbin yarışması yarışma modeli kullanılmıştır. Yarışma gereksinimlerini karşılayabilecek arıza teşhis gereksinimleri göz önünde bulundurularak bir teşhis modeli geliştirilmiştir. Teşhisi amaçlanan arızalar algılayıcı, eyleyici ve dinamik sistem arızalarından oluşan sekiz farklı arızadır. Algılayıcıda değer kayması ve sabit değer hatası, eyleyicide basınç ve yoğunluk değişimleri ve dinamik sistemlerde verimlilik değişimlerini içermektedir. Bu arızaların teşhisi için giriş veri seti normalize işlemi, yapay sinir ağı tabanlı eğitim mekanizması ve yanlış tespit filtrelemesi için teşhis süresi gereksinimleri göz önünde bulundurularak son işlem uygulanmıştır. Giriş veri setleri mevcut SCADA sistemlerinde bulunan sekiz veri setinden alınmıştır. Yapılan çalışmada arıza tespiti aşamasını geçerek arıza teşhisi alanında çözüm önerisi sunmuştur. Çalışma sonucunda ele alınan arızaların teşhisi arıza teşhis mekanizmalarının çeşitli gereksinimleri çerçevesinde yüksek başarımlı şekilde gerçekleşmiştir. Gelecek çalışmalarda çoklu arızaların teşhisi yönünde bir adım niteliği sağlaması amaçlanmıştır.

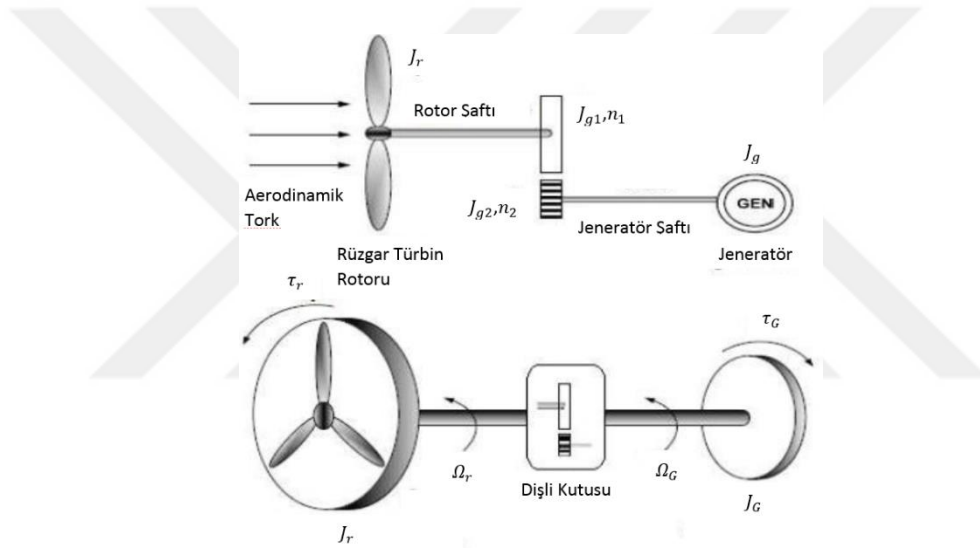
3. RÜZGAR TÜRBİNİ MODELLEME VE YAPAY SİNİR AĞI

3.1 Rüzgar Türbini Matematiksel Modeli

Bu bölümde sabit hızlı değişken kanat açılı rüzgar türbininin matematiksel modellemesini göreceğiz. Kontrol odaklı bir model elde etmek için sistem dört bölüme ayrılarak incelenmiştir. Mekanik, elektrik, yunuslama ve rüzgar alt sistemi bu dört bölümü oluşturmaktadır.

3.1.1 Mekanik Model

Rüzgar türbinleri mekanik sistemlerin amacı rüzgardaki enerjiyi rotor vasıtasıyla yakalamak ve elektrik üretimi için jeneratöre iletmektir. Bir rüzgar türbinindeki mekanik model gösterimi Şekil 3.1’de verilmiştir.



Şekil 3.1. Rüzgar Türbini Mekanik Modeli

Kaynak: (Asad, 2016)

Şekil 3.1’de belirtilen değişkenler şu şekilde açıklanır;

J_r : rotor ataleti ($kg. m^2$)

J_G : jeneratör ataleti ($kg. m^2$)

J_{g1} : dişli ataleti 1 ($kg. m^2$)

J_{g2} : dişli ataleti 2 ($kg. m^2$)

n_1 : dişli boyutu 1

n_2 : dişli boyutu 2

T_r : rotorun sağladığı güç (Nm)

T_G : jeneratör tarafından sağlanan karşı kuvvet (Nm)

Ω_r : rotor açısal hızı (rad/s)

Ω_G : jeneratör açısal hızı (rad/s)

Dişli oranlarını ifade eden vites modellemesi Denklem 3.1’de gösterilmiştir;

$$\frac{n_2}{n_1} = N \quad (3.1)$$

İki serbest gövde diyagramı Denklem 3.4’de verilmiştir. Jeneratör ve rotor açısal hız oranı dişli oranı ile ters orantılı olarak elde edilmektedir.

$$j_r \cdot \dot{\Omega}_r = \tau_r - \frac{1}{N} \cdot \tau_r \quad (3.2)$$

$$j_G \cdot \dot{\Omega}_G = N \cdot \tau_r - \tau_G \quad (3.3)$$

$$\Omega_r = N \cdot \Omega_G \quad (3.4)$$

Rotor torku C_Q ’nun λ ve β ’ya bağımlı bir fonksiyonundan oluşmaktadır. Jeneratör torkunu oluşturan değerler ise yük torku ve sürtünme torkudur. Jeneratör torku Denklem 3.5’de gösterilmiştir.

$$T_G = T_L + T_F \quad (3.5)$$

Denklem 3.5’te yük torku ve sürtünme torku denklemleri açılırsa Denklem 3.6 elde edilmiş olur.

$$T_G = K_G \cdot I + B \cdot \Omega_G \quad (3.6)$$

Denklem 3.6’daki değişkenler şu şekilde açıklanır;

K_G : jeneratör tork sabiti, akımın motorun içinde nasıl torka dönüştüğünü açıklar. (Nm/A)

I : jeneratör bobin akımı (A)

B : sistemin viskoz sürtünme katsayısı (Nm/ rad/s)

Tersine voltaj uygulandığı zaman Denklem 3.7 elde edilmiş olur.

$$T_G = - K_G \cdot I \quad (3.7)$$

Sistemin mekanik eşitliğini Denklem 3.8’de Laplas dönüşümü de Denklem 3.9’da elde edilir.

$$j_G \cdot \dot{\Omega}_G = N \cdot \tau_r + K_G \cdot I - B \cdot \Omega_G \quad (3.8)$$

$$j_G \cdot s \cdot \Omega_G = N \cdot \tau_r + K_G \cdot I - B \cdot \Omega_G \quad (3.9)$$

Sistem modelindeki toplam eylemsizlik Denklem 3.10’de gösterilmiştir:

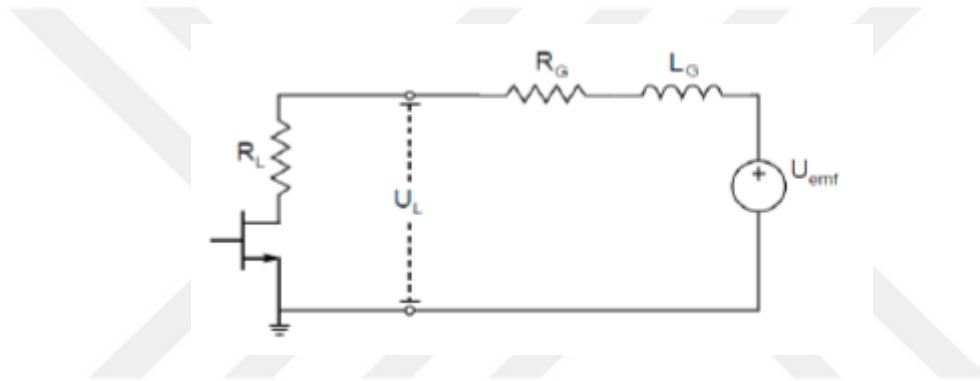
$$J_{tot} = J_G + J_r \cdot N^2 \quad (3.10)$$

Sistem üzerindeki eylemsizlik toplam eylemsizlik olarak ifade edilince jeneratörün mekanik denklemi Denklem 3.11’de elde edilir.

$$J_{tot} \cdot s \cdot \Omega G = N \cdot Tr + K_G \cdot I - B \cdot \Omega G \quad (3.11)$$

3.1.2 Elektrik Model

Türbinlerdeki elektrik devre şeması Şekil 3.2’de verilmiştir. Şekil 3.2’den çıkarılan eşitlik Denklem 3.12’de verilmiştir. Laplace dönüşümünden sonra denklemin son hali Denklem 3.13’de verilmiştir.



Şekil 3.2. Rüzgar Türbini Elektrik Devre Şeması

Kaynak: (Asad, 2016)

$$U_L(t) = I(t) \cdot R_G + I(t) \cdot L_G + U_{emf}(t) \quad (3.12)$$

$$U_L(s) = I(s) \cdot R_G + s \cdot I(s) \cdot L_G + K_G \cdot \Omega G(s) \quad (3.13)$$

L_G ’nin etkisi görüldüğü edilerek elektrik modeli son olarak Denklem 3.14’de verilmiştir.

$$U_L(s) = I(s) \cdot R_G + K_G \cdot \Omega G(s) \quad (3.14)$$

Denklem 3.12, Denklem 3.13 ve Denklem 3.14’deki değişkenler şu şekilde açıklanır;

U_L : yük voltajı (V)

R_G : jeneratör terminal direnci (Ω)

L_G : jeneratör indüktansı (H)

U_{emf} : geriye doğru elektromotor kuvveti (V)

3.1.3 Yunuslama Modeli

Yunuslama sistemi mevcut ölçülen yunuslama açısı ve kontrolcüden gönderilen referans yunuslama açısı arasında kapalı çevrimli transfer fonksiyonu olarak ifade edilebilir. Burada referans değer kontrolcüden gelen, ölçülen değer ise transfer fonksiyonu çıkışındaki mevcut değerdir. Yunuslama sistemi ikinci dereceden kapalı çevrin transfer fonksiyonu Denklem 3.7’de verilmiştir.

$$\frac{\beta(s)}{\beta_r(s)} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (3.7)$$

Denklem 3.7’deki değişkenler şu şekilde açıklanır;

- β : gerçek yunuslama açısı
- β_r : referans yunuslama açısı
- ζ : sönümleme faktörü
- ω_n : doğal frekans

3.1.4 Rüzgar Modeli

Rüzgar modeli $v_w(t)$ ’yi oluşturan bileşenler düşük rüzgar değişimlerini içeren ortama rüzgar hızı $v_m(t)$, stokastik rüzgar davranışı $v_s(t)$, rüzgarın yeryüzünden uzak olmasıyla değişen rüzgar kesme hızı $v_{ws}(t)$ ve kanadın kulenin önünden geçmesi göz önünde bulundurularak kule gövdesi rüzgar kesme etkisi $v_{ts}(t)$ ’dir. Rüzgar modeli Denklem 3.8’de verilmiştir.

$$v_w(t) = v_m(t) + v_s(t) + v_{ws}(t) + v_{ts}(t) \quad (3.8)$$

3.2 Yapay Zeka

İnsan beyninin sahip olduğu kıyaslama, karar verme, analiz etme, çıkarımda bulunma, sınıflandırma, sentezleme, fikir oluşturma, tahmin etme, öğrenme ve analitik değerler yaklaşımında bulunma gibi yeteneklerin makinalara kazandırılmasıdır. Süre gelen makinaların programlanarak faydalı hareketler yapması zayıf yapay zeka olarak bilinmekte ve insan bilgisi çerçevesinde makinaların işlemesi ile devam etmektedir. Makinaların programlanarak faydalı hareketler yapmak için karar verebilmesi ise güçlü yapay zeka kavramını ortaya çıkarmıştır. (Pirim, 2006) Yapay zeka tekniklerinden öne çıkanlar; Uzman sistemler, Bulanık mantık, Yapay sinir ağları, Genetik algoritmalar ve makine öğrenmesi olarak söylenebilir.

3.3 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları beynin en küçük birimi olan nöronların makinalar için tasarlanarak karar verebilen yapay yapılar oluşturulması üzerine tasarlanan bir karar mekanizmasıdır. Yapay sinir ağları birden fazla ara katmana sahip olabilir. Her katmanda bulunan tüm sinir hücreleri farklı işlevler gerçekleştirdiği için ağın yapısal olarak değişimleri esnek şekilde gerçekleştirilebilmektedir. Farklı durumlara uyarlanabilmektedir. Yapay sinir ağlarında katman dizilimlerinde yapılabilecek farklılıklar ve katman sayısının değiştirilebilir olması bu yapıları çok esnek bir karar mekanizmaları haline getirmiştir. Yapay sinir ağlarının bir karar modülünden oluşmak yerine birçok alt katman ve yapay sinir hücresinden oluşması sistemin değerlendirmeyi yaparken bir kısım bileşende yanlış sınıflandırma yapmış olması tüm ağın sınıflandırma başarımını düşük oranda etkilemesi için avantaj oluşturmaktır. Sistemlerin hata toleransını düşük tutmaktadır. Eksik veriler ile çalışabilmektedir. Çok katmanlı karar mekanizması olan yapay sinir ağları birden çok giriş veri seti ve doğrusal çalışmayan durumlarda bulunan sistemlerin eğitiminde başarımı yükseltmek, hata katsayılarını azaltmak için tercih edilmektedir. Yapay sinir ağlarının işlemesi sırasında paralel çalışma, genelleme yapabilme ve öğrenme gibi fonksiyonları bulunmaktadır.

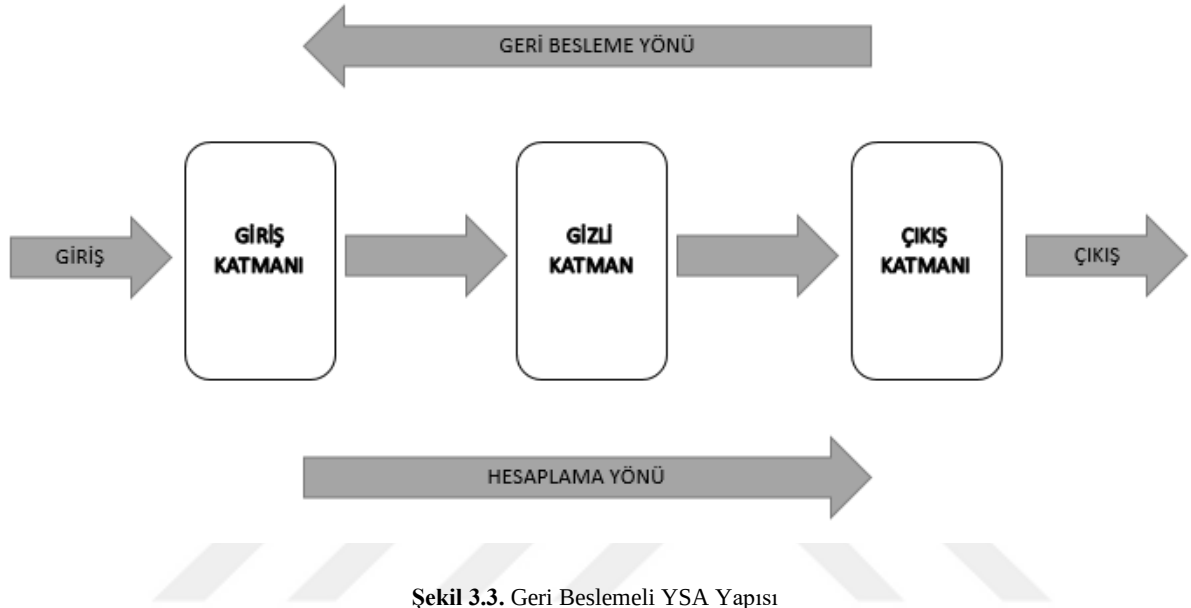
Yapay sinir ağları çeşitli çalışma prensiplerine sahiptir. Giriş veri setinden çıkış veri setini tahmin etme üzerine, toplanan verilerden en işe yarayan verilerin filtrelenmesi üzerine, girdi değerlerini sınıflandırarak sistemin daha hızlı karar verebilmesi üzerine, önceden öğretilen ağ girdilerini analiz ederek yeni olaylar hakkında yorumlar yapabilmesi üzerine ve öğrendiği bilgiler ile eğitimleri analiz ederek eksik bilgilerin azaltılmasında kullanılabilmektedir. (Ağyar, 2015)

Yapay sinir ağ modelleri tek katmanlı, çok katmanlı, ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak dört ana bölüme ayrılabilir.

3.3.1 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında giriş katmanındaki veriler sadece kendinden sonraki katmana girdi olarak verilmenin yanı sıra kendinden önceki bir katmana veya kendi katmanındaki başka bir nörona verilebilmektedir. Kendinden önceki örneklem çıkışı sonraki örneklemde giriş olarak da kullanılabilmektedir. Geri besleme bağlantı yollarının değiştirilmesi ile bu sistemlerde sabit sinir yapısı kullanılarak farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapılar oluşturulabilmektedir. Geri beslemeli tip yapay sinir ağları dinamik hafızaya sahip olduklarından dolayı nöronların çıkışı sadece o anki giriş değerlerine bağlı olmayıp

önceki giriş değerlerinden etkilenebilmektedir. Yapay sinir ağındaki hatalar eğitim yöntemleri kullanılarak katmanlar arası ağırlıkların ayarlanması ile minimuma çekilmeye çalışılmaktadır. Geri yayılım mekanizmasında Şekil 3.3’de gösterilen hesaplama yönünde kullanılan işlemin türevi kullanılarak geri yayılım sağlanmaktadır. Bu özellik sayesinde geri beslemeli ağ yapıları çeşitli zaman serilerinin tahmininde yüksek başarı gösterebilmektedir. Şekil 3.3’de geri beslemeli YSA yapısı gösterilmiştir.



3.4 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

Başlıca avantajı görülmemiş durumlar için tahminler üretebilir, gözetimsiz öğrenme yeteneği vardır. Eş zamanlı çalışan çok sayıda hücreden oluşarak karmaşık işlerde kullanımı uygundur. Öğrenme yetenekleri vardır ve farklı eğitim metotları uygulanabilir. Örüntü tanıma ve sınıflandırma yetenekleri gelişmiştir. Girdilerdeki eksikliklerin üstesinden kolayca gelebilirler. Gerçek zamanlı giriş verileri kullanabilir ve paralel çalışabilme yetenekleri vardır.

3.5 YSA Eğitim Yöntemleri

Yapay sinir ağlarını eğitmek için çeşitli eğitim yöntemleri bulunmaktadır. En yaygın eğitim yöntemi Levenberg-Marquardt (L-M) algoritmasıdır. Esnek geri yayılım (RP) ve Nonlinear Auto Regression Model (NARX) yöntemleri de çeşitli yaygın yapay sinir ağı eğitim yöntemlerindendir.

Levenberg-Marquardt Algoritması hesaplamalarda matematiksel model olarak sönümlü en küçük kareler olarak da adlandırılabilir. L-M algoritması doğrusal olmayan en küçük kareler probleminin çözümünde kullanılır. L-M algoritması steepest descent (en dip iniş) ve Gauss-

Newton algoritmalarının özelliklerinden faydalanılarak oluşturulmuştur. L-M algoritmasının türetilmesi dört ana kısımda incelenebilir. Bu bölümler steepest descent (en dip iniş) algoritması, Newton yöntemi, Gauss-Newton algoritması ve L-M algoritmasıdır. (Wilamowski & Hao, 2011) En dik iniş algoritması birinci dereceden bir algoritmadır. Hata uzayındaki minimumları bulmak için toplam hata fonksiyonunun birinci dereceden türevini kullanır. L-M algoritmasının güncelleme kuralı ve Jacobian matrisinin hesaplanması ile bir sonraki adım eğitim sürecini düzenlemektir. L-M algoritması sinir ağları eğitimi için hem gradyan iniş yönteminde hem de Gauss-Newton yönteminde var olan sorunları iki algoritmayı birbirine harmanlayarak çözer. (Wilamowski & Hao, 2011) Bu yöntem yavaş yakınsama yönteminden etkilenmez. L-M Gauss-Newton algoritması ile gradyan iniş yöntemi arasında interpolasyon yaparak eğitim yöntemini uygular.

NARX doğrusal olamayan harici girişler barındıran otoregresif bir sinir ağı öğrenme mekanizmasıdır. Giriş veri setinin geçmiş değerleri, geri besleme girişi veya harici bir zaman serisi girişi ile durum tahmininde öğrenme mekanizması olarak kullanılabilen bir yapay sinir ağı yöntemidir. Bir dizi değer tahmininde çok adımlı tahmin kullanımı için kullanılan bu eğitim mekanizması kapalı iç geri döngü ortamında da tahminde bulunmaya devam edebilmektedir.

RP (Resilient Backpropagation - Esnek Geri Yayılım Algoritması) Çok katmanlı sinir ağları gizli katmanlarında genellikle sigmoid transfer fonksiyonu kullanmışlardır. Sigmoid fonksiyonları, girdi büyüdükçe eğiminin sıfıra yaklaştığı karakteristiği ile karşılaşılır. Bu karakteristiktan dolayı eğitim mekanizmasında en dik iniş yöntemi kullanıldığında sorunla karşılaşılır. Bu sorun gradyan değerinin çok küçük olması ve bu nedenden dolayı ağırlıklar ve sapmalar beklenilenden çok uzak olsa dahi çok küçük değişikliklere neden olur. Esnek geri yayılım algoritması ağırlık güncellemesinin yönünü belirlemede sadece türevin işaretini kullanırken türev büyüklüğünü tamamen göz ardı eder. Ağırlık değişiminin büyüklüğü ayrı bir güncelleme değeri ile belirlenir. Ağırlık birkaç iterasyon için aynı yönde ilerlerse ağırlık değişiminin büyüklüğü artmaktadır. Eğitim parametre ayarları Rprop eğitim mekanizmasının performansına etkisi oldukça küçüktür. Rprop standart en dik iniş algoritmasından genellikle çok daha hızlıdır. Sapma ve güncelleme değerlerini saklanmasını çok küçük bir hafıza artışı ile sağlamaktadır.

4. METOT

Bu bölümde arıza teşhis sisteminin simülasyonunun gerçekleştirildiği rüzgar türbini yarışma modeli ve yarışma gereksinimleri açıklanacaktır. Bölümün devamında önerilen teşhis sisteminin uygulandığı arızalar ve teşhis sistemi açıklanacaktır.

4.1 Kullanılan Modeller

4.1.1 Kullanılan Rüzgar Türbini Yarışma Modeli

Arıza teşhis sistemini uygulayıp geliştirmek için uluslararası düzeyde gerçekleştirilen IFAC yarışmasında kullanılan ‘A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition, Silvio Simani’ rüzgar türbin yarışması yarışma modeli kullanılmıştır. Yarışma gereksinimlerini karşılayabilecek arızalar ve gereksinimler göz önünde bulunarak bir teşhis modeli geliştirilmiştir.

Yarışmanın gerçekleşmesinde amaçlanan enerji ve arıza teşhis sistemi gerekliliklerindeki geliştirilmesi gereken konuları ele almaktır. Yarışma amacının odağında merkezi kontrol sistemlerinin toplam maliyet üzerindeki etkisinin hesaplanması, kontrol ve izleme sistem çözümleri elde edilmesi, yüksek doğruluğa sahip yarışma modelleri ve ilk örneklerin geliştirilmesi, usta, kaliteli, güvenilir ve denenmiş teknolojilerden oluşan çözüm önerileri elde edilmesi gibi konularda gelişerek megavat boyutundaki türbinlerdeki güvenilirliği sağlamak ve maliyet iyileştirmeleri olmuştur.

Yarışma uluslararası düzeyde olup endüstriyel veya akademik araştırmaların her ikisini de kapsamaktadır. En iyi çözümü bulmak için yarışma çeşitli arızaları ele almıştır. Yarışmada basit FDI ve FTC sistemleri karşılaştırılması, gelişmiş FDI ve FTC sistemleri karşılaştırması ve rüzgar tarlası FDI/FTC karşılaşma modelleri gibi çeşitli sınıflandırmalar bulunmaktadır. Karşılaştırma modeli kk-electronic tarafından Matlab ve Simulink çerçevesinde geliştirilmiştir. Modelin geliştirilebilir ve diğer kodlara (.dll, s-function vb. gibi) kolayca uygulanabilir olması amaçlanmıştır. Yarışma modelinde ele alınan bazı arıza senaryoları Tablo (4.1)’de verilmektedir.

Bileşen	Arıza
Yunuslama algılayıcısı	Arızalı çıkış değeri
Yunuslama aktüatör	Pompa aşınması
	Hidrolikte yüksek hava yoğunluğu
	Hidrolik kaçakları
	Valf blokajı
	Pompa blokajı
Generatör algılayıcısı	Oransal hata
	Sabit çıkış değeri
	Sıfır çıkış değeri

Tablo 4.1. IFAC Yarışma Modelinde Ele Alınan Arıza Modelleri

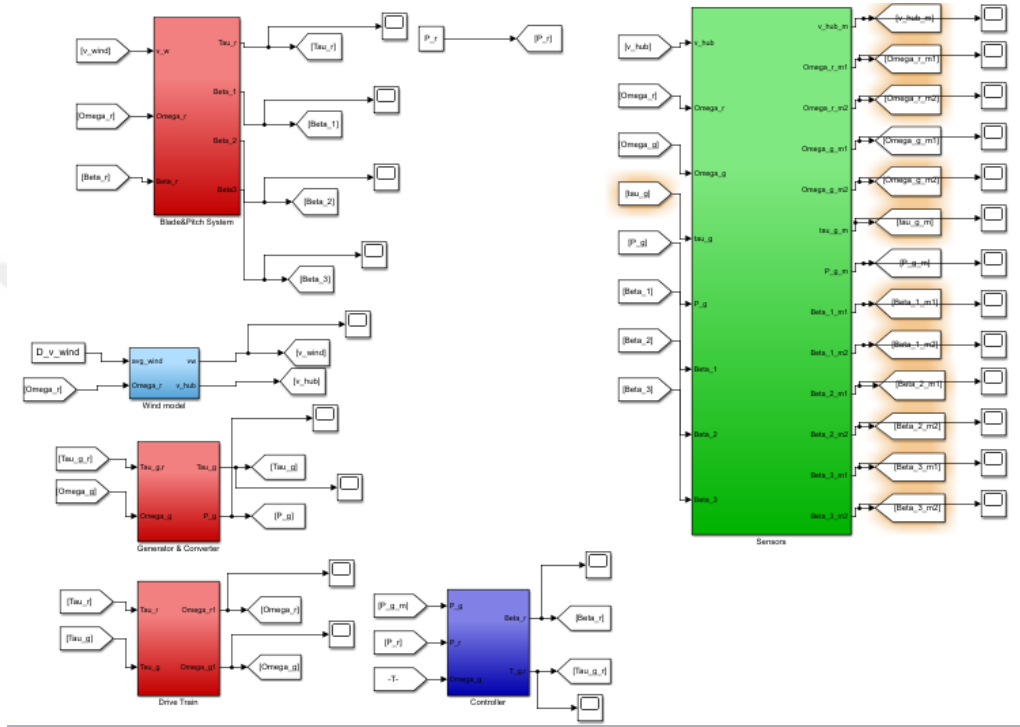
Önerilen sistemde arıza tespit süresi T_t , örneklem süresi T_s olarak tanıtılmıştır. Kontrol sistemleri için $T_s=0,01$ s olarak alınmıştır. Arıza algılama gereksinimleri arızanın kritik seviyelere ulaşmadığı, aynı zamanda arıza genliği göz önüne alındığında tespitin zor olacağı şekilde belirlenmiştir. (Odgaard, Stoustrup, & Kinnaert, 2013) Algılayıcı arızaları $T_t < 10.T_s$ ‘yi, dönüştürücü arızaları $T_t < 3.T_s$ ‘yi, yunuslama sistemde düşen pompa basınç arızası $T_t < 8.T_s$ ‘yi, yunuslama sistem hidroliğine hava karışması arızası $T_t < 100.T_s$ ‘yi sağlayacak şekilde tespit edilmelidir. Artan aktarma organları sürtünmesi için zaman sınırı bulunmayıp sistem zarar görmeden tespiti beklenir.

Rüzgar türbin sistemi durum tahmincisinin kararlılık faktörünün de üst düzeyde olması için yanlış durum tespiti sayısının ardışık olarak 3 tespiti geçmemesi amaçlanmıştır.

4.1.2 Kullanılan Rüzgar Türbin SIMULINK Modeli

Arıza teşhis sistemini uygulayıp geliştirmek için uluslararası düzeyde gerçekleştirilen IFAC yarışmasında kullanılan ‘A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition, Silvio Simani’ rüzgar türbini yarışması SIMULINK modeli kullanılmıştır. Kullanılan SIMULINK modeli altı adet alt sistem bloğundan oluşmaktadır. Bu alt sistemlerden birincisi girişine rüzgar hızı sinyali, rotor açısal hız ve yunuslama açısı sinyali uygulanan kanat ve yunuslama sistemini model bloğudur. İkinci alt sistem bloğu rüzgar verisini simüle eden rüzgar model bloğudur. Üçüncü alt sistem bloğu girişine rotor torku, jeneratör torku ve jeneratör açısal hızının uygulandığı jeneratör&konvertör model bloğudur. Dördüncü alt sistem bloğu girişine rotor torku ve jeneratör torkunun uygulandığı aktarma organları model

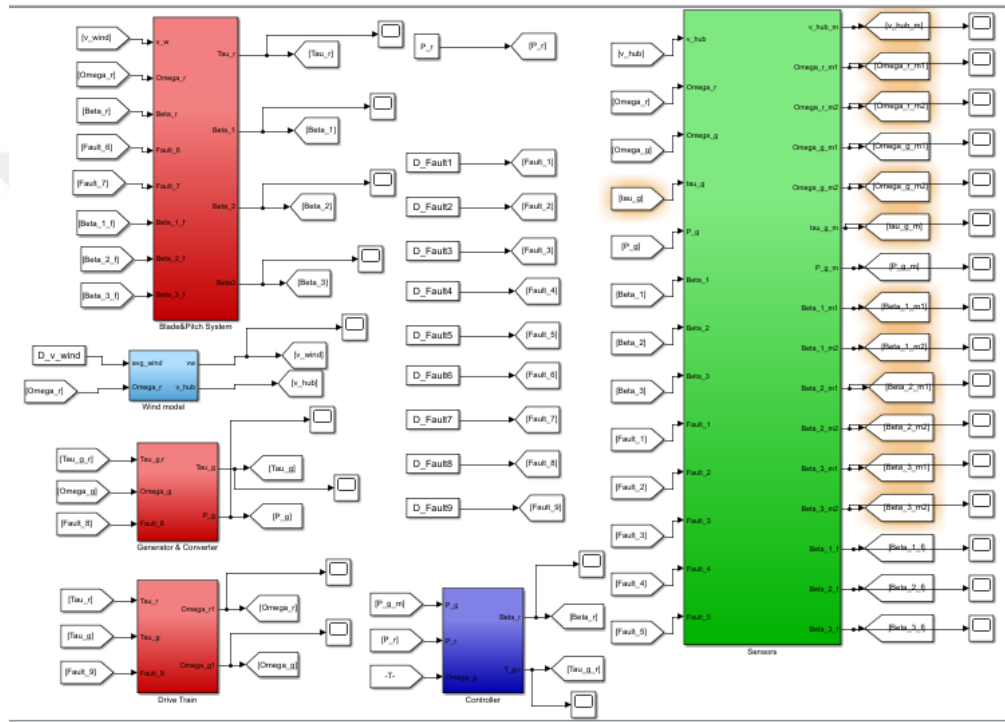
bloğudur. Beşinci alt sistem bloğu girişine jeneratör elektriksel gücü, rotor gücü ve jeneratör açısal hızı uygulanan kontrolcü model bloğudur. Son olarak altıncı model bloğu girişine pervane göbeği seviyesindeki rüzgar hızı, rotor açısal hızı, jeneratör açısal hızı, jeneratör torku, jeneratör elektriksel gücü, birinci ikinci ve üçüncü kanatın yunuslama açısı uygulanan algılayıcı model bloğundan oluşmaktadır. Arıza sinyalinin mevcut olmadığı durumdaki kullanılan rüzgar modeli SIMULINK blok yapısı Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1. Arıza Sinyali İçermeyen Rüzgar Türbin Modeli SIMULINK Yapısı

Şekil 4.1’de verilen rüzgar modeline 9 farklı arızanın meydana gelme durumlarını simülasyonları gerçekleştirebilmek için bloklara belirlenen senaryolarda arıza sinyalleri uygulanmıştır. Arıza senaryoları için bloklara uygulanan arıza sinyaller şu şekildedir; 1. kanat yunuslama açısı 1. algılayıcı sabit değer arızası simülasyonu için algılayıcı bloğuna uygulanan sabit değer sinyali şeklindedir. 2. kanat yunuslama açısı 2. algılayıcı değeri çarpımlı değer arızası simülasyonu için algılayıcı bloğuna uygulanan çarpan değer arızalı sinyali şeklindedir. 3. kanat yunuslama açısı 1. algılayıcı sabit değer arızası simülasyonu için algılayıcı bloğuna uygulanan sabit değer sinyali şeklindedir. Rotor hız algılayıcı 1. algılayıcı sabit değer arızası simülasyonu için algılayıcı bloğuna uygulanan sabit değer sinyali şeklindedir. Rotor hız algılayıcı 2. algılayıcı ve jeneratör hız algılayıcı 2. algılayıcı çarpan değerli arıza simülasyonu için algılayıcı bloğuna uygulanan çarpan değer arızalı sinyali şeklindedir. 2. kanat yunuslama aktüatör sıvısında yüksek hava oranı arızası simülasyonu için kanat ve yunuslama sistemini

uygulanan sönümlleme faktörü ve doğal frekans değişiklik sinyali şeklindedir. 3 kanat yunuslama aktüatörde düşük hidrolik basıncı arızası simülasyonu için kanat ve yunuslama sistemini uygulanan sönümlleme faktörü ve doğal frekans değişiklik sinyali şeklindedir. Konvertör torkunda değer kayması değişimi arızası simülasyonu için jeneratör&konvertör model bloğuna uygulanan aktarma organı verimliliği arıza sinyali şeklindedir. Aktarma organları dinamik değişimi arızası simülasyonu için aktarma organları bloğuna uygulanan aktarma organı verimliliği arıza sinyali şeklindedir. Rüzgar modeli arıza sinyalinin mevcut olduğu durumdaki kullanılan rüzgar modeli SIMULINK blok yapısı Şekil 4.2’de verilmiştir.



Şekil 4.2. Arıza Sinyali İçeren Rüzgar Türbin Modeli SIMULINK Yapısı

4.1.3 Kullanılan Rüzgar Türbin Matematiksel Modeli

Kullandığımız yarışma modelinde 5 adet alt model bulunmaktadır. (Odgaard, Stoustrup, & Kinnaert, 2013)’de rüzgar modeli, kanat ve yunuslama modeli, aktarma organları modeli, jeneratör ve dönüştürücü modeli ve kontrolcü modeli detaylı şekilde açıklanmıştır.

Rüzgar modelini oluşturan bileşenler Denklem 4.1’de verilmiştir.

$$v_w(t) = v_m(t) + v_s(t) + v_{ws}(t) + v_{ts}(t) \quad (4.1)$$

Burada $v_w(t)$ toplam rüzgar, $v_m(t)$ ortalama rüzgar, $v_s(t)$ stokastik rüzgar, $v_{ws}(t)$ rüzgar kesmesi ve $v_{ts}(t)$ kule gölgesidir.

Kanat ve yunuslama modeli transfer fonksiyonu Denklem 4.2’de verilmiştir.

$$\frac{\beta(s)}{\beta_r(s)} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2.\zeta\omega_n.s + \omega_n^2} \quad (4.2)$$

Burada ω_n doğal frekans, ζ sönümlleme faktörü, β yunuslama açısı, β_r referans yunuslama açısıdır. Aktarma organları modeli iki ana denklem olarak kabul edilmiş ve Denklem 4.3 ve 4.4’de verilmiştir.

$$J_r \dot{\omega}_r(t) = \tau_r(t) - K_{dt} \theta_{\Delta}(t) - (B_{dt} + B_r) \omega_r(t) + \frac{B_{dt}}{N_g} \omega_g(t) \quad (4.3)$$

$$J_g \dot{\omega}_g(t) = \frac{\eta_{dt}.K_{dt}}{N_g} \theta_{\Delta}(t) + \frac{\eta_{dt}.B_{dt}}{N_g} \omega_r(t) - \left(\frac{\eta_{dt}.B_{dt}}{N_g^2} + B_g \right) \omega_g(t) - \tau_g(t) \quad (4.4)$$

Burada η_{dt} aktarma organı verimliliği, J_r rotor atalet momenti, J_g jeneratör atalet momentini ifade etmektedir.

Aktarma organları burulma açısı değeri Denklem 4.5’de verilmektedir.

$$\dot{\theta}_{\Delta}(t) = \omega_r(t) - \frac{1}{N_g} \omega_g(t) \quad (4.5)$$

Burada ω_r rotor hızı, ω_g jeneratör hızı , N_g dişli oranıdır.

Jeneratör ve dönüştürücü transfer fonksiyonu Denklem 4,6’de verilmiştir.

$$\frac{\tau_g(s)}{\tau_{g,r}(s)} = \frac{\alpha_{gc}}{s + \alpha_{gc}} \quad (4.6)$$

Burada τ_g jeneratör torku, $\tau_{g,r}$ jeneratör torku referans , α_{gc} jeneratör ve dönüştürücü model parametresidir.

IFAC yarışma modelinde tercih edilen türbin kontrolcüsü iki bölgede çalışmaktadır. Birinci bölge güç optimizasyonu, ikinci bölge güç referansı takibi kontrolcü modudur. Yarışma modelinde arıza tespit ve teşhise odaklanıldığı için çok modlu kontrolcü yerine iki modlu basit kontrolcü tercih edilmiştir. Denetleyici 100Hz’de bir örnekleme frekansı ile uygulanmaktadır. Denetleyicideki tüm zamana bağlı değişkenlerde ayrık zamanlı olarak gösterilmiştir.

Kontrolcü çalışmaya birinci modda başlamaktadır. Kontrolcünün birinci moddan ikinci moda geçmesi için gereken durum şartları Denklem 4.7’de verilmiştir.

$$P_g[n] \geq P_r[n] \vee \omega_g[n] \geq \omega_{nom} \quad (4.7)$$

Burada ω_{nom} nominal generator hızıdır. Kontrolcünün ikinci moddan birinci moda geçmesi için gereken durum şartları Denklem 4.8’de verilmiştir.

$$\omega_g[n] < \omega_{nom} - \omega_{\Delta} \quad (4.8)$$

Burada ω_{Δ} kontrolcünün sürekli anahtarlama yapmasının önüne geçmek için nominal generator hızından çıkarılan küçük bir offset değeridir.

Kontrolcü her iki kontrol modunda ayrı ayrı jeneratör tork referansını ve yunuslama açısı referansını her üç kanat açısına uygulamıştır. Tüm kanatlar aynı referans değeri ile uyarılmıştır. Yarışma modelinde yaygın olarak kullanılan endüstriyel kontrol şeması kullanılmıştır.

Güç kat sayısı (C_p) haritalaması λ ve β ’ya bağlı olarak değişen rüzgar enerjisinden mekanik enerjiye dönüştürmede verimliliği karakterize eden değerdir. Rüzgar türbini güç katsayısı haritalamasında en uygun değeri λ_{opt} ile gösterilmiştir. Bu değer optimumda tutulması için yunuslama açısı referansının sıfıra ($\beta_r[n] = 0$) ve jeneratör tork referansının Denklem 4.9’de verilen şekilde ayarlanması gerekmektedir.

$$\tau_{g,r}[n] = K_{opt} \cdot \left(\frac{\omega_g[n]}{N_g} \right)^2 \quad (4.9)$$

Denklem (4.9)’deki K_{opt} değeri Denklem (4.10)’deki şekilde hesaplanmaktadır.

$$K_{opt} = \frac{1}{2} \rho A R^3 \frac{C_{p_{max}}}{\lambda_{opt}^3} \quad (4.10)$$

Burada ρ hava yoğunluğunu, A türbin kanatlarının süpürdüğü alanı ve $C_{p_{max}}$ güç kat sayısının maksimum değerini ifade etmektedir.

IFAC yarışma modelinde ikinci kontrol modunda jeneratör hızını ($\omega_g[n]$) nominal değerde (ω_{nom}) tutmak için yunuslama sistemi PI yapısında kontrolcü kullanılmıştır. Yunuslama sistemi Denklem 4.11’de verilmiştir.

$$\beta_r[n] = \beta_r[n-1] + k_p e[n] + (k_i \cdot T_s - k_p) e[n-1] \quad (4.11)$$

Burada $e[n] = \omega_g[n] - \omega_{nom}$ olarak hesaplanmıştır. Bu durumda konvertör referansı hızlı bozulmaları bastırmak için Denklem 4.12’de verildiği şekilde kullanılmıştır.

$$\tau_{g,r}[n] = \frac{P_r[n]}{\eta_{gc} \cdot \omega_g[n]} \quad (4.12)$$

Burada P_r referans güç , η_{gc} jeneratör ve dönüştürücü verimliliğidir.

4.1.4 Yarışma Modelinde Uygulanan Arıza Senaryoları

Yarışma modelinde tanımlı arızalar şu şekildedir. Her kanatçıının yunuslama açısının farklı eyleyiciler tarafından kontrol edildiği düşünüldüğünde Arıza1; Yunuslama eyleyici 1’de algılayıcı 1’de sabit değer arızası 10.000 örneklem süresince algılayıcı değeri 5 derece olarak ayarlanmıştır. Arıza 2; Yunuslama eyleyici 2’de algılayıcı 2’de çarpımlı arıza 10.000 örneklem süresince algılayıcı derece değeri 1,2 ile çarpılarak ayarlanmıştır. Arıza 3; Yunuslama eyleyici 3’de algılayıcı 1’de sabit değer arızası 10.000 örneklem süresince algılayıcı değeri 10 derece olarak ayarlanmıştır. Arıza 4; Rotor hızı algılayıcı 1’de sabit değer arızası 10.000 örneklem süresince algılayıcı değeri 1,4 rad/s olarak ayarlanmıştır. Arıza 5; Rotor hız algılayıcı 2’de algılayıcı rad/s değeri 1,1 ile çarpılarak & jeneratör hız algılayıcı 1’de algılayıcı değeri rad/s 0,9 ile çarpılarak çarpan değer arızası 10.000 örneklem süresince ayarlanmıştır. Arıza 6; Yunuslama eyleyici 2’de sistem hidroliğinde yüksek hava oranı 10.000 örneklem süresince sönümleme faktörü (x_i) değeri 0,45 ve doğal frekansı (w_n) 5,73 ‘e ayarlanmıştır. Arıza 7; Yunuslama aktuatör 3’de düşük basınç arızası 3.000 örneklem süresince artan, 4.000 örneklem süresince sabit, 3.000 örneklem süresince azalan sönümleme faktörü (x_i) değeri 0,90 ve doğal frekansı (ω_n) 3,42 ‘e ayarlanmıştır. Arıza 8; Dönüştürücü torkunda değer kayması arızası 10.000 örneklem süresince jeneratör verimliliği (η_{gc}) 100 değerinde ayarlanmıştır. Arıza 9; Aktarma organları dinamiği değişimi 20.000 örneklem süresince jeneratör verimliliği (η_{dt}) 0,92 çarpanı ile ayarlanmıştır. (Odgaard, Stoustrup, & Kinnaert, 2013) Önerilen rüzgar türbini arıza teşhis sisteminde MATLAB SIMULINK ve Neural Network Toolbox kullanılmıştır. (Haykin, 2016)

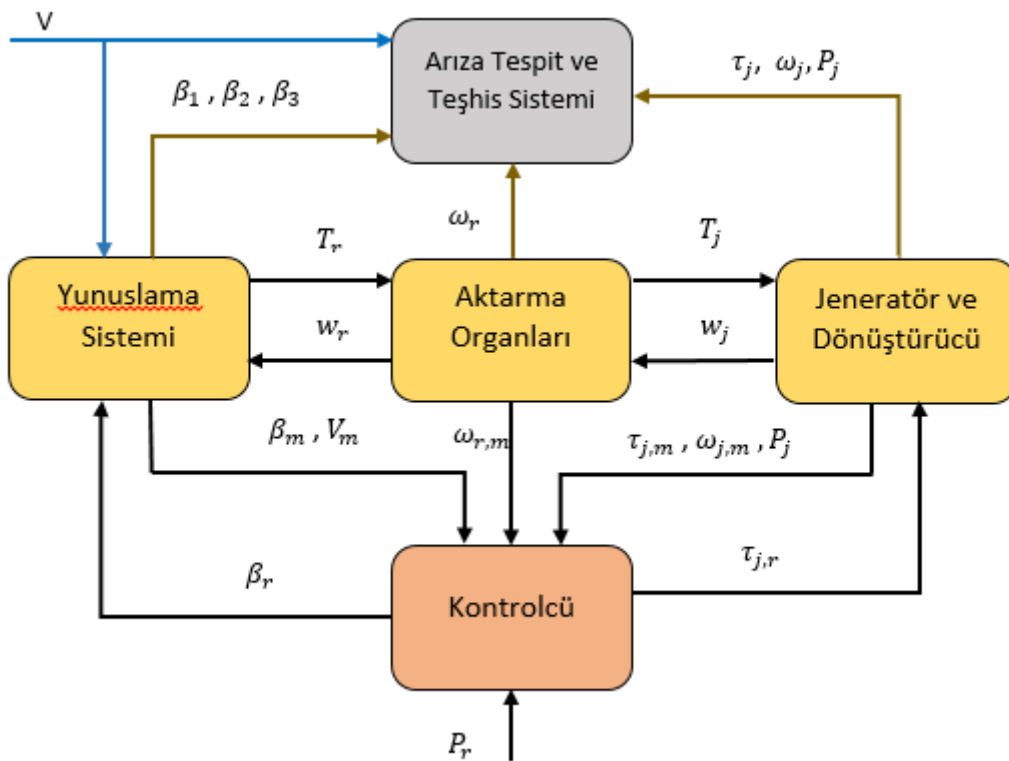
4.2 Önerilen Arıza Teşhis Sistemi

Önerilen çalışmada yunuslama kontrolüne sahip, değişken hızlı rüzgar türbin sistemlerinde veriye dayalı YSA tabanlı arıza teşhis yöntemi sunulmuştur. Modeldeki yapı nominal 4.8MW güçlü, yatay eksenli, yunuslama kontrollü, değişken hızlı rüzgar türbinleri üzerine oluşturulmuştur. Bu çalışmada, algılayıcı, eyleyici ve dinamik sistem arızalarını modelleme ve simülasyon gerçekleştirme imkanı sağladığı için IFAC Supervision and Safety of Technical Processes 2009’da rüzgar türbin arıza toleranslı kontrol için yarışma modeli kullanılarak bir arıza teşhis sistemi önerilmiştir. (Odgaard, Stoustrup, & Kinnaert, 2013) Önerilen arıza teşhis mekanizması türbinin tüm alt sistemleri ile veri aktarımında

bulunmaktadır. Modelde 4 adet doğrusal olmayan alt model vardır. Bunlar; yunuslama, aktarma organları, jeneratör&dönüştürücü ve kontrolcü modelidir.

Alt sistemler doğrusal olmadığı için rüzgar türbin sistemlerinde doğrusal arıza teşhis sistemleri görevlerini yerine getiremeyecektir. Bu çalışmada da arıza teşhisi için doğrusal olmayan bir sistem önerilmiştir. Arıza teşhisi sistemi sinir ağı eğitimi ile başlamakta ve sonrasında elde edilen tahmin sonuçlarına yarışma modeli gereksinimleri çerçevesinde son işlem uygulanarak teşhis işleminin yüksek doğrulukta olması amaçlanmaktadır. Yapay sinir ağının eğitiminde önceki çalışma değerlerinden oluşan veri setleri kullanılarak veri tabanlı bir arıza teşhis sistemi tabanı oluşturulmuştur. Yarışma modeli gereksinimlerinden önemli kriterlerinden biri olan arıza teşhis zamanı gereksinimleri önemle göz önünde bulundurularak eğitilen karar mekanizması çıktısına son işlem uygulanmıştır.

Şekil.4.3.'de önerilen arıza teşhis sistemi, türbin sistemi modeli ve bloklar arası aktarılan değişkenlerle verilmiştir.



Şekil 4.3. Rüzgar Türbini Kontrolcü Şeması

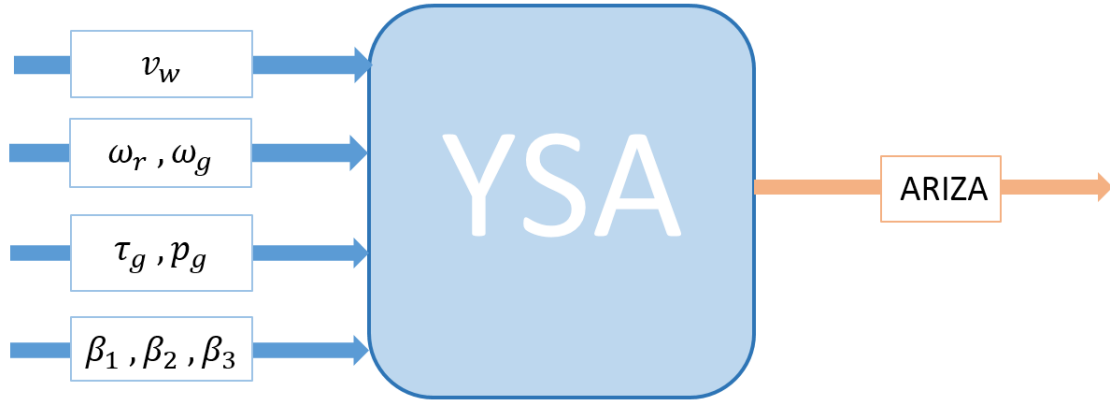
İlgili modeldeki tanımlanması gereken değişkenler şunlardır; V:rüzgar hızı ve yönü(m/s)

τ_r : Rotorun sağladığı tork (Nm)

τ_j : Jeneratörün sağladığı tork (Nm)

- $\tau_{r,m}$: Rotorun sağladığı ölçülen tork (Nm)
- $\tau_{j,m}$: Jeneratörün sağladığı ölçülen tork (Nm)
- $\tau_{j,r}$: Jeneratöre gönderilen referans tork (Nm)
- ω_r : Rotor açısal hızı (rad/s)
- ω_j : Jeneratör açısal hızı (rad/s)
- $\omega_{r,m}$: Rotor açısal hızı ölçülen (rad/s)
- $\omega_{j,m}$: Jeneratör açısal hızı ölçülen (rad/s)
- β_r : Yunuslama açısı referans (der)
- β_m : Yunuslama açısı ölçülen (der)
- P_r : Rüzgardan elde edilen rotor gücü (W)
- P_g : Jeneratörden elde edilen güç (W)

Bu çalışmada arıza teşhisinde her arıza için ayrı YSA oluşturulmuş ve her YSA'nın girişine 8 adet giriş sinyali uygulanmıştır. YSA'nın girişine uygulanan veriler; hub seviyesindeki rüzgar hızı, rotor açısal hızı, jeneratör açısal hızı, jeneratör torku, jeneratör elektriksel gücü, 1.kanat yunuslama açısı, 2.kanat yunuslama açısı, 3.kanat yunuslama açısı olarak seçilmiştir. Çıkış sinyali kullanılan YSA ile ilgili arıza durumunun tahminini bildirmektedir. YSA giriş ve çıkış diyagramı Şekil 4.4'de gösterilmiştir.



Şekil 4.4. YSA Giriş ve Çıkış Diyagramı

8 adet girdi sinyali ile model senaryosundaki 9 farklı arızanın teşhisini sağlamak amacı ile farklı 9 adet YSA kullanılmıştır. Tüm YSA'ların eğitim metotları Levenberg-Marquardt olarak seçilmiştir.

4.2.1 Giriş Veri Setlerinin Elde Edilmesi ve Hazırlanması

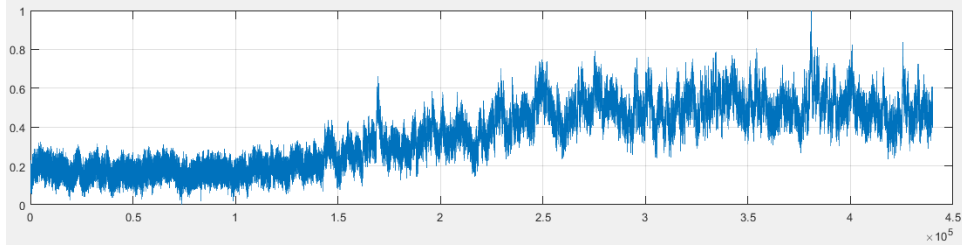
Önerilen arıza teşhis sisteminin başarımlı sonuçlarını elde edebilmek için IFAC yarışmasında kullanılan Silvio Simani'nin geliştirdiği 'A Wind Turbine Benchmark Model for a Fault Detection and Isolation Competition' yarışma modeli verileri kullanılmıştır. Modelde arıza teşhisinde kullanmak üzere birçok yaygın türbinde SCADA verilerinden elde edilebilen ölçüm değerleri seçilmiştir. Önerilen arıza teşhis modelimizde ele aldığımız arızaları göz önünde bulundururken sinir ağı eğitiminde; gövde seviyesindeki rüzgar hızı, rotor açısal hızı, jeneratör açısal hızı, jeneratör torku, jeneratör elektriksel gücü, birinci kanat yunuslama açısı, ikinci kanat yunuslama açısı, üçüncü kanat yunuslama açısı veri setleri kullanılması arıza tahmininde yeterli olmuştur. Kullanılan veri setleri gerçek rüzgar davranışı göz önünde bulundurulurken simülasyon ortamında elde edilmiş ve 440.000 örneklem uzunluğuna sahiptir. SCADA sisteminden elde edilen veriler arıza teşhis mekanizmasının eğitilmesinde kullanılmıştır. Yapay sinir ağının eğitiminde kullanılan bu veri setleri farklı birimlerde ve farklı büyüklük aralıklarında değişen değerlerden oluştuğu için veri setlerinin YSA eğitiminde kullanılmadan önce normalize edilmesi sağlıklı bir eğitim mekanizması oluşturmak için ilk basamak oluşturmaktadır. Kendi içinde normalize edilerek sıfır ile bir değerleri arasında ölçeklenen sekiz adet veri serisi eğitim mekanizmamızın giriş değerlerini oluşturmaktadır. Simülasyon modelinde kullanılan veri uzunluğu ve sinir ağı giriş yapısına bağlı olarak giriş veri seti 8x440.000 boyutlu olarak elde edilmiştir.

Giriş verilerinin normalize edilmesinde maksimum ve minimum değerleri kullanarak ölçekleme işlemi yapan minimum-maksimum normalizasyonu yöntemi kullanılmıştır. Bu normalizasyon yönteminin seçilmesindeki avantaj değerlerin 0 ile 1 arasına ölçeklenmesini sağlayabilmesi ve dağılımı bilinmeyen kümelerde en etkili yöntem olmasıdır. Minimum-maksimum normalizasyonundan başka verinin ortalama ve standart sapmasını kullanarak ölçekleme yapabilen verinin ortalama ve standart sapmasını sıfır, standart sapması bir olan kümeye çekmeye çalışan z-skore normalizasyonu, verinin basamak sayısı ile orantılı bölme işlemi ile gerçekleştirilen desimal ölçekleme normalizasyonu gibi yöntemlerde bulunmaktadır. Bu çalışmada normalizasyonun uygulanmasında Denklem 4.13'deki ifade kullanılmıştır.

$$Normalizasyon = \frac{input - Min.input}{Max.input - Min.input} \quad (4.13)$$

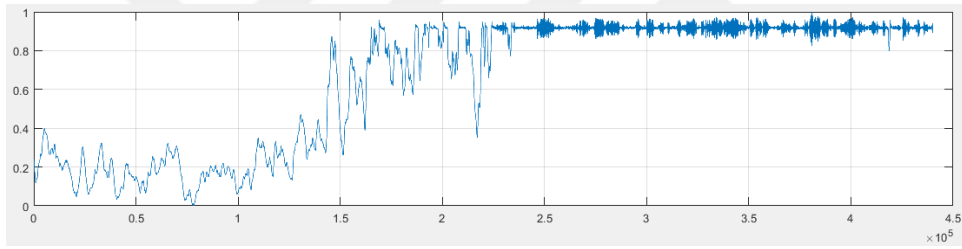
Rüzgar verisi, arıza durumunun tespitinde en etkili etmen olan çevresel faktörler hakkında bilgi sağladığı için türbinin çalışma durumu hakkında karar verirken en önemli

değerlerdendir. Giriş veri setinde kullanılan sağlıklı çalışma durumunda elde edilen rüzgar hız verisi normalizasyon işleminden geçtikten sonraki hali Şekil 4.5’de gösterilmiştir.



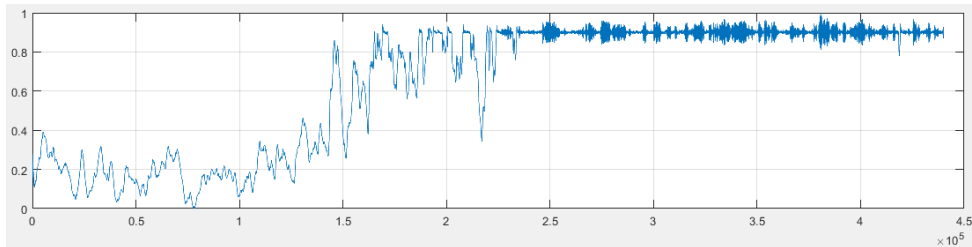
Şekil 4.5. Sağlıklı Durum Normalize Rüzgar Hızı

Rüzgar türbinlerinde rotor hız ölçümü türbinin yapısına zarar gelmemesi ve yapısal olarak izin verilen aralıktaki açısal hız ile dönmesi kontrolü için gereklidir. Aynı zamanda rotor açısal hızı optimum üretim hızının yakalanması ve arıza teşhisinde kullanılabilir. Rüzgar türbini modelinde türbinin sağlıklı çalışma durumunda simülasyondan edilen şartlar altında türbin rotor hız verisi normalizasyon işleminden geçtikten sonraki hali Şekil 4.6’da gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Sağlıklı Durum Normalize Rotor Hızı

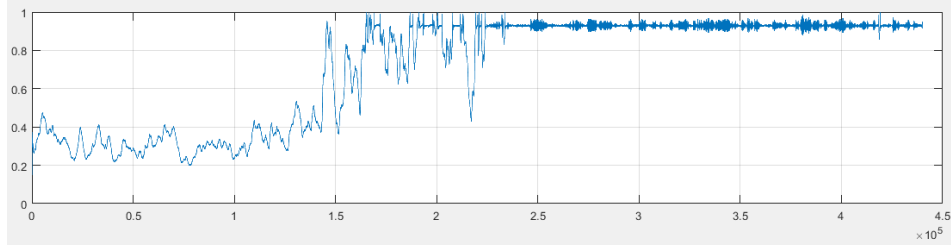
Jeneratör açısal hız değeri, jeneratörden çekilecek gücü optimuma ayarlamak ve motor parametreleri dâhilinde işletilmesi için gerekli ölçümdür. Rüzgar türbini modelinde türbinin sağlıklı çalışma durumunda jeneratör hızı rotor hızı ile belirli dişli oranında değişerek oluştuğu için normalizasyon işlemi sonrasında rotor hızı ile eşdeğer grafiğe sahip olup Şekil 4.7’de gösterilmiştir.



Şekil 4.7. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Hızı

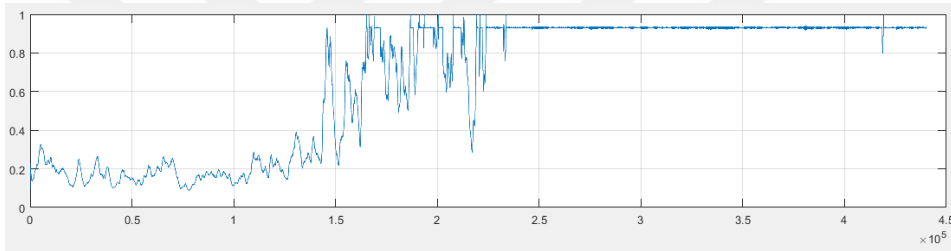
Jeneratör torku, anlık olarak türbinden alınabilecek en uygun güç değerini belirlemek için ve türbin arızalarının tespiti için gerekli değerdir. Rüzgar türbini modelinde türbinin

sağlıklı çalışma durumunda jeneratörden elde edilen normalizasyon sonrası tork değerinin gösterimi Şekil 4.8’de gösterilmiştir.



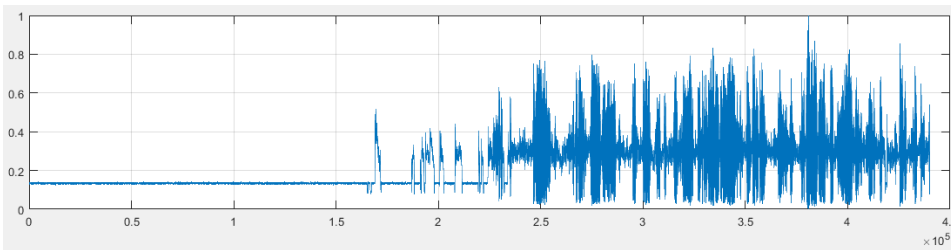
Şekil 4.8. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Torku

Rüzgardaki kinetik enerjinin ne kadar elektriksel güce çevrildiğini gösteren elektriksel gücün ölçülmesi türbin sisteminin ne kadar sağlıklı çalıştı hakkında bilgi edinmemize de fayda sağlar. Rüzgar türbini modelinde türbinin sağlıklı çalışma durumunda jeneratörden elde edilen elektriksel gücün normalizasyon sonrası gösterimi Şekil 4.9’de gösterilmiştir.



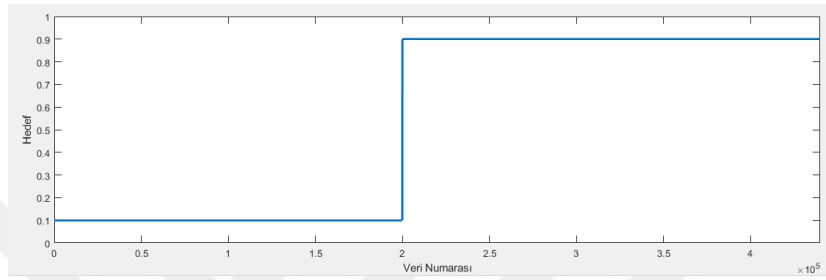
Şekil 4.9. Sağlıklı Durum Normalize Jeneratör Elektriksel Gücü

Yunuslama açısı kanatların rüzgarı yakalama derecesini değiştirerek türbin hızını ayarlamak için kullanılan sistemdir. Arıza tespit sistemlerinde tam olarak fayda sağlaması için her kanadın yunuslama açıları ayrı sistemler ile ölçülmüştür. Sağlıklı çalışma durumunda üç kanadında yunuslama açıları ve açı değişimi eşit olmalıdır. Rüzgar türbini modelinde türbinin sağlıklı çalışma durumunda üç kanatın da yunuslama açı değişim değerlerinin normalizasyon sonrası gösterimi Şekil 4.10’de gösterilmiştir.



Şekil 4.10. Sağlıklı Durum Normalize Yunuslama Açısı

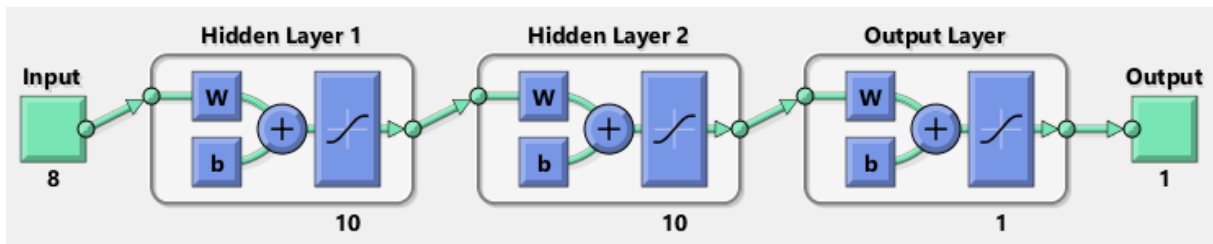
YSA eğitiminde kullanılan bir diğer giriş verisi olan hedef verisi sistemde arızanın bulunma durumunu ifade eden veridir. Bu veri sinir ağının giriş verileri ile arıza durumunun tespitinin yapılabilmesi amacı ile YSA ya verilen bilgi verisidir. Yarışma modelinde hedef (target) verisi 1 ve 0 değerlerinden oluşmaktadır. Karar mekanizmasının eğitiminde veri setinin değerlerin türevlenebilir olması için sağlıklı durumu belirten 0 değerleri 0,1'e çekilerek sağlıklı durumu ifade etmekte, arızanın bulunduğu durumu ifade eden 1 değerleri 0,9'a çekilerek arızalı durumu ifade etmekte kullanılmıştır. Hedef verisinin örnek olarak birinci arıza için grafiği Şekil 4.11'de gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Hedef verisi

4.2.2 Kullanılan Yapay Sinir Ağ Yapısı

Teşhis sisteminin uyguladığı sistem doğrusal olmayan alt sistemlerden oluştuğu için YSA tabanlı doğrusal olmayan öğrenme tabanlı bir arıza teşhis sistemi kullanmak faydalı olmuştur. YSA girişine uygulanan türbin çalışma durumu hakkında bilgi veren 8 adet veri seti paralel olarak YSA girişine uygulandığı için 8 girişli bir yapı ile eğitime başlanmıştır. YSA'nın katman sayısının en uygun değeri 3 olarak seçilmiştir. Birinci ve ikinci katman nöron sayısı veri setlerinin uzunluğu, belirlenecek sınıf sayısı ve tahmin sonucunun doğruluğu göz önüne alındığında en uygun değer olarak 10 seçilmiştir. Çıkış katmanı olan üçüncü katman iki durumlu bir sınıflandırma yapabilmek amacı ile aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant sigmoid (TANSİG) seçilmiştir. Türbin durum tahminini belirten YSA eğitim çıkışı 1x440.000 boyutlu bir veri setinden oluşmaktadır. Kullanılan YSA'nın giriş, çıkış, katman ve nöron yapısı Şekil 4.12'de gösterilmiştir.



Şekil 4.12. YSA Katman ve Nöron Yapısı

4.2.3 YSA İle Verilerin Eğitilmesi

Simülasyon modelinden elde edilen türbin verileri Neural Network yapısı ile eğitilirken algoritma değerleri bu çalışmada, veri bölümü rastgele (dividerand), eğitim metodu Levenberg-Marquardt (trainlm), performans ölçütü Mean Squared Error (mse) olarak seçilmiştir. Eğitimin ilerleyiş bölümünde tekrarlama değeri 1000, doğrulama kontrol sayısı 6 olarak seçilerek bir eğitimin tamamlanması sağlanmıştır.

Örnek olarak ele aldığımız birinci arıza olan yunuslama eyleyici 1’de 1’inci algılayıcının 200.000 ile 440.000’inci örneklem süresince algılayıcı değeri sabit 5 derece olarak alınması ile oluşan sabit değer arızasını incelersek 1000 tekrarlmalı eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 29 dakika 01 saniye sürmüş olup performans değeri 0,000119 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,00508, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması 1000 tekrarın tamamlanması ile sağlanmıştır. Birinci arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.2’de, nntool arayüzü Şekil 4.13’de gösterilmiştir.

Her bir arıza için eğitim sonucunda doğru olarak yapılan tahminlerin tüm tahminlere olan oranı Doğruluk (Accuracy) değeri Denklem (4.14)’deki şekilde hesaplanmıştır.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (4.14)$$

Pozitif durumların ne kadar başarılı tahmin edildiğinin değeri olan Hatırlama (Recall) değeri Denklem (4.15)’deki şekilde hesaplanmıştır.

$$\text{Hatırlama} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.15)$$

Pozitif olarak tahmin edilen durumlardaki başarı değerini gösteren Hassasiyet (Precision) değeri Denklem (4.16)’deki şekilde hesaplanmıştır.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.16)$$

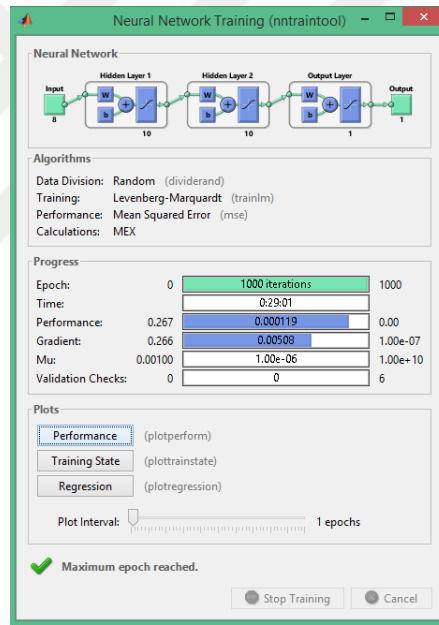
Yukarıdaki denklemlerde belirtilen doğru pozitif (True Positive – TP), doğru negatif (True Negative – TN), yanlış pozitif (False Positive – FP), yanlış negatif (False Negative – FN) tanımlamaları yapılırken sistemin sağlıklı çalışma durumunu ifade eden 0,1 değeri Negatif (Negative) olarak tanımlanmıştır. Negatif ifadesi sistemde arızanın bulunmadığını ifade eder. Sistemin arızalı durumda çalıştığını ifade eden 0,9 değeri Pozitif (Positive) olarak tanımlanmıştır. Pozitif ifadesi sistemde arızanın bulunduğunu ifade eder. Doğru (True) değeri

tahmincinin sistemi arızalı olarak tahmin ettiği durumları ifade etmektedir. Yanlış (False) değeri ise tahmincinin sistemi sağlıklı olarak tahmin ettiği durumları ifade etmektedir. TP ifadesi, gerçekte arızalı bir durumun arızalı olarak tahmin edildiğini ifade etmektedir, FP ifadesi, gerçekte arızalı bir durumun sağlıklı olarak tahmin edildiğini ifade etmektedir, TN ifadesi, gerçekte sağlıklı bir durumun arızalı olarak tahmin edildiğini ifade etmektedir, FN ifadesi, gerçekte sağlıklı bir durumun sağlıklı olarak tahmin edildiğini ifade etmektedir.

Birinci arıza için eğitim sonucunda Doğruluk (Accuracy) değeri %99.9, Hatırlama (Recall) oranı %99.9, Hassasiyet (Precision) oranı %99.9 olarak bulunmuştur.

	Doğru	Yanlış
Pozitif	239999	2
Negatif	199998	1

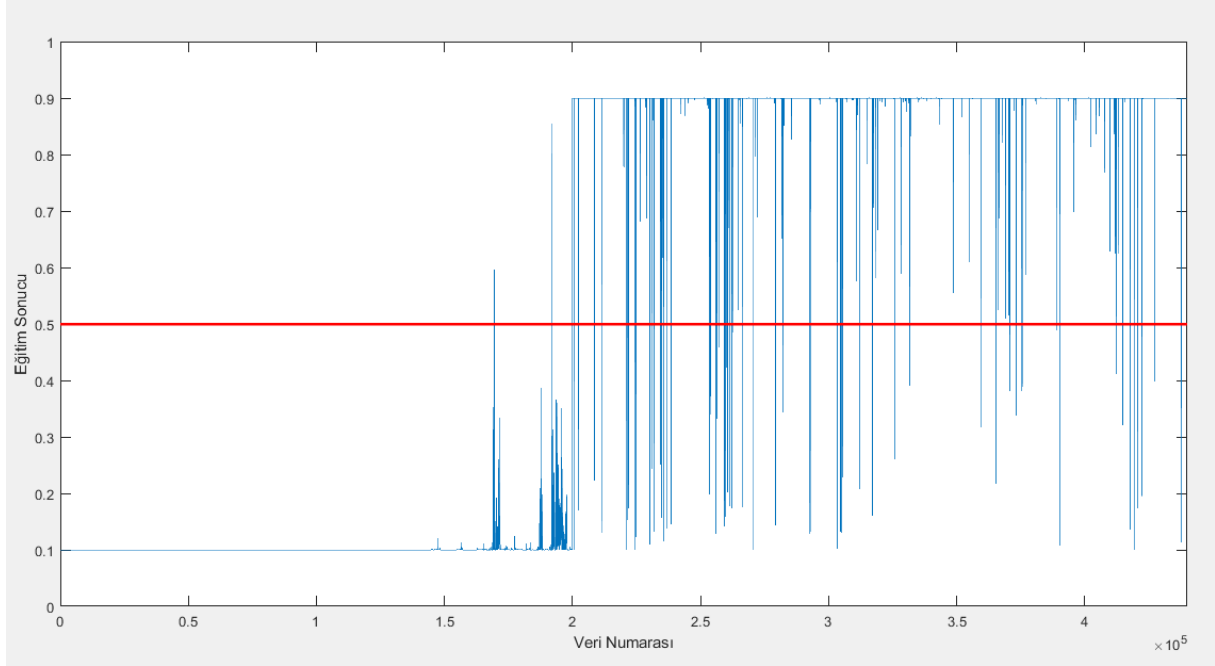
Tablo 4.2. Arıza 1 Doğruluk Matrisi



Şekil 4.13. Arıza 1 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

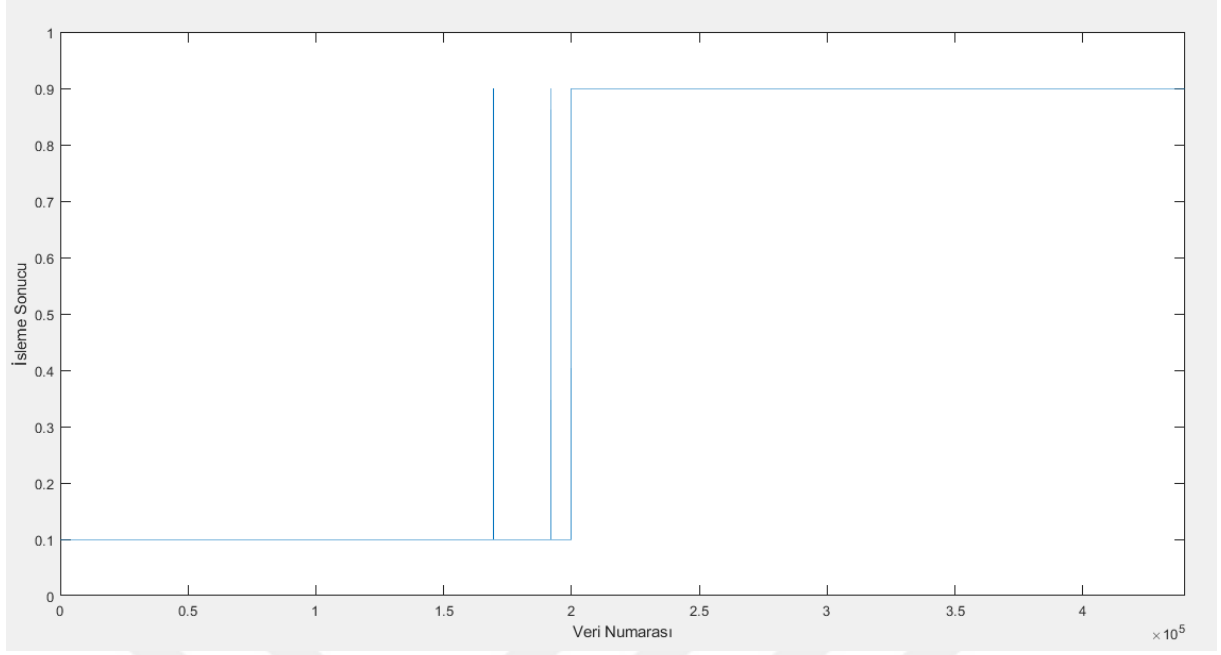
Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda birinci arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.14’de gösterilmiştir. Çıkan sonuçta sağlıklı durum ile arızalı durumun sınıflandırmasını yapabilmek amacıyla sabit olarak diğer tüm arızalarda olduğu gibi 0,5 değeri eşik olarak seçilmiştir. Bu değerın seçilmesindeki amaç yapılan çalışmada arıza oranının dikkate alınmaması ve bu değerin tam orta değer olmasıdır. 0,5 değerinin altındaki arızalar sağlıklı duruma yakın tepkiler verebileceği ve eşik değerin üstündeki arızalarda sistemin arızalı davranış gösterdiği kabul edilmiştir. 0,5 değerin altındaki veriler sağlıklı

alıřma durumunu, 0,5 deęerinin stndeki veriler arızalı alıřma durumunu ifade edecek řekilde dzenlenmiřtir.



řekil 4.14. Arıza 1 YSA ıkıř Veri Seti

Eęitim sonucunda meydana gelen yanlış teřhisleri ortadan kaldırıp yarışma modelinde sistemlerden beklenen başarımı sağlamak iin gereken řartlar gz nne alınmıřtır. Bu doęrultuda yanlış teřhisin art arda 9 rneklem srmedięi durumlar sistem tarafından hatalı teřhisin yapıldıęının anlařılması iin veriye bir iřlem yapılmıřtır. Arızanın varlıęının 9 rneklem sresince olması durumunda sistemin arızalı durum tahmini kabul edilmiřtir. Verilerin iřlenmesi sonrası ıkıř veri setinde nemli lde hatalı tespitin ortadan kaldırıldıęı ve sistem başarımının arttırıldıęı grlmektedir. řekil 4.15’de iřleme sonrası ıkıř veri seti gsterilmiřtir.

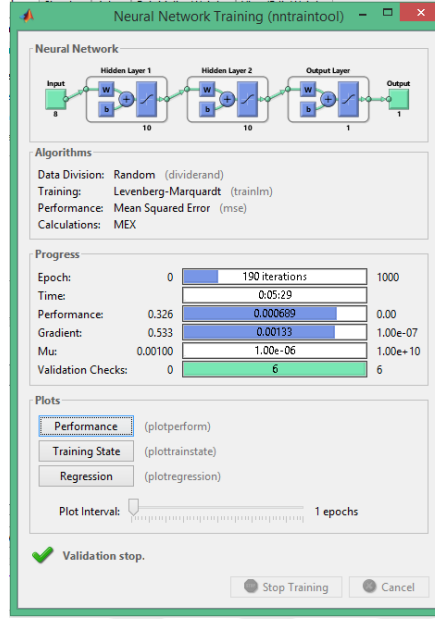


Şekil 4.15. Arıza 1 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

İkinci arıza olan yunuslama eyleyici 2’de 2’inci algılayıcının çarpım değerli hatalı değer vermesi ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 190 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 5 dakika 29 saniye sürmüş olup performans değeri 0,000689 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,000133, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. İkinci arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.3’de, nntool arayüzü Şekil 4.16’de gösterilmiştir. İkinci arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %99,8, Hatırlama (Recall) oranı %99,7, Hassasiyet (Precision) oranı %100 olarak bulunmuştur.

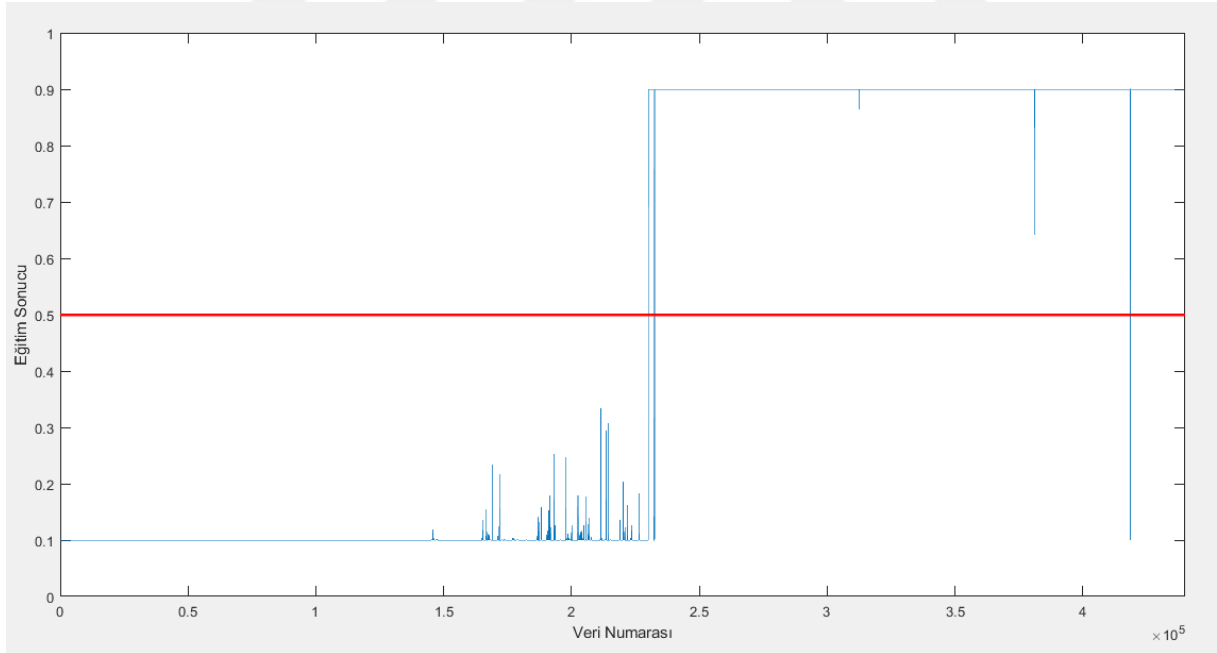
	Doğru	Yanlış
Pozitif	209522	0
Negatif	230000	478

Tablo 4.3. Arıza 2 Doğruluk Matrisi

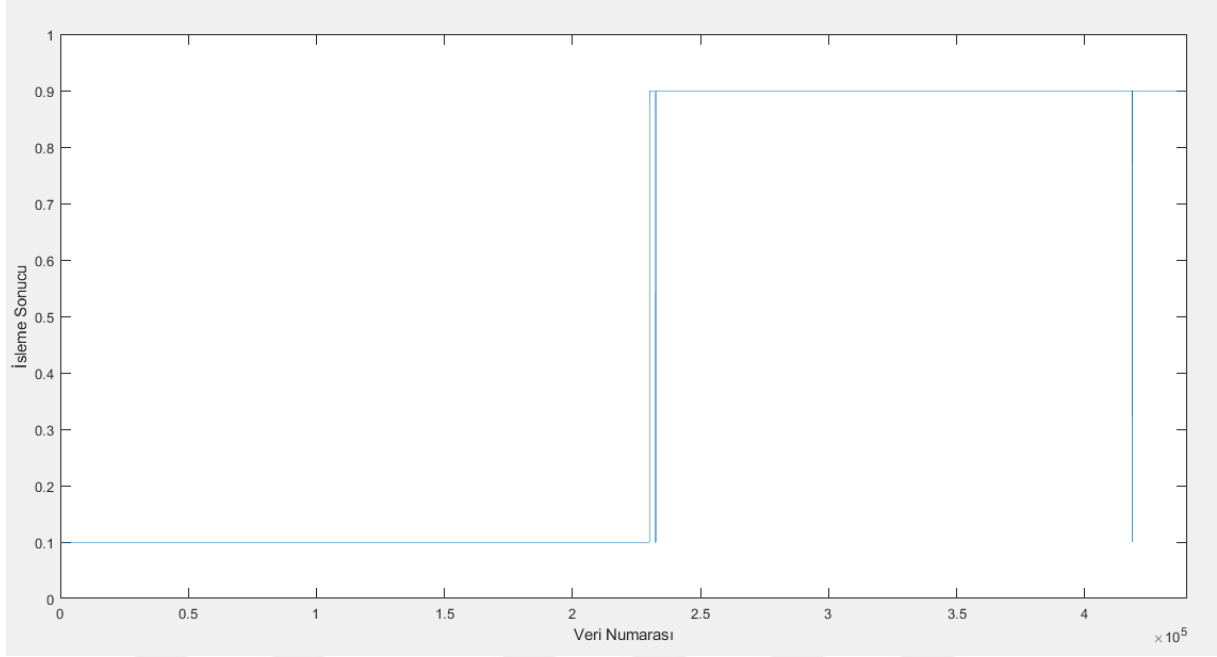


Şekil 4.16. Arıza 2 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda ikinci arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.17’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.18’de gösterilmiştir.



Şekil 4.17. Arıza 2 YSA Çıkış Veri Seti

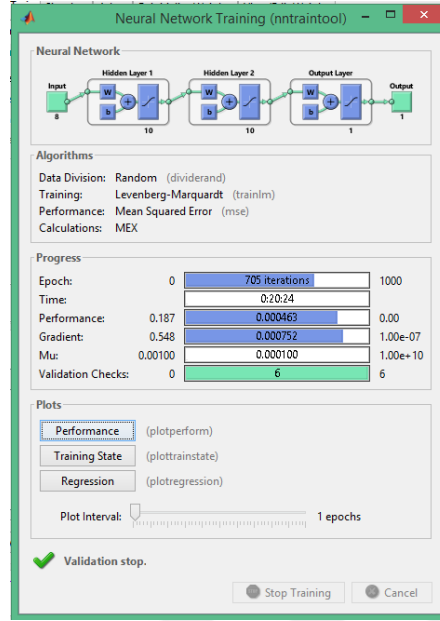


Şekil 4.18. Arıza 2 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Üçüncü arıza olan yunuslama eyleyici 3’de 1’inci algılayıcının sabit değer vermesi ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 705 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 20 dakika 24 saniye sürmüş olup performans değeri 0,000463 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,000752, Mu değeri 0,0001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Üçüncü arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.4’de, nntool arayüzü Şekil 4.19’de gösterilmiştir. Üçüncü arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %99,9, Hatırlama (Recall) oranı %99,9, Hassasiyet (Precision) oranı %99.9 olarak bulunmuştur.

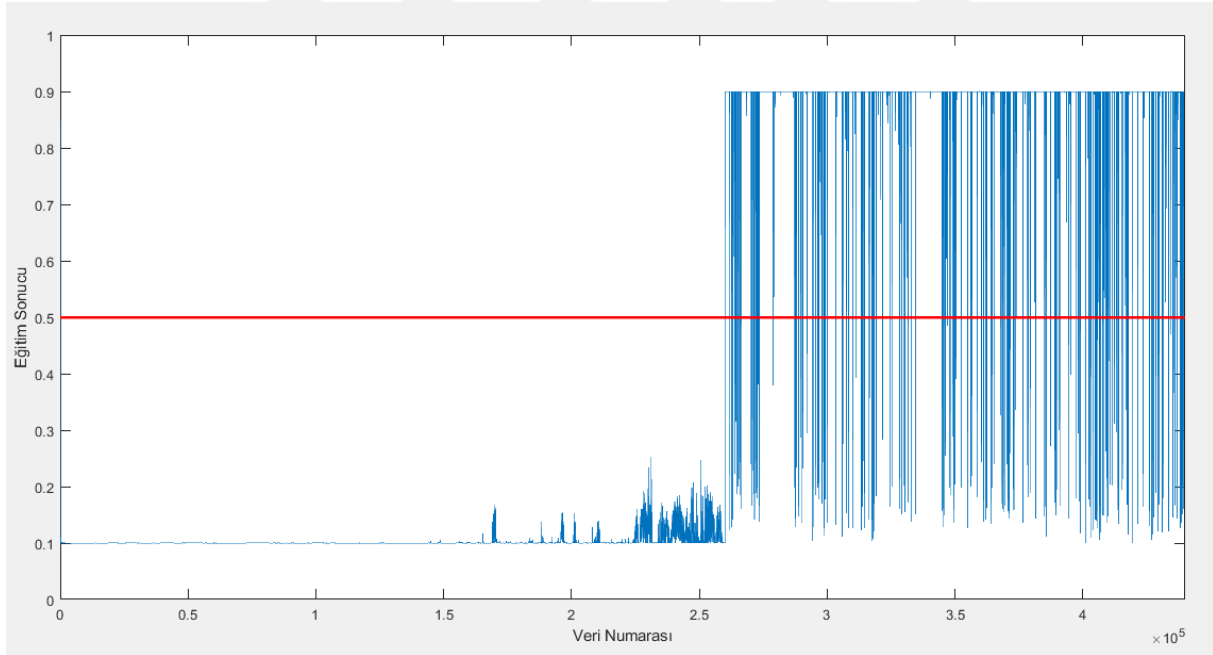
	Doğru	Yanlış
Pozitif	179999	1
Negatif	259999	1

Tablo 4.4. Arıza 3 Doğruluk Matrisi

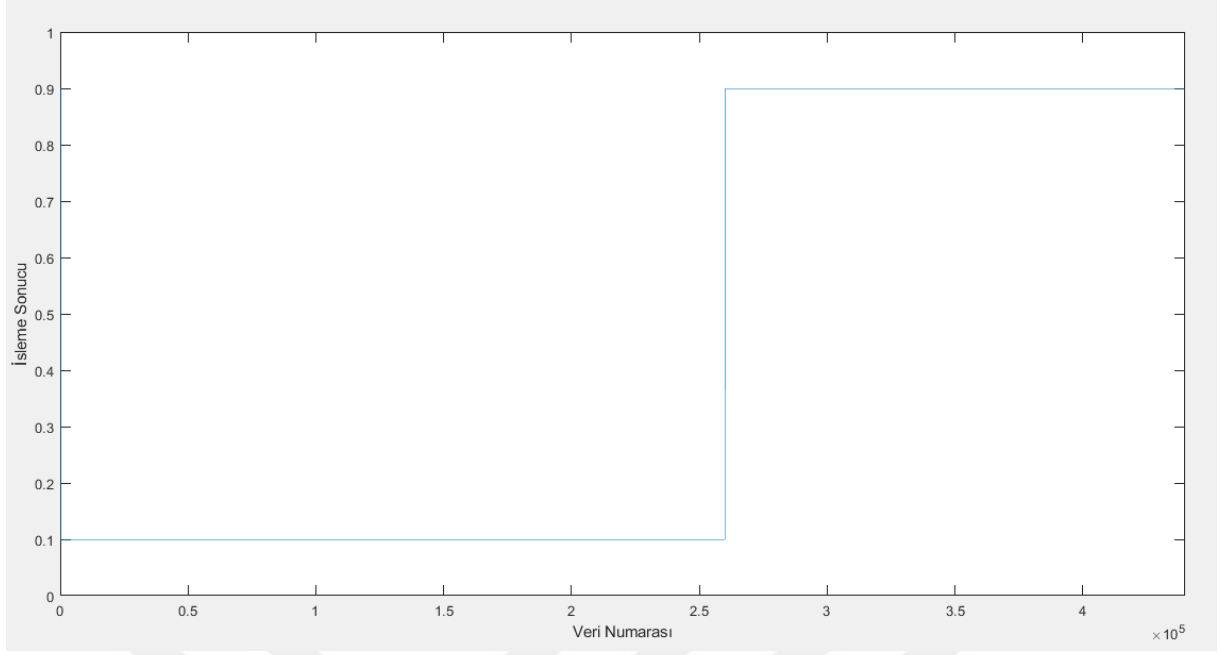


Şekil 4.19. Arıza 3 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda üçüncü arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.20’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.21’de gösterilmiştir.



Şekil 4.20. Arıza 3 YSA Çıkış Veri Seti

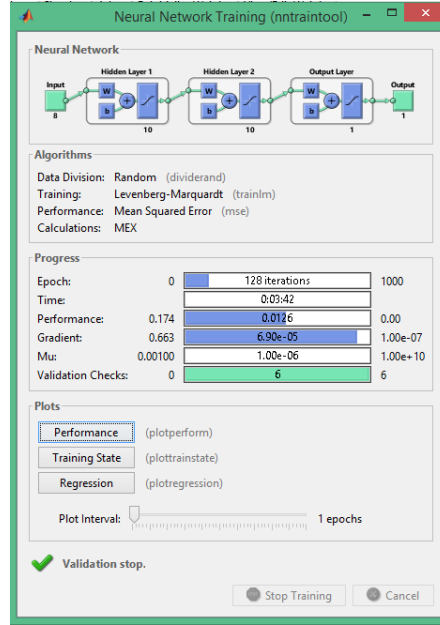


Şekil 4.21. Arıza 3 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Dördüncü arıza olan rotor hız algılayıcı 1’de sabit değer vermesi ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 128 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 3 dakika 42 saniye sürmüş olup performans değeri 0,0126 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,0000690, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Dördüncü arızanın doğruluk matrisi Şekil 4.22’de, nntool arayüzü Tablo 4.5’de gösterilmiştir. Dördüncü arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %97,5, Hatırlama (Recall) oranı %98,6, Hassasiyet (Precision) oranı %97,7 olarak bulunmuştur.

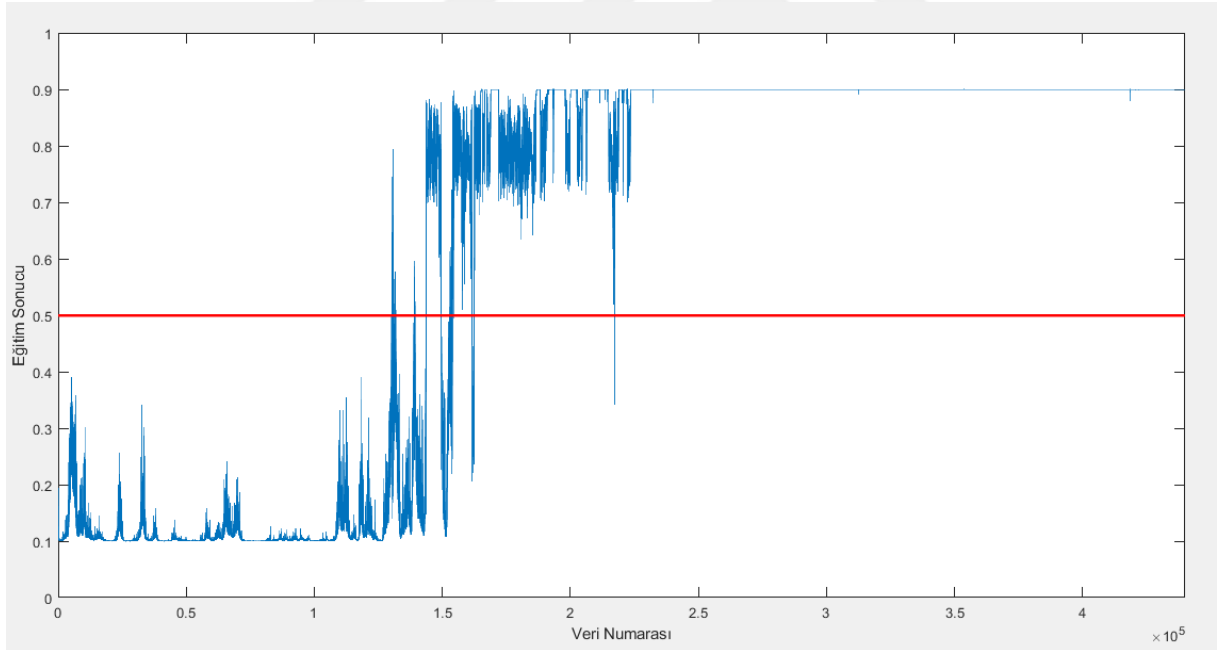
	Doğru	Yanlış
Pozitif	286124	6724
Negatif	143276	3876

Tablo 4.5. Arıza 4 Doğruluk Matrisi

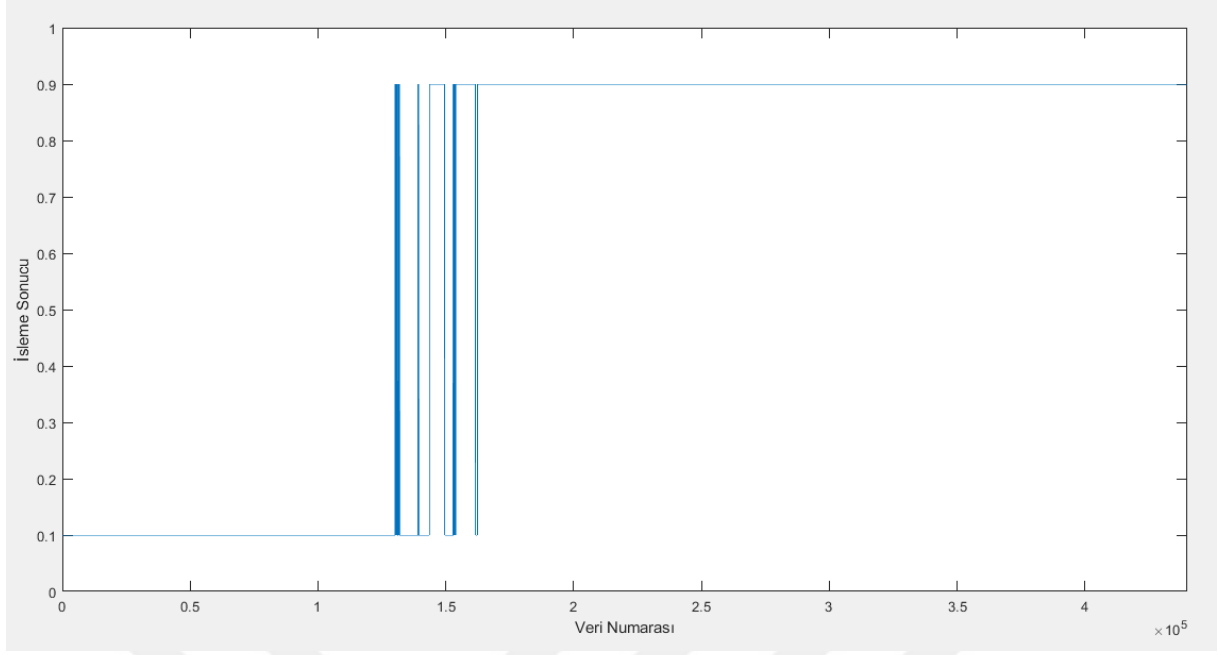


Şekil 4.22. Arıza 4 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda dördüncü arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.23’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.24’de gösterilmiştir.



Şekil 4.23. Arıza 4 YSA Çıkış Veri Seti

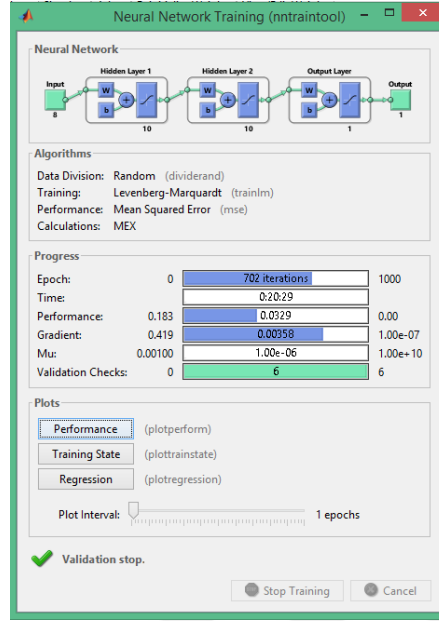


Şekil 4.24. Arıza 4 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Beşinci arıza olan rotor hız algılayıcı 2’de çarpım değerli hatalı değer vermesi ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 702 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 20 dakika 29 saniye sürmüş olup performans değeri 0,0329 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,00358, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Beşinci arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.6’de, nntool arayüzü Şekil 4.25’de gösterilmiştir. Beşinci arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %92,6, Hatırlama (Recall) oranı %93,2, Hassasiyet (Precision) oranı %97,1 olarak bulunmuştur.

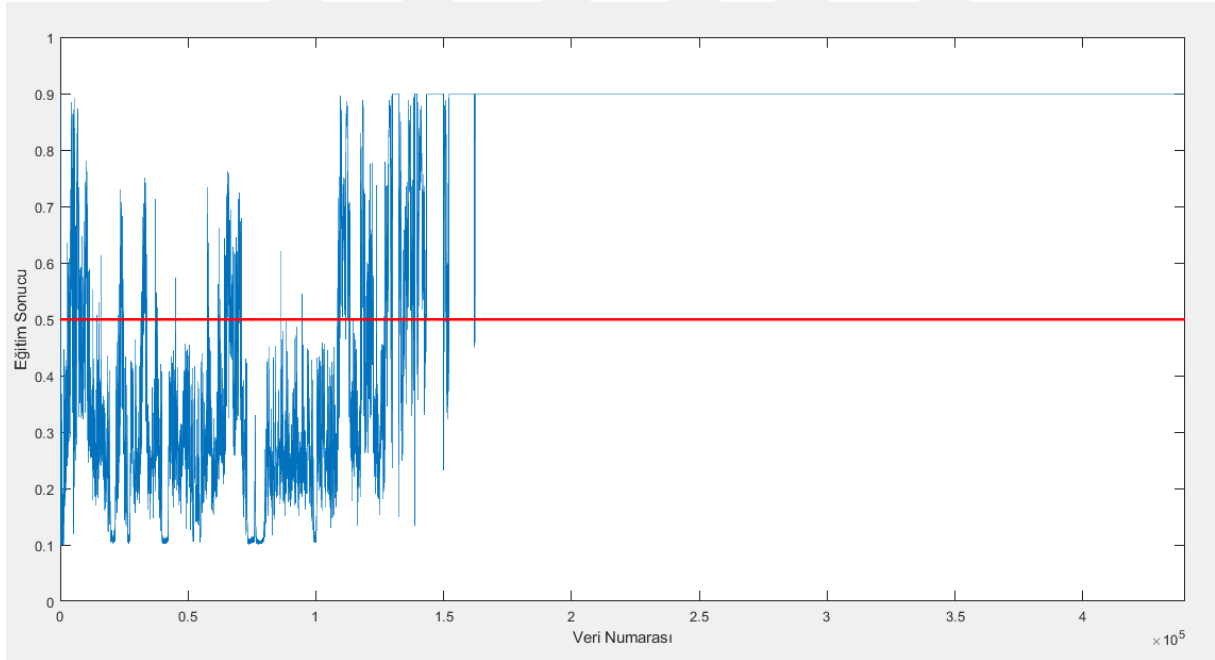
	Doğru	Yanlış
Pozitif	316958	9164
Negatif	90836	23042

Tablo 4.6. Arıza 5 Doğruluk Matrisi

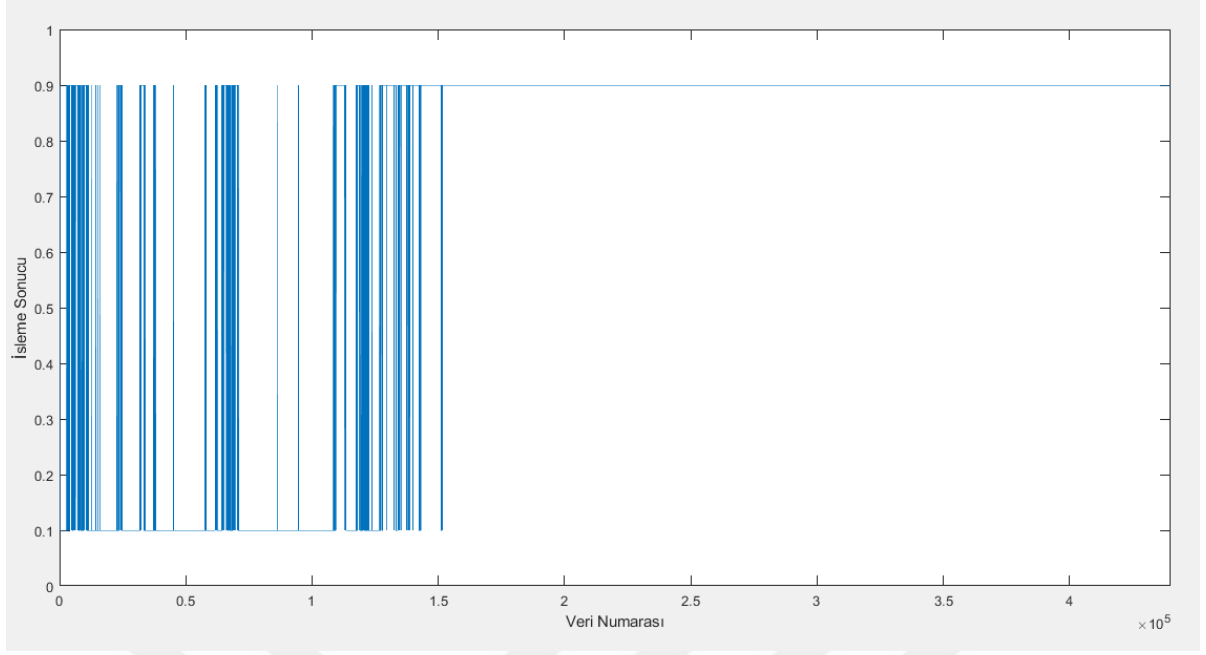


Şekil 4.25. Arıza 5 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda beşinci arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.26'de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.27'de gösterilmiştir.



Şekil 4.26. Arıza 5 YSA Çıkış Veri Seti

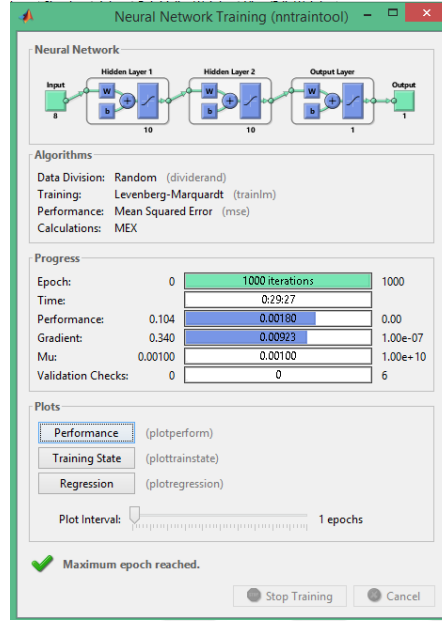


Şekil 4. 27. Arıza 5 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Altıncı arıza olan yunuslama eyleyici 2’de hidroliğin yüksek hava içermesiyle hatalı sönümlleme değeri arızası ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 29 dakika 27 saniye sürmüş olup performans değeri 0,00180 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,00923, Mu değeri 0,001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması 1000 tekrarın tamamlanması ile sağlanmıştır. Altıncı arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.7’de, nntool arayüzü Şekil 4.28’de gösterilmiştir. Altıncı arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %99,9, Hatırlama (Recall) oranı %99,9, Hassasiyet (Precision) oranı %100 olarak bulunmuştur.

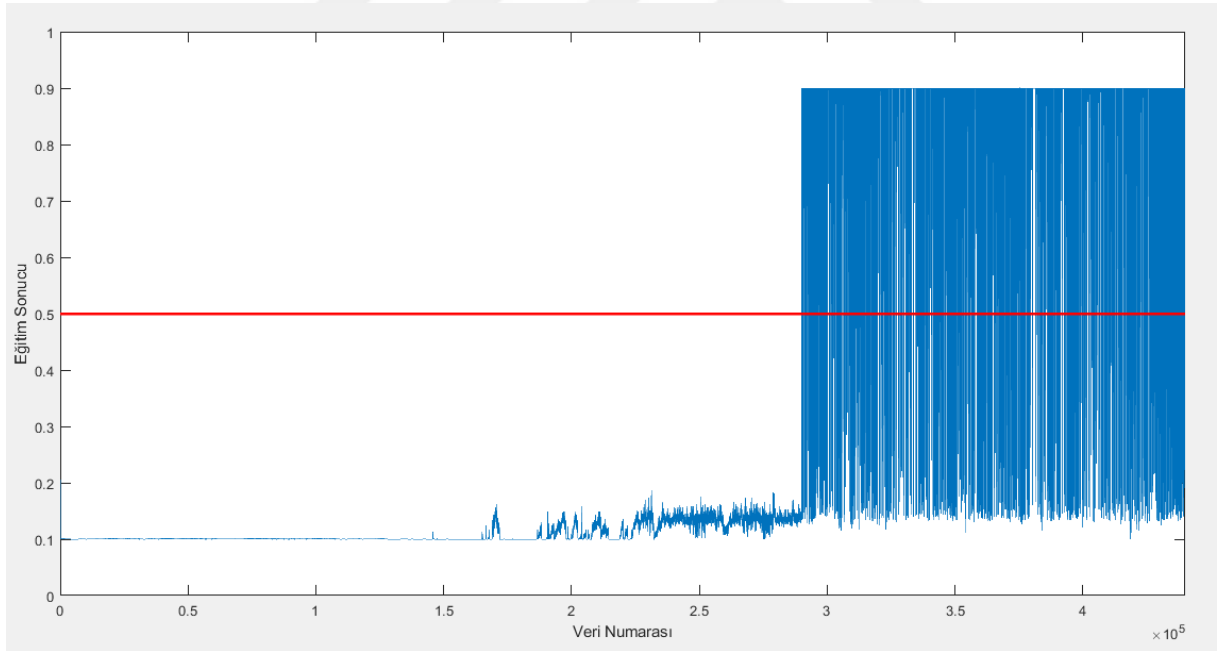
	Doğru	Yanlış
Pozitif	149977	0
Negatif	290000	23

Tablo 4.7. Arıza 6 Doğruluk Matrisi

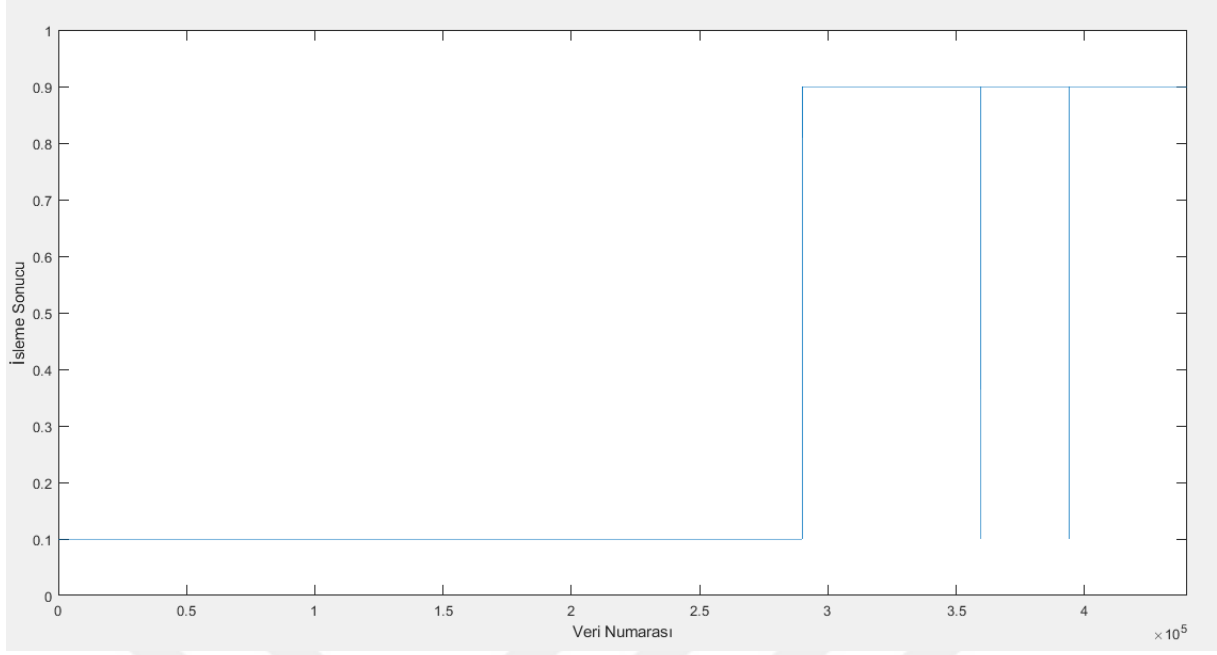


Şekil 4.28. Arıza 6 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda altıncı arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.29’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.30’de gösterilmiştir.



Şekil 4.29. Arıza 6 YSA Çıkış Veri Seti

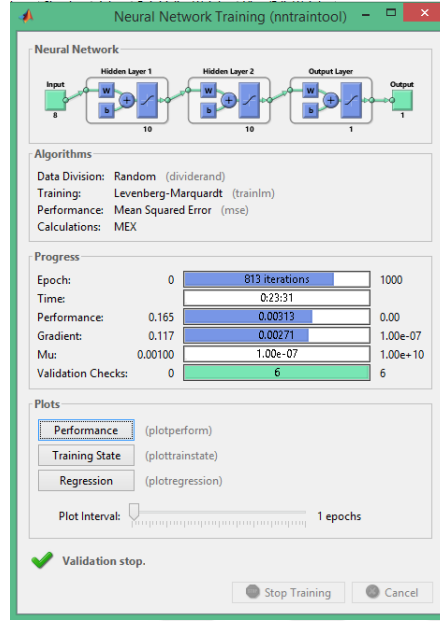


Şekil 4. 30. Arıza 6 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Yedinci arıza olan yunuslama eyleyici 3’de hidroliğin basınç düşümü gerçekleşmesi ile hatalı sönmüleme değeri arızası ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 813 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 23 dakika 31 saniye sürmüş olup performans değeri 0,00313 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,00271, Mu değeri 0,0000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Yedinci arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.8’de, nntool arayüzü Şekil 4.31’de gösterilmiştir. Yedinci arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %99,9, Hatırlama (Recall) oranı %99,9, Hassasiyet (Precision) oranı %100 olarak bulunmuştur.

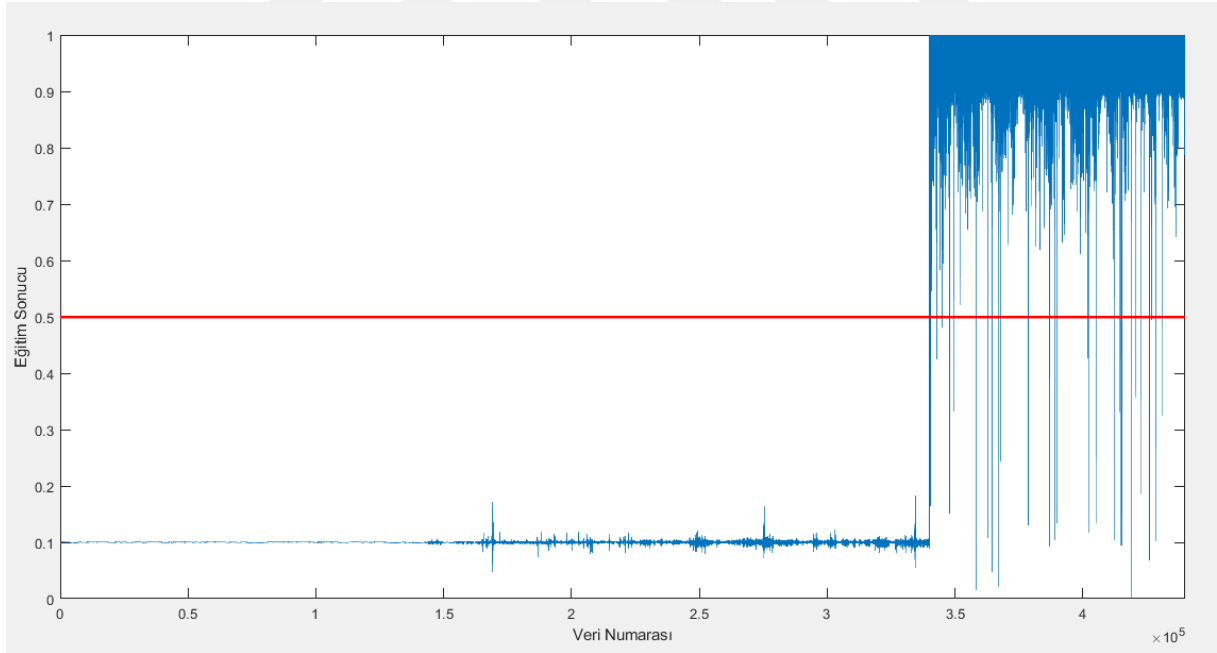
	Doğru	Yanlış
Pozitif	99999	0
Negatif	340000	1

Tablo 4.8. Arıza 7 Doğruluk Matrisi

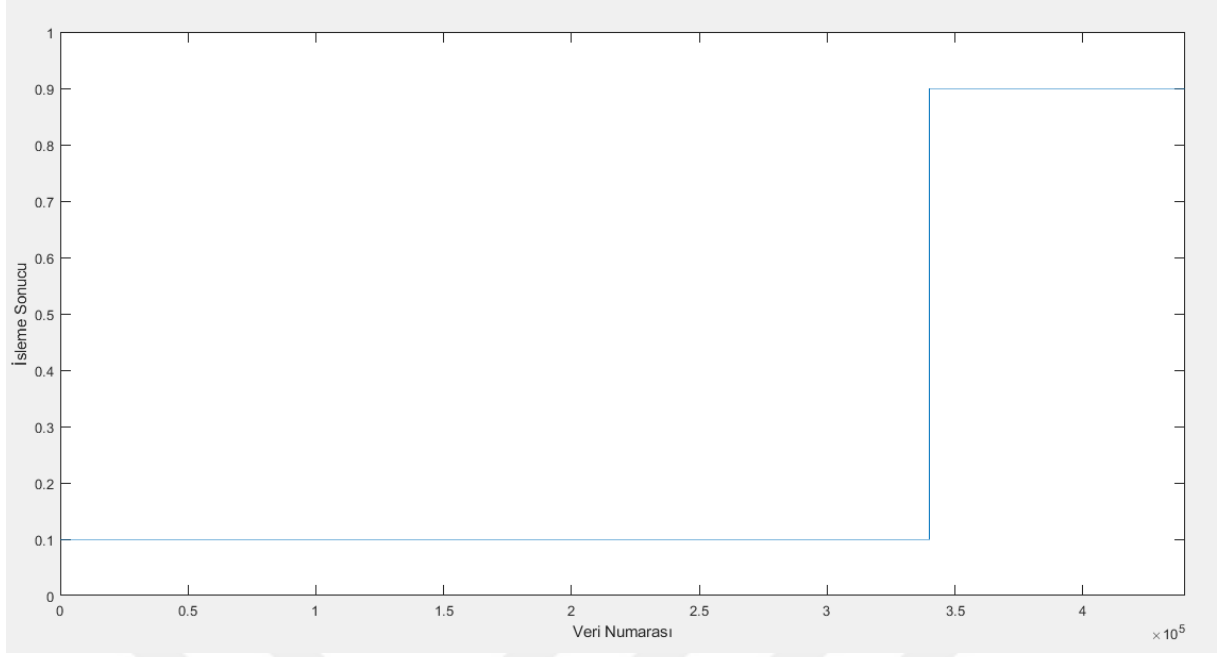


Şekil 4.31. Arıza 7 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda yedinci arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.32’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.33’de gösterilmiştir.



Şekil 4.32. Arıza 7 YSA Çıkış Veri Seti

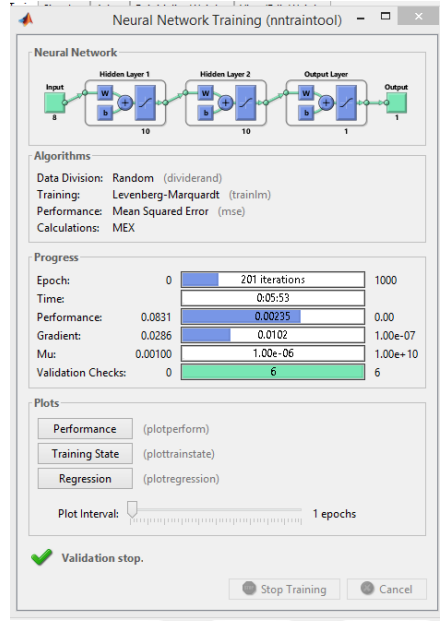


Şekil 4.33. Arıza 7 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Sekizinci arıza olan dönüştürücü torkunda değer kayması arızası ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 201 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 5 dakika 53 saniye sürmüş olup performans değeri 0,00235 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,0102, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Sekizinci arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.9’de, nntool arayüzü Şekil 4.34’de gösterilmiştir. Sekizinci arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %99,7, Hatırlama (Recall) oranı %99,9, Hassasiyet (Precision) oranı %98,1 olarak bulunmuştur.

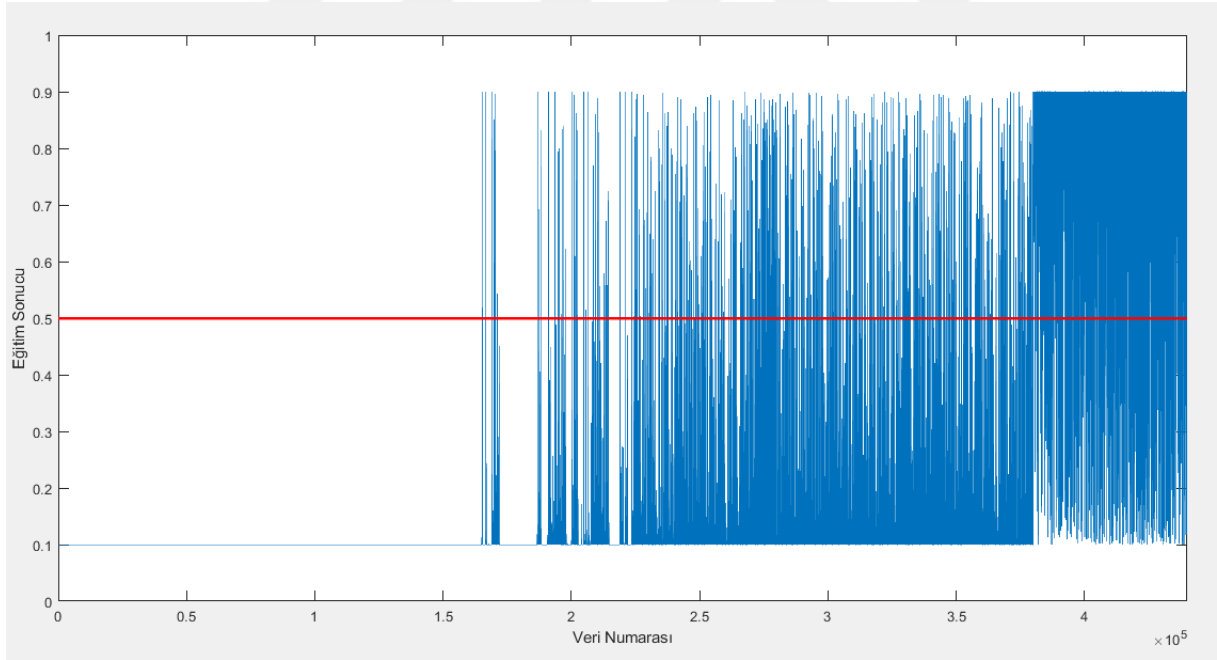
	Doğru	Yanlış
Pozitif	59991	1120
Negatif	378880	9

Tablo 4.9. Arıza 8 Doğruluk Matrisi

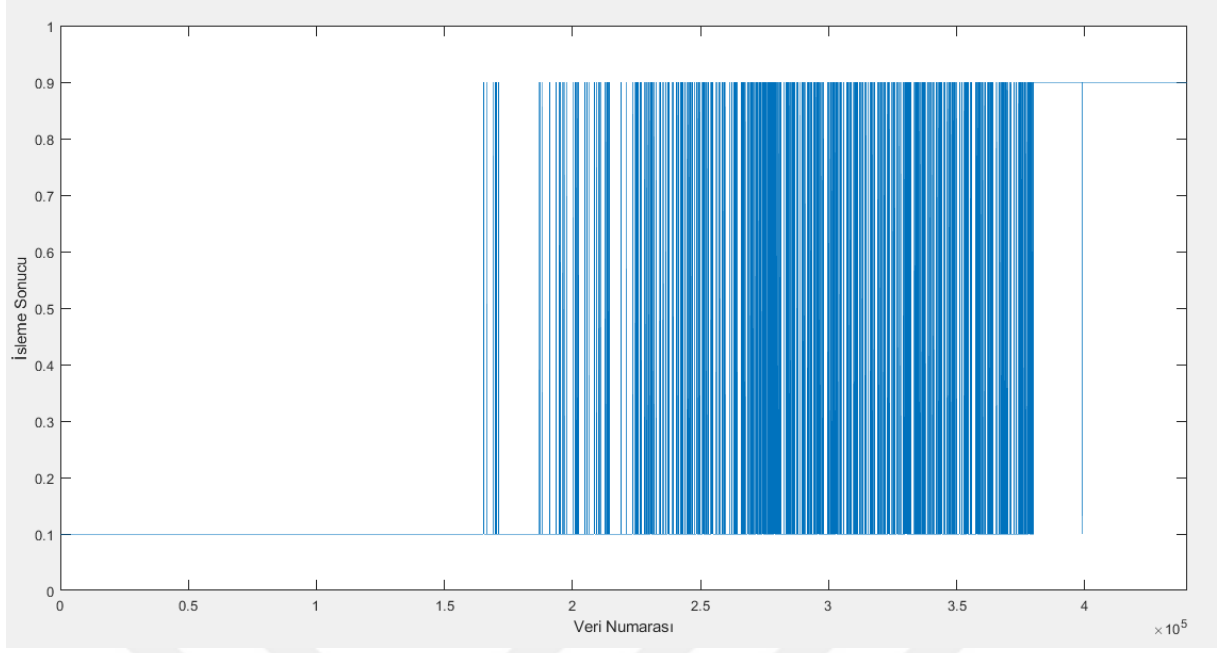


Şekil 4.34. Arıza 8 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda sekizinci arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.35’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.36’de gösterilmiştir.



Şekil 4.35. Arıza 8 YSA Çıkış Veri Seti

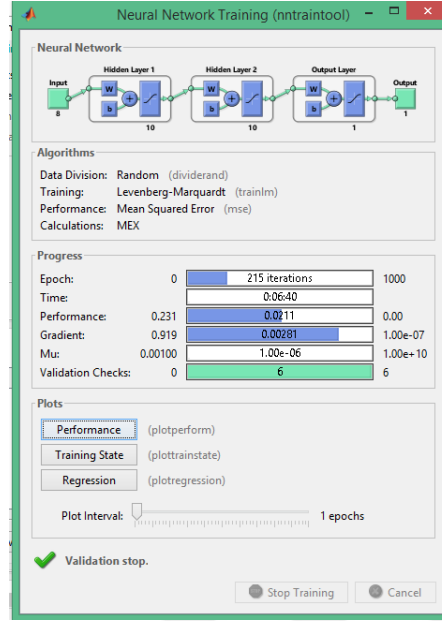


Şekil 4.36. Arıza 8 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Dokuzuncu arıza olan aktarma organları dinamik değişimi ile oluşan arızada 1000 tekrarlamalı eğitim 215 tekrardan sonra üst sınır olan 6 doğrulama kontrolünü sağladığı için eğitim tamamlanmıştır. Bu eğitimin süresi 6 dakika 40 saniye sürmüş olup performans değeri 0,0211 ile sıfıra yaklaşmıştır. Eğitim sonunda gradyan değeri 0,00281, Mu değeri 0,000001 olarak tamamlanmıştır. Bu örnekte eğitimin tamamlanması doğrulama kontrollerinin istenilen değeri yakalaması ile sağlanmıştır. Dokuzuncu arızanın doğruluk matrisi Tablo 4.10’de, nntool arayüzü Şekil 4.37’de gösterilmiştir. Dokuzuncu arıza için eğitim sonucu Doğruluk (Accuracy) oranı %96, Hatırlama (Recall) oranı %86,6, Hassasiyet (Precision) oranı %74 olarak bulunmuştur.

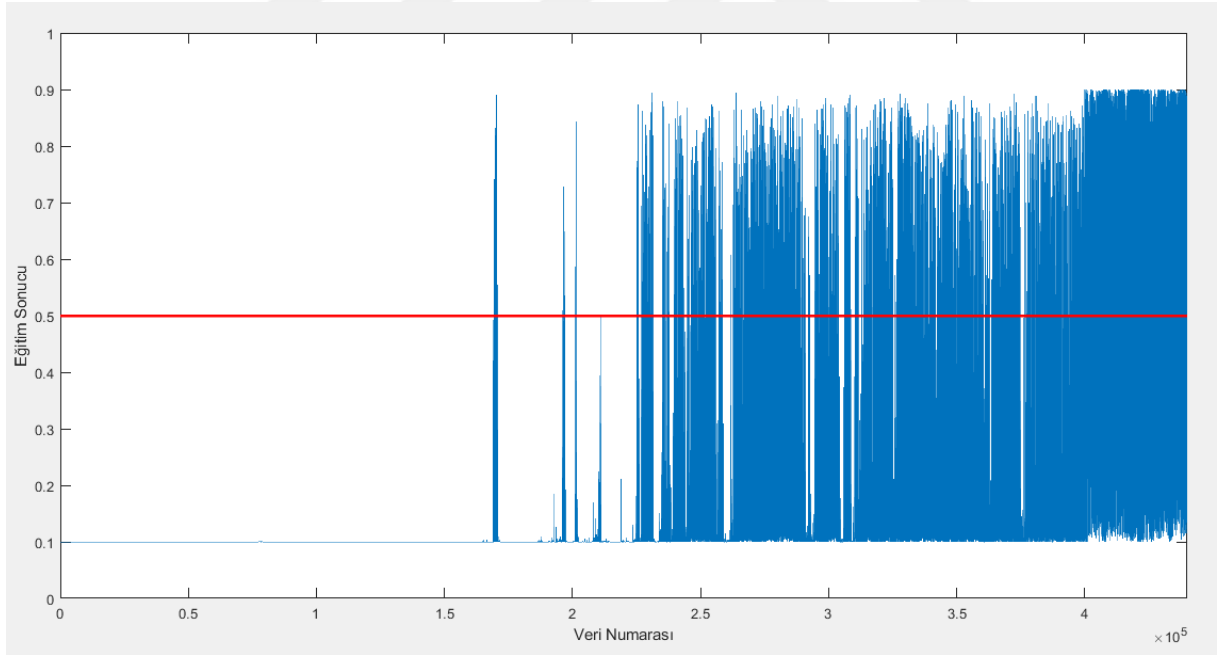
	Doğru	Yanlış
Pozitif	34664	12153
Negatif	387847	5336

Tablo 4.10. Arıza 9 Doğruluk Matrisi

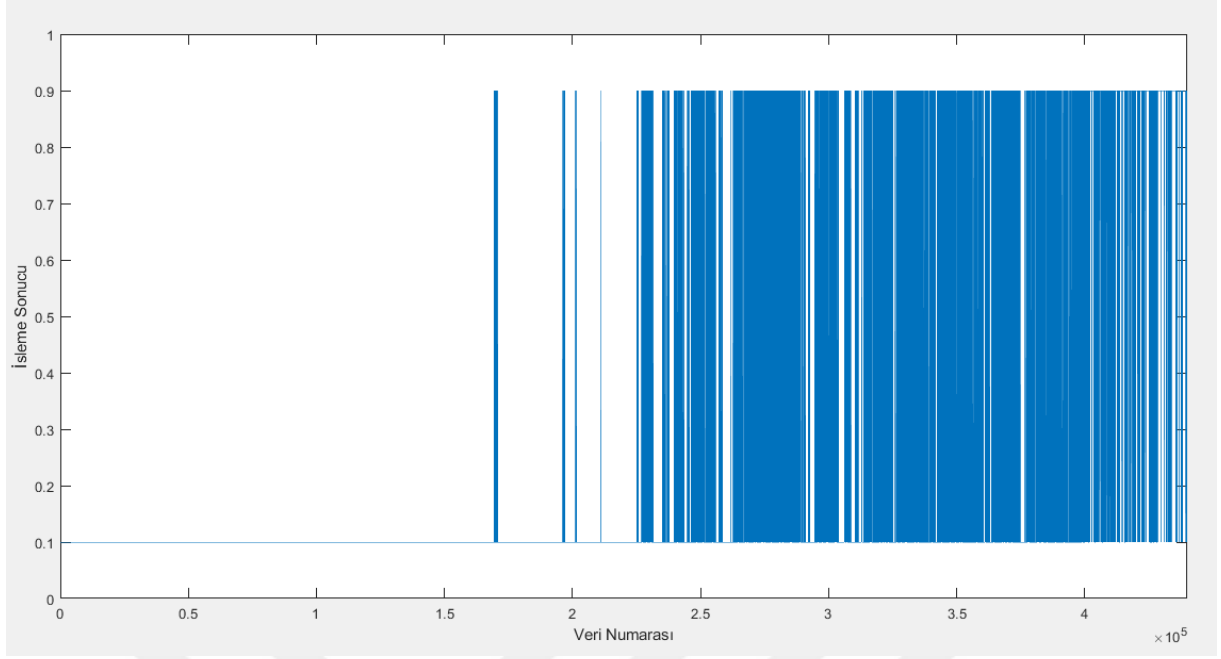


Şekil 4.37. Arıza 9 YSA Neural Network Eğitim Arayüzü

Yapay sinir ağı eğitimi sonucunda dokuzuncu arızanın gerçekleştiği veri setleri ile yapılan simülasyonun çıkış veri seti Şekil 4.38’de, işleme sonrası çıkış veri seti Şekil 4.39’de gösterilmiştir.



Şekil 4.38. Arıza 9 YSA çıkış veri seti



Şekil 4. 39. Arıza 9 İşleme Sonrası Çıkış Veri Seti

Önerilen yöntem dokuz arıza içinde uygulanmış olup sistemin tüm doğruluk tablosu Tablo 4.11’de verilmiştir.

	True Negative	False Positive	True Positive	False Negative
ARIZA 1	199.998	2	239.999	1
ARIZA 2	230.000	0	209.522	478
ARIZA 3	259.999	1	179.999	1
ARIZA 4	143.276	6.724	286124	3.876
ARIZA 5	90.836	9.164	316.958	23.042
ARIZA 6	290.000	0	149.977	23
ARIZA 7	340.000	0	99.999	1
ARIZA 8	378.880	1120	59.991	9
ARIZA 9	387.847	12.153	34.664	5.336

Tablo 4.11 Uygulanan Arızalara Ait Doğruluk Tablosu

4.2.4 YSA Çıkış Verilerine Yapılan İşlemler

YSA çıkışından elde edilen 1x440.000 uzunluğundaki sistem durumu kestirim verileri çeşitli yaklaşım yanılgılarını içerebilmektedir. Bu yanlış kestirimler veri setini çeşitli işlemlerden geçirerek ortadan kaldırılmıştır. YSA çıkışındaki veri setine uygulanan son işlemde kısa süreli yanlış tespitlerin düzeltilmesi hedef alınmıştır. İşlemenin temeli arıza teşhis süresinin gereksinimleri doğrultusunda oluşturulmuştur. Arıza teşhisinin, yarışma modelinde belirtilen

teşhis süresini aşmayan sistemdeki arıza varlığını belirten veriler sağlıklı durum verileri olarak düzeltilmiştir. Bu aşamada sistem tahmininin büyüklüğü göz önünde bulundurulmamış, art arda gelen yanlış teşhisin uzunluğu ele alınarak bir düzenleme yapılmıştır. En uzun arıza teşhis süresinden kısa süren arıza durumları verisi ikaz durumu olarak alınmayıp sağlıklı durum olarak değerlendirilen veriler arızalı ve sağlıklı durum değerlerini düzenlemek için tekrardan işlemeye sokulmuştur. Önerilen rüzgar türbini arıza teşhis sisteminde arıza oranı ele alınmadığı için sonraki aşamada çıkış veri setindeki 0,5 in altındaki değerler sağlıklı durumu ifade eden 0,1 değerine, 0,5 in üstündeki değerler ise sistemde arıza durumunu ifade eden 0,9 değerine çekilmiştir. Önerilen sistemde ele alınan arızalar üzerinde yapılan çalışmaların sonucunda elde edilen başarı oranı göz önünde bulundurulunca arıza eşiğinin her arıza için sabit 0,5 değeri kabul edilmiştir. Son işlemenin çıkışından elde edilen eğitilmiş veri seti karar mekanizmasının arıza kestirim çıkışı olarak elde edilmiştir. Önerilen karar mekanizmasının başarımı ve karmaşıklık matrisleri bu çıkış veri setinin başarımına göre hesaplanmıştır.

4.2.5 Önerilen Sistemde Uygulanan Arıza Senaryoları

Rüzgar türbini sistemine çeşitli bileşenlerde ve farklı tiplerde toplam 9 adet arıza senaryosu uygulanmıştır. Her arıza tek olarak uygulanıp birden çok arızanın eş zamanlı meydana gelme durumu ele alınmamıştır. Uygulanan arızalar sürekli ve artan arızalar olarak seçilmiştir.

Arıza 1; Yunuslama eyleyici 1’de 1’inci algılayıcının 200.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar sabit 5 derece değerini vermesi ile oluşan sabit değer arızası şeklindedir.

Arıza 2; Yunuslama eyleyici 2’de 2’inci algılayıcı değerinin 230.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar değerin 1,2 ile çarpımı ile elde edilen değeri vermesi ile oluşan çarpım değer arızası şeklindedir.

Arıza 3; Yunuslama eyleyici 3’de 1’inci algılayıcının 260.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar sabit 10 derece değerini vermesi ile oluşan sabit değer arızası şeklindedir.

Arıza 4; Rotor hızı algılayıcı 1’de 150.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar algılayıcı değerinin 1,4 rad/sn olarak vermesi ile oluşan sabit değer arızası şeklindedir.

Arıza 5; Rotor hızı algılayıcı 2’de 100.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar ölçülen rad/sn değerinin 1,1 ile çarpımı ile elde edilen değeri vermesi ile oluşan çarpım değer arızası şeklindedir.

Arıza 6; Yunuslama eyleyici 2’de sistem hidroliğindeki yüksek hava oranı etkisi ile 290.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar sönümlleme faktörü (x_i) değerinin 0,45 ve doğal frekans (ω_n) ‘in 5,73’e ayarlanması ile oluşan sönümlleme arızası şeklindedir.

Arıza 7; Yunuslama aktüatör 3’de basınç düşümü gerçekleşmesi ile 340.000’inci örneklemden 370.000’inci örnekleme kadar artan 370.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar sabit sönümlleme faktörü (x_i) değerinin 0,90 ve doğal frekans (ω_n) ‘in 3,42’e ayarlanması ile oluşan eyleyici düşük basınç arızası şeklindedir.

Arıza 8; Dönüştürücü torkunda değer kayması ile 380.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar jeneratör verimliliği (η_{gc}) ‘nin 100 değerine ayarlanması ile oluşan değer kayma arızası şeklindedir.

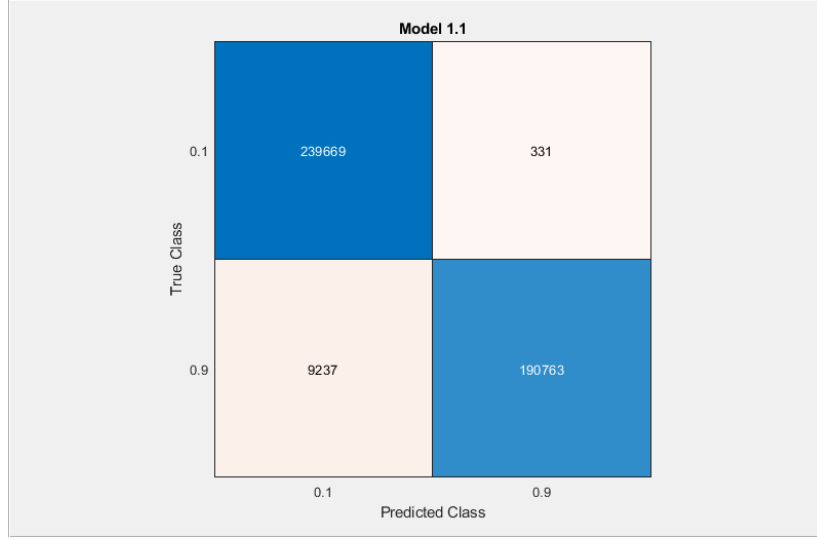
Arıza 9; Aktarma organları dinamik değişimi sebebi ile 400.000’inci örneklemden 440.000’inci örnekleme kadar jeneratör verimliliği (η_{gc}) ‘nin 0,92 çarpanı ile çarpılarak değer alınması arızası şeklindedir.

4.3 Verilere Uygulanan Diğer Sınıflandırma Yöntemleri

Bu yöntem ile çeşitli sınıflandırıcıları kullanarak denetimli makine öğrenimini uygulanabilmektedir. Verileri analiz ederek öznitelik çıkarımı yapılabilir, doğrulama şemaları oluşturarak modelleri eğitebilir ve sonuçları analiz edilebilmektedir. En iyi sınıflandırma türünü aramak için karar ağacı, diskriminant analizi, destek vektör mekanizması, lojistik regresyon, en yakın komşular, saf bayes, kernel yaklaşımı, topluluk ve sinir ağı sınıflandırması dâhil birçok eğitim yöntemi kullanılabilmektedir.

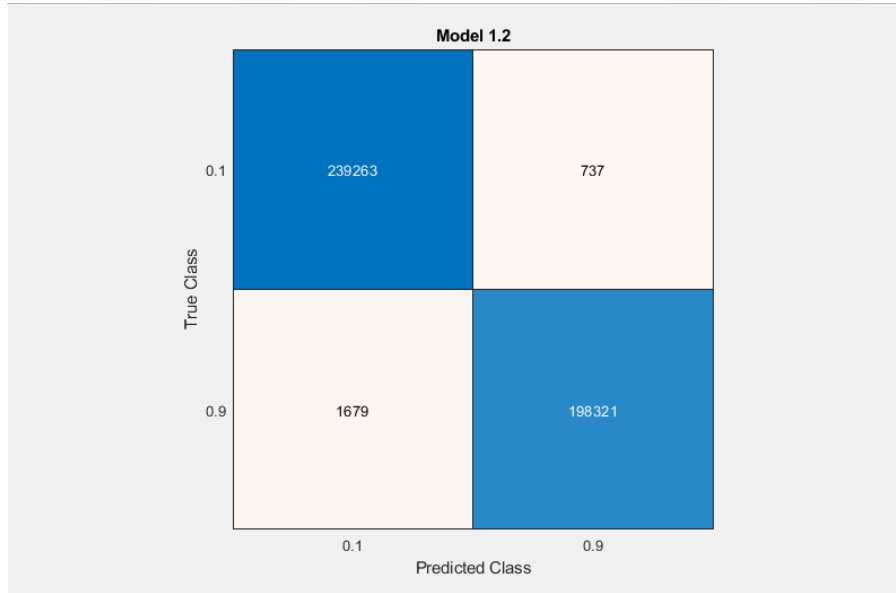
Birinci arıza için uygulanan classification Learner yöntemleri, eğitim ve başarıml bilgileri aşağıdaki şekilde elde edilmiştir.

Ensemble(topluluk) yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı Boosted Trees, topluluk yöntemi AdaBoost, öğrenme tipi karar ağacı, en fazla bölünme sayısı 20, öğrenme sayısı30, öğrenme oranı %1’dir. Eğitim sonucunda doğruluk %97,8, kesinlik %99,8, recall değeri %95,3, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 9568 örneklem, tahmin hızı 110000 örnek/saniye, öğrenme süresi 648,42 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.40’de gösterilmiştir.



Şekil 4.40. Ensemble Boosted Tree Karmaşıklık Matrisi

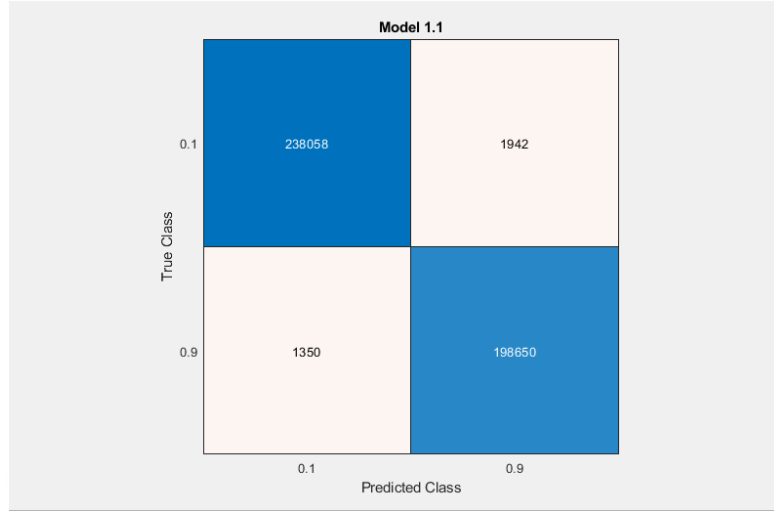
Ensemble(topluluk) yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı Bagged Trees olarak, topluluk yöntemi Bag, öğrenme tipi karar ağacı, en fazla bölünme sayısı 439999, öğrenme sayısı 30 dur. Eğitim sonucunda doğruluk %99,5, kesinlik %99,6, recall değeri %99,1, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 2416 örneklem, tahmin hızı 72000 örnek/saniye, öğrenme süresi 650,81 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.41’de gösterilmiştir.



Şekil 4.41. Ensemble Bagged trees Karmaşıklık Matrisi

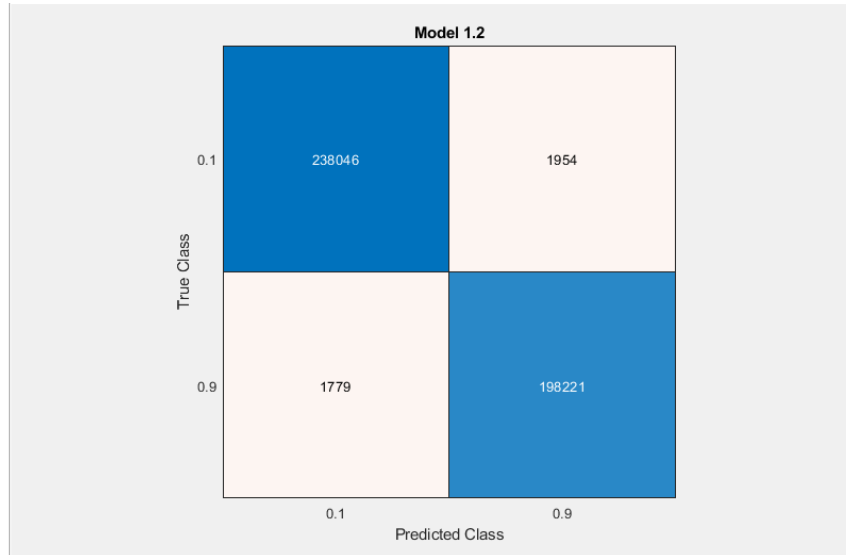
KNN yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı Fine KNN olarak, komşu sayısı 1, mesafe metriği öklidyen, mesafe ağırlığı eşit olarak ayarlanmıştır. Eğitim sonucunda doğruluk %99,3, kesinlik %99, recall değeri %99,3, toplam yanlış sınıflandırma

maliyeti 3292 örneklem, tahmin hızı 66000 örnek/saniye, öğrenme süresi 43703 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.42’de gösterilmiştir.



Şekil 4.42. Fine KNN Karmaşıklık Matrisi

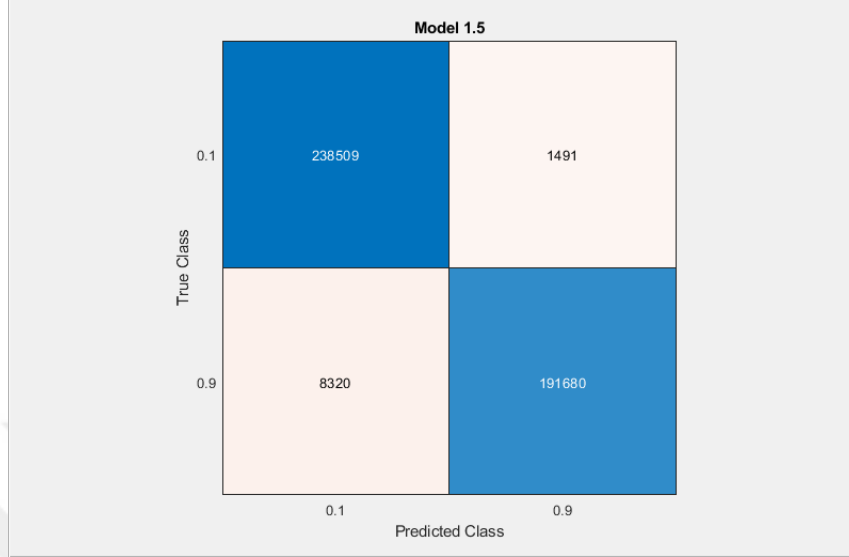
KNN yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı Medium KNN olarak, komşu sayısı 10, mesafe metriği öklidyen, mesafe ağırlığı eşit olarak ayarlanmıştır. Eğitim sonucunda doğruluk %99,2, kesinlik %99, recall değeri %99,1, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 3733 örneklem, tahmin hızı 30000 örnek/saniye, öğrenme süresi 77341 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.43’de gösterilmiştir.



Şekil 4.43. Medium KNN Karmaşıklık Matrisi

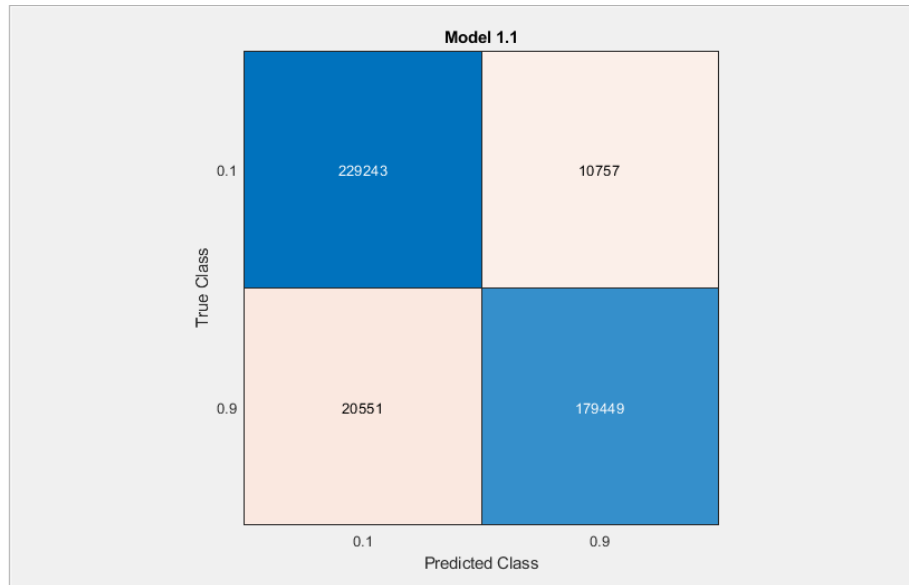
Ensemble(topluluk) yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı RUSBoosted Trees olarak, topluluk metodu RUSBoost, öğrenme tipi karar ağacı, en fazla bölme sayısı 20, öğrenme sayısı 30, öğrenme oranı %1 ayarlanmıştır. Eğitim sonucunda

doğruluk %97,8, kesinlik %99,2, recall değeri %95,8, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 9811 örneklem, tahmin hızı 160000 örnek/saniye, öğrenme süresi 1434,6 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.44’de gösterilmiştir.



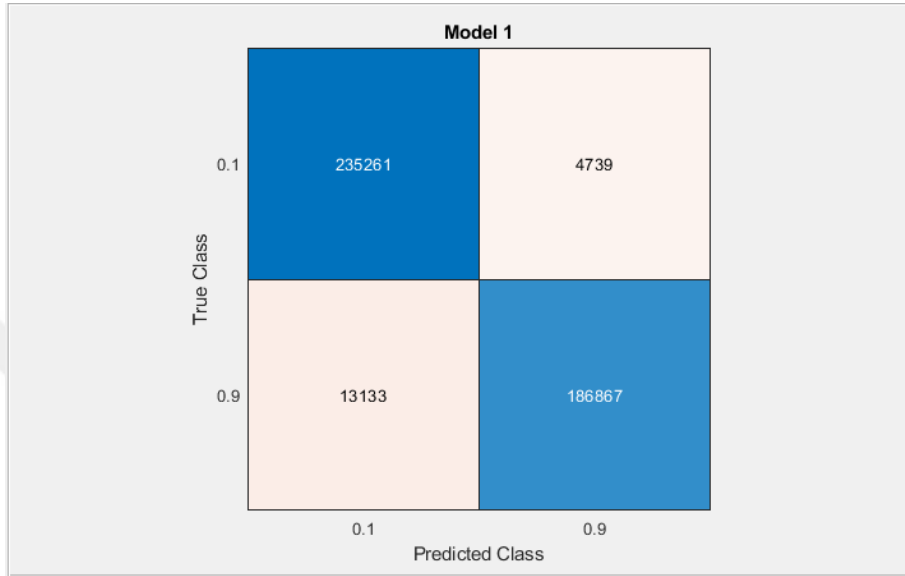
Şekil 4.44. Ensemble RUSBoosted Trees Karmaşıklık Matrisi

Linear Discriminant yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı discriminant olarak, kovaryans yapısı tam, ayarlanmıştır. Eğitim sonucunda doğruluk %92,9, kesinlik %94,3, recall değeri %89,7, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 31308 örneklem, tahmin hızı 1100000 örnek/saniye, öğrenme süresi 12259 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.45’de gösterilmiştir.



Şekil 4.45. Linear Discriminant Karmaşıklık Matrisi

SVM yöntemi ile eğitilen birinci arızaya ait verilerde ön ayar sınıfı Linear SVM olarak, kernel fonksiyonu linear, kernel ölçeği otomatik, kutu kısıtlama düzeyi 1, çoklu sınıf yöntemi bire bir ayarlanmıştır. Eğitim sonucunda doğruluk %95,9, kesinlik %97,5, recall değeri %93,4, toplam yanlış sınıflandırma maliyeti 17872 örneklem, tahmin hızı 1900 örnek/saniye, öğrenme süresi 18892 saniyedir. Eğitim sonucunun karmaşıklık matris grafiği Şekil 4.46’de gösterilmiştir.



Şekil 4.46. Linear SVM Karmaşıklık Matrisi

5.SONUÇLAR

Bu çalışma değişken hızlı, yunuslama kontrollü, yüksek güçlü yatay eksen üç kanatlı türbinlerde arıza tespiti ve teşhisi üzerine yönelmiştir. Önerilen sistemin klasik artıklık veya kestirimci sistemlerden farkı arıza tahmini için değişen durumların sınıflandırılmasını yapabilen YSA yapısı kullanmıştır. YSA yapısıyla birlikte sınıflandırma verilerinin doğruluğunu arttırmak için arıza tespit sürelerinin değerine bağlı kalınarak veri seti işleme tabi tutulmuştur. Önerilen sistem türbinde farklı sistemlerde oluşabilecek çeşitli arızaların tespitinde denenmiştir.

Önerilen sistemin YSA giriş verileri olarak türbin gövde seviyesindeki rüzgar hızı, rotor açısız hızı, jeneratörün açısız hızı, jeneratör elektriksel gücü ve torku, her üç kanatın yunuslama açıları ve türbinin arıza durumunu içeren çıkış matrisi kullanılmıştır. Türbin üzerinden ölçülen veya hesaplanarak elde edilen YSA giriş verileri kullanılarak 9 farklı arıza senaryosunda arıza teşhisi amaçlanmıştır. Bu 9 arıza senaryosunda yunuslama açısı algılayıcıda sabit değer arızası, yunuslama açısı algılayıcıda değer kayması arızası, rotor hız algılayıcı sabit değer arızası, rotor hız algılayıcıda değer kayması arızası, yunuslama sistem hidroliğinde yüksek hava oranı etkisi arızası, yunuslama sistem hidroliğinde basınç düşüklüğü arızası, dönüştürücü torkunda değer kayması arızası, aktarma organları dinamik değişimi arızası bulunmaktadır. Her senaryoda aynı anda bir arıza meydana gelmiştir ve teşhisi amaçlanmıştır.

Her arıza senaryosunda eğitime sokulan veri setlerine normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Eğitim sonrası elde edilen eğitim çıkışları yapılan çalışmada arıza oranı dikkate alınmadığı için 0,5 değerinin üstü arızanın meydana geldiği ve 0,5 değerinin altı sağlıklı durum olarak iki sınıfa ayrılmıştır. Kabul edilebilir arıza teşhis süresini göz önünde bulundurarak hatalı durum tespitlerini azaltmak amacı ile eğitim sonuçları dokuz örneklemden kısa süreli hatalı tespitler elimine işlemi uygulanmıştır.

Önerilen sistem yunuslama eyleyici 1’de algılayıcı 1’in sabit değer arızasını performans değeri 0,000119, doğruluk 99,9, hatırlama 99,9, ve hassasiyet 99,9 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın tespit edilemediği örneklem arıza anı başlangıç örnekleme olan 200.001. örneklemdir. 2. arıza teşhis performans değeri 0,000689, doğruluk 99,8, hatırlama 99,7, hassasiyet 100 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın tespit edilemediği örneklem 230.000,232.000,418.000’inci örneklem civarındadır. 3. arıza teşhis performans değeri 0,000463, doğruluk 99,9, hatırlama 99,9, hassasiyet 99,9 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Hatalı teşhis ilk örnekleme, teşhis edilemeyen arızada arızanın meydana gelen ilk örneklemdir. 4.

arıza teşhis performans değeri 0,0126, doğruluk 97,5, hatırlama 98,6, hassasiyet 97,7 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın hatalı tespit edildiği örneklem 130.000, 139.000 ve 143.000'inci örneklem civarındadır. Teşhis edilemeyen arızada 152.000 ve 161.000'inci örneklem civarındadır. 5. arıza teşhis performans değeri 0,0329, doğruluk 92,6, hatırlama 93,2, hassasiyet 97,1 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın doğru tespit edilemediği örneklem ilk 10.000 ve 68.000'inci örneklem civarındadır. Teşhis edilemeyen arızalar 100.000-150.000'inci örneklem arasında bulunmaktadır. 6. arıza teşhis performans değeri 0,00180, doğruluk 99,9, hatırlama 99,9, hassasiyet 100 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın yanlış tespit edildiği örneklem mevcut olmamakla birlikte, teşhis edilemeyen arızalar 359600 ve 394100'üncü örneklem civarında bulunmaktadır. 7. arıza teşhis performans değeri 0,00313, doğruluk 99,9, hatırlama 99,9, hassasiyet 100 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın hatalı tespit edildiği örneklem mevcut olmamakla birlikte, teşhis edilemeyen tek arıza örnekleme arıza başlangıç anında bulunmaktadır. 8. arıza teşhis performans değeri 0,00235, doğruluk 99,7, hatırlama 99,9, hassasiyet 98,1 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın hatalı tespit edildiği örneklem ağırlıklı olarak 160.000 ve 380.000'inci örneklem arasında bulunmaktadır. Teşhis edilemeyen arızalar 398.900'üncü örneklem civarında bulunmaktadır. 9. arıza teşhis performans değeri 0,00211, doğruluk 96, hatırlama 86,6, hassasiyet 74 değeri ile teşhiste bulunmuştur. Arızanın hatalı tespit bulduğu örneklem ağırlıklı olarak 160.000 ile 400.000'üncü örneklem arasında bulunmaktadır. Teşhis edilemeyen arızalar tüm arıza süresince bulunmaktadır. Önerilen sistem çeşitli arızalarda farklı başarımlar ile teşhiste bulunmuştur. Uygulanan tüm arıza senaryolarında en düşük 92,6 doğruluk oranı ile sistem başarılı bir teşhis sağlamıştır.

Bu çalışmada arıza oranları dikkate alınmamıştır. Her senaryoda aynı anda tek bir arızanın gerçekleştiği simülasyonlar gerçekleştirilmiştir. Gelecek çalışmalarda arıza oranları göz önünde bulundurularak türbinin duruşlarını azaltmak amacı ile kabul edilebilir orandaki arızalarda sistem işletimini devam ettirmek olacaktır. Birden çok arızanın meydana geldiği durumlarda arıza teşhisinde başarılı olabilmek için arıza zamanlarında kesişim gerçekleştiği durumlarda sağlıklı bir arıza teşhis mekanizmasının geliştirilmesi olacaktır.

KAYNAKÇA

- Estefania, A., Martín-Martínez, S., Honrubia-Escribano, A., & Gomez-Lazaro, E.** (2018). Wind Turbine Reliability: A Comprehensive Review Towards Effective Condition Monitoring Development. *Applied Energy* 228, 1569-1583.
- Acar, M., Ketmen, H. B., & Bulut, B.** (2021,Haziran). Prediction of Failures in Wind Turbines. *29th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, (s. 1-4).
- Ackermann, T.** (2005). *Wind Power In power systems*. John Wiley & Sons.
- Ağyar, Z.** (2015). Yapay sinir ağlarının kullanım alanları ve bir uygulama. *Mühendis ve Makine* 56(662), 22-23.
- Akdoğan, Ş.** (2011). Değişken Hızlı Değişken Kanat Açılı Bir Rüzgâr Türbininin Modellenmesi, Simülasyonu ve Kontrolü. (*Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi*). Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Gebze.
- Aloraini, A., & Sayed-Mouchaweh, M.** (2014). Graphical Model Based Approach for Fault Diagnosis of Wind Turbines. *2014 13th International Conference on Machine Learning and Applications. IEEE*, 614-619.
- Asad, R. M.** (2016). Observer Based Control Of Wind Turbine. (*Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi*). Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- Dao, P. B.** (2022). Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Wind Turbines Based On Structural Break Detection İn SCADA Data. *Renewable Energy*, 185, 641-654.
- Dao, P. B.** (2022). On Wilcoxon Rank Sum Test for Condition Monitoring and Fault Detection of Wind Turbines. *Applied Energy*, 318, 119209.
- Global Wind Energy Council.** (2022). *Global Wind Report*. GWEC.
- Haykin, S.** (2016). *Neural Networks and Learning Machines*. Pearson Education.
- Hossain, M. L., Abu-Siada, A., & Mueen, S. M.** (2018). Methods for Advanced Wind Turbine Condition Monitoring and Early Diagnosis. *A Literature Review. Energies*, 11(5), 1309.

Kabakçı, E. (2015). Rüzgar Türbinleri Kontrol Sistemleri. *AEK-204 Rüzgar Enerjisi ile Elektrik Üretimi*, (s. 22-26).

Karadağ, H. İ. (2009). Yenilenebilir Enerji Kaynakları Arasında Rüzgar Enerjisinin Önemi ve Rüzgar Türbini Tasarımı. *(Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi)*. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Kavaz Taşkın, A. G. (2019). Incipient Fault Detection In Wind Turbines. *(Yayınlanmış Doktora Tezi)*. İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü, İstanbul.

Korkos, P., Linjama, M., Kleemola, J., & Lehtovaara, A. (2022). Data Annotation and Feature Extraction in Fault Detection In a Wind Turbine Hydraulic Pitch System. *Renewable Energy*, 185, 692-703.

Kouadri, A., Hajji, M., Harkat, M. F., Abodayeh, K., Mansouri, M., Nounou, H., & Nounou, M. (2020). Hidden Markov Model Based Principal Component Analysis for Intelligent Fault Diagnosis of Wind Energy Converter Systems. *Renewable Energy*, 150, 598-606.

Leahy, K., Hu, R. L., Konstantakopoulos, I. C., Spanos, C. J., & Agogino, A. M. (2016). Diagnosing Wind Turbine Faults Using Machine Learning Techniques Applied to Operational Data. *In 2016 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (icphm)*, (s. 1-8).

Leahy, K., Hu, R. L., Konstantakopoulos, I. C., Spanos, C. J., Agogino, A. M., & O'Sullivan, D. T. (2018). Diagnosing and Predicting Wind Turbine Faults From SCADA Data Using Support Vector Machines. *International Journal of Prognostics and Health Management*, (s. 9(1)).

Liu, Z., Xiao, C., Zhang, T., & Zhang, X. (2020). Research On Fault Detection for Three Types of Wind Turbine Subsystems Using Machine Learning. *Energies*, 13(2), 460.

Neşe, S. V. (2014). Rüzgâr Santrallerindeki Elektriksel ve Mekanik Arızaların Temel Bileşenler Analizi ve Destek Vektör Makinaları Yöntemleriyle Sınıflandırılması. *(Yayınlanmış Doktora Tezi)*. Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Nurbay, N., & Çınar, A. (2005). Rüzgar Türbinlerinin Çeşitleri ve Birbirleriyle Karşılaştırılması. *III. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu*, (s. 19-21). Kocaeli.

Odgaard, P. F., Stoustrup, J., & Kinnaert, M. (2013). Fault-Tolerant Control of Wind Turbines: A Benchmark Model. *IEEE Transactions on control systems Technology*, 21(4), (s. 1168-1182).

Pandit, R. K., & Infield, D. (2019). Comparative Assessments of Binned and Support Vector Regression-Based Blade Pitch Curve of a Wind Turbine for the Purpose of Condition Monitoring. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 10(2), (s. 181-188).

Pandit, R., & Infield, D. (2018). Gaussian Process Operational Curves for Wind Turbine Condition Monitoring. *Energies*, 11(7), 1631.

Pashazadeh, V., Salmasi, F. R., & Araabi, B. N. (2018). Data Driven Sensor and Actuator Fault Detection and Isolation in Wind Turbine Using Classifier Fusion. *Renewable Energy* 116, 99-106.

Pirim, H. (2006). Yapay Zeka. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi, Cilt 1, Sayı 1*, 81-93.

Stetco, A., Dinmohammadi, F., Zhao, X., Robu, V., Flynn, D., Barnes, M., . . . Nenadic, G. (2019). Machine Learning Methods for Wind Turbine Condition Monitoring: A Review. *Renewable Energy*, 133, 620-635.

Şamdan, O. (2016, Eylül). Darrieus Tipi Rüzgar Türbini Tasarımı. (*Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi*). Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.

Şenel, M. C. (2012). Rüzgar Türbinlerinde Güç İletim Mekanizmalarının Tasarım Esasları-Dinamik Davranışı. (*Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi*). Ondokuzmayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun.

Şimşek, A. (2020). Savonius Rüzgar Türbinlerinde Farklı Kanat Tasarımlarının Türbin Performansına Etkisinin Deneysel İncelenmesi. (*Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi*). Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.

Vikipedi, 2022. (Erişim Tarihi 28.08.2022). Rüzgâr Türbini Tasarımı: https://tr.wikipedia.org/wiki/R%C3%BCzg%C3%A2r_t%C3%BCrbini_tasar%C4%B1m%C4%B1_adresinden_alındı

Wang, A., Pei, Y., Qian, Z., Zareipour, H., Jing, B., & An, J. (2022). A Two-Stage Anomaly Decomposition Scheme Based On Multi-Variable Correlation Extraction for Wind Turbine Fault Detection and Identification. *Applied Energy*, 321, 119373.

Wilamowski, B. M., & Hao, Y. (2011). *Levenberg–Marquardt Training. In Intelligent Systems (pp. 1-12).* CRC Press.

Wilkinson, M., Hendriks, B., Spinato, F., Harman, K., Gomez, E., Bulacio, H., . . . Long, H. (2010). Methodology and Results of the Reliawind Reliability Field Study. *European Wind Energy Conference and Exhibition , EWEK 2010 (Vol. 3,pp. 1984-2004).* Varşova.

Xiang, L., Wang, P., Yang, X., Hu, A., & Su, H. (2021). Fault Detection of Wind Turbine Based On SCADA Data Analysis Using CNN and LSTM With Attention Mechanism. *Measurement, 175, 109094.*

Xiao, C., Liu, Z., Zhang, T., & Zhang, X. (2021). Deep Learning Method for Fault Detection of Wind Turbine Converter. *Applied Sciences, 11(3), 1280.*

Yang, W., Court, R., & Jiang, J. (2013). Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis. *Renewable energy, (s. 365-376).*

Zaher, A. S., McArthur, S. D., Infield, D. G., & Patel, Y. (2009). Online Wind Turbine Fault Detection Through Automated SCADA Data Analysis. *Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology, 12(6), 574-593.*

Zhang, Z. Y., & Wang, K. S. (2014). Wind Turbine Fault Detection Based On SCADA Data Analysis Using ANN. *Advances in Manufacturing, 2(1), 70-78.*

Zhao, Y., Li, D., Dong, A., Kang, D., Lv, Q., & Shang, L. (2017). Fault Prediction and Diagnosis of Wind Turbine Generators Using SCADA Data. *Energies, 10(8), 1210.*