

BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ARIMA VE YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) KULLANILARAK
HİBRİT TAHMİN MODELİ GELİŐTİRİLMESİ

AHMET ADİL ATEŐONĖUN

YÜKSEK LİSANS TEZİ
2015

**ARIMA VE YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) KULLANILARAK
HİBRİT TAHMİN MODELİ GELİŞTİRİLMESİ**

**DEVELOPMENT OF A HYBRID FORECASTING MODEL
USING ARIMA AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
(ANN)**

AHMET ADİL ATEŞOĞUN

Başkent Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
ENDÜSTRİ Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2015

“ARIMA VE YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) KULLANILARAK HİBRİT TAHMİN MODELİ GELİŞTİRİLMESİ” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından, 22/01/2015 tarihinde, ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI 'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan

Doç. Dr. Hamit ERDEM

Üye (Danışman)

Yrd. Doç. Dr. Mehmet GÜLŞEN

Üye

Yrd. Doç. Dr. Yusuf Tansel İÇ

ONAY

05/02/2015

Prof. Dr. Emin AKATA
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ÖZ

ARIMA VE YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) KULLANILARAK HİBRİT TAHMİN MODELİ GELİŞTİRİLMESİ

Ahmet Adil ATEŞONĞUN

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Zaman serileri tahmini, temel veri özellikle doğrusal ve doğrusal olmayan bileşenler içeriyorsa karmaşık bir işlemdir. Bu çalışmada, doğrusal bir metot olan Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA) ve doğrusal olmayan bir metot olan Yapay Sinir Ağları (YSA) (Çok Katmanlı Perceptron kullanılarak) zaman serileri verilerindeki karmaşık davranışları yakalamak için kullanılmıştır. Araştırma yaklaşımımızda, Literatürde iyi bilinen birkaç veri seti üzerinde ilk olarak ARIMA ve YSA yaklaşımları ayrı ayrı kullanılmıştır. Daha sonra, ARIMA ve YSA'yı birleştiren bir hibrit (melez) metodoloji aynı veri setleri üzerinde test edilmiştir.

ARIMA, YSA ve hibrit model yaklaşımı tahmin performansları sunulmuş ve Literatürde önceki çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Önerilen hibrit modelin performansı değerlendirilirken farklı tahmin ölçütleri kullanılmıştır. Genelleştirilen hibrit model, daha sonra Türkiye Buğday Verimliliği verisinde kullanılmıştır. Test edilen veri seti üzerinde ARIMA ya da YSA yaklaşımlarının tek başına performanslarıyla kıyaslandığında hibrit model performansının daha üstün olduğu görülmüştür.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Zaman serileri, Tahmin, ARIMA, YSA, Hibrit Model.

Danışman: Yrd. Doç.Dr. Mehmet GÜLŞEN, Başkent Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü.

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF A HYBRID FORECASTING MODEL USING ARIMA AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN)

Ahmet Adil ATEŞONĞUN

Başkent University Institute of Science and Engineering

Department of Industrial Engineering

Time series forecasting is a complex procedure especially if underlying data include linear and nonlinear components together. In this study we employ a linear method Autoregressive Moving Average (ARIMA) and a non-linear method (Artificial Neural network, ANN, approach using Multi Layer Perceptron) to capture the complex behavior of the time series data. In our research approach we first use ARIMA and ANN approaches separately on several well known data sets from the literature. Then, a hybrid methodology that combines ARIMA and ANN is tested on the same data sets.

The forecasting performance of the ARIMA, ANN and hybrid approaches is presented and compared with the previous work from the literature. Different forecasting metrics are used in evaluating performance of the proposed hybrid method. A generalized hybrid model is then used on Turkish wheat yield data. It is observed that hybrid model performance is superior when it is compared to the performance of standalone ARIMA or ANN approaches on tested data set.

KEYWORDS: Time series, Forecasting, ARIMA, ANN, Hybrid Model.

Advisor: Assistant Professor Mehmet GÜLŞEN, Başkent University, Industrial Engineering Department.

İÇİNDEKİLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZ.....	i
ABSTRACT	ii
İÇİNDEKİLER LİSTESİ.....	iii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	v
ÇİZELGELER LİSTESİ.....	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	x
1. GİRİŞ.....	1
2. ZAMAN SERİLERİ ANALİZLERİ VE ARIMA.....	3
2.1 Zaman Serilerini Etkileyen Faktörler.....	3
2.2 ARIMA.....	5
3. ZAMAN SERİLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI.....	8
3.1 Yapay Nöron.....	9
3.2 Çok Katmanlı Perceptron (MLP).....	11
3.2.1 Geriyayılım algoritması (Backpropagation).....	12
3.2.2 Levenberg-Marquardt algoritması (LM).....	14
3.3 Yapay Sinir Ağları Modellemesi.....	16
3.3.1 Ağ mimarisi.....	16
3.3.2 Aktivasyon fonksiyonu.....	17
3.3.3 Eğitim algoritması.....	18
3.3.4 Veri dönüşümü.....	18
3.3.5 Eğitim seti ve test seti.....	19
3.3.6 Performans ölçütleri.....	19
4. HİBRİT (MELEZ) MODEL YAKLAŞIMLARI.....	21
4.1 Zhang' ın Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı.....	25
4.2 Khashei, Bijari' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı.....	26
4.3 Khashei, Bijari' nin İkinci Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı.....	27
4.4 Khashei, Bijari ve Ardali' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı.....	27
4.5 Babu ve Reddy' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı.....	28

5. YENİ BİR HİBRİT (MELEZ) MODEL YAKLAŞIM.....	29
6. UYGULAMALAR.....	38
6.1 Güneş Lekeleri (Wolf's Sun Spot).....	39
6.1.1 Bir basamak ilerlemeli AR (9) veri seti uygulaması.....	41
6.1.2 Yapay sinir ağları uygulaması.....	43
6.1.3 Önerilen hibrit model uygulaması.....	47
6.2 Kanada Vahşi Kedi Sayıları (LYNX)	55
6.2.1 Bir basamak ilerlemeli AR (12) veri seti uygulaması.....	57
6.2.2 Yapay sinir ağları uygulaması.....	59
6.2.3 Önerilen hibrit model uygulaması.....	61
6.3 Avustralya New South Wales Bölgesi Saatlik Elektrik Fiyatları.....	68
6.3.1 Bir basamak ilerlemeli ARIMA (1,0,1) veri seti uygulaması.....	70
6.3.2 Yapay sinir ağları uygulaması.....	71
6.3.3 Önerilen hibrit model uygulaması.....	73
6.4 Havayolu Yolcu Sayıları.....	81
6.4.1 SARIMA(0,1,1)x(0,1,1) ₁₂ uygulaması.....	82
6.4.2 Yapay sinir ağları uygulaması.....	84
6.4.3 Önerilen hibrit model uygulaması.....	86
6.5 Türkiye Buğday Verimliliği.....	93
6.5.1 Bir basamak ilerlemeli ARIMA(0,1,0) veri seti uygulaması.....	94
6.5.2 Yapay sinir ağları uygulaması.....	95
6.5.3 Önerilen hibrit model uygulaması.....	97
7. UYGULAMA SONUÇLARI	105
7.1 Güneş Lekeleri İçin Sonuçlar.....	105
7.2 Vahşi Kedi Sayıları İçin Sonuçlar.....	109
7.3 Avustralya New South Wales Bölgesi Saatlik Elektrik Fiyatları.....	113
7.4 Havayolu Yolcu Sayıları.....	117
7.5 Türkiye Buğday Verimliliği.....	120
8. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	124
KAYNAKLAR LİSTESİ.....	127
EKLER LİSTESİ.....	130

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 Zaman Serisini Etkileyen Faktörler.....	4
Şekil 3.1 Yapay Nöron Yapısı.....	10
Şekil 3.2 Bir Gizli Katmana Sahip Çok katmanlı Sinir Ağı Yapısı.....	11
Şekil 3.3 Ağırlıkların Yakınsama Oranı Üzerinde Momentum Etkisi.....	14
Şekil 5.1 Önerilen Hibrit Model.....	31
Şekil 6.1 Güneş Lekeleri Serisi (1700-1987)	40
Şekil 6.2 1-Basamak İlerlemeli ARIMA Modeli.....	41
Şekil 6.3 Güneş Lekeleri N^{4-4-1} Mimari Yapıya Sahip SinirAğı.....	44
Şekil 6.4 Sınıf A için N^{4-8-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	48
Şekil 6.5 Sınıf B için N^{4-8-1} Mimari Sapiya Sahip Sinir Ağı.....	51
Şekil 6.6 AR(9) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (67 Gözlem).....	54
Şekil 6.7 AR(9) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (67 Gözlem).....	55
Şekil 6.8 Kanada Vahşi Kedi Sayısı (1821-1934).....	56
Şekil 6.9 Vahşi Kedi Sayıları N^{7-5-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	60
Şekil 6.10 Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	63
Şekil 6.11 Sınıf B için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	65
Şekil 6.12 AR(12) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (14 Gözlem).....	67
Şekil 6.13 AR(12) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (14 Gözlem).....	68
Şekil 6.14 Saatlik Elektrik Fiyatları (1-31 Mayıs 2013).....	69
Şekil 6.15 Elektrik Fiyatları N^{7-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	72
Şekil 6.16 Sınıf A için N^{7-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	75
Şekil 6.17 Sınıf B için N^{7-5-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	77
Şekil 6.18 ARIMA(1,0,1) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (24 Gözlem).....	80
Şekil 6.19 ARIMA(1,0,1) Modelinin Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (24 Gözlem).....	80
Şekil 6.20 Havayolu Yolcu Sayıları (1949-1960)	81
Şekil 6.21 Havayolu Yolcu Sayıları N^{3-2-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı.....	84

Şekil 6.22	Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı.....	87
Şekil 6.23	Sınıf B için N^{4-7-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı.....	90
Şekil 6.24	SARIMA(0,1,1)x(0,1,1) ₁₂ Modeli ve Sınıf A Hibrit Modeli (Test Seti) (12 Gözlem).....	92
Şekil 6.25	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ Modelinin Sınıf B Hibrit Modeli (Test Seti) (12 Gözlem).....	93
Şekil 6.26	Türkiye Buğday Verimliliği (1938-2013)	94
Şekil 6.27	Buğday Verimliliği N^{7-7-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı.....	96
Şekil 6.28	Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı.....	99
Şekil 6.29	Sınıf B için N^{4-8-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı.....	101
Şekil 6.30	ARIMA(0,1,0) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (15 Gözlem).....	104
Şekil 6.31	ARIMA(0,1,0) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (15 Gözlem).....	104
Şekil 7.1	Güneş Lekeleri Veri Setinin Test Seti (1921-1987) (67 Gözlem).....	105
Şekil 7.2	Güneş Lekeleri Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem).....	106
Şekil 7.3	Güneş Lekeleri Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem).....	106
Şekil 7.4	Güneş Lekeleri Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem).....	106
Şekil 7.5	Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 Değeri.....	108
Şekil 7.6	Vahşi Kedi Veri Setinin Test Seti (1921-1934) (14 Gözlem).....	109
Şekil 7.7	Vahşi Kedi Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem).....	110
Şekil 7.8	Vahşi Kedi Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem).....	110
Şekil 7.9	Vahşi Kedi Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem).....	110
Şekil 7.10	Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 değeri.....	112
Şekil 7.11	Elektrik Fiyatları Veri Setinin Test Seti (31 Mayıs 2013) (24 Gözlem).....	113

Şekil 7.12	Elektrik Fiyatları Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem).....	114
Şekil 7.13	Elektrik Fiyatları Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem).....	114
Şekil 7.14	Elektrik Fiyatları Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem).....	115
Şekil 7.15	Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 değeri.....	116
Şekil 7.16	Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin Test Seti (1960) (12 Gözlem).....	117
Şekil 7.17	Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem).....	117
Şekil 7.18	Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem).....	118
Şekil 7.19	Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem).....	118
Şekil 7.20	Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 değeri.....	119
Şekil 7.21	Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin Test Seti (1999-2013) (15 Gözlem).....	120
Şekil 7.22	Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (15 Gözlem).....	121
Şekil 7.23	Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (15 Gözlem).....	121
Şekil 7.24	Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (15 Gözlem).....	122
Şekil 7.25	Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 değeri.....	123

ÇİZELGELER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 6.1	Veri Setleri Kompozisyonları.....39
Çizelge 6.2	Güneş Lekeleri AR(9) Modeli Katsayıları.....42
Çizelge 6.3	1988 Yılı AR(9) Tahmini.....43
Çizelge 6.4	Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması.....54
Çizelge 6.5	Vahşi Kedi Sayıları AR(12) Modeli Katsayıları.....58
Çizelge 6.6	1935 Yılı AR(12) Tahmini.....59
Çizelge 6.7	Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (14 Gözlem).....67
Çizelge 6.8	Elektrik Fiyatları ARMA(1,0,1) Modeli Katsayıları.....70
Çizelge 6.9	745'nci Gözlemin ARIMA(1,0,1) Tahmini.....71
Çizelge 6.10	Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (24 Gözlem).....79
Çizelge 6.11	Havayolu Yolcu Sayıları SARIMA(0,1,1)x(0,1,1) ₁₂ Modeli Katsayıları.....82
Çizelge 6.12	1961 Yılı 1'nci ayı (145.Gözlem) SARIMA(0,1,1)x(0,1,1) ₁₂ Tahmini.....83
Çizelge 6.13	Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (12 Gözlem).....92
Çizelge 6.14	2014 Yılı ARIMA(0,1,0) Tahmini.....95
Çizelge 6.15	Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (15 Gözlem).....103
Çizelge 7.1	Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması.....107
Çizelge 7.2	Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti).....108
Çizelge 7.3	Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması.....111
Çizelge 7.4	Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti).....112
Çizelge 7.5	Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması.....115

Çizelge 7.6	Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti).....	116
Çizelge 7.7	Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması.....	119
Çizelge 7.8	Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti).....	120
Çizelge 7.9	Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması.....	122
Çizelge 7.10	Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti).....	123

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ARIMA	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
SARIMA	Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
ACF	Oto Korelasyon
PACF	Kısmi Oto Korelasyon
AIC	Akaike'nin Bilgi Kriteri
MDL	En Küçük Tanım Genişliği
YSA	Yapay Sinir Ağları
MLP	Çok Katmanlı Perceptron
BP	Geriye Yılım Algoritması
LM	Levenberg-Marquardt Algoritması
MAD	Ortalama Mutlak Sapma
SSE	Hata Kareler Toplamı
MSE	Ortalama Hata Kareleri
RMSE	Ortalama Hata Kareleri Karekökü
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
TAR	Eşik Otoregresif
ARCH	Otoregresif Koşullu Değişken Varyanslı
GLAR	Genelleştirilmiş Doğrusal Oto Regresyon
TDNN	Zaman Gecikmeli Sinir Ağları
ATNN	Uyarlamalı Zaman Gecikmeli Sinir Ağları
SARIMABP	Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama ve Geriye Yılım Algoritması
ERNN	Elman Tekrarlayan Sinir Ağları
PNN	Olasılıksal Sinir Ağları
İHD	İstenen Hata Düzeyi
IW	Giriş Katmanı ile Gizli Katman Arasındaki Ağırlıklar Matrisi
LW	Gizli Katman ile Çıkış Katmanı Arasındaki Ağırlıklar
SANN	Mevsimsel YSA
N^{p-d-q}	p Girişli, Gizli Katmanda d Nörona Sahip ve q Çıkışlı YSA Modeli

1. GİRİŞ

Zaman serileri, ardışık, eşit zaman aralıklarında gözlenen değişken değerleri kümesidir. Zaman birimi, zaman ifade eden dakika, saat, gün, vb. olabilmektedir. Günlük hayatta pek çok zaman serisi örnekleriyle karşılaşılmakta, gelecekte alabileceği değerler merak edilmekte ve buna yönelik olarak pek çok analizler yapılmaktadır. Zaman serileri analizlerinde gelecek hakkında öngörülerde bulunulurken geçmişteki eğilimlerin gelecekte de aynı eğilim içinde olacağı varsayılmaktadır. Bu yüzden geçmiş değerler gecikme olarak alınmakta ve geleceğe yönelik tahminlerde kullanılmaktadır. İstatistiksel doğrusal bir yöntemlerden olan ve Literatürde pek çok uygulaması bulunan Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA), zaman serisinin kendi içindeki etkenleri çıkarmaya yarayan bir modeldir. Bu bilgileri bir doğrusal regresyon modelinde kullanmayı amaçlamaktadır. Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA), durağan zaman serilerinde kullanılmaktadır. Zaman serileri ve ARIMA yöntemleri ikinci bölümde kısaca gözden geçirilmiştir.

Yapay Sinir Ağları (YSA), veri odaklı ve kendinden uyarlamalı yöntemlerdir. Zaman serilerinde ağa sunulan gözlenen değişken değerlerinin eğitiminden sonra, değişkenin sahip olduğu desen özelliklerine göre model uyarlamalı olarak oluşturulmaktadır. Bu kullanımda, ağa sunulan girdiler zaman değişkeninden elde edilen gecikmelerdir. Çıktılar ise istenilen gelecek dönem ya da dönemlerin tahminleri olmaktadır. Eğitim işleminde önceden bilinen çıkışlar, gecikmeli girişler için harici öğretmen olarak kullanılmaktadır. Bu işlem süresince çıkış sonuçları sürekli olarak istenilen çıktıyla karşılaştırılmaktadır. Belirlenen performans fonksiyonunun en küçükleme ilkesine bağlı olarak Literatürde pek çok eğitim algoritması önerilmektedir. Üçüncü bölümde YSA' nın basitçe temel noktaları ele alınmış ve yalnızca uygulaması yapılan yapıdan bahsedilmiştir. Geniş kullanım alanı içerisinde sadece zaman serilerinde tahmin için kullanımı üzerinde kısaca durulmuştur.

Zaman serileri gerçek dünya problemlerinde genellikle doğrusal ve doğrusal olmayan desenleri birlikte içeren karmaşık yapılar içermektedirler. Doğrusal yöntemlerden olan ARIMA, zaman serilerinde doğrusal olmayan desenleri yakalamakta yetersiz kalmaktadır. Doğrusal olmayan YSA modelleri ise bu

karmaşık yapılara sahip veri setlerinde, hem doğrusal hem de doğrusal olmayan yapıları eşit biçimde işleyememektedir. Ayrıca zaman serileri sürekli değişkenlik gösterdiğinden, tek bir modelin kullanımı yetersiz kalabilmektedir ki zaman içerisinde bu model geçerliliğini de kaybedebilmektedir. İşte bu nedenlerden ve dördüncü bölümde daha fazlası işlenmeye çalışılmış sebeplerden dolayı, Literatürde birçok bütünleşik hibrit (melez) model önerileri sunulmuştur. Dördüncü bölümde Literatürde önerilen hibrit modeller ve çıkış nedenleri hakkında genel bilgi verilmiştir. Bu bölümde ayrıca, ilgilenilen zaman serileri üzerinde önerilmiş ve karşılaştırmak için daha sonra ele alınacak hibrit modeller özetlenmiştir.

Önerilen hibrit modelimizin amacı, ilgilenilen zaman serisinin mevcut eğilimini tam olarak belirlemek ve bu eğilime yönelik gelecek tahminlerini tam olarak tahmin edebilecek, tahmin performansı yüksek bütünleşik sınıf bileşenli hibrit model ortaya çıkarmaktır. Bu çalışmada, temel olarak alınan ARIMA yönteminin artıklarının sınıflandırılarak, zaman serisinin mevcut eğiliminde verdiği tahminlerin zayıf kaldığı durumlar ayrıca ele alınmış ve bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bir yöntem olan YSA ile bütünleştirilmiştir. Çalışmada ilk olarak doğrusal model olan ARIMA uygulamaları, ikinci olarak doğrusal olmayan YSA uygulamaları ve son olarak hem doğrusal hem de doğrusal olmayan bütünleşik yeni bir hibrit model önerisi sunulmuştur. Beşinci bölümde önerimiz olan hibrit model, adımları ve varsayımlarıyla anlatılmış ve uygulamalar bölümüne ön hazırlık niteliğinde olmasına gayret edilmiştir.

Altıncı bölüm olan Uygulamalar, üzerinde çalışılan beş farklı yapıdaki gerçek zaman serisinin; Güneş Lekeleri (Sun Spot), Vahşi Kedi Sayıları (Lynx), Avustralya New South Bölgesi Saatlik Elektrik Fiyatları, Havayolu Yolcu Sayıları ve Türkiye Buğday Verimliliği üzerinde yapılan ARIMA, YSA ve önerilen hibrit model uygulamaları detaylı bir şekilde açıklanmaya gayret gösterilmiştir.

Yedinci bölüm Sonuçlarda tüm ele alınan zaman serileri ve bunlar üzerinde yapılan deneysel uygulamaların sonuçları, Literatürde bu zaman serileri için yapılmış hibrit ve YSA uygulamaları sonuçları birlikte gözden geçirilmiş ve önerilen hibrit modelin uygunluğu ve performansı çeşitli kriterlere göre irdelenmeye çalışılmıştır. Sekizinci bölümde önerilen hibrit modelin bulguları, pratik uygulamalarda kullanım önerileri sunulmuştur.

2. ZAMAN SERİLERİ ANALİZLERİ VE ARIMA

Zaman serileri ardışık zaman artışları boyunca bir değişkenin değerlerinin bir kümesi olarak tanımlanabilir. Bu artışlar seriden seriye değişkenlik göstermektedir. Zaman serileri, eşit zaman aralıklarında toplanan gözlem değerlerinden oluşur. Zaman serileri, saatlik, günlük, haftalık, aylık, çeyrek ve yıllık olabileceği gibi başka bir zaman ölçeğinden de oluşturulabilmektedir. Zaman serileri gözlem değerlerinin elde edilmesinde benimsenen yaklaşım, zaman değişkenini türüne göre adlandırılmasıdır. Herhangi bir t anında gözlenen veri Y_t ile temsil edilir.

Zaman serisi analizi ise herhangi bir zaman serisine düzensiz görünüm veren dalgalanma veya hareketlerin, neden kaynaklandığını bularak zaman serisini bileşenlerine ayırmak, bunların gelecekte alacakları değerleri öngörmek ve bileşenleri birleştirerek belirli bir öngörü değerine ulaşmakla ilgilidir [1]. Zaman serisi analizi ile gelecek hakkında öngörüler yapılırken geçmişteki hareketlerin gelecekte de aynı eğilim içinde bulunacağı varsayılır [1]. Zaman serisi değerleri daha çok geleceğe dönük öngörü için kullanılır. Zaman serisi analizinde, verilerin aynı ölçü birimi ile ifade edilmiş olması gerekir.

2.1 Zaman Serilerini Etkileyen Faktörler

Zaman serilerinin değerlerinde görülen dalgalanmaların dört faktörün etkisinden kaynaklandığı varsayılmaktadır. Ayrıca bu dalgalanmalar ekonomik, sosyal ve psikolojik etkenlerin birleşiminin bir sonucu olabilmektir [1]. Bu dört faktör:

T: Trend (uzun devre eğilimi, ana eğilim),

M: Mevsimlik Dalgalanmalar,

K: Konjonktürel Dalgalanmalar,

D: Düzensiz (Rastsal) Dalgalanmalar olarak kabul edilmektedir.

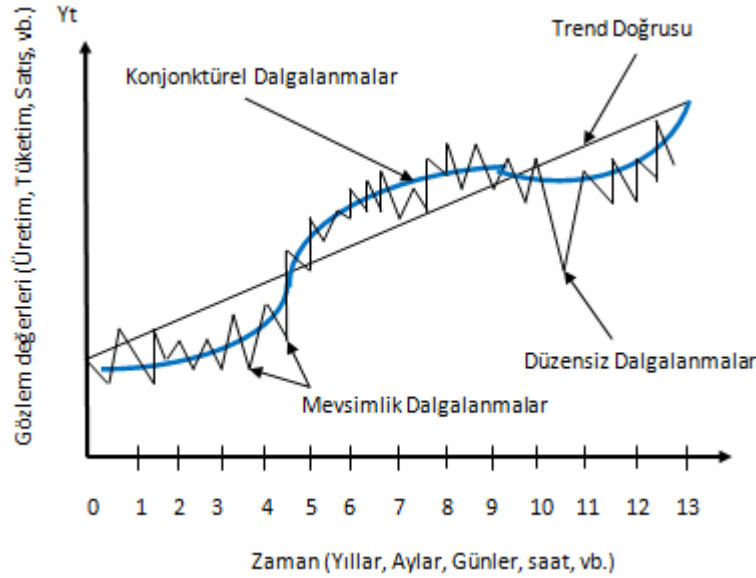
Zaman serisinin gerçek gözlem değerleri (Y_t) ile yukarıda sayılan faktörler arasındaki matematiksel ilişki:

$$Y_t = T_t + K_t + M_t + D_t \quad (2.1)$$

şeklinde toplamsal ilişki kurulabileceği yönünde görüşler olmakla birlikte, bu konuda genel kabul görmüş yaklaşım çarpımsal ilişkiyi kullanmak şeklindedir. Çarpımsal ilişki:

$$Y_t = T_t \times K_t \times M_t \times D_t \quad (2.2)$$

Burada, Y_t : Zaman serisinin t dönemindeki gerçek gözlem değerini, T_t : Trendin t dönemindeki etkisini, K_t : Konjonktürün t dönemindeki etkisini, M_t : Mevsimin t dönemindeki etkisi, D_t : Düzensiz dalgalanmaların t dönemindeki etkisini simgelemektedir. Şekil 2.1' de varsayımsal bir ekonomik zaman serisi üzerinde etkin olan bütün faktörler bir arada gösterilmiştir.



Şekil 2.1 Zaman Serisini Etkileyen Faktörler (Özmen vd., [1]' den değiştirilerek)

Trend (Ana Eğilim), bir zaman serisinin uzun bir dönemde belli bir yöne doğru gösterdiği eğilime denilmektedir. Mevsimsel dalgalanmalar; birbirini izleyen yılların, mevsimlerin, çeyrek yılların, ayların ya da günlerin aynı zaman noktalarında artma ya da azalma şeklindeki düzenli değişmelere denilmektedir [1].

Konjonktürel dalgalanmalar, zaman serisinin trend doğrusu veya eğrisi etrafındaki uzun dönem dalgalanmalarına denilmektedir. Bu dalgalanmalar periyodik değil, döngüsel dalgalanmalardır. Düzensiz dalgalanmalar ise rastsal nedenlerle veya geçici olarak ortaya çıkan dalgalanmalardır [1].

2.2 ARIMA

Zaman serisi tahminlerinde kullanılan popüler ve yaygın olarak bilinen istatistiksel yöntemlerin en kapsamlısı Box-Jenkis yöntemleridir. Otoregresif (AR), Hareketli Ortalama (MA), Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA- Autoregressive Moving Average), Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA- Autoregressive Integrated Moving Average) Box-Jenkis tahmin modelleridir. ARIMA, bir değişkenin gelecek değerinin birkaç geçmiş değeri ile rastsal hatalarının doğrusal bir fonksiyonu olduğunu varsaymaktadır [2; 3]. Genel olarak, durağanlaştırmak için d kez farkı alınan serinin ARIMA(p,d,q) modeline uygun yapısı eşitlik 2.3' te verilmiştir.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) e_t \quad (2.3)$$

Burada Y_t ve e_t , t zamanında gerçek değer ve rastsal hatayı, ϕ_i ($i= 1,2,\dots,p$) AR parametrelerini ve θ_j ($j= 0,1,2,\dots,q$) MA parametrelerini ifade etmektedir. p ve q tamsayı olmak üzere modelin derecesini ifade etmektedir. $(1-B)^d$, d' nci dereceden fark işlemini göstermektedir. Rastsal hatalar e_t , ortalaması sıfır ve varyansı sabit olmak üzere bağımsız ve aynı dağılmış olarak varsayılmaktadır [2; 3]. Eşitlik 2.3' de eğer $q=0$ olursa p dereceli AR modeli elde edilir. Eğer $p=0$ olursa q dereceli MA modeli elde edilmektedir. AR(p), MA(q) ve bunların kombinasyonu ARMA(p,q) durağan seriler için kullanılırken, ARIMA(p,d,q) durağan olmayan serilerde kullanılmaktadır. Mevsimsel serilerde ise Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) SARIMA (p,d,q)x(P,D,Q)^S kullanılmaktadır [4]. (p,d,q), modelin mevsimsel olmayan kısmını (P,D,Q), mevsimsel kısmını ve S modelin mevsimselliğini göstermektedir. Seriyi durağanlaştırmak için d kez fark ve D kez mevsimsel fark işlemi yapıldığı düşünüldüğünde en genel Mevsimsel ARIMA modeli eşitlik 2.4 olacaktır:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS})(1 - B)^d Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}) e_t \quad (2.4)$$

p, mevsimsel olmayan otoregresif derecesini d, düzenli farkların sayısını q, mevsimsel olmayan hareketli ortalama derecesini P, mevsimsel otoregresif

derecesini D , mevsimsel farkların sayısını Q , mevsimsel hareketli ortalama derecesini ϕ ve Φ , mevsimsel ve mevsimsel olmayan AR teriminin ağırlık parametrelerini θ ve Θ , mevsimsel ve mevsimsel olmayan MA teriminin ağırlık parametrelerini Y_t , t anında gözlenen değeri e_t , gürültü bileşenini ifade etmektedir.

SARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)^S$ mevsimsellik içeren zaman serilerinde kullanılırken, mevsimsel olmayan durumda ARIMA (p,d,q) modellemesi yapılmaktadır. SARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)^S$ ve ARIMA (p,d,q) tekrarlamalı 4 basamaktan oluşmaktadır:

- i) Modelinin tanımlanması
- ii) Bilinmeyen parametre tahmini
- iii) Artıkların kontrol edilmesi
- iv) Gelecek değerlerin tahmin edilmesi

Artıklar, beyaz gürültü sürecini (sıfır ortalama etrafında normal dağılmış ve ilişkisiz) karşılamış olması gerekmektedir [5].

ARIMA modelinin tanımlanma sürecinde, çeşitli teorik oto korelasyon özellikleri bulunmaktadır. Literatürde, örneklem verisi üzerinde oto korelasyon (ACF) ve kısmi oto korelasyon (PACF) fonksiyonları kullanılarak ARIMA modelinin belirlenmesi öneri olarak sunulmaktadır [2; 3]. Deneysel ve teorik oto korelasyon eşleştirmesinde bir ya da daha fazla potansiyel modelin bulunması mümkün olabilmektedir. Diğer bazı derece seçim yöntemleri, Akaike' nin Bilgi Kriteri (AIC) ve en küçük tanım genişliği (MDL) gibi, geçerlilik kriterine göre ileri sürülmüştür [2].

Tanımlama aşamasında veri dönüşümü zaman serisini durağanlaştırmak için gereklidir. Durağanlık, tahmin için kullanılacak ARIMA modelinin oluşturulmasında gerekli bir şart olmaktadır. Durağan zaman serisi istatistiksel olarak oto korelasyon ve ortalamasının zaman içinde sabit olmasını ifade etmektedir. ARIMA modelinin uygulanmadan önce zaman serisinin trend ve değişen varyans göstermesi durumunda, fark işlemleriyle trend bileşeni kaldırılarak varyans sabitleştirilmektedir.

Parametreler, genel hata ölçüsü en küçüklenerek tahmin edilmektedir. Bu aşama doğrusal olmayan eniyileme süreci kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Model oluşturulmasında modelin yeterliliğinin kontrol edilmesi gerekmektedir. Tanı

istatistikleri, artıkların grafiđi, tarihsel veri iin kurulan geici modelin uyum iyiliđini incelemek iin kullanılabilir. Eđer model yeterli deđilse yeni bir geici model tanımlanarak parametre tahminleri ve model dođrulama basamakları yapılmaktadır. Tatmin edici bir model bulunana dek bu u ařama birkaç kez tekrarlanabilmektedir. Daha sonra seilen model ile gelecek deđerlerin tahminleri yapılabilmektedir.

3. ZAMAN SERİLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI

Bu çalışmada, Literatürde oldukça geniş alanlarda ve sıklıkla kullanılan Yapay Sinir Ağları'nın özel yapılarından ileri beslemeli çok katmanlı sinir ağı üzerinde uygulamalar yürütülmüştür. Bu bölümde ise bu yapının zaman serileri ve tahmin alanlarında kullanılmasına değinilmiştir.

Yapay Sinir Ağları (YSA) kavramı, temel biyolojik sinir sistemlerinin (özellikle İnsan Beyni) taklit edilmesiyle geliştirilmiş ve bir dizi nöron ya da düğüm olarak tanımlanan basit işlem elemanlarından oluşmaktadır. Her bir nöronun komşu nöronlardan bazı bilgiler aldığı ve bu bilgilerin biyolojik nöron dinamiğinin öngördüğü biçimde bir çıktıya dönüştürüldüğü Literatür çalışmalarında ifade edilmektedir. Negnevitsky [6]'nin ifade ettiği gibi her nöron çok basit bir yapıya sahip olsa da bu tür unsurların yoğunluğu muazzam bir işlem gücü oluşturmaktadır. Beynimiz, doğrusal olmayan ve paralel bilgi işleme sistemi olarak kabul edilebilir. Bilgi, beyinde belirli bir yer yerine bütün ağ boyunca aynı anda sinir ağına saklanır ve işlenir. Diğer bir ifadeyle, sinir ağlarında veri ve işlem yerellikten ziyade küreseldir. Günümüzde, Yapay Sinir Ağları olarak isimlendirilen alan, birçok nöronun belirli biçimlerde bir araya getirilip bir işlevin gerçekleşmesi üzerindeki yapısal olduğu kadar matematiksel ve felsefi sorunlara yanıt arayan bir bilim dalı olmuştur [7].

Nöro biyolojik hesaplama modern çağı, tek bir nöronun matematiksel modelinin McCulloch- Pitts' in 1943 yılında yaptıkları çalışmalarla başlamıştır. McCulloch ve Pitts' in çalışmaları basit sinir ağları tiplerinin matematiksel ve mantıksal fonksiyonları öğrenmesinin mümkün olduğunu göstermesine rağmen, 1980' li yılların ortalarında pek çok uygulama için yeterince başarılı sonuçlar vermiştir [8].

Son yıllarda tahmin ve öngörü, fonksiyon yaklaşımı, kümeleme, konuşma tanıma ve sentezi, desen tanıma ve sınıflandırma dâhil olmak üzere gerçek dünya uygulamalarında popüler hale gelmiştir. Bu alanlardan birisi de zaman serilerinde tahmindir. Yapay Sinir Ağları ile yapılan tahmin araştırmaları, geleneksel doğrusal yöntemlere umut verici bir alternatif olabileceğini düşündürmektedir [2]. YSA' nın birkaç ayırt edici özellikleri, onları tahmin konusunda değerli ve çekici kılmaktadır.

Zhang et al., [9] bu özelliklerden şu şekilde bahsetmiştir:

“İlk olarak, Geleneksel model tabanlı yöntemlerin aksine YSA çalışma kapsamında problem için birkaç ön varsayımı bulunmaktadır. Veri odaklı ve kendinden uyarlamalı yöntemlerdir. YSA, örneklerden öğrenmekte olup veriler arasında yatan tanımlanması zor ya da bilinmeyen ince fonksiyonel ilişkileri yakalamaktadırlar. Bu yüzden YSA çözümü bilgi gerektiren, belirlenmesi zor ancak yeterli veri ve gözlem gerektiren problemler için uygundur. İkinci olarak, YSA genelleme yapabilmektedirler. Yapay Sinir Ağlarına veri sunulduktan ve eğitim tamamlandıktan sonra, örneklem kitlesi gürültülü bilgiler içerse bile ana kütlelin görünmeyen kısmını çoğunlukla doğru çıkartabilmektedirler. Üçüncü olarak YSA, evrensel fonksiyon yakınsatıcıdır. Ağ, istenilen herhangi bir doğruluk ölçüsü için herhangi bir sürekli fonksiyonu yakınsatabilmektedir. Son olarak, Sinir Ağları’ nın en büyük avantajı esnek, doğrusal olmayan modelleme yeteneğidir. YSA ile özel bir model formu belirtmeye gerek yoktur. Bunun aksine model, veriden sunulan özelliklere göre uyarlamalı oluşturulmaktadır. Doğrusal modellerin avantajı, ayrıntılı olarak analiz edilebilmeleri ve anlaşılması, açıklanması ve uygulanmasıdır. Ancak altta yatan mekanizma doğrusal değilse tamamen uygun olmayabilirler. Aslında, gerçek dünya sistemleri genellikle karmaşık ve doğrusal değildir.”

3.1 Yapay Nöron

Biyolojik sinir sistemi, bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten bir merkez ve bu merkezin kontrolünde bulunan alıcı ve tepki sinirlerinden oluşmaktadır. Nöron, sinir hücrelerinin genel adı olmak üzere temel olarak; hücre gövdesi, sinyal alıcılar (Dendrit) ve sinyal ileticiden (Akson) oluşmaktadır. Bir nöronda yüzlerce dendrit bulunabilirken, yalnızca bir tane akson yapısına sahiptir [10].

Yapay Sinir Ağlarında, yapay nöron; temel olarak girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, transfer (aktivasyon) fonksiyonu ve çıkış olmak üzere beş kısımdan oluşmaktadır. Sinapslar, ağırlıklar olarak adlandırılan ayarlanabilir parametreler ile tanımlanabilirler [10]. Şekil 3.1’ de Yapay nöron yapısı gösterilmiştir. Şekilde

x_1, x_2, \dots, x_m , giriş sinyalleri $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$, k nöronun iletişim ağırlıkları v_k , giriş sinyallerine bağlı çıktının doğrusal birleştiricisi $F(\cdot)$, aktivasyon fonksiyonu y_k ,

nöronun çıkış sinyalini göstermektedir. Giriş işaretleri, m elemanlı sütun vektörü olarak gösterilmektedir.

$$X = [x_1 \dots x_m]^T \quad (3.1)$$

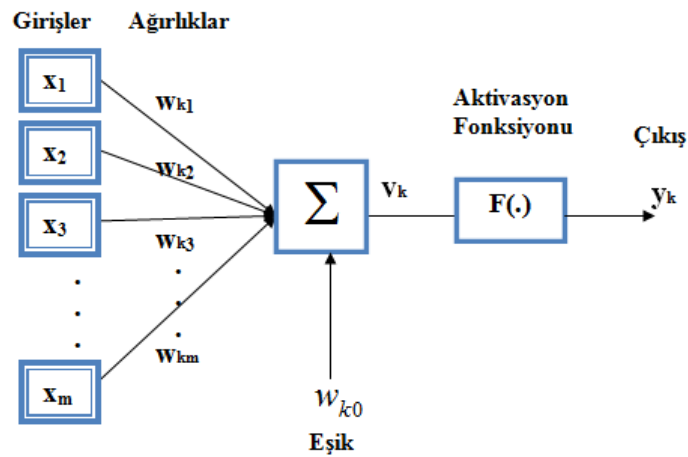
Ağırlıklar, m elemanlı satır vektörü olarak düzenlenir:

$$W = [w_{k1} \dots w_{km}] \quad (3.2)$$

Aktivasyon potansiyeli giriş işaretlerinin ve ağırlıklarının doğrusal toplamı olarak şekillenmiştir.

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j = [w_{k1} w_{k2} \dots w_{km}] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_m \end{bmatrix} = WX^T \quad (3.3)$$

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + w_{k0} = u_k + w_{k0} \quad (3.4)$$



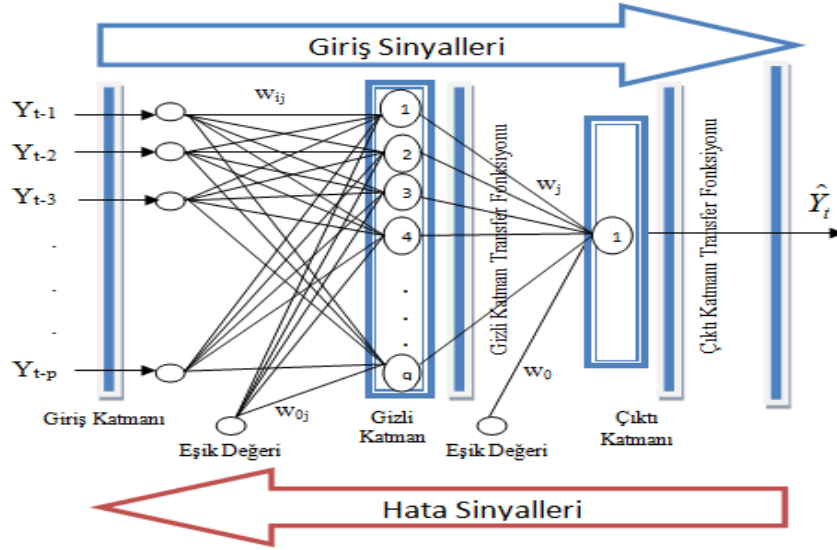
Şekil 3.1 Yapay Nöron Yapısı (Haykin, [11]' den değiştirilerek)

Şekil 3.1' den görülebileceği gibi, nöron girdileri sinaptik bağıntılar üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak bir toplayıcıya uygulanmakta ve elde edilen toplam, nöronun aktivasyon (transfer) fonksiyonundan geçirilerek çıkışlar hesaplanmaktadır [7]. Girişler, dış kaynaklardan veya diğer işlem elemanlarından gelen işaretlerdir. Bu işaretler, kaynağına göre kuvvetli veya zayıf olabileceğinden ağırlıkları da farklıdır. Nöron çıkışı y_k olmak üzere eşitlik 3.5 yazılabilir.

$$y_k = F(u_k + w_{k0}) = F(v_k) \quad (3.5)$$

3.2 Çok Katmanlı Perceptron (MLP)

Çok katmanlı perceptron (MLP); giriş, bir veya daha fazla ara veya gizli katman ve bir de çıkış katmanından oluşur ve her katmanda bir veya daha fazla işlemci eleman veya nöron bulunabilir. Giriş sinyalleri, ileri yönde katmandan katmana yayılmaktadır [6]. Girişte herhangi bir bilgi işleme yapılmamaktadır [12]. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur.



Şekil 3.2 Bir Gizli Katmana Sahip Çok katmanlı Sinir Ağı Yapısı (Khashei and Bijari, [3]' den ve değiştirilerek)

Şekil 3.2' de gösterimi yapılan çok katmanlı perceptron ağı, zaman serisi olarak uyarlanırsa eşitlik 3.6 elde edilmektedir. Buna göre çıkış (\hat{Y}_t) ile girişler arasındaki (Y_{t-i}) ($i=1,2,\dots,p$ olmak üzere) ilişki:

$$\hat{Y}_t = w_0 + \sum_{j=1}^q w_j g \left(w_{0j} + \sum_{i=1}^p w_{ij} Y_{t-i} \right) + e_t \quad (3.6)$$

olmaktadır. Eşitlikte w_{ij} ($i=0,1,2,\dots,p$; $j=1,2,\dots,q$) ve w_j ($j=0,1,2,\dots,q$) modelin iletişim ağırlıkları veya parametreleri q , gizli katman nöron sayısı p , giriş sayısı Y_{t-i} , gerçek gözlemlerin gecikmelerini e_t , rastsal hatayı ve $g(\cdot)$ aktivasyon fonksiyonunu ifade etmektedir. Eşitlik 3.6, geçmiş değerlerden gelecek değere doğrusal olmayan bir fonksiyonel eşleme gerçekleştirilmektedir. Çıktı katmanındaki tek bir nöronla, 1-Basamak ilerlemeli tahmin için kullanılmaktadır. Eşitlik 3.7 sinir ağının doğrusal olmayan AR modeline eşdeğer olduğunu ifade etmektedir [2].

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}, w) + e_t \quad (3.7)$$

Gösterimde w tüm parametrelerin vektörü, $f(\cdot)$ iletişim ağırlıkları ve ağ yapısı tarafından tanımlanmış fonksiyondur [2].

3.2.1 Geriyayılım algoritması (Backpropagation)

Sinir ağında, geriyayılım öğrenme algoritması iki aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak eğitim girdileri ağa sunulmaktadır. Bu sinyaller katmandan katmana yayılarak çıkış katmanına gelir ve çıkış üretilir. Eğer çıkış, istenen nöron cevabından farklı ise hata hesaplanır ve bu, ağ içinde çıkış katmanından giriş katmanına doğru geri yayılır. Hata yayılırken, ağırlıklarda değiştirilmektedir [6]. Bu durum Şekil 3.2.' de gösterilmiştir.

Parametrelerin tahmini sinir ağının maliyet fonksiyonu en küçüklenerek yapılmaktadır. Maliyet fonksiyonu genel bir doğruluk ölçütü olan ortalama hata kareleri olabilir [3].

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (e_i)^2 \quad (3.8)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(Y_t - \left(w_0 + \sum_{j=1}^q w_j g \left(w_{0j} + \sum_{i=1}^p w_{ij} Y_{t-i} \right) \right) \right)^2$$

N, hata terimlerinin sayısını ifade etmektedir. Başlangıçta tüm ağırlıklar ve eşik değerleri, Uniform dağılmış rastsal sayılardan oluşturulur [11]. w_{ij} parametreleri değişim miktarı eşitlik 3.9 gibidir.

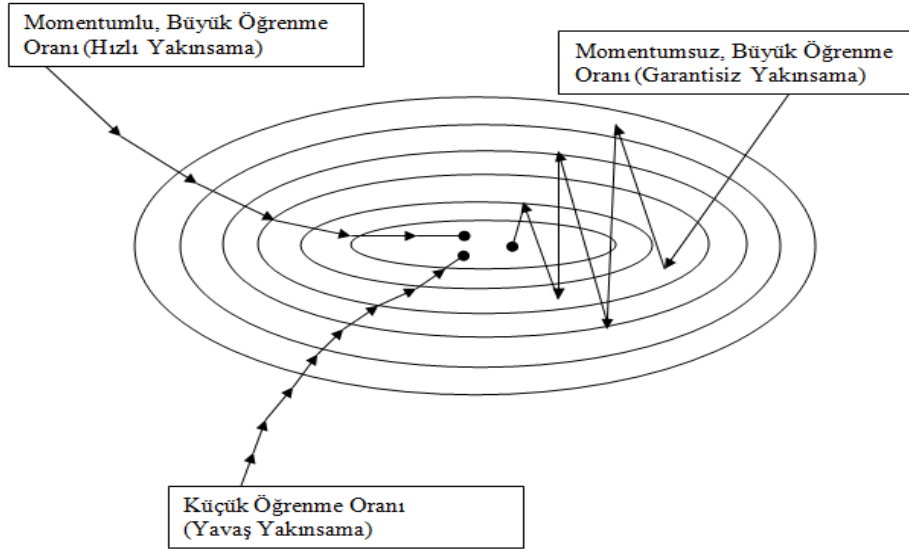
$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (3.9)$$

Burada η parametresi, (0,+1) aralığında seçilen reel bir sayıdır ve adım büyüklüğünü belirtir. Literatürde bu parametre öğrenme katsayısı olarak da bilinmektedir [7].

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \delta \Delta w_{ij}(t) \quad (3.10)$$

Eşitlik 3.10' da belirtilen δ , momentum katsayısı olup Karray and De Silva [13], bu katsayıyı şöyle açıklamışlardır:

“Momentum katsayısı (0,+1) aralığından seçilen reel bir sayıdır. Eğim düşümü genellikle sonsuz farklılaşma adımları gerektirmektedir. Öğrenme katsayısının küçük olması, sıklıkla algoritmanın yakınsama hızını yavaşlatmaktadır. Büyük olması ise algoritmanın ıraksamasına ve ağırlık uzayında istenmeyen salınımlara sebep olmaktadır. Bu sorunları gidermek için modifiye ağırlık güncelleme algoritması tasarlanmıştır. Gelecek iterasyonun ağırlık değişimi mevcut iterasyonun ağırlık değişimine bağlıdır.”



Şekil 3.3 Ağırlıkların Yakınsama Oranı Üzerinde Momentum Etkisi [13]

3.2.2 Levenberg-Marquardt algoritması (LM)

Levenberg–Marquardt (LM) algoritması, Kenneth Levenberg ve Donald Marquardt tarafından bağımsız olarak geliştirilmiştir. Doğrusal olmayan bir problemi en küçükleme için nümerik bir çözüm sağlamaktadır. Yapay Sinir Ağları alanında küçük ve orta ölçekli problemler için uygun olan bu algoritma hızlı ve istikrarlı bir yakınsama gerçekleştirmektedir [14].

Eğim düşüm yöntemi olarak da bilinen geriyayılım algoritması bugün en çok kullanılan ancak yavaş yakınsaması nedeniyle etkisiz bir algoritmadır. Yavaş yakınsamasının iki nedeni vardır. Birincisi eğimlerde adım genişliği yeterli olmalıdır. İkinci neden hata yüzey genişliği her yönde aynı olmayabilir. Geriyayılım yönteminin yavaş yakınsaması Gauss-Newton algoritmasıyla geliştirilebilir. Hata yüzeylerinin doğal eğrilikleri değerlendirilerek hata fonksiyonunun ikinci dereceden türevlerini kullanılmaktadır. Gauss-Newton algoritması, her yöne uygun adım genişliğini bulabilmekte ve çok hızlı yakınsama yapabilmektedir. Özellikle, hata yüzeyi kuadratik yüzeyde ise ilk yinelemede doğrudan yakınsama yapabilmektedir [14].

Levenberg–Marquardt algoritması, geriyayılım ve Gauss-Newton algoritması'nın karışımından oluşmaktadır. Gauss-Newton algoritması'nın hız avantajı ve geriyayılım algoritmasının istikrarını devralmaktadır. Gauss-Newton' dan daha sağlamdır çünkü eğer hata yüzeyi kuadratik yapıdan çok daha karmaşık bir

durumdaysa çok daha iyi yakınsamaktadır. Bu algoritmaya göre biraz daha yavaş olmasına rağmen geriyayılım algoritmasından çok daha hızlı yakınsamaktadır [14].

Levenberg–Marquardt algoritması temel olarak birleşik bir eğitim süreci gerçekleştirmektedir. Karmaşık eğrilik alanı çevresinde yerel eğrilik kuadratik yaklaşım yapmaya uygun olana kadar geriyayılım algoritmasına geçiş yapar. Daha sonra yaklaşık olarak Gauss-Newton algoritması olarak yakınsama anlamlı ölçüde hızlandırılabilir [14].

Klasik Newton algoritmasında ağırlıkların güncellenmesinde; toplam hata fonksiyonunun ikinci dereceden türevlerinden oluşan Hessian matrisi hesaplanmakta ve bu matrisin tersi alınarak işlemler yürütülmektedir. Ancak Hessian matrisinin hesaplanması oldukça zor ve zaman alıcıdır [10]. Gauss-Newton algoritmasında bu zorluğu aşmak için ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevleri hesaplanarak Jacobian matrisi oluşturulur. Bu matris kullanılarak yaklaşık Hessian matrisi bulunur ve ağırlıklar güncellenir. LM algoritmasında ise yine yaklaşık Hessian matrisi Jacobian matrisi kullanılarak hesaplanmaktadır ancak formülü farklıdır [14]. LM algoritmasında yaklaşık Hessian matrisi eşitlik 3.11 ile hesaplanmaktadır:

$$H \approx J^T J + \mu I \quad (3.11)$$

Eşitlikte μ , kombinasyon katsayısı olmak üzere her zaman pozitifdir. I , Birim matris J , Jacobian matrisi J^T , Jacobian matrisin transpozu H , Hessian matrisini ifade etmektedir. Algoritmada ağırlıklar eşitlik 3.12' ye göre değiştirilir. w_k , bir önceki ağırlık değerini e_k , hata vektörünü simgelemektedir.

$$w_{k+1} = w_k - \left(J_k^T J_k + \mu I \right)^{-1} J_k e_k \quad (3.12)$$

LM algoritması eğitim süresince geriyayılım ve Gauss-Newton algoritması kombinasyonu olarak bu iki algoritma arasında geçiş yapmaktadır. Kombinasyon katsayısı μ (yaklaşık sıfır) çok küçük olduğunda Gauss-Newton algoritması, çok büyük olduğunda geriyayılım algoritmasını kullanmaktadır. Bu katsayı çok büyük olduğunda geriyayılım algoritmasındaki öğrenme katsayısı gibi yorumlanmaktadır [14].

3.3 Yapay Sinir Ağları Modellemesi

Yapay Sinir Ağlarının (YSA) genel avantajlarına rağmen YSA' nın performansını etkileyebilecek modelleme özelliklerinin belirlenmesi önemli bir rol teşkil etmektedir. YSA dizaynında; gizli katman sayısının belirlenmesi, gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki aktivasyon fonksiyonunun seçimi, gizli katmanda bulunacak nöron ya da düğüm sayılarının belirlenmesi, eğitim algoritmasının seçimi, veri dönüşümü ya da normalizasyon yöntemleri, eğitim ve test setlerinin belirlenmesi ve performans ölçütlerinin seçimi oldukça zor ve zaman alıcı olabilmektedir [9].

3.3.1 Ağ mimarisi

Tabakalar arasında ve tabaka içinde nöronların düzenlenmesi ile bağlantı yapıları ağ mimarisi olarak tanımlanmaktadır. Yapının oluşturulmasında aşağıdaki değişkenlerin belirlenmesi gerekmektedir.

- i) Giriş düğüm sayısı
- ii) Gizli katman sayısı ve bu katmanlardaki nöron sayısı
- iii) Çıkış katmanı nöron sayısı

Bu değişkenlerin seçimi temelde probleme bağlıdır [9]. Literatürde bu mimariyi belirlemeye yönelik çalışmalar olmakla birlikte, bu yöntemler en iyi çözümü garanti etmemektedirler.

Gizli katman sayısı ve içeriğindeki nöron sayısı, verinin özelliklerinin tespit edilmesinde, farklı desenlerin yakalanmasında ve giriş ile çıkış değişkenleri arasındaki karmaşık doğrusal olmayan yapıların eşlenmesinde önem taşımaktadır [9]. Zhang et al., [9] bir gizli katmanın birçok tahmin probleminde yeterli olabileceğini ancak bazı özel durumlarda, tek katmanın çokça nöronla aşırı yüklü olduğu yapılarda ise iki gizli katmanın daha iyi sonuçlar verebileceğini belirtmektedirler. Gizli katmandaki nöron sayısının ise deneysel olarak bulunabileceği gibi giriş katmanındaki girdi sayısı kadar alınması da daha iyi tahmin performansı için önerilmektedir.

Giriş düğüm sayısı, zaman serisinde temel desenleri keşfetmek ve gelecek değerlerinin tahminini yapmak için kullanılan gecikmeli gözlem sayısına karşılık

gelmektedir. Zaman serisinin doğrusal olmayan otokorelasyon yapısını tanımlamada önem teşkil etmektedir. Bu sayıyı belirlemek için henüz sistematik bir yol bulunmamaktadır [9].

Çıkış katmanı nöron sayısı, çalışılan problemle direk olarak ilişkili olduğundan belirlenmesi kolay bir değişkendir. MLP yapısındaki çoğu tahmin uygulamalarında, bir katmandaki tüm nöronlar bir sonraki katmanın tüm nöronlarına tamamen bağlanmaktadır.

3.3.2 Aktivasyon fonksiyonu

Nöron davranışını belirleyen önemli etmenlerden biri nöronun aktivasyon fonksiyonudur. Biyolojik nöronlarda, Şekil 3.1' de v_k ile gösterilen toplam, belli bir değeri aştığında nöronun kısa süreli bir darbe gönderdiği bilinmektedir [7]. YSA' da ise nöronun çıkış genliğini, istenilen değerler arasında sınırlar [10]. Bu değerler çoğunlukla $[0,1]$ veya $[-1,1]$ arasındadır. Literatürde en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonları Sigmoid ve Hiperbolik Tanjant fonksiyonlarıdır. Bu fonksiyonlar eşitlik 3.6' da $g(.)$ ile sembolize edilmiştir. Fonksiyonlar sırasıyla eşitlik 3.13 ve 3.14' de gösterilmiştir.

$$F(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3.13)$$

$$F(v) = \frac{e^v - e^{-v}}{e^v + e^{-v}} \quad (3.14)$$

Genellikle hemen hemen tüm ağlarda, aynı katmanda bulunan nöronlar aynı aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadırlar. Sürekli hedef değerler içeren tahmin problemlerinde çıkış için doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanmak uygundur [9].

3.3.3 Eğitim algoritması

Sinir ağları eğitimi, ağın ağırlıklarının beklenen ve gerçek çıktılar arasındaki toplam karesel hata veya ortalamayı en aza indirmek için iteratif modifiye edilen, kısıtsız, doğrusal olmayan bir eniyileme problemidir. En sık kullanılan eğitim algoritması geriyayılım (Backpropagation) algoritmasıdır [9]. Literatürde, BFGS (Quasi-Newton) ve Levenberg-Marquardt (LM) gibi algoritmalar çoğu eniyileme paketlerinde kullanılan daha verimli doğrusal olmayan eniyileme yöntemleridir. Yerel en küçüğü bulabilme yetenekleri, hızlı yakınsamaları YSA' da onları çekici yapmaktadır [9].

3.3.4 Veri dönüşümü

Verilerin normalizasyonu için seçilen yöntem YSA performansını doğrudan etkileyecektir. Normalizasyon, giriş verilerinin transfer edilirken fonksiyonun aktif olan bölgesinden aktarılmasını sağlar [10]. Genellikle verinin [0,1] veya [-1, +1] aralıklarından birine ölçeklendirilmesi önerilmektedir. Normalizasyon dönüşümüne dair formüller aşağıdaki gibidir.

- [0, 1] aralığına Doğrusal dönüşüm:
$$x_n = \frac{(x_0 - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} \quad (3.15)$$

- [a, b] aralığına Doğrusal dönüşüm:
$$x_n = \frac{(b - a)(x_0 - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} + a \quad (3.16)$$

- İstatistiksel Normalizasyon:
$$x_n = \frac{(x_0 - \bar{x})}{s} \quad (3.17)$$

- Basit Normalizasyon:
$$x_n = \frac{x_0}{x_{\max}} \quad (3.18)$$

x_n normalize edilmiş değeri, x_0 orijinal değeri, x_{\min} , x_{\max} en büyük ve en küçük değerleri, s standart sapmayı, \bar{x} ortalamayı göstermektedir.

Eđitimde bu işlemlerden elde edilen normalize edilmiş giriş ve çıkış değerleri kullanılır. İşlem tamamlandıktan sonra elde edilen YSA sonuçları ters normalize işlemine tabi tutularak gerçek değerlerine çevrilmelidir [10].

3.3.5 Eğitim seti ve test seti

YSA model geliřtirmede eğitim seti kullanılırken, modelin tahmin yeteneğinin değerlendirilmesinde test seti ele alınmaktadır. Aşırı uyum sorunlarını engellemek için sıklıkla doğrulama testi de kullanılmaktadır. Özellikle küçük veri setlerinde hem doğrulama hem de test amaçlı olarak tek bir set kullanılmaktadır. Literatürde çođu yazar tüm veri için, eğitim ve test setlerinin belirlenmesinde %90 eğitim - %10 test, %80 eğitim - %20 test veya %70 eğitim - %30 test kurallarını baz almışlardır [9].

3.3.6 Performans ölçütleri

Öngörü doğruluđunu ölçmek için kullanılabilir bir çok ölçüt bulunmaktadır. Bunlar arasından kullanılacak doğruluk ölçüsünün seçimi için yapılacak analizin konusu ve amacı önem kazanmaktadır [15]. Temel olarak beş doğruluk ölçüsü bulunmaktadır.

- Ortalama Mutlak Sapma (Mean Absolute Deviation) (MAD)

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| \quad (3.19)$$

- Hata Kareler Toplamı (Sum of Squared Error) (SSE)

$$SSE = \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \quad (3.20)$$

- Ortalama Hata Kareleri (Mean Squared Error) (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \quad (3.21)$$

- Ortalama Hata Kareleri Karekökü (Root Mean Square Error) (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2} \quad (3.22)$$

- Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percent Error) (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| * 100 \quad (3.23)$$

Formüllerde Y_t gerçek değerleri, F_t tahmin değerlerini ve n gözlem sayısını ifade etmektedir. Bu doğruluk ölçüleri arasında en yaygın şekilde kullanılanı MSE' dir. Bu ölçünün önemli bir özelliği, öngörü hatasının varyans toplamalarına ayrıştırılabilmesidir. Bu özellik, MSE ölçüsünün sadece gerçekleşme ve öngörülere ait birleşik dağılımın ikinci momentine bağlı olduğunu göstermektedir. Bununla beraber, gerçek dağılımla ilgili tam bilgi sağlayamadığı da belirtilmelidir [15]. Model tahmininde kullanılan giriş verileri farklı ölçeklerde ön işlenmiş ve ham veri şeklindeyse MAPE, hata tahmininde en uygun olan yöntemdir [16].

4. HİBRİT (MELEZ) MODEL YAKLAŞIMLARI

Yatırım kararı verme ve tahmin için nicel model uygulamaları, iş dünyasında her zamankinden daha vazgeçilmez hale gelmiştir. Zaman serisi tahminleri nicel yöntemlerden en önemlilerinden birisidir. Zaman değişkeninin tarihsel gözlemleri toplanmakta ve veriyi yakalayan üretme süreciyle bir model geliştirmek amacıyla analiz edilmektedir. Daha sonra model geleceği tahmin etmek için uygulanır. Bu model yaklaşımı, temel veri üretme sürecinde çok az bilgi kullanılabiliriyorsa veya tahmin değişkeninin diğer açıklayıcı değişkenlerle ilişkili tatminkâr açıklayıcı bir modeli yoksa özellikle yararlı olmaktadır. Zaman serisi tahmin modellerinin geliştirilmesi ve iyileştirilmesi için son yıllarda çok çaba harcanmıştır [17].

Geçtiğimiz otuz yıl boyunca zaman serileri tahminlerinde ARIMA popüler doğrusal modellerden birisi olmuştur. ARIMA Modellerinin; sosyal, ekonomik, ekonometri, mühendislik, döviz kurları ve borsa, ulaşım ya da çevre problemlerinin tahmininde uygulamaları bulunmaktadır. ARIMA modelinin popüleritesi istatistiksel özelliklerinin yanı sıra model oluşturma sürecinde iyi bilinen Box -Jenkis metodolojisine bağlı olmasından dolayıdır [2; 17; 5]. Ayrıca ARIMA modelleri çeşitli üstel düzleştirme modellerine uygulanabilmektedir. Ancak ARIMA' nın doğruluk ve performansı her zaman tatminkâr değildir ve bu nedenle herhangi tipten bir veriye körü körüne uygulanması akıllıca olmamaktadır [17]. ARIMA modelleri oldukça esnek olmalarına rağmen zaman serilerinin çok farklı türlerini temsil edebilmektedirler. Örneğin saf Otoregresif (AR) fonksiyonu sürecin geçmiş değerlerini, saf Hareketli Ortalama (MA) fonksiyonu rastsal süreci, entegre (I) farkların alınarak veri setinin durağanlaştırılmasını ve bütünleşik AR ve MA serileri, modelin önceden tanımlanmış doğrusal formuyla sınırlanmaktadır. Doğrusal korelasyon yapısı zaman serisi değerleri arasında kabul edilmektedir ve bu nedenle doğrusal olmayan desenler ARIMA modeli tarafından yakalanamamaktadır [2].

Zhang et al. [9], son yıllarda geliştirilen çeşitli doğrusal olmayan zaman serilerinden şu şekilde bahsetmişlerdir:

“Çift doğrusal model (bilinear), Eşik (Threshold) Otoregresif (TAR), otoregresif koşullu değişken varyanslı (ARCH) gibi modeller geliştirilmiştir. Gerçekte, belirli bir

veri kümesi için doğrusal olmayan bir model formülasyonu çok zor bir iştir. Birçok olası doğrusal olmayan desen vardır ve önceden belirlenmiş doğrusal olmayan bir model tüm önemli özellikleri yakalamada yeterince genel olmayabilir. Yukarıdaki model tabanlı doğrusal olmayan yöntemlerin aksine YSA, giriş ve çıkış değişkenleri arasındaki ilişkiler hakkında bir ön bilgi olmaksızın doğrusal olmayan modelleme yapabilen veri odaklı yaklaşımlar sunmaktadır.”

YSA, esnek hesaplama çerçevesi ve evrensel yaklaşımlarıyla geniş yelpazede zaman serileri tahmin problemlerinde yüksek doğruluk derecesiyle uygulanabilmektedir. Ancak tüm bu avantajlarına rağmen, bazı gerçek zaman serileri uygulama performansları tatmin edici olmamaktadır [3]. Tahmin için YSA kullanma yeni bir fikir değildir. İlk uygulama 1964 yılına dayanmaktadır. Hu, tezinde Widrow' un uyarlamalı doğrusal ağını kullanarak hava tahmininde bulunmuştur. Zamanına bağlı olarak genel çok katmanlı ağda eğitim algoritmasının eksikliğinden dolayı araştırma oldukça sınırlı olmuştur [9]. Balkin and Ord, [18] büyük tahmin yarışmalarında, Sinir Ağlarının zaman serisi tahmin araçlarına kullanılabilir bir ek olabileceğini göstermiştir.

Son yıllarda Sinir Ağlarında önemli gelişmelerden biri model bütünleştirilmesi olmuştur. Özellikle zaman serileri için tahmin doğruluğunu artırma, araştırmacıların karşılaştığı önemli ancak çoğu zaman zor bir iştir. Teorik ve deneysel bulgular, farklı modellerin bütünleştirilmesiyle tahmin performansı üzerinde etkili bir iyileştirme yapılabileceğini göstermiştir [19; 3; 17]. Literatürde, daha doğru sonuçlar elde etmek amacıyla farklı zaman serileri modelleri birleştirilerek çok sayıda hibrit modeller önerilmektedir. Bu çok modelli yaklaşımın temel amacı, oluşturulan modelin her bir bileşeninin verideki farklı desenleri daha iyi yakalayan eşsiz yeteneklerini kullanmaktır [3]. Teorik ve deneysel bulgular birbirinden oldukça farklı ya da birbiriyle alakasız modellerin kullanılarak, genel varyansın ya da hatanın hibrit modelle düşürülebileceğini göstermektedir [20]; [17]. Çeşitli modeller birleştirilmesindeki bir diğer amaç, hata riskini azaltmak ve daha hassas sonuçlar elde ederek, uygun olmayan model kullanma riskini de düşürmeye çalışmaktır [20; 17; 5].

Zhang, [2] hibrit model düşüncesinin aşağıdaki bakış açılarından kaynaklandığını ifade etmektedir:

“İlk olarak, uygulama üzerinde çalışılan veri kümesinin altında yatan fonksiyonel yapının doğrusal ya da doğrusal olmayan olduğunu tespit etmek veya özel bir modelin diğerlerinden tahmin örneği dışında daha etkili olup olmadığını belirlemek çoğunlukla zordur. Bu nedenle araştırmacıların doğru tekniği seçmeleri de zorlaşmaktadır. Bir dizi farklı modeller denenmekte ve daha hassas sonuçlar veren birisi seçilmektedir. Ancak örneklem değişimi, model belirsizliği yapı değişikliği gibi potansiyel birçok unsur son seçilen modelin gelecek kullanımı için en iyisi olduğunu gerektirmemektedir. Farklı modeller birleştirilerek model seçimi sorunu hafifletilebilir.

İkinci olarak, gerçek zaman serileri nadiren sırf doğrusal veya sırf doğrusal değildir. Genellikle doğrusal olmayan ve doğrusal desenler içermektedirler. Ne Sınır Ağları ne de ARIMA, modelleme ve zaman serileri tahmininde yeterli olabilmektedir çünkü Sınır Ağları, tek başına doğrusal ve doğrusal olmayan desenleri eşit derecede işleyemezken; ARIMA doğrusal olmayan ilişkileri ortaya çıkaramamaktadır. Dolayısıyla YSA ve ARIMA Modelleri birleştirilerek verilerdeki karmaşık oto korelasyon yapıları daha doğru modellenabilmektedir.

Üçüncü olarak Literatürde, her durumda en iyi sonucu veren tek bir yöntem bulunmamaktadır. Gerçek dünya problemleri genellikle karmaşık olduğundan herhangi bir tek modelin farklı desenleri yakalama yeteneği yetersiz kalabilmektedir. Birkaç büyük ölçekli tahmin yarışmaları dâhil olmak üzere pek çok deneysel çalışma, birkaç farklı birleştirilmiş modelin en iyi ya da doğru modeli bulma ihtiyacı olmaksızın tahmin doğruluğunu sıklıkla geliştirdiğini öne sürmektedir. Birleştirilmiş farklı modeller tahmin performansını geliştirebilmekte ve verideki farklı desenleri yakalama ihtimalini artırabilmektedir. Ayrıca bu tür modeller, verideki muhtemel yapısal değişikliklere de uygundur.”

Konuyla ilgili Literatür, Bates ve Granger (1969), Clemen (1989) ve Reid (1968)' in ilk çalışmalarından bu yana önemli ölçüde gelişme sağlamıştır [2; 3]. Wedding and Cios, [21] Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağları ve Box-Jenkis ARIMA Modellerini kullanarak bütünleşik bir metodoloji kullanmıştır. Luxhoj, et al., [22] bir firmanın

aylık toplam satış tahmini için Hibrit Ekonometrik – Sinir Ağı yaklaşımı sunmuşlardır. Tsaih et al., [23] Hibrit Yapay Zekâ ve Kural Tabanlı Sistemler Tekniklerini birleştirerek S&P 500 Borsa Endeksi günlük fiyat değişim yönü tahmini yöntemini önermişlerdir.

Son yıllarda, zaman serileri tahminlerinde ARIMA ve YSA kullanılarak daha iyi tahmin performansı veren daha fazla hibrit modeller önerilmektedir. Zhou and Hu, [24] Grey ve Box-Jenkis ARMA modellerine dayalı hibrit model ve Tahmin yaklaşımı önermiştir. Armano et al., [25] Borsa tahmininde Genetik Algoritmaya birleşik YSA' ya dayalı hibrit model yaklaşımı sunmuştur. Yu et al., [26] doğru tahmin sonuçları elde etmek ve tahmin performanslarını iyileştirmek için yapay sinir ağları (YSA) ile geliştirilmiş doğrusal Otoregresyon (GLAR) birleştirilmiş yeni bir doğrusal olmayan hibrit tahmin modeli önermişlerdir. Kim and Shin, [27] zaman serileri özelliklerinde Zaman Gecikmeli Sinir Ağları (TDNN) ve Uyarlamalı Zaman Gecikmeli Sinir Ağları (ATNN) gibi YSA' ya dayalı, Borsa tahmin konularında geçici desenlerin tespit edilmesinde Genetik Algoritmalı bir hibrit modelin etkinliğini araştırmıştır. Tseng et al., [28] SARIMABP olarak bilinen Mevsimsel ARIMA ve Sinir Ağları Geriyayılım Algoritması (BP) birleştirilerek hibrit model önermişlerdir. Khashei et al., [20] Bulanık (Fuzzy) Regresyon ve Sinir Ağlarının avantajlarını birleştirerek her ikisinin sınırlamalarını aşmak ve özellikle tamamlanmamış veri durumunda tahmin modelinin verimini artırmada hibrit model önermiştir. Aladag et al., [19] Elman Tekrarlayan Sinir Ağları (ERNN) ve ARIMA yöntemlerini birleştiren hibrit model önermişlerdir.

Bu çalışmalardan elde edilen sonuçlarda, tek tek model kullanılması yerine YSA ve ARIMA gibi modellerin birlikte kullanılarak tahmin performansını artırmanın mümkün olabileceğini göstermiştir. Tek bir modelin eksikliklerini gidermek ve daha doğru bir hibrit model elde etmek için farklı kombinasyon teknikleri denenmiştir. Bu çalışmada, karşılaştırma için dikkate alınan 5 mevcut ARIMA-YSA hibrit modelleri özetlenmeye gayret edilmiştir.

4.1 Zhang' in Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı

ARIMA ve YSA model yaklaşımları kendi alanlarında başarılar elde edebilmektedir; ARIMA modelleri yaklaşımı, karmaşık doğrusal olmayan problemler için yeterli olmayabilmektedir. Öte yandan YSA Modelleri, doğrusal problemler için karışık sonuçlar vermektedir [2]. Doğrusal regresyon problemleri için YSA' nın performansı, örneklem büyüklüğü ve gürültü düzeyine bağlı olduğu bulunmuştur [29]. Doğrusal regresyon ve YSA tekniklerinin ikisi de büyük örneklem genişliğinde ve yüksek varyans düzeyinde daha iyi sonuçlar vermektedir [29]. Gerçek bir problemde verilerin özelliklerini tamamen bilmek çok zor olduğundan, doğrusal ve doğrusal olmayan modelleme yeteneklerine sahip hibrit (melez) metodoloji pratik kullanım için iyi bir strateji olabilmektedir [2; 3].

2003 yılında Zhang [2], zaman serileri tahmini için hibrit ARIMA-YSA Modeli önermiştir. Bu yaklaşıma göre herhangi bir zaman serisi, doğrusal ve doğrusal olmayan iki bileşenin toplamı olduğu varsayılmaktadır. Bu ifade matematiksel eşitlikle aşağıdaki gibi gösterilmiştir.

$$Y_t = L_t + N_t \quad (4.1)$$

Eşitlikte gösterilen L_t , modelin doğrusal bileşenini N_t , doğrusal olmayan bileşenini ifade etmektedir. Bu iki bileşen veriden tahmin edilmektedir. ARIMA, doğrusal bileşeni modellemek üzere çalışılan veri setine uygulanmaktadır. Bu doğrusal modelin artıkları sadece doğrusal olmayan ilişkiyi içerecektir [2].

$$e_t = Y_t - \hat{L}_t \quad (4.2)$$

\hat{L}_t , t zamanı için ARIMA modelinden bulunan tahmin değerini e_t , t zamanındaki doğrusal modelin (ARIMA) artığını Y_t , t zamanındaki gerçek değeri ifade etmektedir. Artıklar, doğrusal modelin yeterliliği tanısında önemlidir. Artıklarda hâlâ doğrusal ilişki yapıları varsa, doğrusal model yeterli değildir [2].

YSA yapısına bu artıklar n giriş olarak girmektedir.

$$\hat{e}_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

f , Sinir Ağı tarafından tanımlanan doğrusal olmayan bir fonksiyondur ve ε_t rastsal hatadır. Son olarak bütünleştirilmiş tahmin aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (4.4)$$

\hat{N}_t , doğrusal olmayan bileşen için 4.3 eşitliğinden tahmin edilmiş t zamanına ait hata değeridir. Zhang'ın hibrit modeli, bir basamak ileri ve çok basamak ileri tahminlere uygundur [30].

Özet olarak önerilen model iki adımdan oluşmaktadır. İlk adımda ARIMA, problemin doğrusal kısmını analiz etmek için kullanılmaktadır. ARIMA, verilerin doğrusal olmayan yapılarını yakalayamamaktadır ve elde edilen artıklar doğrusal modelin doğrusal olmayan yapısı hakkında bilgi içermektedir [2]. İkinci adımda, YSA, ARIMA modelinden gelen hataları kullanarak doğrusal olmayan bileşen için artık tahmini yapmaktadır. Son olarak bu iki bileşenin toplamı, sonraki dönem için tahmin değerini oluşturmaktadır.

Yaklaşımın öne sürüldüğü Makalede Model, Güneş Lekeleri, Kanada' da Yakalanan Vahşi Kedi Sayıları ve İngiliz Sterlini- Amerikan Doları Döviz Kuru Veri Setlerinde uygulanmıştır.

4.2 Khashei, Bijari' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı

Kashei and Bijari [3], 2010 yılında ARIMA yöntemiyle ileri beslemeli YSA' ya dayalı hibrit model önermişlerdir. Bu model, herhangi bir zaman serisi verilerinin doğrusal ve doğrusal olmayan iki bileşenin toplamı olduğunu varsaymaktadır. Bu yöntemde ilk önce ARIMA yöntemi çalışılan veri seti üzerine uygulanır ve bir veri değeri tahmin edilir. Daha sonra geçmiş orijinal veri değerleri, ARIMA modelinin geçmiş artık dizisinin değerlerinin tümü YSA' ya girdi olarak verilmektedir. Elde edilen çıktı hibrit modelin tahmin değeri olmaktadır.

Yaklaşımın öne sürüldüğü Makalede model, Güneş Lekeleri, Kanada' da Yakalanan Vahşi Kedi Sayıları ve İngiliz Sterlini- Amerikan Doları Döviz Kuru Veri Setlerinde uygulanmıştır.

4.3 Khashei, Bijari' nin İkinci Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı

Kashei and Bijari [31], 2011 yılında ARIMA yöntemiyle ileri beslemeli YSA' ya dayalı yeni bir hibrit model önermişlerdir. Bu model de herhangi bir zaman serisi verilerinin doğrusal ve doğrusal olmayan iki bileşenin toplamı olduğunu varsaymaktadır. Bu yöntemde ilk önce ARIMA yöntemi çalışılan veri seti üzerine uygulanır ve bir veri değeri tahmin edilir. Daha sonra geçmiş orijinal veri değerleri, mevcut ARIMA tahmin değerleri, geçmiş ARIMA hata dizisinin tümü YSA' ya girdi olarak verilmektedir. Elde edilen YSA çıktısı son tahmin değerini vermektedir.

Yaklaşımın öne sürüldüğü Makalede model, Güneş Lekeleri, Kanada' da Yakalanan Vahşi Kedi Sayıları ve İngiliz Sterlini- Amerikan Doları Döviz Kuru Veri Setlerinde uygulanmıştır.

4.4 Khashei, Bijari ve Ardali' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı

Khashei, et al., [17], 2012 yılında ARIMA yöntemiyle sınıflandırıcı Olasılıksal Sinir Ağları (PNN)' nı bütünleştirerek bir hibrit model önermişlerdir. Bu modelde amaç, ARIMA Modellerinin artıklarının mevcut eğilimini belirlemek ve sınıflandırıcı bir model olarak Olasılıksal Sinir Ağlarının avantajlarından yararlanmaktır [17]. Bu model özet olarak beş aşamadan oluşmaktadır.

1. Aşama: Üzerinde çalışılan veri kümesinin eğitim setine ARIMA Modeli uygulanır. Bu aşamanın sonunda tahmin değerleri ve ARIMA artıkları elde edilir.
2. Aşama: İstenen Hata Düzeyi hesaplanır. Bu hata düzeyine göre, birinci aşamada hesaplanan ARIMA artıkları sınıflandırılır.
3. Aşama: Sınıflandırılmış artıklara $\{-1,0,1\}$ sayıları atanır ve Olasılıksal Sinir Ağı (PNN) yapısında bu nümerik değerlerin eğitimi gerçekleştirilir.
4. Aşama: Üçüncü aşamadan elde edilen değerler hedef değerlerdir. Bu değerler ve ARIMA modelinden elde edilen tahmin değerleri kullanılarak uygun adım genişliği hesaplanır.

5. Aşama: t zamanı için bulunan ARIMA tahmin değerine, t zamanı hedef değeri ile uygun adım genişliği çarpımsal değeri eklenerek t zamanı için hibrit model Tahmin sonucu hesaplanmaktadır.

Yaklaşımın öne sürüldüğü Makalede model, Güneş Lekeleri, Kanada' da Yakalanan Vahşi Kedi Sayıları ve İngiliz Sterlini- Amerikan Doları Döviz Kuru Veri Setlerinde uygulanmıştır.

4.5 Babu ve Reddy' nin Hibrit (Melez) Model Yaklaşımı

Babu and Reddy [30], 2014 yılında ARIMA yöntemiyle YSA yöntemine dayalı yeni bir hibrit model önermişlerdir. Bu teknik, ilk olarak üzerinde çalışılan verileri oynaklık niteliğine göre karakterize etmektedir. Daha sonra ARIMA ve YSA uygun bir şekilde uygulanmaktadır.

Zhang [2], Khashei and Bijari [31]' nin yapmış oldukları çalışmalarda, üzerinde çalışılan veri, doğrusal ve doğrusal olmayan bileşenlerin toplamı olarak varsayılmış ancak doğrusal ve doğrusal olmayan bileşenlerine ayrılmamıştır. Bunun yerine doğrusal ARIMA modeli uygulanarak elde edilen artıkların doğrusal olmayan bileşen olarak varsayılmıştır [30].

Bu çalışmada ise özet olarak, ilk aşamada üzerinde çalışılan veri, Jarque - Bera Normallik Testi ile Basıklık (Kurtosis) katsayısı hesaplanarak bu katsayının 3' den büyük olması durumunda seri, Gauss dağılımına uygun olmadığı ve yüksek oynaklığa sahip olduğu ifade edilmiştir. Hesaplanan katsayı yaklaşık olarak 3'e yakın ise Gauss dağılımı olduğu ve düşük oynaklığa sahip olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak zaman serisi, düşük oynaklık ile yüksek oynaklığın toplamı olarak varsayılmıştır. Düşük oynaklığa sahip bileşen, Gauss Dağılımına sahip olduğundan doğrusal ARIMA yöntemiyle tahmin edilmektedir. Yüksek oynaklığa sahip bileşen ise Gauss Dağılımına sahip olmadığından doğrusal olmayan YSA yöntemiyle tahmin edilmektedir. Bu iki sonucun toplamı, önerilen hibrit modelin tahmini olmaktadır.

Yaklaşımın öne sürüldüğü Makalede model; Güneş Lekeleri, Avustralya Ulusal Elektrik Piyasası Elektrik Fiyatları ve Larsen&Turbo Firmasının New York Borsası Kapanış Fiyatları Veri Setlerinde uygulanmıştır.

5. YENİ BİR HİBRİT (MELEZ) MODEL YAKLAŞIM

Çalışılan konuda, ilgilenilen değişkenin zamanla gelecekte nasıl bir davranış göstereceğini önceden kestirebilmek oldukça güç olmakla birlikte üzerinde düşünülmesini gerektirdiğinden zaman alıcı bir süreçtir. Tahmin konusuyla ilgilenen uzmanlar her türlü zaman serilerinde uygulanabilecek genelleştirilmiş yöntemler üzerinde çalışmaktadırlar. Ancak, Literatürde incelendiği gibi zaman serilerinin altında yatan matematiksel fonksiyon ya da fonksiyonları belirleyebilmek her zaman mümkün olamamaktadır. Bu tür yapılar belirlense dahi bu tür serilerin sürekli olarak hep aynı eğilimde olacağından söz etmek doğru değildir. Başka bir ifadeyle, zaman serisine uydurulmuş herhangi bir model herhangi bir zamana dek bu seriyi doğru olarak temsil etse bile, belli bir zaman sonra işlevini yitirebilecektir. Bu zamandan sonra tekrar temsili yeni ve farklı bir model üzerine çalışılması süreci tekrar başa döndürebilecektir. Bu amaçla, eğer geleceği gerçeğe oldukça yakın tahmin etmek isteniyorsa, öncelikle zaman serilerinin bu davranışı unutulmamalıdır.

Zaman serileri doğrusal veya doğrusal olmayan yapılar gösterebilmektedirler. İyi bir model geliştirilmek isteniyorsa, zaman serilerinin altında yatan bu tür fonksiyonel ilişkileri göz ardı etmeden ve bu yapıları tek tek belirlemenin oldukça zor olduğu gerçeğini de akıldan çıkarmamak gerekmektedir. Bu nedenle, oluşturulması gereken model her iki yapıya da yakınsayabilen esnek, eğilim değişimlerine adapte olabilen bir içeriğe sahip olmalıdır.

Zaman serilerinde geleceğe yönelik iyi bir tahmin modeli, tüm verinin geçmiş gerçek değerlerine iyi bir şekilde yakınsamış ancak belirli son periyotta iyi sonuçlar üretemeyen bir modelden öte, geçmiş değerlerine çok iyi yakınsayamamış ya da yakınsamış ancak belirli son periyotta gerçeğe tam olarak yakınsayabilen bir modeldir. Başka bir ifadeyle, zaman serilerinde iyi bir tahmin modeli serinin mevcut periyodunu iyi bir şekilde açıklayabilen bir modeldir. Geleceğe yönelik tahminde, ilgilenilen zaman değişkeninin mevcut eğilimi önem arz etmektedir.

Bu çalışma temel olarak, zaman serisine temsilen oluşturulmuş temel bir modelin gerçek değerlere verdiği tepkiden yola çıkarak, zaman serisinin mevcut eğilimini tam olarak belirlemek ve temel olarak alınmış modelin bu eğilimdeki zayıflığını

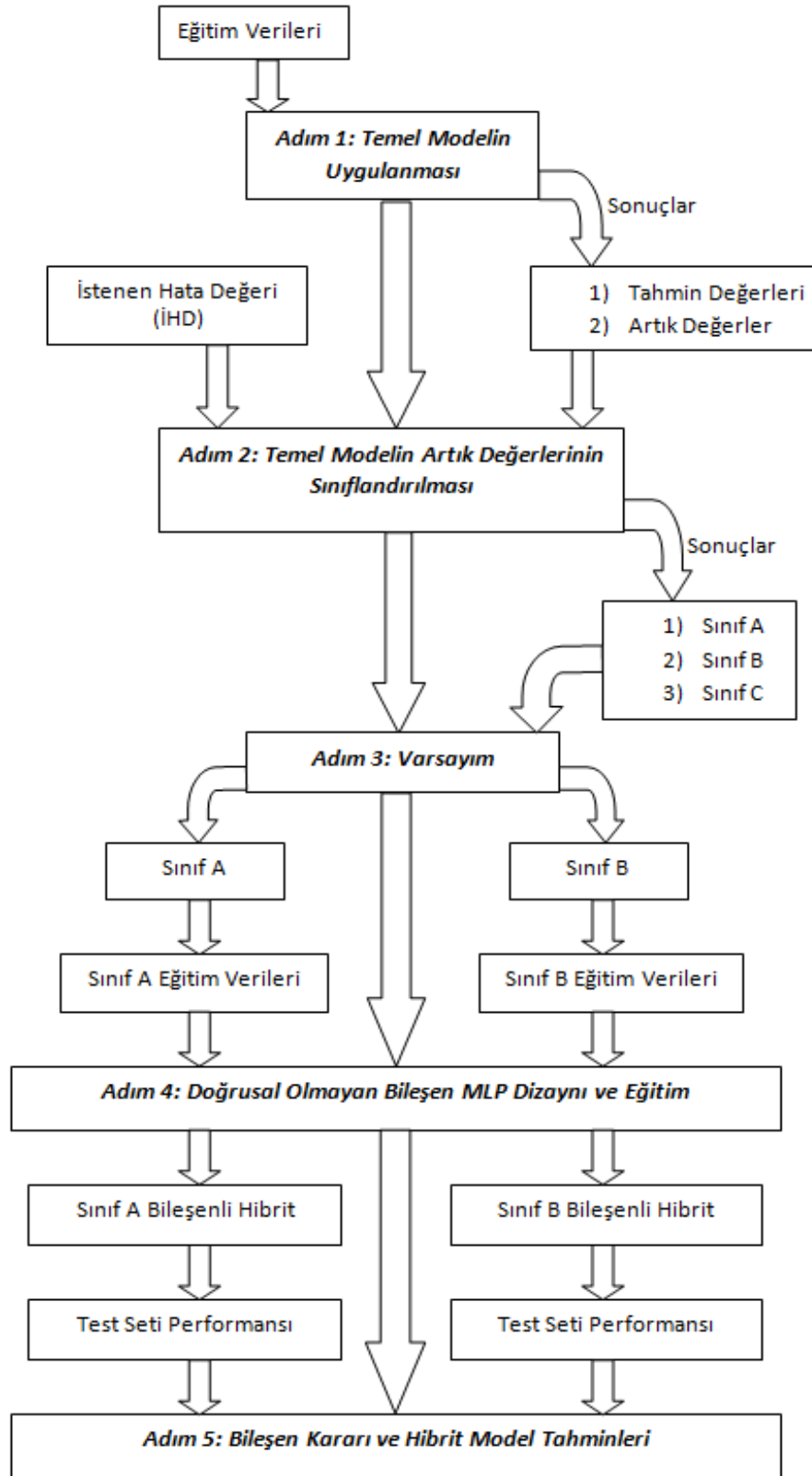
doğrusal olmayan bir formda YSA ile güçlendirmeye çalışmaktadır. Böylelikle oluşturulan hibrit (melez) model, tek başına doğrusal veya doğrusal olmayan yöntemlerin kullanılmasından performansça daha başarılı ve de geleceğe yönelik tahminlerde daha gerçeğe yakın sonuçlar verebilecektir.

Zhang et al., [9]' in belirttiği gibi YSA, iyi bir fonksiyon yakınsatıcısıdır ve bu özelliği temel olarak alınan modelin zayıf yanları belirlenerek, gerçek değerlere doğru yaklaştırılabilir. Temel olarak alınan modelin doğrusal ya da doğrusal olmayan bir yapıda olmasının herhangi bir önemi yoktur. Hatta bu iki bileşenin toplamı olan bir model de olabilmektedir. Burada önemli olan, temel modelin zaman serisine uygun olmasıdır. Etkili bir performans ve iyi bir tahmin için mümkün olabilecek en iyi model seçilmelidir.

Tüm bu söylenenler, orijinal zaman serisinin (Y_t) mevcut eğiliminin temel model ($M_{T(t)}$) ile yakınsama faktörünün (N_t) toplamı olduğunu ifade etmektedir ve matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = M_{T(t)} + N_t \quad (5.1)$$

Önerilen hibrit modelin gösterimi Şekil 5.1'de ifade edilmiştir.



Şekil 5.1 Önerilen Hibrit Model

Adım 1. Temel Modelin Uygulanması

Çalışma altındaki kronolojik olarak sıralanmış zaman serisi değişkeni, eğitim ve test seti olarak bölünmekte ve yine kronolojik olarak sıralanmaktadır. Zaman serisine uygun, gerçek gözlemlere yakınsatılmak üzere kurulan temel model, eğitim setine uygulanır. Burada dikkat edilmesi gereken husus, model, zaman serisindeki (Y_t) gecikmeleri kullanarak tahmin yaptığından dolayı orijinal serinin sayısından daha az sayıda veri içerecektir. Temel modelin basit matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir.

$$Y_t = \hat{M}_{T(t)} + e_{T(t)} \quad (5.2)$$

Daha sonra eşitlik 5.3 ile her bir zamana ait artık değer hesaplanarak artıklardan oluşan yeni bir seri oluşturulur.

$$e_{T(t)} = Y_t - \hat{M}_{T(t)} \quad (5.3)$$

Burada $e_{T(t)}$ değeri temel modelin t anındaki artık (hata) değeridir. $\hat{M}_{T(t)}$, temel modelin t anı için tahmin değeridir. Artıklar, temel alınan modelin gerçek değerlere olan uzaklıklarının bir ölçüsüdür.

Adım 2. Sınıflandırma

Bu aşamadan sonra eğitim seti için Bölüm 3.3.6' da 3.19 eşitliğinde ifade edilen MAD değeri hesaplanır. Bu adım, Khashei et al., [17]' nin önerdikleri modelin de 2. adımındır. Burada öncelikle İstenen Hata Düzeyi (İHD) tanımlanmaktadır. Bu değer, eğitim setinde kullanılan temel modelin, MAD değerinin yüzdesidir. Probleme göre deneysel olarak bulunabileceği gibi karar vericinin görüşüne göre de belirlenebilir. Örneğin; İstenen Hata Düzeyi (İHD) MAD değerinin %5'i olabilir. Khashei et al., [17], çalışmalarında bu değeri %5 olarak belirlemişler ve bu çalışmada da tüm uygulamalar eğitim setinin MAD değerinin %5' i olarak yapılmıştır. İstenen Hata Düzeyi belirlendikten sonra Khashei et al., [17]' nin Sınıflandırma tekniği kullanılır.

- i) Artıklar, belirlenen Hata Düzeyinden büyük ise $\{e_i \mid e_i > \text{İHD}\}$

“Sınıf A” olarak sınıflandırılır.

ii) Artıklar, belirlenen Hata Düzeyinin negatifinden küçük ise $\{e_i | e_i < -\dot{I}HD\}$ “Sınıf B” olarak sınıflandırılır.

iii) Artıklar, belirlenen Hata Düzeyine eşit veya küçük ve belirlenen Hata Düzeyinin negatifinden büyük veya eşit ise $\{e_i | -\dot{I}HD \leq e_i \leq \dot{I}HD \text{ veya } |e_i| \leq \dot{I}HD\}$ “Sınıf C” olarak sınıflandırılırlar.

Adım 3. Varsayım

Sınıflandırma işleminde;

Sınıf C, temel modelin ürettiği değerlerle gerçek değerlerin birbirinden farksız olduğunu veya bu sınıftaki hataların dikkate alınmayacak sınırlar içinde olduğunu,

Sınıf A, temel modelin gerçek değerlerin altında değerler ürettiğini,

Sınıf B, temel modelin gerçek değerlerin üzerinde değerler ürettiğini ifade etmektedir. Bundan sonra aşağıdaki varsayım yapılmaktadır;

Her sınıfı oluşturan değerler olduğu gibi alınır. Sınıfların dışındaki (başka sınıflara ait) değerler ise “sıfır” a eşitlenir ve sınıf genişliği temel modelin veri sayısı kadar veriden oluşur. Sınıf C, istenilen hata düzeyinin sınırları içindeki değerler olduğundan, bu sınıfın değerleri Sınıf B ve Sınıf A’ ya “sıfır” değeriyle katılırlar. Bu sınıf için başka herhangi bir işlem yapılmaz.

Başka bir ifadeyle; Sınıf B oluşturulurken bu sınıfa ait değerler olduğu gibi, Sınıf A’ ya ait değerler “sıfır” a eşitlenerek ve Sınıf C’ a ait değerler yine “sıfır” a eşitlenerek alınır. Böylece Sınıf B eşitlik 5.4’de belirtildiği gibi olacaktır.

$$\text{Sınıf B} = \begin{cases} \text{Eğer } e_i \in \text{Sınıf B} & \Rightarrow e_i = e_i \\ \text{değilse} & e_i = 0 \end{cases} \quad (5.4)$$

Aynı şekilde, Sınıf A oluşturulurken bu sınıfa ait değerler olduğu gibi, Sınıf B’ ye ait değerler “sıfır” a eşitlenerek ve Sınıf C’ ye ait değerler yine “sıfır” a eşitlenerek alınır. Son olarak Sınıf A eşitlik 5.5’de belirtildiği gibi olacaktır.

$$\text{Sınıf A} = \left\{ \begin{array}{ll} \text{Eğer } e_i \in \text{Sınıf A} & \Rightarrow e_i = e_i \\ \text{değilse} & e_i = 0 \end{array} \right\} \quad (5.5)$$

Bu varsayımın temelinde, temel modelin gerçek zaman serisi tahminlerinde zayıflıklarını ortaya çıkartarak, bu zayıflıkları güçlendirmeye yönelik bir süreci başlatmaktır. Bunu sağlayabilmek için ise zayıflıkları salt olarak belirlemek amacıyla farklı sınıf değerleri “sıfır” a eşitlenir. Bunun anlamı esasen, temel modelin gerçek zaman serisi değerlerini istenilen hata düzeyi sınırları içerisinde tam olarak tahmin ettiğini ifade etmektedir.

Adım 4. Doğrusal Olmayan Bileşen

3. Adımın sonunda oluşturulan iki Sınıf için bu adımda, ayrı ayrı her bir sınıf için artık tahminleri yapılmaktadır. Daha önce ifade edildiği gibi zaman serisinin altında yatan doğrusal veya doğrusal olmayan yapıların belirlenebilmesi oldukça zor olmaktadır.

Zhang [2]' in varsayımına göre temel olarak alınan model, doğrusal (ARIMA gibi) bir modeldir ve doğrusal modelin artıkları doğrusal olmayan bileşeni ifade etmektedir. Bu durumda akla gelen soru eğer doğrusal olmayan bir model temel olarak alınır ise artıkları doğrusal bileşeni gerçekten ifade eder mi? Veya Kullanılan doğrusal bir modelin yerine farklı bir doğrusal model kullanıldığında ilk modelin doğrusal olmayan olarak belirlediği artıklar yine doğrusal olmayan olarak kalabilecek midir?

Bu çalışma da Zhang [2]' in varsayımının tersinin doğru olmayabileceği, bu artıkların yine doğrusal ve doğrusal olmayan yapıların ikisini de kapsayabileceği gibi artıkların, ağırlıklı olarak doğrusal olmayan bileşen olabileceği düşünülmüştür. Ayrıca ilk doğrusal modelin, doğrusal olmayan olarak belirlediği artıklar, farklı, uygun bir başka doğrusal model tarafından doğrusal olmayan bileşen olarak belirlenemeyebilecektir. Bu nedenle, artıkların karma bir yapıya sahip olacağı varsayılarak doğrusal olmayan bir yöntem olan YSA' nın kullanılması uygun görülmüştür.

Daha önce orijinal zaman serisinin (Y_t) belirli kurallara göre eğitim ve test seti olarak ikiye ayrıldığı ifade edilmişti. Aynı şekilde bu iki sınıfta, Y_t için belirlenen

eđitim seti aralıđı eđitim seti olarak, test seti aralıđı test seti olarak alınmaktadır. Ancak burada test seti geniřliđi aynı kalırken, eđitim seti geniřliđi temel modelin artık deđerleri kullanıldıđından dolayı azalacaktır.

Bu alıřmada ve Literatürde incelenen ve karřılařtırma amalı belirlenen diđer modeller gibi 1 basamak ilerlemeli tahmin modeli üzerine alıřılmıřtır. Ancak önerilen bu model ok basamak ilerlemeli tahmin iin de uygundur. Bu nedenle test setinde, temel alınan model 1 basamak ilerlemeli tahminler yaptırılarak ilerletilir, artık deđerlerinin her biri hesaplatılarak 2. Adımdaki Sınıflandırma ve 3. Adımdaki Varsayım uygulanır. Böylece Sınıf B ve Sınıf A iin test seti girdileri oluřturulur. Bundan sonra her iki sınıf ayrı olarak eđitim seti ile eđitilir.

- Sınıf B iin kendi iindeki gecikmeler giriř olmak üzere, uygun YSA mimarisi (MLP) kullanılarak eđitim iřlemi yapılmaktadır. Sınıf B' yi oluřturan artıklar n gecikme iin YSA' ya řu řekilde girmektedirler:

$$\hat{N}_{SB(t+1)} = e_{SB(t+1)} = f(e_{SB(t)}, e_{SB(t-1)}, e_{SB(t-2)}, \dots, e_{SB(t-n)}) + \varepsilon_{SB(t+1)} \quad (5.6)$$

- Sınıf A iin kendi iindeki gecikmeler giriř olmak üzere, YSA' da MLP kullanılarak eđitim iřlemi yapılmaktadır. Sınıf A' yi oluřturan artıklar n gecikme iin YSA' ya řu řekilde girmektedirler:

$$\hat{N}_{SA(t+1)} = e_{SA(t+1)} = f(e_{SA(t)}, e_{SA(t-1)}, e_{SA(t-2)}, \dots, e_{SA(t-n)}) + \varepsilon_{SA(t+1)} \quad (5.7)$$

Her iki sınıfın performansının incelenebilmesi iin elde edilen iki modelin test setine uygulanması gerekmektedir. Test setinde Sınıf B ve Sınıf A isimli iki model uygulanırken, eđitimden elde edilen tüm nöronların ađırlık ve eřik deđerleri kullanılmaktadır ve test setinde bunlar güncellenmemektedir. Her iki Sınıf iin yapılan eđitimlerden sonra eřitlik 5.8 ve eřitlik 5.9 kullanılarak hibrit modelin ayrı ayrı test setleri tahmin deđerleri bulunur.

t+1 dönemine ait Sınıf B iin hibrit (melez) modelin tahmini;

$$\hat{Y}_{Hibrit(t+1)} = \hat{M}_{T(t+1)} + \hat{N}_{SB(t+1)} \quad (5.8)$$

t+1 dönemine ait Sınıf A için hibrit (melez) modelin tahmini;

$$\hat{Y}_{Hibrit(t+1)} = \hat{M}_{T(t+1)} + \hat{N}_{SA(t+1)} \quad (5.9)$$

Burada \hat{Y}_{t+1} zaman serisinin t+1 anındaki hibrit modelin tahmin değerini, $\hat{M}_{T(t+1)}$ temel modelin t+1 anındaki tahmini ve $\hat{N}_{SB(t+1)}$ ve $\hat{N}_{SA(t+1)}$ yakınsama faktörü olarak YSA' dan tahmin edilen t+1 anı için hata değerleridir. Bu hata değerleri temel modele eklenmek suretiyle yeni tahmin değerleri hesaplanmaktadır. Burada Sınıf A, İHD değerinin üzerinde pozitif değerlerden oluşmuş artık değerler ve Sınıf B, İHD değerinin altında negatif değerli artıklar olmak üzere hibrit model tahminleri temel model tahminlerinin yukarısında ve aşağısında kalacaktır. Örneğin, Sınıf A bileşenli hibrit model genel olarak pozitif artık değerleri içereceğinden ve hibrit model tahmini eşitlik 5.9' daki gibi hesaplandığından hibrit model tahminleri genel olarak temel model tahminlerine eşit veya üzerinde olacaktır. Aynı şekilde, Sınıf B bileşenli hibrit model eşitlik 5.8' deki gibi hesaplanmaktadır ve doğrusal olmayan bileşeni $\hat{N}_{SB(t+1)}$, genel olarak negatif artık değerlerinden oluşacaktır. Dolayısıyla hibrit model tahminleri temel model tahminlerine eşit veya aşağısında kalacaktır.

Daha sonra hibrit modellerin hata değerleri tek tek aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$e_{t+1} = Y_{t+1} - \hat{Y}_{Hibrit(t+1)} \quad (5.10)$$

İki sınıf için Bölüm 3.3.6' da belirtilen, test setinde uygulanacak performans ölçütleri kullanılabilir. Son olarak Sınıf B bileşenli Hibrit model ve Sınıf A bileşenli Hibrit modellerin kendi içlerinde YSA' da en iyi yapıları belirlenir.

Adım 5. Hibrit (Melez) Model Tahmini

Adım 4' ten elde edilen en iyi yapılar yine daha önce ifade edilen performans ölçütleriyle kıyaslanır. Bu performans ölçütleriyle hibrit modelde kullanılacak sınıf bileşeni için karar verilmektedir. Bu aşamada örneğin MSE performans ölçütü olarak seçilmiş ise Enk MSE= {Sınıf A Bileşenli Hibrit Model, Sınıf B Bileşenli Hibrit

Model} ile performans deęeri en iyi olan sınıf bileşenli model için karar verilmektedir. En iyi olarak seçilen sınıf bileşenli model, zaman serisinde tahmin için kullanılmaktadır. Geleceęe yönelik tahmin yapılırken, hangi model seçildiyse o modele ait eşitlik (5.8 veya 5.9) kullanılmaktadır.

Orijinal zaman serisinin ana eğilimi dışında mevcut eğilimi hangi sınıf ağırlıklıysa o sınıfa ait hibrit model, diğerine göre daha iyi bir performans gösterecek ve modelden elde edilen artık tahmin değerlerinin temel modele eklenmesiyle gerçek değerlere doğru yakınsayacaktır. Seçilen model bu özelliğinden dolayı yapılacak gelecek tahminlerinde oldukça başarılı sonuçlar verebilecektir. Eğer mevcut eğilim Sınıf C kategorisine uyumluysa o zaman temel model dışında herhangi bir modelin kullanılması mantıklı olmayacaktır.

6. UYGULAMALAR

Bu bölümde, Zhang [2] ve Khashei et al., [17]' nin Literatürde iyi bilinen ve sıkça kullanıldığını belirttiği Wolf' un Güneş Lekeleri, Kanada Vahşi Kedi sayıları (Lynx), ilk uygulamaları Brown ve Box-Jenkis tarafından yapılan [32] Havayolu Yolcu sayıları, Babu and Reddy [30]' nin önerdikleri hibrit (melez) Model üzerinde çalıştıkları Avustralya New South Wales bölgesine ait saatlik Elektrik Fiyatları ve Türkiye Buğday Verimliliği veri setleri, önerilen modelin etkinliğini ve uygunluğunu göstermek amacıyla kullanılmıştır.

Uygulamada tüm zaman serileri için ARIMA uygulamaları 1 basamak ilerlemeli olarak yapılmıştır. Bu şekilde yapılmasının nedeni kıyaslanacak diğer hibrit modellerin de aynı yöntemi uygulamasından dolayıdır. Türkiye Buğday Verimliliği'nde daha önce yapılmış bir çalışma olmadığından bu veri seti için de aynı yöntem deneysel olarak uygulanmıştır. Literatürde genel olarak, Güneş Lekeleri ve Vahşi Kedi Sayılarına dair zaman serileri üzerinde kurulan hibrit modeller, Zhang [2]' in yapmış olduğu çalışmanın adımları ve sonuçlarını baz almaktadırlar. Bu çalışmada da bu adımlar izlenmiş ve sonuçları temel alınmıştır.

Güneş Lekeleri, Vahşi Kedi sayıları, Elektrik Fiyatları ve Havayolu Yolcu Sayılarına ait verilerde yapılan eğitim ve test seti genişlikleri, bu çalışmada da Literatür çalışmalarında belirlendiği gibi yapılmıştır. Literatürde eğitim ve test setlerinin belirlenmesinde çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Bu yaklaşımlardan birisi olan tüm veri setinin %80'i eğitim, %20'si test seti olarak belirlenmesi Türkiye Buğday Verimliliği'nde uygulanmıştır.

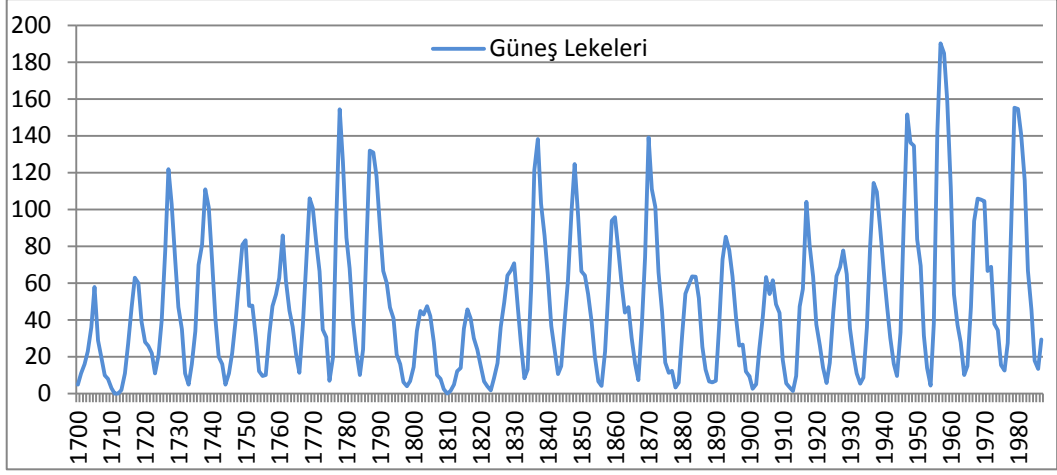
Çizelge 6.1, her bir zaman serisinin, eğitim ve test seti olmak üzere iki bölüme ayrıldığını göstermektedir. Ayrıca çalışmada ele alınan zaman serileri hakkında çeşitli özetleyici bilgiler sunmaktadır. Eğitim seti sadece model geliştirmek için kullanılırken, test seti kurulan modeli değerlendirmek için kullanılmaktadır [2].

Çizelge 6.1 Veri Setleri Kompozisyonları

SERİLER	ÖRNEK GENİŞLİĞİ	DÖNÜŞÜM	EĞİTİM SETİ (GENİŞLİĞİ)	TEST SETİ (GENİŞLİĞİ)
Güneş Lekeleri (Sunspot)	288 (Yıllık)	Herhangi bir dönüşüm yok	1700-1920 (221)	1921-1987 (67)
Vahşi Kedi Sayısı (LYNX)	114 (Yıllık)	Log10	1821-1920 (100)	1921-1934 (14)
Avustralya Elektrik Fiyatları	744 (Saatlik)	Herhangi bir dönüşüm yok	1-30 Mayıs 2013 (720)	31 Mayıs 2013 (24)
Havayolu Yolcu Sayıları	144 (Aylık)	Ln	1949-1959 (132)	1960 (12)
Türkiye Buğday Verimliliği	76 (Yıllık)	Herhangi bir dönüşüm yok	1938-1998 (61)	1999-2013 (15)

6.1 Güneş Lekeleri (Wolf's Sun Spot)

Güneş lekeleri endeksi ve uzun dönemli Güneş gözlemleri [33] (<http://www.sidc.be/silso/datafiles>)'nden elde edilen ve çalışmada ele alınan Güneş lekelerine dair yıllık zaman serisi 1700 yılından 1987 yılına kadar ki toplam 288 gözlemden oluşmaktadır. Bu veri setinin sözü edilen yıllar arasındaki kapsamı, Literatür çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu veri seti doğrusal olmayan ve Gauss dağılmamış olarak kabul edilir ve genellikle doğrusal olmayan modellerin etkinliğini değerlendirmek için kullanılır [2]. Güneş Lekeleri aktiviteleri jeofizikçiler, çevre bilimciler ve klimatologlar için pratik önem teşkil etmektedir [17]. Şekil 6.1, Güneş Lekelerinin yıllar itibarıyla oluşturduğu deseni göstermektedir. Şekilde zaman serisinin ortalama 11 yıllık döngüsel bir desen oluşturduğu görülmektedir [2]. Literatürde daha önce yapılan çalışmalarda olduğu gibi zaman serisi, eğitim seti 1700-1920 yıllarını kapsayacak şekilde toplam 221 gözlemden oluşurken, test seti 1921-1987 yıllarını kapsayacak şekilde toplam 67 gözlemden oluşturulmuştur. Test setinde ilk 35 yıllık bölüm ayrıca analiz edilmiştir. Yine, daha önce yapılan çalışmalarda olduğu gibi bu çalışmada da veri üzerinde herhangi bir dönüşüm gerçekleştirilmemiştir.



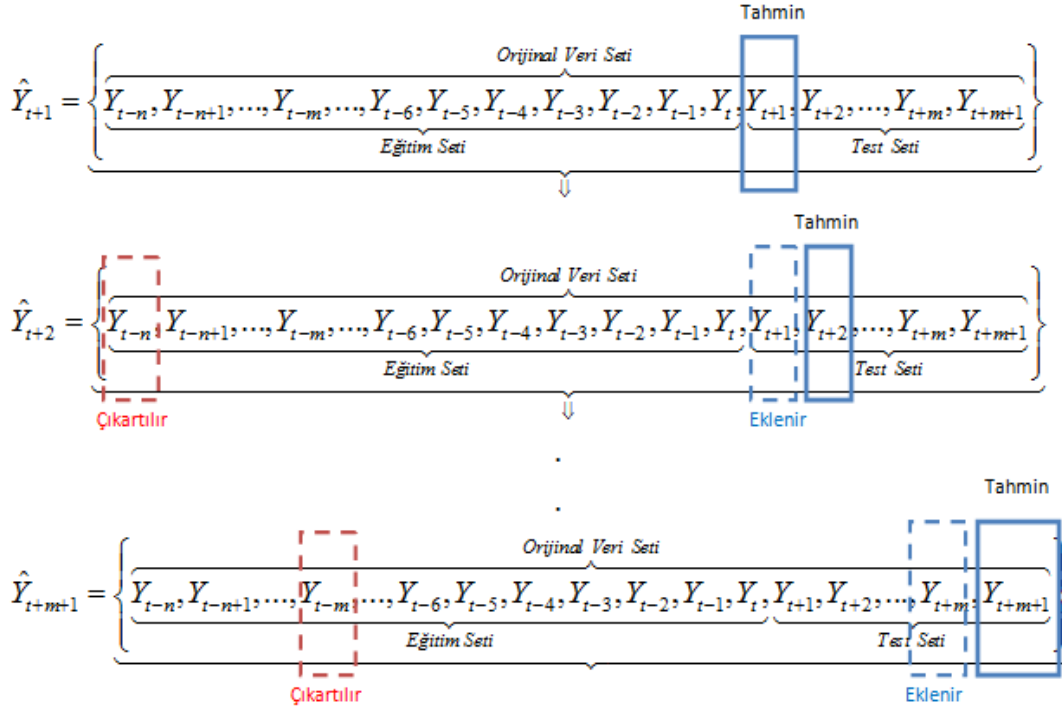
Şekil 6.1 Güneş Lekeleri Serisi (1700-1987)

Literatürde; Zhang [2], Khashei et al., [3]; [31]; [17] gibi araştırmacıların önerdikleri hibrit modellerini bu zaman serisi üzerinde uygularken aşağıdaki adımları izlemişlerdir.

- i) Literatürde, Subba Rao ve Gabr gibi araştırmacıların çalışmalarından elde edilen sonuçları baz alarak bu zaman serisi için artık analizleri sonucunda, tüm ARIMA modelleri arasında en uygun modelin AR(9) olduğunu ifade etmişler [2] ve buradan hareketle 1-Basamak İlerlemeli AR(9) modelini uygulamışlardır.
- ii) Literatürde bu zaman serisi için Cottrell et al., [34]' in uygulamasını yaptıkları Yapay Sinir Ağı yapısı olan; 4 giriş, tek gizli katmanda 4 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapıdan (N^{4-4-1}) bahsetmişlerdir ve daha sonra Zhang [2]' in bu yapıyla elde ettiği sonuçları kullanmışlardır.
- iii) Önerdikleri ARIMA-YSA hibrit modelini uygulamışlardır.

Bu çalışmada da bu adımlar izlenmiş, üçüncü adımda önerilen hibrit model uygulaması yapılmıştır.

6.1.1 Bir basamak ilerlemeli AR (9) veri seti uygulaması



Şekil 6.2 1-Basamak İlerlemeli ARIMA Modeli
(Zhou and Hu [24]' dan değiştirilerek)

Eğitim setini oluşturan 221 gözlem üzerinde matematiksel ifadesi 6.1 eşitliğinde verilen AR(9) modeli uygulanmıştır. Eşitlikte ϕ_i ($i=1,2,3,\dots,9$) modelin parametrelerini e_{t+1} , rastsal hatayı ve \hat{Y}_{t+1} , t+1 dönemine ait tahmin değerini, Y_{t-j} ($j=0,1,2,\dots,8$) zaman serisinin gerçek değerlerini ve θ_0 modelin sabit terimini ifade etmektedir. Bu ifade bir sonraki tahmin değerinin sıralı olarak son 9 gecikmenin ağırlıklandırılmış ve sabit terimin toplamına eşit olacağını belirtmektedir. Buradan anlaşılacağı gibi veri setinin ilk 9 gözlemi için tahmin değeri elde edilemeyecek, 10'ncü gözlemden itibaren AR(9) tahminleri üretilmeye başlanacaktır. Böylelikle 9 gözlem kaybı meydana gelecektir. En son olarak elde edilen sonuç, test setinin ilk değerinin yani 1921 yılının tahmin değeri olacaktır.

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+1} = & \phi_1 Y_t + \phi_2 Y_{t-1} + \phi_3 Y_{t-2} + \phi_4 Y_{t-3} + \phi_5 Y_{t-4} \\ & + \phi_6 Y_{t-5} + \phi_7 Y_{t-6} + \phi_8 Y_{t-7} + \phi_9 Y_{t-8} + \theta_0 + e_{t+1} \end{aligned} \quad (6.1)$$

Bu ilk uygulama sonucunda elde edilen AR(9) modeline dair sabit terim ve katsayılar sabit tutularak bundan sonraki işlemler Şekil 6.2' deki biçimde gözlem sayısı değiştirilmeden ilerletilir ve test setinin son gözlem değerinin tahmini yapılabildiği kadar devam ettirilir. SPSS paket programı kullanılarak elde edilen gecikmelere dair katsayılar ve sabit terim Çizelge 6.2' de gösterilmiştir.

Çizelge 6.2 Güneş Lekeleri AR(9) Modeli Katsayıları

Parametre	Gecikme	Parametre Tahmin Değeri
ϕ_1	1	1.205
ϕ_2	2	-0.451
ϕ_3	3	-0.133
ϕ_4	4	0.15
ϕ_5	5	-0.134
ϕ_6	6	0.058
ϕ_7	7	-0.056
ϕ_8	8	0.069
ϕ_9	9	0.113
	Sabit	42.141

Yazılım programları AR tipindeki modellerde Çizelge 6.2' deki sabit terimi kullanmamaktadır. Bunun yerine ortalama kullanılmakta ve modele dâhil edilmektedir. Ortalama; sabit terim gibi alınır, yazılım tarafından diğer parametrelerle birlikte tahmin edilir ve model uydurma sonuçlarında t-istatistiği, standart hata vb. ile birlikte rapor edilir. Model, otoregresif (AR) içermiyorsa ortalama ile sabit terim aynıdır [35]. Sabit terim, eşitlik 6.2 ile hesaplanır ve modele dâhil edilmektedir. Burada durağanlaştırılmış serinin ortalamadan sapmaları, Regresyon eşitliğinin eğim kesim formuna dönüştürülmektedir [35].

$$\theta_0 = \text{Ortalama} * (1 - \text{AR Katsayıları Toplamı}) \quad (6.2)$$

Uygulamada, eğitim setinin gözlem değerlerinin ortalaması alınmış ve AR katsayıları toplamı hesaplanarak 6.2 eşitliğiyle sabit terim tekrar hesaplanmıştır.

Buna göre yeni sabit terim 7.78156 olarak bulunmuştur. Son olarak Güneş Lekeleri zaman serisinin AR(9) modelinin açık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilmektedir.

$$\hat{Y}_{t+1} = (1.205)Y_t + (-0.451)Y_{t-1} + (-0.133)Y_{t-2} + (0.15)Y_{t-3} + (-0.134)Y_{t-4} + (0.058)Y_{t-5} + (-0.056)Y_{t-6} + (0.069)Y_{t-7} + (0.113)Y_{t-8} + 7.78156 \quad (6.3)$$

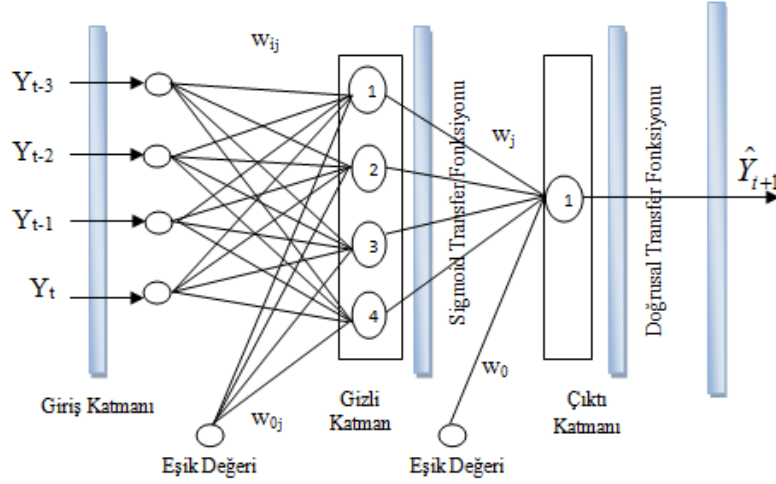
Bu model kullanılarak ele alınan 1700-1987 yılları dışında 1988 yılı ya da 289'uncu gözlem için tahmin değeri elde edilmek istenirse, eşitlik 6.3'de Çizelge 6.3' de verilen her bir gecikme değeri kullanılarak $\hat{Y}_{289} = \hat{M}_{T(289)} = 59.76$ bulunmaktadır.

Çizelge 6.3 1988 Yılı AR(9) Tahmini

NO	YIL	GECİKME	GÜNEŞ LEKELERİ
280	1979	Y_{t-8}	155.4
281	1980	Y_{t-7}	154.6
282	1981	Y_{t-6}	140.5
283	1982	Y_{t-5}	115.9
284	1983	Y_{t-4}	66.8
285	1984	Y_{t-3}	45.7
286	1985	Y_{t-2}	18.0
287	1986	Y_{t-1}	13.4
288	1987	Y_t	29.4
289	1988	\hat{Y}_{t+1}	$\hat{Y}_{t+1} = 59.76$

6.1.2 Yapay sinir ağları uygulaması

Daha önce ifade edildiği gibi Literatürde, bu zaman serisi için araştırmacıların kullandıkları Sinir Ağı modeli olarak 4 gecikmeli giriş, tek gizli katmanda 4 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapı (N^{4-4-1}) kullanılmıştır. Öğrenme algoritması ise Literatürden farklı olarak geri yayılım (BP) yerine Levenberg- Marquardt (LM) seçilmiştir. Algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon (Transfer) fonksiyonları, ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Uygulama MATLAB Toolbox üzerinde yapılmıştır. Modelin mimarisi Şekil 6.3' de gösterilmiştir.



Şekil 6.3 Güneş Lekeleri N^{4-4-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde Y_{t-i} ($i=0, 1, 2, 3$) Güneş Lekeleri serisinde gecikmeleri göstermektedir. Güneş Lekeleri serisi toplam 288 gözlemden oluşmaktadır ve bu yapıda kullanılan 4 gecikme nedeniyle tahmin sonuçları 5'nci gözlemden itibaren başlamaktadır. Bu durumda 4 gözlem kaybı olacaktır. w_{ij} , giriş katmanı ile gizli katman arasındaki sinaptik ağırlıkları gösterirken, w_j gizli katmanla çıktı katmanı arasındaki sinaptik ağırlıkları ifade etmektedir. \hat{Y}_{t+1} , sinir ağının $t+1$ 'nci dönem için tahmin değerini göstermektedir.

Sinaptik ağırlıklar ve eşik değerleri başlangıçta rastsal olarak belirlenir. İleri beslemeli ağ olan bu yapıda girişlerden çıkışa doğru sürekli bir akış bulunmaktadır. Katmanlarda bulunan nöronlarda transfer fonksiyonlarından geçirilerek bu işlem çıkış katmanına kadar devam eder. Çıkış katmanındaki nöronla birlikte ağın son çıkış değeri hesaplanır. Eğer bu çıkış, istenilen çıkış değerinden farklıysa LM algoritmasıyla birlikte hata ağ boyunca yayılır. Bu aşamada sinaptik ağırlıklar sürekli güncellenmektedir. Bu işlemler belirlenen sayıda işlem sayısına kadar veya istenilen hata oranına ulaşıncaya kadar devam etmektedir.

Şekil 6.3' te belirtilen ağ üzerinde yapılan bir çok deneme sonucunda en iyi deney seçilmiş ve deney sonucunda elde edilen ağa ait ağırlık ve eşik değerleri belirlenmiştir. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 1' de gösterilmiştir. Buna göre LM algoritması tarafından bulunan giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 3.9414 & 3.8332 & 22.2887 & -24.0011 \\ -0.35859 & 0.50734 & 1.1808 & -1.1567 \\ 0.77951 & -0.94364 & -2.837 & 2.0765 \\ 5.3264 & 7.037 & 3.9372 & 3.8697 \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

IW matrisi 4 satır ve 4 sütundan oluşan (4x4) bir matristir. 4 satır olmasının nedeni ağ yapısında 4 nöron bulunmasıdır. 4 sütunlu olmasının nedeni ise 4 girişe sahip olmasındandır. Bu matrister her bir satır, her bir nörona ait satır vektörünü ifade etmektedir.

$$IW = \begin{bmatrix} iw_{11} & iw_{12} & iw_{13} & iw_{14} \\ iw_{21} & iw_{22} & iw_{23} & iw_{24} \\ iw_{31} & iw_{32} & iw_{33} & iw_{34} \\ iw_{41} & iw_{42} & iw_{43} & iw_{44} \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Örneğin, eşitlik 6.5'de verilen matris için iw_{11} ifadesi, 1'nci nöronu 1'nci girişe bağlayan ağırlık değeridir. iw_{12} , 1'nci nöronu 2'nci girişe bağlayan ağırlık ve iw_{21} , 2'nci nöronu 1'nci girişe bağlayan ağırlık değerini ifade etmektedir.

Gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıklar, satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir. Tek bir satırdan oluşmasının nedeni çıkış katmanında yalnızca bir nöron bulunmasından, 4 sütunlu olması gizli katmanda 4 nöron bulunması nedeniyledir.

$$LW = [-0.33312 \quad -9.338 \quad -5.0855 \quad 0.36179] \quad (6.6)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 4.1227 \\ -0.43641 \\ 1.0195 \\ 15.4323 \end{bmatrix} \quad B2 = [6.9675] \quad (6.7)$$

B1 vektöründeki satırlar sırasıyla her bir nörona ait eşik değerlerini ifade ederken, B2 değeri sözü edilen katmanda bir nöron bulunduğundan yalnızca bir değerdir. Elde edilen bu sonuçlara göre tüm ağın matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi olacaktır. 3.4 eşitliğinin açık ifadesi olarak;

$$\begin{aligned}
v_1 &= iw_{11} * Y_{t-3} + iw_{12} * Y_{t-2} + iw_{13} * Y_{t-1} + iw_{14} * Y_t + b_1 \\
v_2 &= iw_{21} * Y_{t-3} + iw_{22} * Y_{t-2} + iw_{23} * Y_{t-1} + iw_{24} * Y_t + b_2 \\
v_3 &= iw_{31} * Y_{t-3} + iw_{32} * Y_{t-2} + iw_{33} * Y_{t-1} + iw_{34} * Y_t + b_3 \\
v_4 &= iw_{41} * Y_{t-3} + iw_{42} * Y_{t-2} + iw_{43} * Y_{t-1} + iw_{44} * Y_t + b_4
\end{aligned} \tag{6.8}$$

Gizli katmanda bulunan 4 nöron için çıktılar 3.13 eşitliğinin Sigmoid fonksiyonlu açılımı şeklinde olacaktır.

$$\begin{aligned}
F_1(v_1) &= \frac{1}{1 + \exp(-v_1)} \\
F_2(v_2) &= \frac{1}{1 + \exp(-v_2)} \\
F_3(v_3) &= \frac{1}{1 + \exp(-v_3)} \\
F_4(v_4) &= \frac{1}{1 + \exp(-v_4)}
\end{aligned} \tag{6.9}$$

Son olarak çıktı katmanı için;

$$v_5 = lw_{11} * F_1 + lw_{12} * F_2 + lw_{13} * F_3 + lw_{14} * F_4 + B2 \tag{6.10}$$

Eşitlik 6.10 hesaplanarak, Doğrusal fonksiyonlu aktivasyon fonksiyonundan (eşitlik 6.11) geçirilir.

$$F_5(v_5) = v_5 \tag{6.11}$$

Artık Güneş Lekeleri için bu modeli entegre edebiliriz.

$$\begin{aligned}
v_1 &= (3.9414)Y_{t-3} + (3.8332)Y_{t-2} + (22.2887)Y_{t-1} + (-24.0011)Y_t + 4.1227 \\
v_2 &= (-0.35859)Y_{t-3} + (0.50734)Y_{t-2} + (1.1808)Y_{t-1} + (-1.1567)Y_t + (-0.43641) \\
v_3 &= (0.77951)Y_{t-3} + (-0.94364)Y_{t-2} + (-2.837)Y_{t-1} + (2.0765)Y_t + 1.0195 \\
v_4 &= (5.3264)Y_{t-3} + (7.037)Y_{t-2} + (3.9372)Y_{t-1} + (3.8697)Y_t + 15.4323
\end{aligned} \tag{6.12}$$

Gizli katmanda bulunan nöronlar için çıktı hesapları eşitlik 6.9' da olduğu gibi yapılmaktadır. Çıktı katmanı için nöron cevabı eşitlik 6.13 ile hesaplanmaktadır.

$$v_5 = (-0.33312)F_1 + (-9.338)F_2 + (-5.0855)F_3 + (0.36179)F_4 + 6.9675 \quad (6.13)$$

$$F_5(v_5) = v_5$$

Son olarak YSA ile elde edilen Güneş Lekeleri modeli eşitlik 6.14 gibi olacaktır.

$$\hat{Y}_{t+1} = (-0.33312)F_1 + (-9.338)F_2 + (-5.0855)F_3 + (0.36179)F_4 + 6.9675 \quad (6.14)$$

6.1.3 Önerilen hibrit model uygulaması

Daha önce ifade edildiği gibi hibrit model, ilk olarak uygulanan temel modelin gerçek zaman serisinin mevcut eğilimindeki zayıflığını tespit ederek bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bileşenle birleştirmektedir.

1. Adım: Temel Modelin Uygulanması

Güneş Lekelerini temsilen oluşturulan temel model, doğrusal yapıya sahip AR(9) modelidir. Model, eşitlik 6.3' de gösterilmiştir.

2. Adım: Sınıflandırma

Hatırlanacağı gibi AR(9), ilk olarak zaman serisinin eğitim setine uygulanmış ve tahmin serisi 10'ncü gözlemden başlayarak bu setin en son gözlem değerine kadar oluşturulmuş ve test setinin ilk gözlem değeri tahmini yapılmıştı. Daha sonra AR(9) modeli test setinde diğer gözlemler içinde ilerletilerek tahmin yapılmaktadır. Burada 10'ncü gözlemden başlamak üzere eğitim seti ve test seti için eşitlik 5.3 kullanılarak artık serisi oluşturulur. Daha sonra eğitim setinin 3.19 eşitliği yardımıyla $MAD_{Eğitim}$ değeri hesaplanır. Bulunan $MAD_{Eğitim}$ değeri 10.596544'tür. Bu veri seti için İstenen Hata Düzeyi (İHD) $\%5MAD_{Eğitim}$ olarak alınmıştır. Buna göre İHD=0.52982 olarak bulunmuştur. Bu hata düzeyi ile her bir artık değeri Sınıf A, Sınıf B ve Sınıf C olarak sınıflandırılır.

3. Adım: Varsayım

Her bir sınıf oluşturulurken, bu sınıflara ait artık değerleri olduğu gibi alınır. Diğer sınıflara ait artık değerleri "sıfır" a eşitlenerek sınıflara dâhil edilir. Sınıf C, İHD sınırları içerisinde olduğundan bu sınıfın artık değerleri sifıra eşitlenerek Sınıf A ve Sınıf B' ye dâhil edilir. Ayrıca bu sınıf için bundan başka herhangi bir işlem

gerçekleştirilmez. Böylece elde edilen Sınıf B ve Sınıf A, temel modelin negatif ve pozitif artıkları olarak ayrı ayrı YSA' nın girdisi olmaktadır. Bu sınıflandırma hem eğitim hem de test setinde de yapılmaktadır.

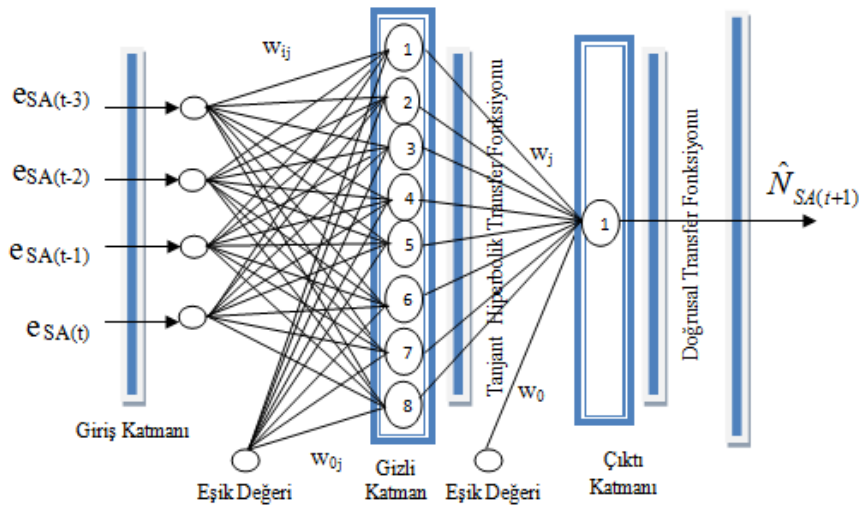
4. Adım: Doğrusal Olmayan Bileşen

Güneş Lekeleri zaman serisi için başta belirtilen eğitim ve test setleri genişlikleri bu sınıflarda da aynen geçerlidir. Her bir sınıf kendi verileriyle eğitilmekte ve kendi verileriyle test edilmektedir. Sınıf A ve Sınıf B için yapılan çeşitli deneyler sonucunda her iki sınıfın en iyi yapıları bulunmuştur.

i) Sınıf A Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.4'te gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 8 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 2' de gösterilmiştir.

Daha önce ifade edildiği gibi eğitim seti toplam 221 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan AR(9) modelinde 9 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 13 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 208 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.4 Sınıf A için N^{4-8-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SA(t-3)}$, $e_{SA(t-2)}$, $e_{SA(t-1)}$ ve $e_{SA(t)}$ Sınıf A' ya ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SA(t+1)}$, t+1'nci dönem için Sınıf A' da elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonları ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -1.1962 & 0.63182 & -2.0617 & 2.141 \\ -1.5506 & -0.46129 & 0.5114 & -1.2433 \\ -1.0345 & 3.4399 & 0.96827 & -1.5797 \\ 1.409 & -0.3412 & -0.60205 & -1.1296 \\ -1.225 & 0.20595 & -1.6743 & -1.4003 \\ -2.0403 & -1.7261 & -2.2973 & 0.3314 \\ 1.0883 & 0.23672 & -1.0607 & -2.1392 \\ -2.2192 & 1.5778 & 1.5794 & 2.0274 \end{bmatrix} \quad (6.15)$$

$$LW = [-0.20945 \quad 0.45997 \quad -0.060668 \quad -0.84809 \quad 0.47392 \quad -0.44241 \quad -0.86839 \quad -1.2141] \quad (6.16)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 2.0183 \\ 2.6101 \\ -0.42593 \\ 0.92952 \\ -1.3791 \\ -0.49217 \\ 1.4901 \\ -0.9128 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.73182] \quad (6.17)$$

Gizli katmandaki 8 nöronun doğrusal birleşimleri eşitlik 6.18 gibi olmaktadır.

$$\begin{aligned}
v_1 &= (-1.1962)e_{SA(t-3)} + (0.63182)e_{SA(t-2)} + (-2.0617)e_{SA(t-1)} + (2.141)e_{SA(t)} + 2.0183 \\
v_2 &= (-1.5506)e_{SA(t-3)} + (-0.46129)e_{SA(t-2)} + (0.5114)e_{SA(t-1)} + (-1.2433)e_{SA(t)} + 2.6101 \\
v_3 &= (-1.0345)e_{SA(t-3)} + (3.4399)e_{SA(t-2)} + (0.96827)e_{SA(t-1)} + (-1.5797)e_{SA(t)} - 0.42593 \\
v_4 &= (1.409)e_{SA(t-3)} + (-0.3412)e_{SA(t-2)} + (-0.60205)e_{SA(t-1)} + (-1.1296)e_{SA(t)} + 0.92952 \\
v_5 &= (-1.225)e_{SA(t-3)} + (0.20595)e_{SA(t-2)} + (-1.6743)e_{SA(t-1)} + (-1.4003)e_{SA(t)} - 1.3791 \\
v_6 &= (-2.0403)e_{SA(t-3)} + (-1.7261)e_{SA(t-2)} + (-2.2973)e_{SA(t-1)} + (0.3314)e_{SA(t)} - 0.49217 \\
v_7 &= (1.0883)e_{SA(t-3)} + (0.23672)e_{SA(t-2)} + (-1.0607)e_{SA(t-1)} + (-2.1392)e_{SA(t)} + 1.4901 \\
v_8 &= (-2.2192)e_{SA(t-3)} + (1.5778)e_{SA(t-2)} + (1.5794)e_{SA(t-1)} + (2.0274)e_{SA(t)} - 0.9128
\end{aligned} \tag{6.18}$$

v_i ($i=1,2,\dots,8$), değerleri Tanjant Hiperbolik transfer fonksiyonundan geçirilerek gizli katmandaki her bir nöronun çıktısı bulunur.

$$\begin{aligned}
F_1(v_1) &= \frac{\exp(v_1) - \exp(-v_1)}{\exp(v_1) + \exp(-v_1)} \\
F_2(v_2) &= \frac{\exp(v_2) - \exp(-v_2)}{\exp(v_2) + \exp(-v_2)} \\
&\cdot \\
&\cdot \\
F_8(v_8) &= \frac{\exp(v_8) - \exp(-v_8)}{\exp(v_8) + \exp(-v_8)}
\end{aligned} \tag{6.19}$$

Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$\begin{aligned}
v_9 &= (-0.20945)F_1 + (0.45997)F_2 + (-0.060668)F_3 + (-0.84809)F_4 + (0.47392)F_5 \\
&\quad + (-0.44241)F_6 + (-0.86839)F_7 + (-1.2141)F_8 - 0.73182 \\
F_9(v_9) &= v_9
\end{aligned} \tag{6.20}$$

Sınıf A için elde edilen eşitlik 6.21 olacaktır.

$$\begin{aligned}
\hat{N}_{SA(t+1)} = \hat{e}_{SA(t+1)} &= (-0.20945)F_1 + (0.45997)F_2 + (-0.060668)F_3 + (-0.84809)F_4 \\
&\quad + (0.47392)F_5 + (-0.44241)F_6 + (-0.86839)F_7 + (-1.2141)F_8 - 0.73182
\end{aligned} \tag{6.21}$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan AR(9) modeline eklenmektedir.

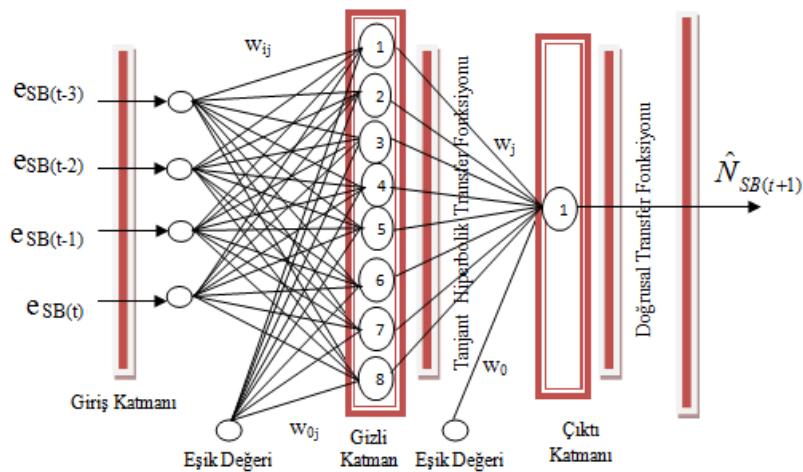
$$\hat{Y}_{Hibrit(t+1)} = \hat{M}_{T(t+1)} + \hat{N}_{SA(t+1)} \tag{6.22}$$

$\hat{M}_{T(t+1)}$, AR(9) modelinin t+1'nci dönem tahminini $\hat{N}_{SA(t+1)}$, YSA ile elde edilen t+1'nci dönem artık değeri tahmini ve \hat{Y}_{t+1} , t+1'nci dönem hibrit model tahminini ifade etmektedir. Sınıf A için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir. İki sınıfın kıyaslanmasında performans ölçütü olarak MSE ve MAD değerleri alınmıştır. Bulunan bu ölçütler daha sonra iki sınıfın kıyaslanmasında kullanılmıştır.

ii) Sınıf B Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nöron oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.5'te gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 8 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 3' de gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 221 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan AR(9) modelinde 9 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 13 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 208 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.5 Sınıf B için N^{4-8-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SB(t-3)}$, $e_{SB(t-2)}$, $e_{SB(t-1)}$ ve $e_{SB(t)}$ Sınıf B' ye ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SB(t+1)}$, t+1'nci dönem için Sınıf B' de elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -0.10444 & 3.7173 & -1.1263 & -1.352 \\ -2.1539 & 0.73989 & -0.85239 & -1.6457 \\ -0.78168 & -1.6349 & -0.80494 & 1.4066 \\ 0.74597 & -0.94331 & 0.73737 & -1.3575 \\ 2.7389 & 1.5839 & 2.9525 & -2.697 \\ 0.81441 & -1.5724 & 2.381 & 0.20231 \\ -2.2917 & 2.2154 & -1.7592 & -2.2766 \\ 1.2 & 2.3406 & -1.1248 & 4.8999 \end{bmatrix} \quad (6.23)$$

$$LW = [0.088176 \quad -1.1126 \quad -0.035645 \quad -0.26748 \quad 0.1251 \quad 0.28061 \quad 2.3677 \quad 0.21966] \quad (6.24)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 1.2806 \\ -2.0552 \\ 0.68559 \\ 1.3447 \\ 0.78253 \\ 0.36119 \\ -2.1966 \\ -1.1734 \end{bmatrix} \quad B2 = [1.7671] \quad (6.25)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.26 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SB(t-3)} + iw_{i2} * e_{SB(t-2)} + iw_{i3} * e_{SB(t-1)} + iw_{i4} * e_{SB(t)} + b_i \quad (6.26)$$

v_i ($i=1,2,\dots,8$), değerleri 6.26 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinden) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır.

$$F_i(v_i) = \frac{\exp(v_i) - \exp(-v_i)}{\exp(v_i) + \exp(-v_i)} \quad (6.27)$$

Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlikten bulunmuştur.

$$\begin{aligned} v_9 &= (0.088176)F_1 + (-1.1126)F_2 + (-0.035645)F_3 + (-0.26748)F_4 \\ &\quad + (0.1251)F_5 + (0.28061)F_6 + (2.3677)F_7 + (0.21966)F_8 + 1.7671 \quad (6.28) \\ F_9(v_9) &= v_9 \end{aligned}$$

Sınıf B için elde edilen doğrusal olmayan bileşenin modeli eşitlik 6.29 olmaktadır.

$$\begin{aligned} \hat{N}_{SB(t+1)} = \hat{e}_{SB(t+1)} &= (0.088176)F_1 + (-1.1126)F_2 + (-0.035645)F_3 + (-0.26748)F_4 \\ &\quad + (0.1251)F_5 + (0.28061)F_6 + (2.3677)F_7 + (0.21966)F_8 + 1.7671 \quad (6.29) \end{aligned}$$

Tahmin edilen artık değeri daha önce uygulaması yapılan AR(9) modeline eklenmektedir.

$$\hat{Y}_{Hibrit(t+1)} = \hat{M}_{T(t+1)} + \hat{N}_{SB(t+1)} \quad (6.30)$$

$\hat{M}_{T(t+1)}$, AR(9) modelinin t+1'nci dönem tahminini $\hat{N}_{SB(t+1)}$, YSA ile elde edilen Sınıf B t+1'nci dönem artık değeri tahmini ve $\hat{Y}_{Hibrit(t+1)}$, t+1'nci dönem hibrit model tahminini ifade etmektedir. Sınıf B için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

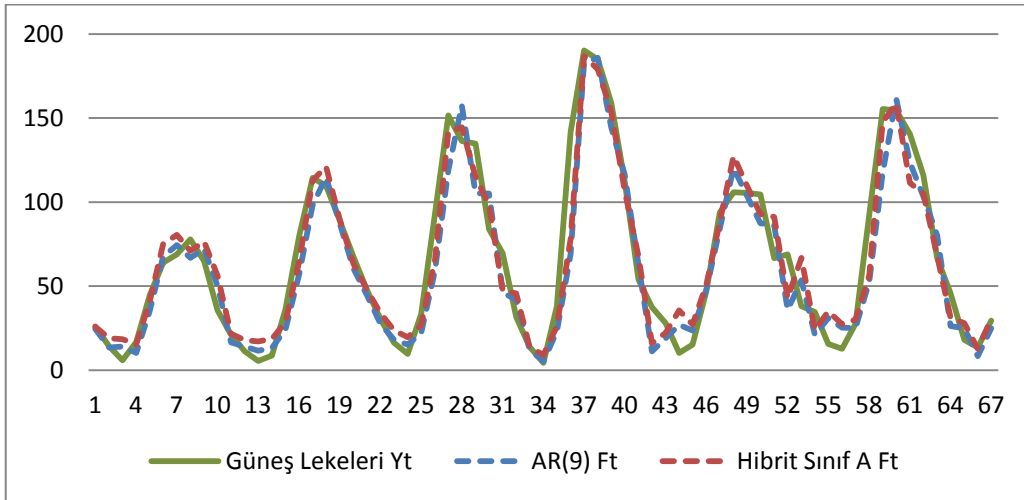
5. Adım Hibrit (Melez) Model Tahmini

Bu adımda AR(9) modelinin zaman serisinin mevcut eğiliminde zayıf kaldığı kısmı belirlemek için iki sınıfın MAD ve MSE değerleri kıyaslanmıştır. Sözü edilen bu ölçütler başlangıçta belirtilen test setinden (1921-1987 yılları arası) hesaplanmıştır. İki sınıfın performanslarına dair bilgiler Çizelge 6.4' te verilmiştir.

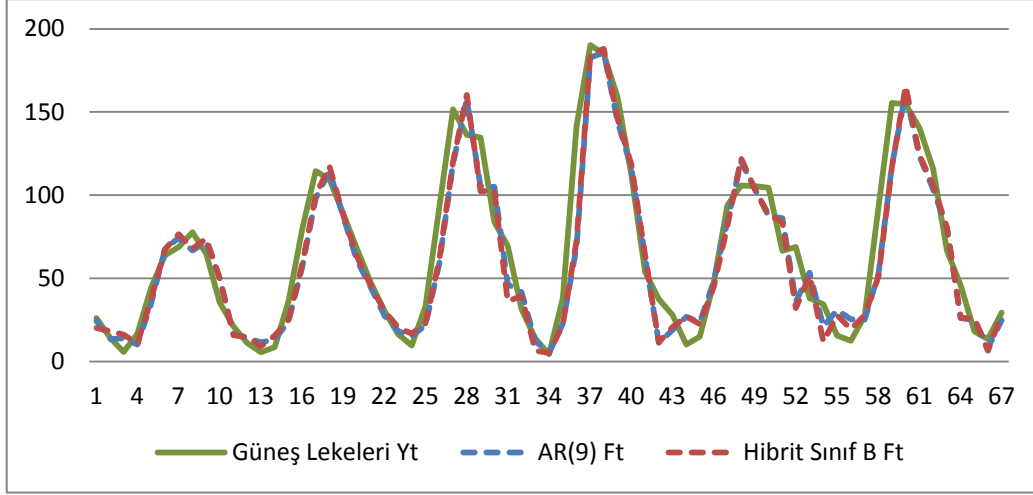
Çizelge 6.4 Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması
(35 Gözlem ve 67 Gözlem)

	35 Yıllık Periyot		67 Yıllık Periyot	
	MSE	MAD	MSE	MAD
SINIF B Bileşenli Hibrit	208.771761	11.005907	314.762	13.059789
SINIF A Bileşenli Hibrit	123.671221	8.945088	240.896107	11.416494

Bu durumda $Enk_{(MSE,MAD)} = \{(240.896107, 11.416494), (314.762, 13.059789)\}$ karar yapısı ele alınmış ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Modelin uygunluğuna karar verilmiştir. Elde edilen sonuçlardan anlaşılacağı gibi AR(9) modeli mevcut eğilimde genel itibariyle gerçek gözlemlerin altında kalmaktadır. Sınıf A bileşeni, bu modeli gerçek gözlemlere yakınsatarak daha etkin bir tahmin performansı sunmaktadır. Ancak Sınıf B bileşeni, AR(9) modelini gerçek değerlerden uzaklaştırmaktadır. Hibrit modeller ve temel alınan AR(9) modelinin durumları Şekil 6.6 ve Şekil 6.7’ de gösterilmiştir. Bu durumda temsili hibrit model Sınıf A bileşenli olmaktadır.



Şekil 6.6 AR(9) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (67 Gözlem)

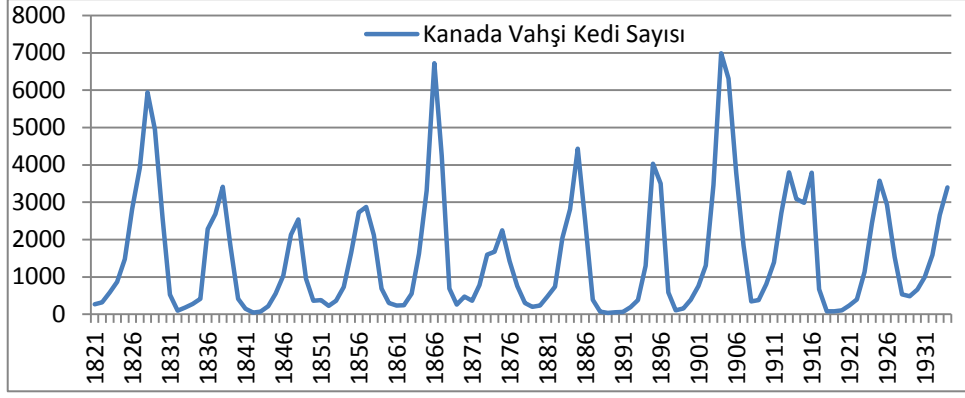


Şekil 6.7 AR(9) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (67 Gözlem)

Güneş Lekeleri için yapılan ilk uygulama olan AR(9) modeliyle 289'uncu veya 1988 yılı tahmini $\hat{Y}_{289} = \hat{M}_{T(289)} = 59.76$ olarak bulunmuştu. Sınıf A bileşeninin aynı yıl için verdiği sonuç $\hat{N}_{SA(t+1)} = 2.5667$ ' dir. Hibrit modelin aynı yıl için vereceği tahmin ise eşitlik 6.22 ile hesaplanmış ve $\hat{Y}_{Hibrit(289)} = 62.32346$ olarak bulunmuştur.

6.2 Kanada Vahşi Kedi Sayıları (LYNX)

Kuzey Kanada' nın Mackenzie Nehri dolaylarında her yıl yakalanan Vahşi Kedi sayısını içeren bir veri setidir. R-Project gibi çeşitli istatistiksel paket programlarında eğitim amaçlı bulunmaktadır. Bu veri seti R programının veri tabanından temin edilmiştir. 1821 yılı ile 1934 yıllarını içeren toplam 114 gözlemden oluşan yıllık zaman serisidir. Veri setinin bu yıllar içerisinde alınması Literatür çalışmalarında sıklıkla kullanılmasından dolayıdır. Şekil 6.8, yıllık yakalanan Vahşi Kedi sayısını göstermekte olup yaklaşık 10 yıllık periyodik bir yapıya sahiptir [2]. Literatürde yapılan diğer çalışmalarda olduğu gibi bu çalışmada da veri seti logaritma 10 tabanında dönüşüm yapılarak analizler gerçekleştirilmiş, eğitim seti 1821-1920 yıllarını kapsayacak şekilde toplam 100 gözlemden oluşturulmuş ve test seti 1921-1934 yıllarını kapsayan toplam 14 gözlemden belirlenmiştir.



Şekil 6.8 Kanada Vahşi Kedi Sayısı (1821-1934)

Literatürde; Zhang [2], Khashei et al., [3]; [31]; [17] gibi araştırmacıların önerdikleri hibrit modellerini bu zaman serisi üzerinde uygularken aşağıdaki adımları izlemişlerdir.

- i) Literatürde, Subba Rao ve Gabr gibi araştırmacıların çalışmalarından elde edilen sonuçları baz alarak bu zaman serisi için artık analizleri sonucunda, tüm ARIMA modelleri arasında en uygun modelin AR(12) modeli olduğunu ifade etmişler [2] ve buradan hareketle 1-Basamak İlerlemeli AR(12) modelini uygulamışlardır.
- ii) Sinir Ağı modeli olarak Zhang [2]' in bu zaman serisi için kullandığı 7 giriş, tek gizli katmanda 5 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapıdan (N^{7-5-1}) bahsetmişler ve sonuçlarını baz almışlardır.
- iii) Önerdikleri ARIMA-YSA hibrit modelini uygulamışlardır.

Bu çalışmada da bu adımlar izlenmiş, üçüncü adımda önerilen hibrit model uygulaması yapılmıştır.

6.2.1 Bir basamak ilerlemeli AR (12) veri seti uygulaması

Eğitim setini oluşturan 100 gözlem üzerinde matematiksel ifadesi 6.31 eşitliğinde verilen AR(12) modeli uygulanmıştır.

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{t+1} = & \phi_1 Y_t + \phi_2 Y_{t-1} + \phi_3 Y_{t-2} + \phi_4 Y_{t-3} + \phi_5 Y_{t-4} + \phi_6 Y_{t-5} + \phi_7 Y_{t-6} \\ & + \phi_8 Y_{t-7} + \phi_9 Y_{t-8} + \phi_{10} Y_{t-9} + \phi_{11} Y_{t-10} + \phi_{12} Y_{t-11} + \theta_0 + e_{t+1}\end{aligned}\quad (6.31)$$

Eşitlikte ϕ_i ($i=1,2,3,\dots,12$) modelin parametrelerini e_{t+1} , rastsal hatayı ve \hat{Y}_{t+1} $t+1$ 'nci döneme ait tahmin değerini, Y_{t-j} ($j=0,1,2,\dots,11$) zaman serisinin gerçek değerlerini, θ_0 modelin sabit terimini ifade etmektedir. Bu ifade bir sonraki tahmin değerinin sıralı olarak son 12 gecikmenin ağırlıklandırılmış ve sabit terimin toplamına eşit olacağını belirtmektedir. Buradan anlaşılacağı gibi veri setinin ilk 12 gözlemi için tahmin değeri elde edilemeyecek, 13'üncü gözlemden itibaren AR(12) tahminleri üretilmeye başlanacaktır. Bu durumda 12 gözlem kaybı olmaktadır. Bu ilk uygulama sonucunda test setinin 1921 yılının tahmin değeri üretilecektir. Bundan sonra AR(12) modelinin elde edilen sabit terim ve katsayıları sabit tutularak Şekil 6.2' deki gibi gözlem sayısı değiştirilmeden ilerletilir. Test setinin son gözlem değeri için tahmin yapılır ve durulur. SPSS paket programı kullanılarak elde edilen gecikmelere dair katsayılar ve sabit terim Çizelge 6.5' te gösterilmiştir.

Çizelge 6.5 Vahşi Kedi Sayıları AR(12) Modeli Katsayıları

Parametre	Gecikme	Parametre Tahmin Değeri
ϕ_1	1	1.104
ϕ_2	2	-0.527
ϕ_3	3	0.345
ϕ_4	4	-0.396
ϕ_5	5	0.255
ϕ_6	6	-0.192
ϕ_7	7	0.105
ϕ_8	8	-0.144
ϕ_9	9	0.245
ϕ_{10}	10	0.11
ϕ_{11}	11	-0.144
ϕ_{12}	12	-0.183
	Sabit	2.873

Model, AR otoregresif yapıda olduğundan dolayı, Çizelge 6.5' deki sabit terim daha önce ifade edildiği gibi, Yazılım programı tarafından kullanılmamakta ve bunun yerine eşitlik 6.2' de verilen formül yardımıyla hesaplanıp modele eklenmektedir. Uygulamada, eğitim setinin gözlem değerlerinin ortalaması alınmış ve AR katsayıları toplamı hesaplanarak sabit terim eşitlik 6.2 kullanılarak tekrar hesaplanmıştır. Buna göre yeni sabit terim 1.21546 olarak bulunmuştur. Son olarak Vahşi Kedi zaman serisinin AR(12) Modelinin açık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilmektedir.

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+1} = & (1.104)Y_t + (-0.527)Y_{t-1} + (0.345)Y_{t-2} + (-0.396)Y_{t-3} + (0.255)Y_{t-4} \\ & + (-0.192)Y_{t-5} + (0.105)Y_{t-6} + (-0.144)Y_{t-7} + (0.245)Y_{t-8} + (0.11)Y_{t-9} \\ & + (-0.144)Y_{t-10} + (-0.183)Y_{t-11} + 1.21546 \end{aligned} \quad (6.32)$$

Bu model kullanılarak ele alınan 1821-1934 yılları dışında 1935 yılı ya da 115'nci gözlem için tahmin değeri elde edilmek istenirse, eşitlik 6.32' de Çizelge 6.6' da

verilen her bir gecikme değeri kullanılarak $\hat{Y}_{115} = \hat{M}_{T(115)} = 3.450189$ bulunmaktadır.

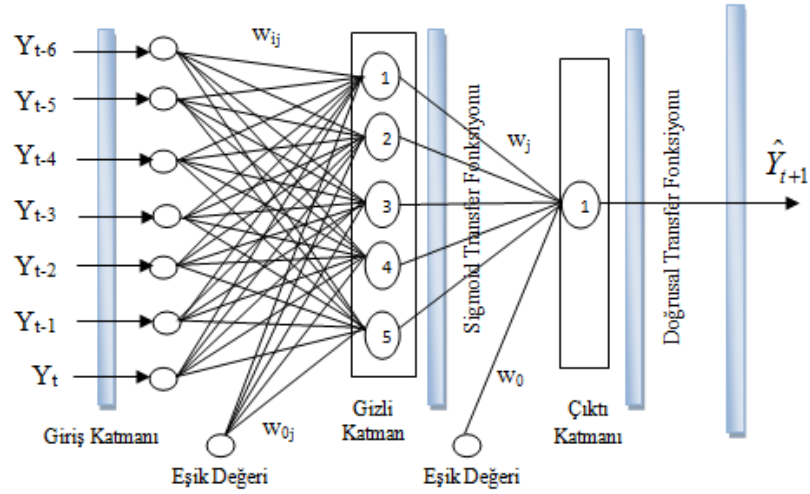
Çizelge 6.6 1935 Yılı AR(12) Tahmini

NO	YIL	GECİKME	VAHŞİ KEDİ
103	1923	Y_{t-11}	3.05385
104	1924	Y_{t-10}	3.38596
105	1925	Y_{t-9}	3.55315
106	1926	Y_{t-8}	3.46761
107	1927	Y_{t-7}	3.18667
108	1928	Y_{t-6}	2.72346
109	1929	Y_{t-5}	2.68574
110	1930	Y_{t-4}	2.82086
111	1931	Y_{t-3}	3.00000
112	1932	Y_{t-2}	3.20140
113	1933	Y_{t-1}	3.42439
114	1934	Y_t	3.53097
115	1935	\hat{Y}_{t+1}	$\hat{Y}_{t+1} = 3.450189$

Ancak bu değerler Log10 dönüşümlü değerler olduğundan gerçek tahmini bulabilmek için $10^{3.450189}$ işlemi yapılmalıdır. Sonuç olarak; $\hat{Y}_{115} = \hat{M}_{T(115)} = 10^{3.450189} = 2820$ gerçek tahmin sonucu olmuştur.

6.2.2 Yapay sinir ağları uygulaması

Daha önce ifade edildiği gibi Sinir Ağı modeli olarak Zhang [2]' in bu zaman serisi için kullandığı ve daha sonra diğer araştırmacılarında bu yapıyı baz aldığı 7 gecikmeli giriş, tek gizli katmanda 5 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapı (N^{7-5-1}) kullanılmıştır. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağı gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Uygulama MATLAB Toolbox üzerinde yapılmıştır. Modelin mimarisi Şekil 6.9' da gösterilmiştir.



Şekil 6.9 Vahşi Kedi Sayıları N^{7-5-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde Y_{t-i} ($i=0, 1, 2, \dots, 6$) Vahşi Kedi serisinde gecikmeleri göstermektedir. Bu gecikmelerden ötürü 7 gözlem kaybı olacak ve tahminler 8' nci gözlemden itibaren üretilmeye başlanmaktadır. w_{ij} , giriş katmanı ile gizli katman arasındaki sinaptik ağırlıkları gösterirken, w_j gizli katmanla çıktı katmanı arasındaki sinaptik ağırlıkları ifade etmektedir. \hat{Y}_{t+1} , sinir ağının $t+1$ 'nci dönem için tahmin değerini göstermektedir. Yapılan denemeler sonucunda performans ölçütü olarak kullanılan MSE değerlerine göre en iyi deney seçilmiştir. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 4' te gösterilmiştir. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 1.002 & -0.36936 & -1.8584 & 2.9548 & -0.1507 & 2.708 & -3.6428 \\ -0.064876 & -0.82396 & 2.2015 & -2.649 & 0.47363 & -2.1494 & 5.2293 \\ 2.6379 & 1.1695 & -1.0731 & -0.37418 & 0.041521 & -0.98283 & 3.4319 \\ 1.4397 & -0.309 & -0.73512 & 1.9661 & -0.25296 & 1.4429 & 2.0895 \\ -2.5186 & -1.4695 & 1.1527 & 0.73961 & -2.2461 & -0.96618 & -1.3515 \end{bmatrix} \quad (6.33)$$

$$LW = [-0.29027 \quad 0.50877 \quad 0.43509 \quad 1.0971 \quad 1.9508] \quad (6.34)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü ($B1$) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik ($B2$) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} -0.88917 \\ -1.1252 \\ -0.015644 \\ 1.2673 \\ -3.5496 \end{bmatrix} \quad B2 = [-1.1159] \quad (6.35)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.36 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * Y_{t-6} + iw_{i2} * Y_{t-5} + iw_{i3} * Y_{t-4} + iw_{i4} * Y_{t-3} + iw_{i5} * Y_{t-2} + iw_{i6} * Y_{t-1} + iw_{i7} * Y_t + b_i \quad (6.36)$$

v_i ($i=1,2,\dots,5$), değerleri 6.36 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan $F_i(v_i)$ ($i=1,2,\dots,5$) geçirilerek gizli katman çıktıları hesaplanmıştır.

$$F_i(v_i) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \quad (6.37)$$

Çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlikten bulunmuştur.

$$v_6 = (-0.29027)F_1 + (0.50877)F_2 + (0.43509)F_3 + (1.0971)F_4 + (1.9508)F_5 - 1.1159 \quad (6.38)$$

$$F_6(v_6) = v_6$$

Son olarak YSA ile elde edilen Vahşi Kedi modeli eşitlik 6.39 olmaktadır.

$$\hat{Y}_{t+1} = (-0.29027)F_1 + (0.50877)F_2 + (0.43509)F_3 + (1.0971)F_4 + (1.9508)F_5 - 1.1159 \quad (6.39)$$

6.2.3 Önerilen hibrit model uygulaması

Hibrit model, ilk olarak uygulanan temel modelin gerçek zaman serisinin mevcut eğilimindeki zayıflığını tespit ederek bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bileşenle birleştirmektedir.

1. Adım Temel Modelin Uygulanması

Vahşi Kedi zaman serisini temsilen oluşturulan temel model, doğrusal yapıya sahip AR(12) modelidir. Model, eşitlik 6.31' de gösterilmiştir.

2. Adım Sınıflandırma

Hatırlanacağı gibi AR(12), ilk olarak zaman serisinin eğitim setine uygulanmış ve tahmin serisi 13'ncü gözlemden başlayarak bu setin en son gözlem değerine kadar oluşturulmuş ve test setinin ilk gözlem değeri tahmini yapılmıştı. Daha sonra AR(12) modeli test setinde diğer gözlemler içinde ilerletilerek tahmin yapılmaktadır. Burada 13'ncü gözlemden başlamak üzere eğitim seti ve test seti için eşitlik 5.3 kullanılarak artık serisi oluşturulur. Daha sonra eğitim setinin 3.19 eşitliği yardımıyla $MAD_{Eğitim}$ değeri hesaplanır. Bulunan $MAD_{Eğitim}$ değeri 15.092'dir. Bu veri seti için İstenen Hata Düzeyi (İHD) $\%5MAD_{Eğitim}$ olarak alınmıştır. Buna göre $İHD=0.007546$ olarak bulunmuştur. Bu hata düzeyi ile her bir artık değeri Sınıf A, Sınıf B ve Sınıf C olarak sınıflandırılır.

3. Adım Varsayım

Her bir sınıf oluşturulurken, bu sınıflara ait artık değerleri olduğu gibi alınır. Diğer sınıflara ait artık değerleri "sıfır" a eşitlenerek sınıflara dâhil edilir. Sınıf C, İHD sınırları içerisinde olduğundan bu sınıfın artık değerleri sifıra eşitlenerek Sınıf A ve Sınıf B' e dâhil edilir. Ayrıca bu sınıf için bundan başka herhangi bir işlem gerçekleştirilmez. Böylece elde edilen Sınıf B ve Sınıf A, temel modelin negatif ve pozitif artıkları olarak ayrı ayrı YSA' nın girdisi olmaktadır. Bu sınıflandırma hem eğitim hem de test setinde de yapılmaktadır.

4. Adım Doğrusal Olmayan Bileşen

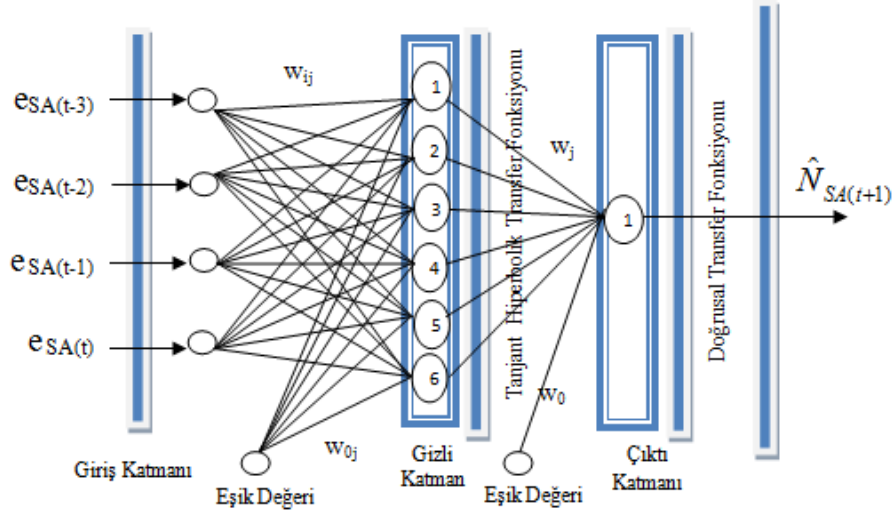
Vahşi Kedi zaman serisi için başta belirtilen eğitim ve test setleri genişlikleri bu sınıflarda da aynen geçerlidir. Her bir sınıf kendi verileriyle eğitilmekte ve kendi verileriyle test edilmektedir. Sınıf A ve Sınıf B için yapılan çeşitli deneyler sonucunda her iki sınıfın en iyi yapıları bulunmuştur.

i) Sınıf A Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen

en iyi yapı Şekil 6.10' da gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 5' te gösterilmiştir.

Daha önce ifade edildiği gibi eğitim seti toplam 100 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan AR(12) modelinde 12 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 16 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 84 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.10 Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SA(t-3)}$, $e_{SA(t-2)}$, $e_{SA(t-1)}$ ve $e_{SA(t)}$ Sınıf A' ya ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SA(t+1)}$, t+1'nci dönem için Sınıf A' da elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve Gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 0.4547 & -0.72088 & 1.3598 & 0.42432 \\ -0.25549 & -0.31305 & 1.7208 & -0.88887 \\ 0.19588 & -1.8088 & -1.3265 & -0.95927 \\ -0.28354 & 0.35005 & -0.80803 & -2.0138 \\ -1.0267 & 0.91831 & 1.49 & 0.43733 \\ 2.3168 & -0.97037 & 0.64198 & 0.90846 \end{bmatrix} \quad (6.40)$$

$$LW = [-0.37066 \quad 0.034883 \quad 0.24514 \quad 0.34581 \quad 0.54486 \quad 0.41356] \quad (6.41)$$

Giriş katmanıyla gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 2.0964 \\ 1.4311 \\ -0.44411 \\ 0.31777 \\ -0.45089 \\ 2.6464 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.67318] \quad (6.42)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.43 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SA(t-3)} + iw_{i2} * e_{SA(t-2)} + iw_{i3} * e_{SA(t-1)} + iw_{i4} * e_{SA(t)} + b_i \quad (6.43)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.43 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_7 = (-0.37066)F_1 + (0.034883)F_2 + (0.24514)F_3 + (0.34581)F_4 + (0.54486)F_5 + (0.41356)F_6 - 0.67318 \quad (6.44)$$

$$F_7(v_7) = v_7$$

Sınıf A için elde edilen eşitlik 6.45 olacaktır.

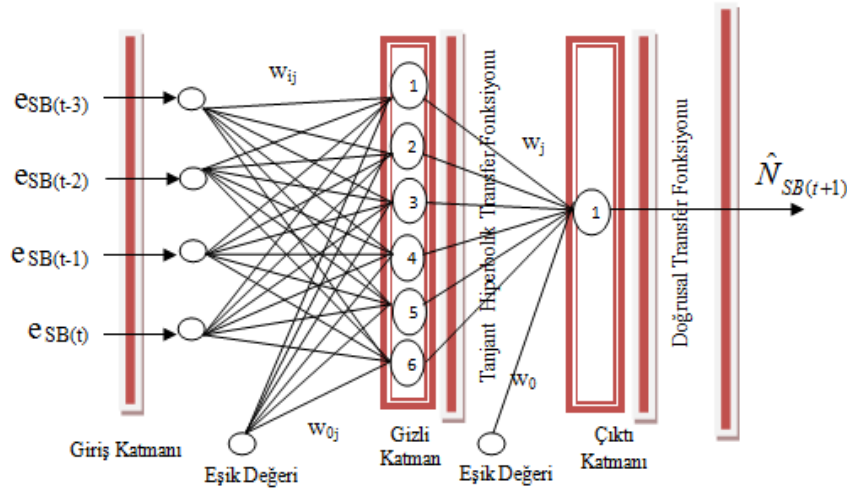
$$\hat{N}_{SA(t+1)} = \hat{e}_{SA(t+1)} = (-0.37066)F_1 + (0.034883)F_2 + (0.24514)F_3 + (0.34581)F_4 + (0.54486)F_5 + (0.41356)F_6 - 0.67318 \quad (6.45)$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan AR(12) modeline eşitlik 6.22' deki gibi eklenmektedir. Sınıf A için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir. İki sınıfın kıyaslanmasında performans ölçütü olarak MSE ve MAD değerleri alınmıştır. Bulunan bu ölçütler daha sonra iki sınıfın kıyaslanmasında kullanılmıştır.

ii) Sınıf B Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.11' de gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 6' da gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 100 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan AR(12) modelinde 12 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 16 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 84 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.11 Sınıf B için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SB(t-3)}$, $e_{SB(t-2)}$, $e_{SB(t-1)}$ ve $e_{SB(t)}$ Sınıf B' ye ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SB(t+1)}$, t+1'nci dönem için Sınıf B' de elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -1.18 & -0.44401 & 0.5822 & -0.32159 \\ 0.98182 & -1.3287 & -2.1706 & -0.59352 \\ -0.84385 & -0.36783 & 1.1119 & 0.58455 \\ 1.1464 & 2.2528 & 0.69319 & 0.70748 \\ 0.65054 & 2.7466 & 2.5821 & -0.90042 \\ -2.7535 & 2.4683 & 0.31273 & -0.3602 \end{bmatrix} \quad (6.46)$$

$$LW = [-0.034623 \quad 0.74606 \quad -0.15716 \quad 0.013878 \quad 1.0072 \quad -0.60704] \quad (6.47)$$

Giriş katmanıyla gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 1.8396 \\ -1.7143 \\ -0.20008 \\ 2.1701 \\ 1.309 \\ -3.3708 \end{bmatrix} \quad B2 = [0.15202] \quad (6.48)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.49 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SB(t-3)} + iw_{i2} * e_{SB(t-2)} + iw_{i3} * e_{SB(t-1)} + iw_{i4} * e_{SB(t)} + b_i \quad (6.49)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.49 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_7 = (-0.034623)F_1 + (0.74606)F_2 + (-0.15716)F_3 + (0.013878)F_4 + (1.0072)F_5 \\ + (-0.60704)F_6 + 0.15202 \quad (6.50)$$

$$F_7(v_7) = v_7$$

Sınıf B için elde edilen eşitlik 6.51 olacaktır.

$$\hat{N}_{SB(t+1)} = \hat{e}_{SB(t+1)} = (-0.034623)F_1 + (0.74606)F_2 + (-0.15716)F_3 + (0.013878)F_4 \\ + (1.0072)F_5 + (-0.60704)F_6 + 0.15202 \quad (6.51)$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan AR(12) modeline eklenmektedir. Bu gösterim eşitlik 6.30 ile ifade edilmiştir.

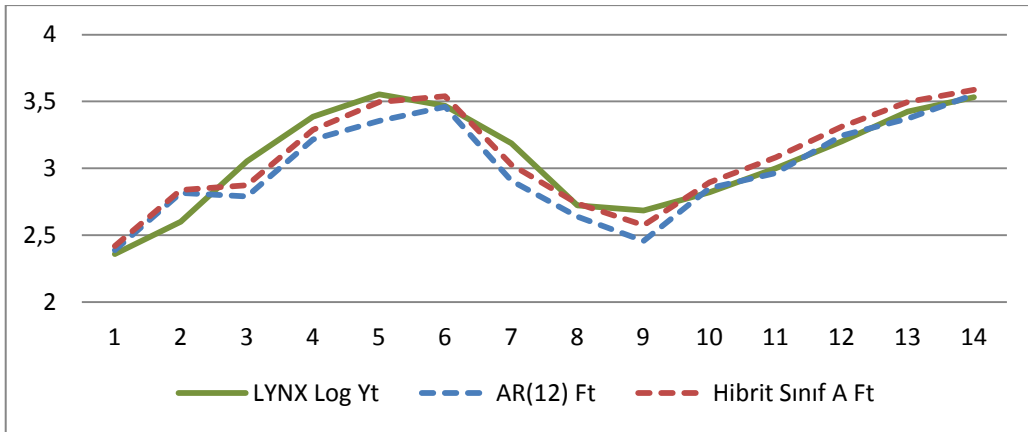
5. Adım Hibrit (Melez) Model Tahmini:

Bu adımda AR(12) modelinin zaman serisinin mevcut eğiliminde zayıf kaldığı kısmı belirlemek için iki sınıfın MAD ve MSE değerleri kıyaslanmıştır. Sözü edilen bu ölçütler başlangıçta belirtilen test setinden (1921-1934 yılları arası) hesaplanmıştır. İki sınıfın performanslarına dair bilgiler Çizelge 6.7' de verilmiştir.

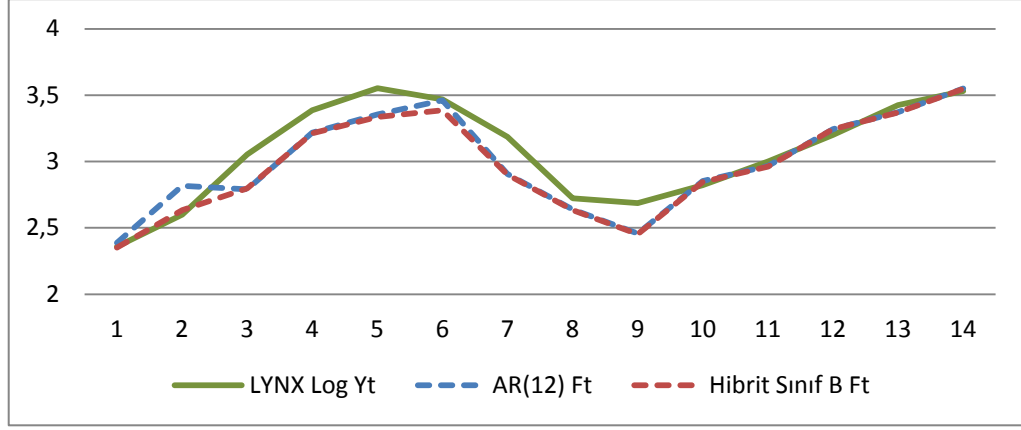
Çizelge 6.7 Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (14 Gözlem)

	MSE	MAD
SINIF B Bileşenli Hibrit	0.021542	0.111187
SINIF A Bileşenli Hibrit	0.012905	0.098612

Bu durumda $Enk_{(MSE,MAD)} = \{(0.012905, 0.098612), (0.021542, 0.111187)\}$ karar yapısı ele alınmış ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Modelin uygunluğuna karar verilmiştir. Elde edilen sonuçlardan anlaşılacağı gibi AR(12) modeli mevcut eğilimde genel itibariyle gerçek gözlemlerin altında kalmaktadır. Sınıf A bileşeni, bu modeli gerçek gözlemlere yakınsatarak daha etkin bir tahmin performansı sunmaktadır. Sınıf B bileşeni ise AR(12) modelini gerçek değerlerden uzaklaştırmaktadır. Hibrit modeller ve temel alınan AR(12) modelinin durumları Şekil 6.12 ve Şekil 6.13' te gösterilmiştir. Bu durumda temsili hibrit model Sınıf A bileşenli olmaktadır.



Şekil 6.12 AR(12) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (14 Gözlem)



Şekil 6.13 AR(12) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (14 Gözlem)

Vahşi Kedi sayıları için yapılan ilk uygulama olan AR(12) modeliyle 115'nci veya 1935 yılı logaritmik dönüşüm tahmini $\hat{Y}_{115} = \hat{M}_{T(115)} = 3.450189$ olarak bulunmuştur.

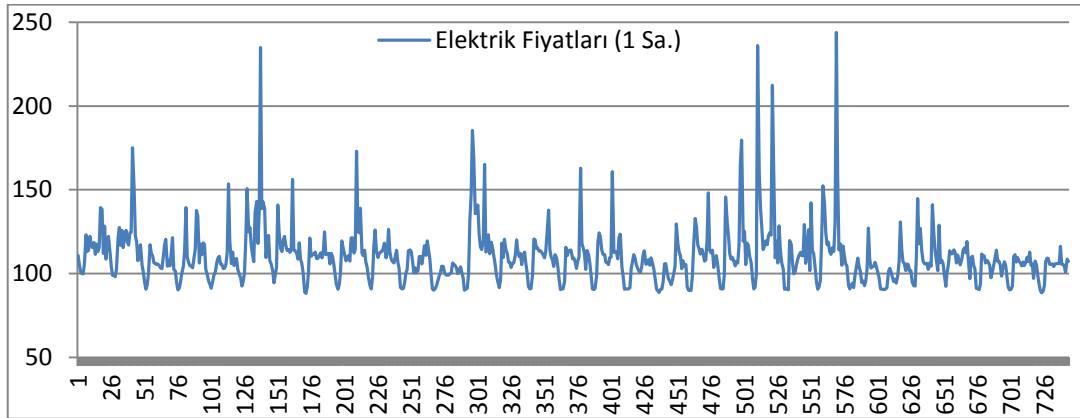
Sınıf A bileşeninin aynı yıl için verdiği sonuç $\hat{N}_{SA(t+1)} = 0.057679$ 'dur. Hibrit modelin aynı yıl için vereceği tahmin ise eşitlik 6.22 ile hesaplanmış ve

$\hat{Y}_{Hibrit(115)} = 3.50787$ olarak bulunmuştur. Modelin gerçek tahmin değeri ise $\hat{Y}_{115} = \hat{M}_{T(115)} = 10^{3.50787} = 3220$ 'dir.

6.3 Avustralya New South Wales Bölgesi Saatlik Elektrik Fiyatları

Avustralya Ulusal Enerji Piyasası'ndan [36] elde edilen bu veri seti (<http://www.aemo.com.au/Electricity/Data/Price-and-Demand/Aggregated-Price-and-Demand-Data-Files/Aggregated-Price-and-Demand-2011-to-2015>), New South Wales bölgesi 2013 yılı Mayıs ayına dair yarım saatlik elektrik fiyatlarını içermektedir. Babu and Reddy [30]'nin uygulamasında yarım saatlik bu veriler bir saate dönüştürülerek bir gün için 24 gözlem içerecek şekilde analiz edilmiştir. Bu çalışmada da aynı yöntem uygulanmış ve Mayıs ayı için toplam 744 gözlemlilik, saatlik zaman serisi üzerinde çalışılmıştır. Babu and Reddy [30]'nin yapmış olduğu dönüşümde; örneğin, 1 Mayıs saat 00.30 elektrik fiyatı ile 01.00 elektrik fiyatı değeri toplanarak aynı günün 01.00 saati elektrik fiyatı elde edilmiştir. Test seti de buna bağlı olarak ayın son günün 31 Mayıs 2013'ün saatlik elektrik fiyatları olarak belirlenmiştir. Test seti toplam 24 gözlemden oluşurken, eğitim seti 720 gözlemden oluşmaktadır. Daha önce yapılan çalışmalarda olduğu gibi bu

çalışmada da saatlik veri üzerinde herhangi bir dönüşüm gerçekleştirilmemiştir. Şekil 6.14, bu zaman serisini özetlemektedir.



Şekil 6.14 Saatlik Elektrik Fiyatları (1-31 Mayıs 2013)

Literatürde; Babu and Reddy [30], önerdikleri hibrit modellerini bu zaman serisi üzerinde uygularken aşağıdaki adımları izlemişlerdir.

- i) Önerdikleri hibrit modeli, Zhang [2] ve Khashei and Bijari [31]' nin hibrit modeliyle karşılaştırmak için bu modellerin temel modeli olarak 1-Basamak İlerlemeli ARIMA(1,0,1) modelini uygulamışlardır. Önerdikleri hibrit modeli ise 1-Basamak İlerlemeli ARIMA(1,1,1) modeli üzerine kurmuşlardır. Buradaki amaç, önerdikleri modele uyumlu olarak verideki Trend bileşenini ayırmaktır [30].
- ii) Sinir Ağı uygulaması yapılmış ancak herhangi bir yapıdan bahsetmemişlerdir.
- iii) Önerdikleri ARIMA-YSA Hibrit modeliyle birlikte Zhang [2]' in hibrit modeli ve Khashei and Bijari [31]' nin hibrit modelini uygulamışlardır.

Bu çalışmada da bu adımlar izlenmiş, birinci adımda ARIMA(1,0,1) modeli temel olarak alınmış ve üçüncü adımda önerilen hibrit model uygulaması yapılmıştır.

6.3.1 Bir basamak ilerlemeli ARIMA (1,0,1) veri seti uygulaması

Eğitim setini oluşturan 720 gözlem üzerinde matematiksel ifadesi 6.52 eşitliğinde verilen ARIMA(1,0,1) modeli uygulanmıştır.

$$\hat{Y}_{t+1} = \phi_1 Y_t + \theta_1 e_t + \theta_0 + e_{t+1} \quad (6.52)$$

Eşitlikte ϕ_1 modelin otoregresif (AR) parametresini, θ_1 modelin hareketli ortalama parametresini e_{t+1} , rastsal hatayı e_t , bir önceki dönemin artık değerini ve \hat{Y}_{t+1} t+1'nci döneme ait tahmin değerini, Y_t bir önceki dönemin gerçek değerini, θ_0 modelin katsayısını ifade etmektedir. Bu ifade bir sonraki tahmin değerinin bir önceki dönemin ağırlıklandırılmış gerçek değeriyle, bir önceki dönemin ağırlıklandırılmış artık değeri ve sabit terimin toplamına eşit olacağını belirtmektedir. Burada bir önceki döneme ait artık bilgisi gerektiğinden ilk gözlemin tahmin değeri gözleme eşit olarak alınmaktadır. Böylelikle 1 gözlemlilik kayıp oluşacaktır. Bu ilk uygulama sonucunda test setinin ilk gözleminin tahmin değeri üretilecektir. Bundan sonra ARIMA(1,0,1) modelinin elde edilen sabit terim ve katsayıları sabit tutularak Şekil 6.2' deki gibi gözlem sayısı değiştirilmeden ilerletilir. Test setinin son gözlem değeri için tahmin yapılır ve durulur. SPSS paket programı kullanılarak elde edilen gecikmelere dair katsayılar ve sabit terim Çizelge 6.8' de gösterilmiştir.

Çizelge 6.8 Elektrik Fiyatları ARMA(1,0,1) Modeli Katsayıları

Parametre	Gecikme	Parametre Tahmin Değeri
AR ϕ_1	1	0.562
MA θ_1	1	0.005
	Sabit	110.329

Model, AR otoregresif yapıda olduğundan dolayı, Çizelge 6.8' deki sabit terim daha önce ifade edildiği gibi, yazılım programı tarafından kullanılmamakta ve bunun yerine eşitlik 6.2' de verilen formül yardımıyla hesaplanıp modele eklenmektedir. Uygulamada, eğitim setinin gözlem değerlerinin ortalaması alınmış

ve AR ve MA katsayıları toplamı hesaplanarak sabit terim tekrar hesaplanmıştır. Buna göre yeni sabit terim 47.79129 olarak bulunmuştur. Son olarak, Elektrik Fiyatları zaman serisinin ARIMA(1,0,1) Modelinin açık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilmektedir.

$$\hat{Y}_{t+1} = (0.562)Y_t + (0.005)e_t + 47.79129 \quad (6.53)$$

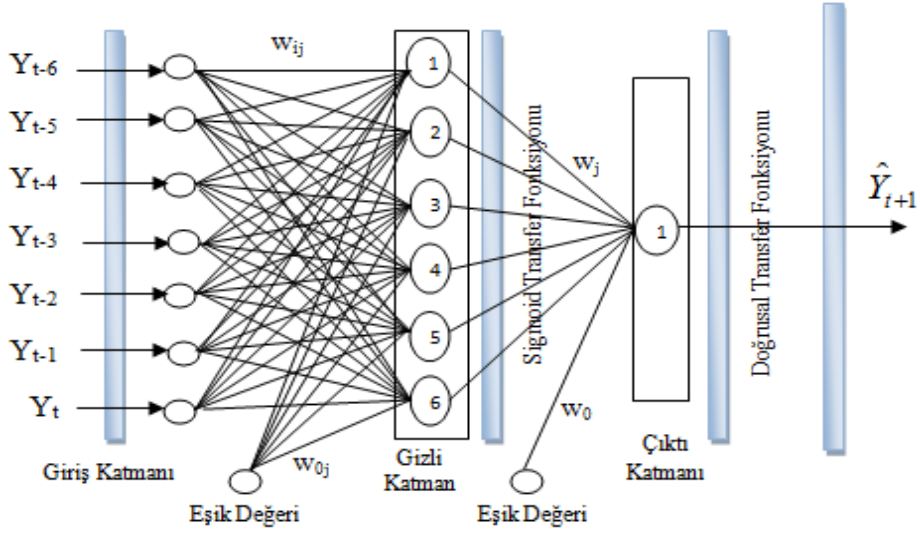
Bu model kullanılarak ele alınan 744 gözlem dışında 745'nci gözlem için tahmin değeri elde edilmek istenirse, eşitlik 6.53'de Çizelge 6.9' de verilen gecikme değerleri kullanılarak $\hat{Y}_{745} = \hat{M}_{T(745)} = 108.046299$ bulunmaktadır.

Çizelge 6.9 745'nci Gözlemin ARIMA(1,0,1) Tahmini

NO	GEÇİKME	ELEKRİK FİYATLARI	GEÇİKME	ARTIK DEĞERLER
742	Y_{t-2}	100.78	e_{t-2}	-5.647780
743	Y_{t-1}	108.66	e_{t-1}	4.258592
744	Y_t	107.23	e_t	-1.649499
745	\hat{Y}_{t+1}	$\hat{Y}_{t+1} = 108.046299$		

6.3.2 Yapay sinir ağları uygulaması

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 7 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.15' de gösterilen 7 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron ve çıkış katmanında 1 nöron bulunan yapı (N^{7-6-1}) olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 7' de gösterilmiştir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Uygulama MATLAB Toolbox üzerinde yapılmıştır.



Şekil 6.15 Elektrik Fiyatları N^{7-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde Y_{t-i} ($i=0, 1, 2, \dots, 6$) Elektrik Fiyatları serisinde gecikmeleri göstermektedir. Bu gecikmelerden ötürü 7 gözlem kaybı olacak ve tahminler 8'nci gözlemden itibaren üreilmeye başlanacaktır. w_{ij} , giriş katmanı ile gizli katman arasındaki sinaptik ağırlıkları gösterirken, w_j gizli katmanla çıktı katmanı arasındaki sinaptik ağırlıkları ifade etmektedir. \hat{Y}_{t+1} , sinir ağının $t+1$ 'nci dönem için tahmin değerini göstermektedir. Yapılan denemeler sonucunda performans ölçütü olarak kullanılan MSE değerlerine göre en iyi deney seçilmiştir. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve Gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -1.0372 & -0.1249 & -1.1507 & 2.3399 & 3.0201 & 0.40625 & 1.5395 \\ -1.6448 & -1.58 & -1.6471 & 2.5596 & 0.20362 & 0.97817 & -0.65976 \\ 0.39678 & -0.5713 & 0.99007 & -1.9544 & -2.2716 & -0.42214 & 0.50002 \\ 0.67048 & 1.2913 & -0.84144 & -0.20633 & 0.88474 & -1.0831 & 1.2743 \\ 1.0417 & 0.47634 & -0.83932 & -0.53289 & -0.6425 & -0.17677 & -3.5923 \\ -0.67883 & 0.60315 & 0.207 & -1.0583 & -2.1643 & -2.3171 & 1.8067 \end{bmatrix} \quad (6.54)$$

$$LW = [-1.8599 \quad 0.97205 \quad 0.47407 \quad 1.3433 \quad -1.7323 \quad -0.40062] \quad (6.55)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü ($B1$) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik ($B2$) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 5.5779 \\ 1.7938 \\ 0.29867 \\ 0.16847 \\ -4.1852 \\ -2.9707 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.16582] \quad (6.56)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.57 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * Y_{t-6} + iw_{i2} * Y_{t-5} + iw_{i3} * Y_{t-4} + iw_{i4} * Y_{t-3} \\ + iw_{i5} * Y_{t-2} + iw_{i6} * Y_{t-1} + iw_{i7} * Y_t + b_i \quad (6.57)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.57 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlikten bulunmuştur.

$$v_7 = (-1.8599)F_1 + (0.97205)F_2 + (0.47407)F_3 + (1.3433)F_4 \\ + (-1.7323)F_5 + (-0.40062)F_6 - 0.16582 \quad (6.58) \\ F_7(v_7) = v_7$$

Son olarak YSA ile elde edilen Elektrik Fiyatları modeli eşitlik 6.59 olmaktadır.

$$\hat{Y}_{t+1} = (-1.8599)F_1 + (0.97205)F_2 + (0.47407)F_3 + (1.3433)F_4 \\ + (-1.7323)F_5 + (-0.40062)F_6 - 0.16582 \quad (6.59)$$

6.3.3 Önerilen hibrit model uygulaması

Hibrit model, ilk olarak uygulanan temel modelin gerçek zaman serisinin mevcut eğilimindeki zayıflığını tespit ederek bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bileşenle birleştirmektedir.

1. Adım Temel Modelin Uygulanması

Elektrik Fiyatları zaman serisini temsilen oluşturulan temel model, doğrusal yapıya sahip ARIMA(1,0,1) modelidir. Model, eşitlik 6.52' de gösterilmiştir.

2. Adım Sınıflandırma

Hatırlanacağı gibi ARIMA(1,0,1), ilk olarak zaman serisinin eğitim setine uygulanmış ve tahmin serisi 2'nci gözlemden başlayarak bu setin en son gözlem değerine kadar oluşturulmuş ve test setinin ilk gözlem değeri tahmini yapılmıştı. Daha sonra ARIMA(1,0,1) modeli test setinde diğer gözlemler içinde ilerletilerek tahmin yapılmaktadır. Burada 2'nci gözlemden başlamak üzere eğitim seti ve test seti için eşitlik 5.3 kullanılarak artık serisi oluşturulur. Daha sonra eğitim setinin 3.19 eşitliği yardımıyla $MAD_{Eğitim}$ değeri hesaplanır. Bulunan $MAD_{Eğitim}$ değeri 7.776582' dir. Bu veri seti için İstenen Hata Düzeyi (İHD) $\%5MAD_{Eğitim}$ olarak alınmıştır. Buna göre İHD= 0.388829 olarak bulunmuştur. Bu hata düzeyi ile her bir artık değeri Sınıf A, Sınıf B ve Sınıf C olarak sınıflandırılır.

3. Adım Varsayım

Her bir sınıf oluşturulurken, bu sınıflara ait artık değerleri olduğu gibi alınır. Diğer sınıflara ait artık değerleri "sıfır" a eşitlenerek sınıflara dâhil edilir. Sınıf C, İHD sınırları içerisinde olduğundan bu sınıfın artık değerleri sifıra eşitlenerek Sınıf A ve Sınıf B' e dâhil edilir. Ayrıca bu sınıf için bundan başka herhangi bir işlem gerçekleştirilmez. Böylece elde edilen Sınıf B ve Sınıf A, temel modelin negatif ve pozitif artıkları olarak ayrı ayrı YSA' nın girdisi olmaktadır. Bu sınıflandırma hem eğitim hem de test setinde de yapılmaktadır.

4. Adım Doğrusal Olmayan Bileşen

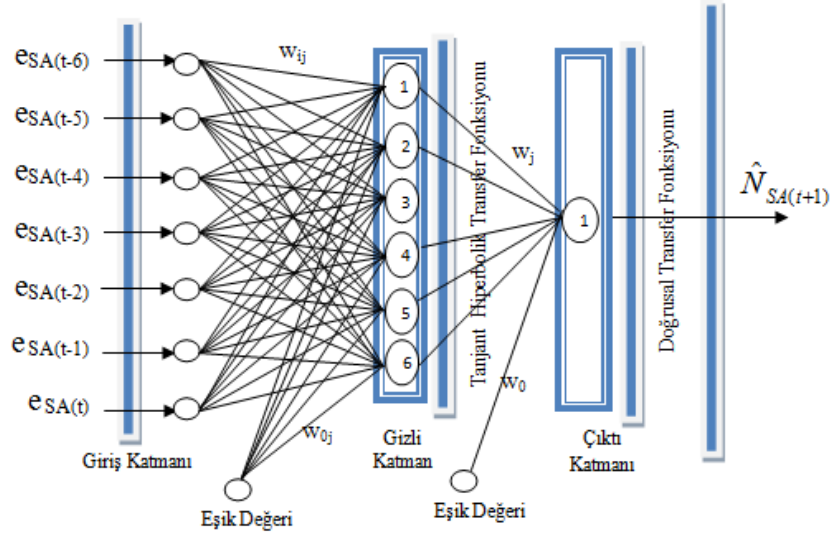
Elektrik Fiyatları serisi için başta belirtilen eğitim ve test setleri genişlikleri bu sınıflarda da aynen geçerlidir. Her bir sınıf kendi verileriyle eğitilmekte ve kendi verileriyle test edilmektedir. Sınıf A ve Sınıf B için yapılan çeşitli deneyler sonucunda her iki sınıfın en iyi yapıları bulunmuştur.

i) Sınıf A Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 7 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen

en iyi yapı Şekil 6.16' da gösterilen 7 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 8' de gösterilmiştir.

Daha önce ifade edildiği gibi Eğitim seti toplam 720 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan ARIMA(1,0,1) modelinde 1 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 7 gecikme olduğundan dolayı toplam 8 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 712 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.16 Sınıf A için N^{7-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SA(t-i)}$ ($i=0,1,2,\dots,6$) Sınıf A' ya ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SA(t+1)}$, t+1'nci dönem için Sınıf A' da elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox' tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -5.1022 & -5.0644 & 0.48662 & 1.8677 & -2.5488 & 0.47402 & 0.75549 \\ 0.2616 & -1.0146 & -0.1941 & -1.7322 & -3.1874 & 4.193 & 4.3683 \\ 2.462 & -1.8078 & -1.273 & 2.1691 & -1.3467 & 5.3491 & -3.7193 \\ 0.11608 & -0.63146 & -0.018048 & -1.2053 & -2.6115 & 2.7551 & 0.79024 \\ 1.3637 & 0.0034464 & -0.69021 & 0.43519 & -0.39616 & -0.14206 & -0.95332 \\ -14.506 & -0.29028 & -1.4132 & 5.6057 & -2.2508 & -1.0769 & 5.2872 \end{bmatrix} \quad (6.60)$$

$$LW = [-0.7127 \quad 0.40714 \quad 0.14421 \quad -0.52171 \quad -0.25029 \quad -0.016582] \quad (6.61)$$

Giriş katmanıyla gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 2.3921 \\ 3.0066 \\ 4.2443 \\ -0.39914 \\ 0.26532 \\ -4.0016 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.19469] \quad (6.62)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.63 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SA(t-6)} + iw_{i2} * e_{SA(t-5)} + iw_{i3} * e_{SA(t-4)} + iw_{i4} * e_{SA(t-3)} + iw_{i5} * e_{SA(t-2)} + iw_{i6} * e_{SA(t-1)} + iw_{i7} * e_{SA(t)} + b_i \quad (6.63)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.63 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_7 = (-0.7127)F_1 + (0.40714)F_2 + (0.14421)F_3 + (-0.52171)F_4 + (-0.25029)F_5 + (-0.016582)F_6 - 0.19469 \quad (6.64)$$

$$F_7(v_7) = v_7$$

Sınıf A için elde edilen eşitlik 6.65 olacaktır.

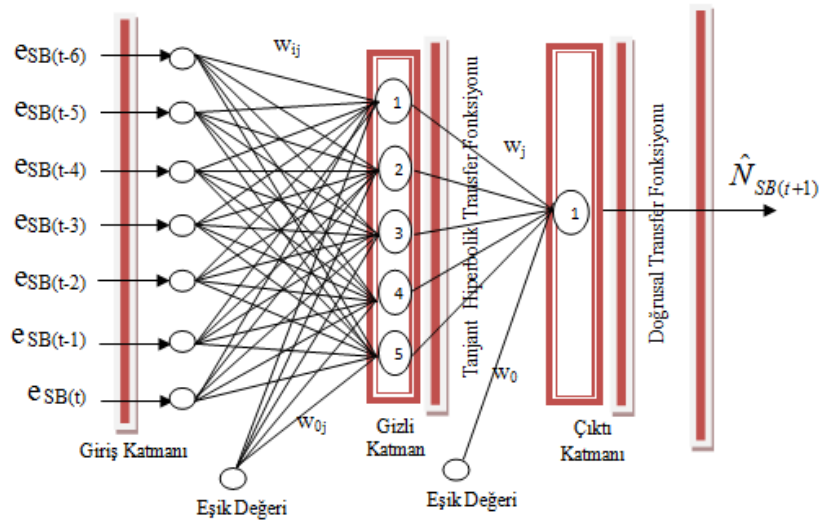
$$\hat{N}_{SA(t+1)} = \hat{e}_{SA(t+1)} = (-0.7127)F_1 + (0.40714)F_2 + (0.14421)F_3 + (-0.52171)F_4 + (-0.25029)F_5 + (-0.016582)F_6 - 0.19469 \quad (6.65)$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan ARIMA(1,0,1) modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.22 eşitliğindeki gibidir. Sınıf A için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

ii) Sınıf B Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 7 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.17' de gösterilen 7 gecikmeli, gizli katmanda 5 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 9' de gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 720 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan ARIMA(1,0,1) modelinde 1 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 7 gecikme olduğundan dolayı toplam 8 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 712 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.17 Sınıf B için N^{7-5-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SB}(t-i)$ ($i=0,1,2,\dots,6$) Sınıf B' ye ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SB}(t+1)$, $t+1$ 'nci dönem için Sınıf B' de elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox' tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -0.37519 & -2.4869 & -1.1581 & 0.24401 & 0.61808 & -1.9565 & 3.5841 \\ -5.8282 & -1.502 & -6.0796 & -13.6015 & 12.2785 & -3.4994 & 4.6505 \\ 0.84399 & -0.97307 & -0.89312 & -0.2619 & -0.85609 & 2.8277 & 3.5139 \\ -0.47475 & 1.4283 & 13.0874 & -0.40433 & -3.5868 & -4.6935 & -5.3714 \\ 0.093767 & -0.70949 & -0.49375 & 0.0015933 & 0.12675 & 0.30559 & 1.2975 \end{bmatrix} \quad (6.66)$$

$$LW = [0.39991 \quad 0.16225 \quad 0.55596 \quad -0.17408 \quad -1.374] \quad (6.67)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 0.57046 \\ 17.0327 \\ -2.7308 \\ -6.3111 \\ -0.31401 \end{bmatrix} \quad B2 = [0.68143] \quad (6.68)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.69 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SB(t-6)} + iw_{i2} * e_{SB(t-5)} + iw_{i3} * e_{SB(t-4)} + iw_{i4} * e_{SB(t-3)} + iw_{i5} * e_{SB(t-2)} + iw_{i6} * e_{SB(t-1)} + iw_{i7} * e_{SB(t)} + b_i \quad (6.69)$$

v_i ($i=1,2,\dots,5$), değerleri 6.69 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinde $i=1,2,\dots,5$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_6 = (0.39991)F_1 + (0.16225)F_2 + (0.55596)F_3 + (-0.17408)F_4 + (-1.374)F_5 + 0.68143 \quad (6.70)$$

$$F_6(v_6) = v_6$$

Sınıf B için elde edilen eşitlik 6.71 olacaktır.

$$\hat{N}_{SB(t+1)} = \hat{e}_{SB(t+1)} = (0.39991)F_1 + (0.16225)F_2 + (0.55596)F_3 + (-0.17408)F_4 + (-1.374)F_5 + 0.68143 \quad (6.71)$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan ARIMA(1,0,1) modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.30 eşitliğindeki gibidir. Sınıf B için test

setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

5. Adım Hibrit (Melez) Model Tahmini

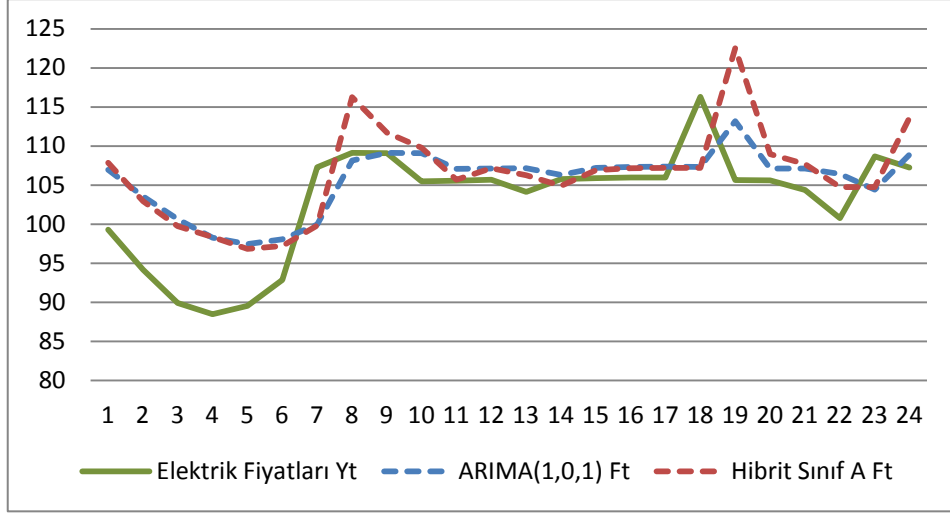
Bu adımda ARIMA(1,0,1) Modelinin zaman serisinin mevcut eğiliminde zayıf kaldığı kısmı belirlemek için iki sınıfın MAD ve MSE değerleri kıyaslanmıştır. Sözü edilen bu ölçütler başlangıçta belirtilen test setinden (31 Mayıs) hesaplanmıştır. İki sınıfın performanslarına dair bilgiler Çizelge 6.10' da verilmiştir.

Çizelge 6.10 Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (24 Gözlem)

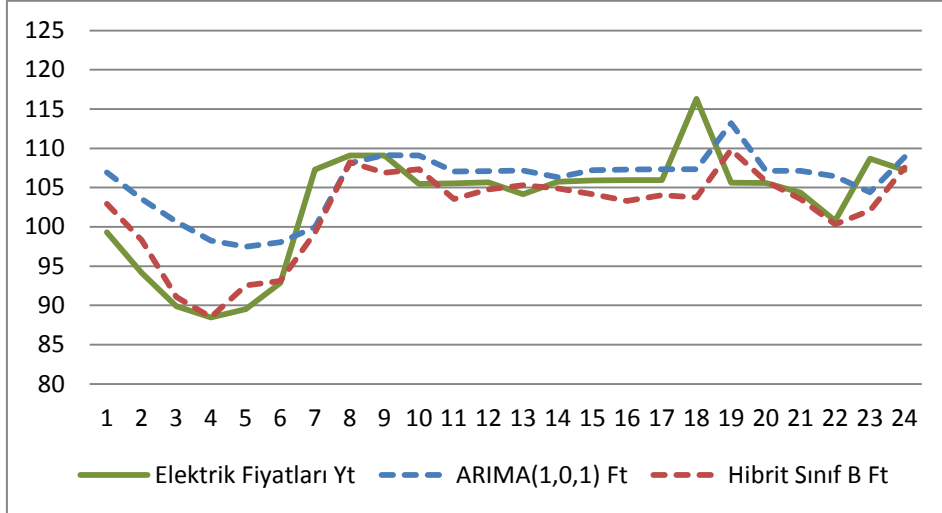
	MSE	MAD
SINIF B Bileşenli Hibrit	14.756610	2.563408
SINIF A Bileşenli Hibrit	42.688909	5.221824

Bu durumda $Enk_{(MSE,MAD)} = \{(42.688909, 5.221824), (14.756610, 2.563408)\}$ karar yapısı ele alınmış ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Modelin uygunluğuna karar verilmiştir. Elde edilen sonuçlardan anlaşılacağı gibi ARIMA(1,0,1) modeli mevcut eğilimde genel itibariyle gerçek gözlemlerin üzerinde kalmaktadır. Sınıf B bileşeni, bu modeli gerçek gözlemlere yakınsatarak daha etkin bir tahmin performansı sunmaktadır. Sınıf A bileşeni ise ARIMA(1,0,1) modelini gerçek değerlerden uzaklaştırmaktadır.

Hibrit modeller ve temel alınan ARIMA(1,0,1) modelinin durumları Şekil 6.18 ve Şekil 6.19' da gösterilmiştir. Bu durumda temsili hibrit model Sınıf B bileşenli olmaktadır.



Şekil 6.18 ARIMA(1,0,1) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (24 Gözlem)

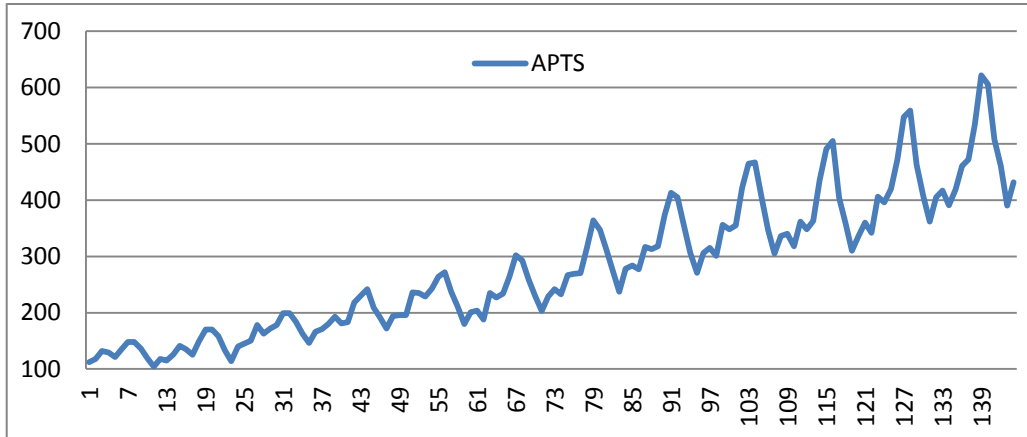


Şekil 6.19 ARIMA(1,0,1) Modelinin Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (24 Gözlem)

Elektrik Fiyatları için yapılan ilk uygulama olan ARIMA(1,0,1) modeliyle 745'nci veya 1 Haziran 2013 yılı saat:01.00 tahmini $\hat{Y}_{745} = \hat{M}_{T(745)} = 108.046299$ olarak bulunmuştu. Sınıf B bileşenin için verdiği sonuç $\hat{N}_{SB(t+1)} = -4.5035$ 'dir. Hibrit modelin aynı yıl için vereceği tahmin ise eşitlik 6.30 ile hesaplanmış ve $\hat{Y}_{Hibrit(745)} = 103.54280$ olarak bulunmuştur.

6.4 Havayolu Yolcu Sayıları

İstatistiksel paket programlarından birisi olan R' dan elde edilen bu veri seti, 1949-1960 yılları içeren aylık bir zaman serisidir. Literatürde, 1949-1959 yıllarını içeren aylar eğitim seti olarak, 1960 yılının tüm ayları ise test seti olarak uygulamalarda kullanılmaktadır. Eğitim seti bahsi geçen yıllar için toplam 132 gözlemden, test seti ise 12 gözlemden oluşmak üzere toplam 144 gözlemden oluşmaktadır. Bu çalışmada da eğitim ve test seti genişlikleri aynı şekilde alınmış ve uygulamalarda kullanılmıştır. Şekil 6.20' de zaman serisinin deseni görülmektedir. Buna göre, yükseliş yönlü bir eğilimle birlikte mevsimselliğin olduğu ve yerel ortalama düzeyinde kabaca orantılı çarpımsal bir yapıya sahiptir. Bu tip bir mevsimsellik durumunda, bu yapıyı toplamsal mevsimselliğe dönüştürmek amacıyla, genellikle logaritmik dönüşüm yapılmaktadır. Literatürde bu zaman serisi için doğal logaritmik (Ln) dönüşüm yapılmış ve bu uygulamada da buna uyulmuştur.



Şekil 6.20 Havayolu Yolcu Sayıları (1949-1960)

Literatürde; Hamzaçebi [37], mevsimsel YSA model yaklaşımını aşağıdaki adımlarla yapmıştır.

- i) Bu zaman serisi için Faraway ve Chatfield [32]' in çalışmalarında uygun buldukları SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinin sonuçlarına değinmiştir.
- ii) Sinir Ağı modeli olarak Faraway ve Chatfield [32]' in çeşitli deneyler sonucunda ulaştığı en iyi YSA modeli 3 giriş, tek gizli katmanda 2 nöron bulunan, tek çıktıya sahip yapıdan bahsetmiş (N^{3-2-1}) ve sonuçlarını kullanmıştır.

iii) Hamzaçebi [37], önerdiği mevsimsel YSA modelini uygulamıştır.

Bu çalışmada da bu adımlar izlenmiş, üçüncü adımda önerilen hibrit model uygulaması yapılmıştır.

6.4.1 SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ uygulaması

Eğitim setini oluşturan 132 gözlem üzerinde matematiksel ifadesi 6.72 eşitliğinde verilen SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modeli uygulanmıştır.

$$(1-B)(1-B^{12})Y_{t+1} = (1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B)e_{t+1} \quad (6.72)$$

Eşitlikte, θ_1 mevsimsel olmayan hareketli ortalama ve Θ_1 mevsimsel hareketli ortalama ağırlıklarını e_{t+1} , rastsal hatayı Y_{t+1} , t+1'nci döneme ait tahmin değerini (1-B), 1'nci dereceden fark alma işlemi (1-B)¹², periyodu 12 olan 1'nci dereceden fark alma işlemi göstermektedir. Bu ifade bir sonraki tahmin değerinin bir önceki yılın aynı ayının özelliğini de modele eklemektedir. Burada ilk tahmin değeri, 1949 yılının ilk iki ayı ve 1950 yılının ilk ayına dair gözlem ve artık değerleri ile elde edilebildiğinden 1950 yılının 2'nci ayıyla başlamaktadır. Önceki tahmin değerleri ise gözlemlere eşit alınmaktadır. Böylece 13 gözlem kaybı fark işlemlerinden ötürü meydana gelmektedir. Bu ilk uygulama sonucunda test setinin ilk gözleminin tahmin değeri üretilecektir. Bundan sonra SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinin elde edilen sabit terim ve katsayıları sabit tutularak Şekil 6.2' deki gibi gözlem sayısı değiştirilmeden ilerletilir. Test setinin son gözlem değeri için tahmin yapılır ve durulur. Minitab paket programı kullanılarak elde edilen gecikmelere dair katsayılar ve sabit terim Çizelge 6.11' de gösterilmiştir. Uygulamada sabit terim Çizelge 6.11' deki gibi alınmıştır.

Çizelge 6.11 Havayolu Yolcu Sayıları SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ Modeli Katsayıları

Parametre	Gecikme	Parametre Tahmin Değeri
MA θ_1	1	0.340455
SMA Θ_1	12	0.630537
	Sabit	-0.00005

Son olarak Havayolu Yolcu Sayıları zaman serisinin SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinin açık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilmektedir.

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t + Y_{t-11} - Y_{t-12} - \Theta_1 e_{t-11} - \theta_1 e_t + \theta_1 \Theta_1 e_{t-12} + \theta_0 + e_{t+1} \quad (6.73)$$

Bu model kullanılarak ele alınan 1949-1960 yılları dışında 1961 yılı ilk ayı için tahmin değeri elde edilmek istenirse, eşitlik 6.73'de Çizelge 6.12' de verilen koyu renkli gecikme değerleri kullanılarak $\hat{Y}_{145} = \hat{M}_{T(145)} = 6.108910$ bulunmaktadır.

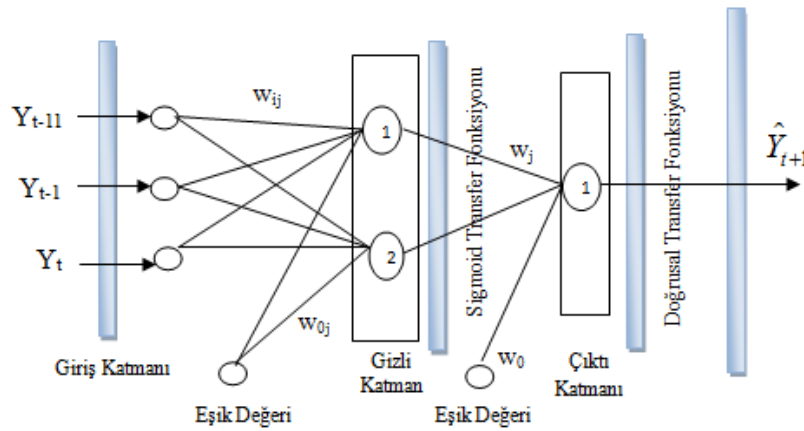
Çizelge 6.12 1961 Yılı 1'nci ayı (145.Gözlem) SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ Tahmini

NO	GECİKME	HAVAYOLU YOLCU SAYILARI	GECİKME	ARTIK DEĞERLER
132	Y_{t-12}	6.003887067	e_{t-12}	0.01180
133	Y_{t-11}	6.033086222	e_{t-11}	-0.00536
134	Y_{t-10}	5.96870756	e_{t-10}	-0.01983
135	Y_{t-9}	6.03787092	e_{t-9}	-0.09302
136	Y_{t-8}	6.133398043	e_{t-8}	0.09028
137	Y_{t-7}	6.156978986	e_{t-7}	0.01831
138	Y_{t-6}	6.282266747	e_{t-6}	-0.01451
139	Y_{t-5}	6.432940093	e_{t-5}	0.01985
140	Y_{t-4}	6.406879986	e_{t-4}	-0.02941
141	Y_{t-3}	6.230481448	e_{t-3}	-0.01322
142	Y_{t-2}	6.133398043	e_{t-2}	0.02981
143	Y_{t-1}	5.966146739	e_{t-1}	-0.02777
144	Y_t	6.068425588	e_t	-0.01594
145	\hat{Y}_{t+1}	$\hat{Y}_{t+1} = 6.108910$		

Ancak bu değerler Ln dönüşümlü olduğundan gerçek tahmini bulabilmek için $e^{6.108910}$ işlemi yapılmalıdır. Sonuç olarak; $\hat{Y}_{145} = \hat{M}_{T(145)} = e^{6.108910} \approx 450$ gerçek tahmin sonucu olmuştur.

6.4.2 Yapay sinir ağı uygulaması

Daha önce ifade edildiği gibi Sinir Ağı modeli olarak Faraway ve Chatfield [32]' in bu zaman serisi için kullandığı ve daha sonra diğer araştırmacılarında bu yapı ve sonuçlarını baz aldığı 3 gecikmeli giriş, tek gizli katmanda 2 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapı (N^{3-2-1}) kullanılmıştır. Faraway ve Chatfield [32], serinin 12 aylık mevsimsellik yapıya sahip olmasından dolayı farklı gecikmeler kullanarak, giriş gecikme durumlarını belirlemeye çalışmışlardır. Sonuç olarak ulaştıkları en iyi giriş, 12 dönem gecikmeli Y_{t-11} , 2 dönem gecikme Y_{t-1} ve 1 dönem gecikme Y_t olarak belirlemişlerdir. Bu çalışmada da bu giriş dönemleri kullanılmış öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonları, ağıın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Uygulama MATLAB Toolbox üzerinde yapılmıştır. Modelin mimarisi Şekil 6.21' de gösterilmiştir.



Şekil 6.21 Havayolu Yolcu Sayıları N^{3-2-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde Y_{t-i} ($i=0, 1, 11$) Havayolu Yolcu sayıları serisinde gecikmeleri göstermektedir. 12 dönem gecikme olduğundan dolayı ilk tahmin değeri 13'ncü gözlem ile başlamaktadır. Bu yüzden 12 gözlemlik kayıp meydana gelmektedir. w_{ij} , giriş katmanını ile gizli katman arasındaki sinaptik ağırlıkları gösterirken, w_j gizli katmanla çıktı katmanını arasındaki sinaptik ağırlıkları ifade etmektedir. \hat{Y}_{t+1} , sinir ağının $t+1$ 'nci dönem için tahmin değerini göstermektedir. Yapılan denemeler sonucunda performans ölçütü olarak kullanılan MSE değerlerine göre en iyi

deney seçilmiştir. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 10' da gösterilmiştir. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 0.010045 & -0.21229 & -0.15947 \\ -2.4812 & 2.4894 & 0.74781 \end{bmatrix} \quad (6.74)$$

$$LW = [-13.3296 \quad -1.3257] \quad (6.75)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} -0.15769 \\ -0.6373 \end{bmatrix} \quad B2 = [6.6444] \quad (6.76)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.77 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * Y_{t-1} + iw_{i2} * Y_{t-1} + iw_{i3} * Y_t + b_i \quad (6.77)$$

v_i ($i=1,2$), değerleri 6.77 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlikten bulunmuştur.

$$v_3 = (-13.3296)F_1 + (-1.3257)F_2 + 6.6444 \quad (6.78)$$

$$F_3(v_3) = v_3$$

Son olarak YSA ile elde edilen Elektrik Fiyatları modeli eşitlik 6.79 olmaktadır.

$$\hat{Y}_{t+1} = (-13.3296)F_1 + (-1.3257)F_2 + 6.6444 \quad (6.79)$$

6.4.3 Önerilen hibrit model uygulaması

Hibrit model, ilk olarak uygulanan temel modelin gerçek zaman serisinin mevcut eğilimindeki zayıflığını tespit ederek bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bileşenle birleştirmektedir.

1. Adım Temel Modelin Uygulanması

Havayolu Yolcu sayıları zaman serisinde temsilen oluşturulan temel model, doğrusal yapıya sahip SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelidir. Model, eşitlik 6.73' de gösterilmiştir.

2. Adım Sınıflandırma

Hatırlanacağı gibi SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂, ilk olarak zaman serisinin eğitim setine uygulanmış ve tahmin serisi 14'üncü gözlemden başlayarak bu setin en son gözlem değerine kadar oluşturulmuş ve test setinin (1960 yılının tüm ayları için) gözlem değerleri tahmini yapılmıştı. Burada 14'üncü gözlemden başlamak üzere eğitim seti ve test seti için eşitlik 5.3 kullanılarak artık serisi oluşturulur. Daha sonra eğitim setinin 3.19 eşitliği yardımıyla MAD_{Eğitim} değeri hesaplanır. Bulunan MAD_{Eğitim} değeri 0.02835' dir. Bu veri seti için İstenen Hata Düzeyi (İHD) %5MAD_{Eğitim} olarak alınmıştır. Buna göre İHD= 0.00141741 olarak bulunmuştur. Bu hata düzeyi ile her bir artık değeri Sınıf A, Sınıf B ve Sınıf C olarak sınıflandırılır.

3. Adım Varsayım

Her bir sınıf oluşturulurken, bu sınıflara ait artık değerleri olduğu gibi alınır. Diğer sınıflara ait artık değerleri "sıfır" a eşitlenerek sınıflara dâhil edilir. Sınıf C, İHD sınırları içerisinde olduğundan bu sınıfın artık değerleri sıfıra eşitlenerek Sınıf A ve Sınıf B' ye dâhil edilir. Ayrıca bu sınıf için bundan başka herhangi bir işlem gerçekleştirilmez. Böylece elde edilen Sınıf B ve Sınıf A, temel modelin negatif ve pozitif artıkları olarak ayrı ayrı YSA' nın girdisi olmaktadır. Bu sınıflandırma hem eğitim hem de test setinde de yapılmaktadır.

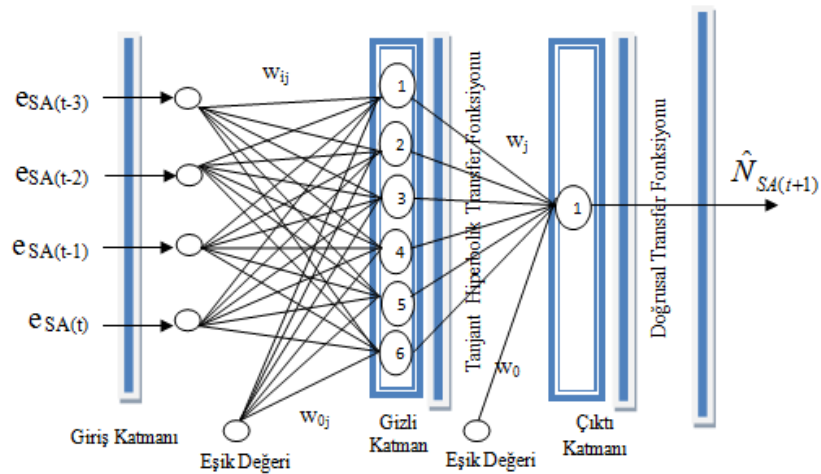
4. Adım Doğrusal Olmayan Bileşen

Havayolu Yolcu sayıları serisi için başta belirtilen eğitim ve test setleri genişlikleri bu sınıflarda da aynen geçerlidir. Her bir sınıf kendi verileriyle eğitilmekte ve kendi verileriyle test edilmektedir. Sınıf A ve Sınıf B için yapılan çeşitli deneyler sonucunda her iki sınıfın en iyi yapıları bulunmuştur.

i) Sınıf A Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.22' de gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 11' de gösterilmiştir.

Daha önce ifade edildiği gibi eğitim seti toplam 132 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinde 13 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 17 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 115 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.22 Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SA(t-i)}$ ($i=0,1,2,3$) Sınıf A' ya ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SA(t+1)}$, $t+1$ 'nci dönem için Sınıf A' da elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Tanjant Hiperbolik ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox' tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 0.69111 & 0.91253 & 0.81289 & -1.5806 \\ -0.89654 & 0.11919 & 0.089898 & -2.0812 \\ 0.15841 & -1.2109 & -0.6683 & 1.3809 \\ 0.94745 & 1.5167 & -0.79617 & -0.14014 \\ -1.1261 & 1.6357 & -0.78137 & 0.39575 \\ -1.6141 & -0.073324 & 0.50746 & -1.4202 \end{bmatrix} \quad (6.80)$$

$$LW = [0.52068 \quad -0.18825 \quad -0.30611 \quad -0.53678 \quad 0.44527 \quad -0.31931] \quad (6.81)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} -2.3058 \\ 1.1678 \\ -0.39082 \\ 0.48819 \\ -1.4471 \\ -2.1509 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.044778] \quad (6.82)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.83 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SA(t-3)} + iw_{i2} * e_{SA(t-2)} + iw_{i3} * e_{SA(t-1)} + iw_{i4} * e_{SA(t)} + b_i \quad (6.83)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.83 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.27 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$\begin{aligned}
v_7 &= (0.52068)F_1 + (-0.18825)F_2 + (-0.30611)F_3 + (-0.53678)F_4 \\
&\quad + (0.44527)F_5 + (-0.31931)F_6 - 0.044778 \\
F_7(v_7) &= v_7
\end{aligned} \tag{6.84}$$

Sınıf A için elde edilen eşitlik 6.85 olacaktır.

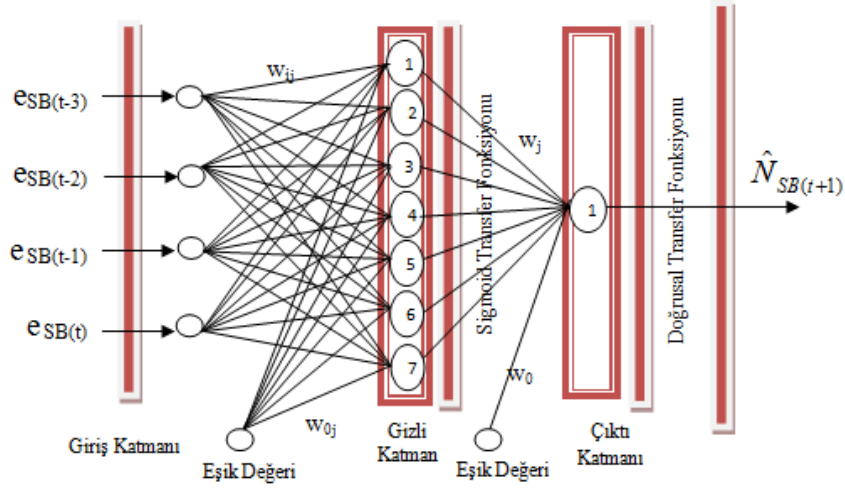
$$\begin{aligned}
\hat{N}_{SA(t+1)} = \hat{e}_{SA(t+1)} &= (0.52068)F_1 + (-0.18825)F_2 + (-0.30611)F_3 + (-0.53678)F_4 \\
&\quad + (0.44527)F_5 + (-0.31931)F_6 - 0.044778
\end{aligned} \tag{6.85}$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.22 eşitliğindeki gibidir. Sınıf A için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

ii) Sınıf B Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.23' de gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 7 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 12' de gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 132 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinde 13 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 17 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 115 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.23 Sınıf B için N^{4-7-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SB(t-i)}$ ($i=0,1,2,3$) Sınıf B' ye ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SB(t+1)}$, $t+1$ 'nci dönem için Sınıf B' de elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox' tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -2.9816 & 1.238 & 4.7896 & 1.0148 \\ 0.017753 & 2.9787 & -0.793 & -6.8742 \\ 2.5956 & 2.7606 & -3.8084 & -4.6625 \\ 1.087 & 8.5299 & -5.3217 & 2.6901 \\ -2.2463 & -1.6856 & 1.7035 & -2.8534 \\ 0.13216 & -5.6941 & 0.61252 & 2.2124 \\ 1.3668 & -0.85564 & 5.6095 & -3.4587 \end{bmatrix} \quad (6.86)$$

$$LW = [2.1233 \quad -1.5464 \quad 2.9248 \quad 2.1216 \quad 1.4845 \quad 2.3347 \quad -1.5888] \quad (6.87)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 0.62267 \\ -3.1924 \\ -3.127 \\ 4.089 \\ -1.379 \\ -4.199 \\ 4.1916 \end{bmatrix} \quad B2 = [-1.8676] \quad (6.88)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.89 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SB(t-3)} + iw_{i2} * e_{SB(t-2)} + iw_{i3} * e_{SB(t-1)} + iw_{i4} * e_{SB(t)} + b_i \quad (6.89)$$

v_i ($i=1,2,\dots,7$), değerleri 6.89 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2,\dots,7$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$\begin{aligned} v_8 &= (2.1233)F_1 + (-1.5464)F_2 + (2.9248)F_3 + (2.1216)F_4 \\ &\quad + (1.4845)F_5 + (2.3347)F_6 + (-1.5888)F_7 - 1.8676 \end{aligned} \quad (6.90)$$

$$F_8(v_8) = v_8$$

Sınıf B için elde edilen eşitlik 6.91 olacaktır.

$$\begin{aligned} \hat{N}_{SB(t+1)} = \hat{e}_{SB(t+1)} &= (2.1233)F_1 + (-1.5464)F_2 + (2.9248)F_3 + (2.1216)F_4 \\ &\quad + (1.4845)F_5 + (2.3347)F_6 + (-1.5888)F_7 - 1.8676 \end{aligned} \quad (6.91)$$

Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.30 eşitliğindeki gibidir. Sınıf B için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değeri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

5. Adım Hibrit (Melez) Model Tahmini

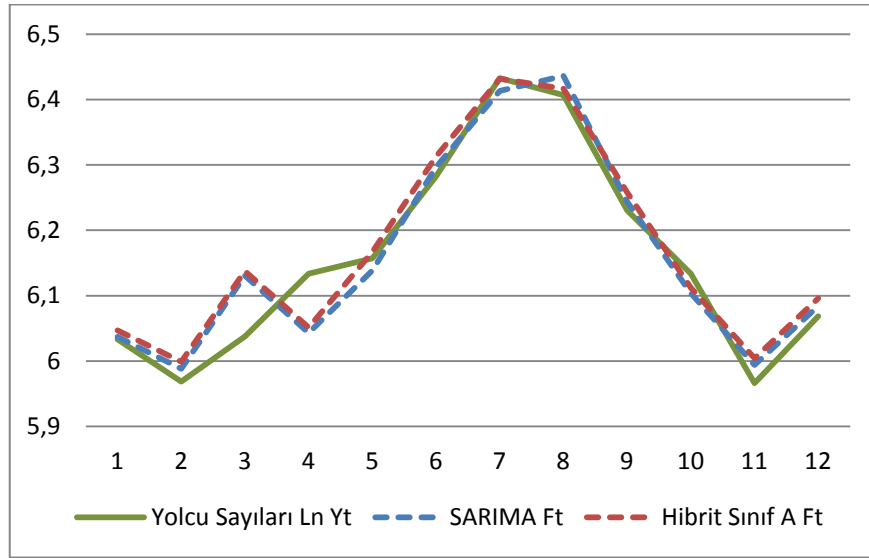
Bu adımda SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modelinin zaman serisinin mevcut eğiliminde zayıf kaldığı kısmı belirlemek için iki sınıfın MAD ve MSE değerleri kıyaslanmıştır. Sözü edilen bu ölçütler başlangıçta belirtilen test setinden (1960 Yılı Ayları) hesaplanmıştır. İki sınıfın performanslarına dair bilgiler Çizelge 6.13' de verilmiştir.

Çizelge 6.13 Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (12 Gözlem)

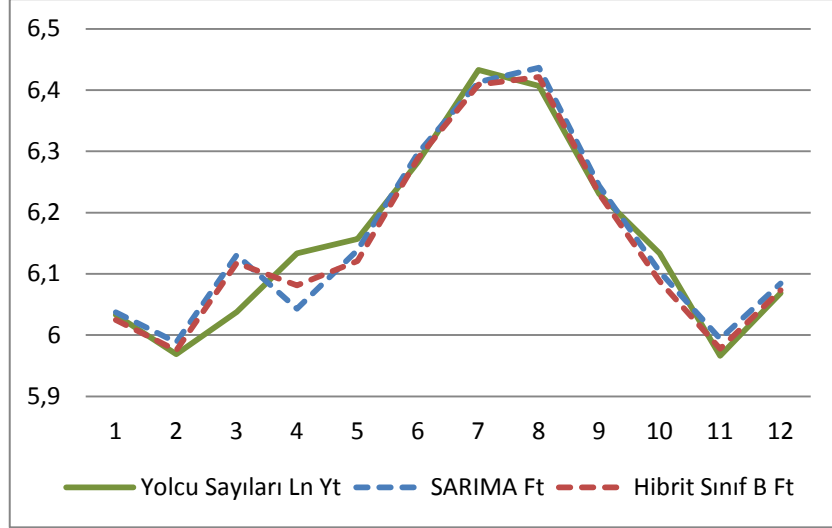
	MSE	MAD
SINIF B Bileşenli Hibrit	0.00113	0.02420
SINIF A Bileşenli Hibrit	0.00186	0.03266

Bu durumda $Enk_{(MSE,MAD)} = \{(0.00186, 0.03266), (0.00113, 0.02420)\}$ karar yapısı ele alınmış ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Modelin uygunluğuna karar verilmiştir. Bu durumda temsili hibrit model Sınıf B bileşenli olmaktadır.

Elde edilen sonuçlardan anlaşılacağı gibi $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ modeli mevcut eğilimde genel itibariyle gerçek gözlemlerin üzerinde kalmaktadır. Sınıf B bileşeni bu modeli gerçek gözlemlere yakınsatarak daha etkin bir tahmin performansı sunmaktadır. Sınıf A bileşeni ise $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ modelini gerçek değerlerden uzaklaştırmaktadır. Hibrit modeller ve temel alınan $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ modelinin durumları Şekil 6.24 ve Şekil 6.25' de gösterilmiştir.



Şekil 6.24 $SARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ Modeli ve Sınıf A Hibrit Modeli (Test Seti) (12 Gözlem)



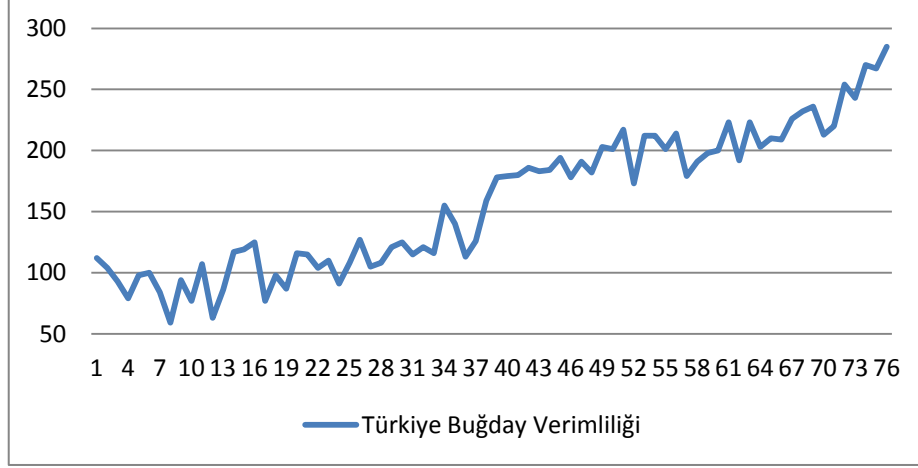
Şekil 6.25 SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ Modelinin Sınıf B Hibrit Modeli (Test Seti) (12 Gözlem)

Havayolu Yolcu Sayıları için yapılan ilk uygulama olan SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂ modeliyle 145'nci veya 1961 yılının ilk ayı tahmini $\hat{Y}_{145} = \hat{M}_{T(145)} = 6.108910$ olarak bulunmuştur. Sınıf B bileşeninin aynı zaman için verdiği sonuç $\hat{N}_{SB(t+1)} = -0.015077$ 'dir. Hibrit modelin aynı yıl için vereceği tahmin ise eşitlik 6.30 ile hesaplanmış ve $\hat{Y}_{Hibrit(145)} = 6.09383$ olarak bulunmuştur. Bu değer Ln dönüşümlü olduğundan gerçek tahmini bulabilmek için $e^{6.09383}$ işlemi yapılmalıdır. Sonuç olarak; $\hat{Y}_{Hibrit(145)} = e^{6.09383} \approx 443$ gerçek tahmin sonucu olmuştur.

6.5 Türkiye Buğday Verimliliği

Türkiye Buğday Verimliliği zaman serisine dair veriler Toprak Mahsulleri Ofisi (TMO)' nden elde edilmiştir. Son yıllarda ülkemiz tarıma elverişli arazilerin azalması, mevcut topraklardan elde edilecek üretim verimliliğinin artırılmasını zorunlu kılmaktadır. Yapılacak verimlilik tahminleri konuyla ilgili birimlerin gerekli önlemleri almalarında ön bir bilgi sağlayabilecektir. Bölüm 3.3.5' de Literatür'de belirtilen yöntemlerden birisi olarak 1938-2013 yıllarını kapsayan bu zaman serisinin %80'i eğitim, %20'si test seti olarak belirlenmiştir. Eğitim seti 1938- 1998 yıllarını kapsayacak şekilde toplam 61 gözlem, test seti ise 1999 – 2013 yıllarını kapsayacak şekilde toplam 15 gözlemden oluşturulmuştur. Veriler için herhangi bir dönüşüm yapılmamıştır. Şekil 6.26 değişkenin yıllar itibariyle aldığı değerleri

göstermektedir. Gösterimde yükselen trendle birlikte rastsal bir yapı göze çarpmaktadır. Bunun dışında herhangi bir mevsimsellik ve periyodik bir durum yoktur.



Şekil 6.26 Türkiye Buğday Verimliliği (1938-2013)

Literatürde; bu zaman serisinde de diğer veri setleri için yapılan adımlar uygulanmıştır.

- i) Bu zaman serisi, rastsal yürüyüş modeline uygun olduğundan buradan hareketle 1-Basamak İlerlemeli ARIMA(0,1,0) modeli uygulanmıştır.
- ii) Sinir Ağı modeli 7 giriş, tek gizli katmanda 7 nöron bulunan ve tek çıktıya sahip yapı (N^{7-7-1}) kullanılmıştır.
- iii) Çalışmada önerilen ARIMA-YSA hibrit modeli uygulanmıştır.

6.5.1 Bir basamak ilerlemeli ARIMA(0,1,0) veri seti uygulaması

Eğitim setini oluşturan 61 gözlem üzerinde matematiksel ifadesi 6.92 eşitliğinde verilen ARIMA(0,1,0) modeli uygulanmıştır. Bu model rastsal yürüyüş modeli olarak da bilinmektedir.

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t + e_{t+1} \quad (6.92)$$

Eşitlikte, e_{t+1} , rastsal hatayı \hat{Y}_{t+1} , t+1'nci döneme ait tahmin değerini Y_t bir önceki döneme ait gözlem değerini göstermektedir. Bu ifade bir sonraki tahmin değerinin

bir önceki yıla eşit olacağını ifade etmektedir. Burada ilk tahmin değeri, 1939 yılı ile başlamak üzere bu yılın tahmin değeri 1938 yılının gözlem değerine eşittir. Böylece 1 gözlem kaybı meydana gelmektedir. Bu işlemler bu şekilde devam ederek test setinin son gözlem değeri için tahmin yapılır ve durulur.

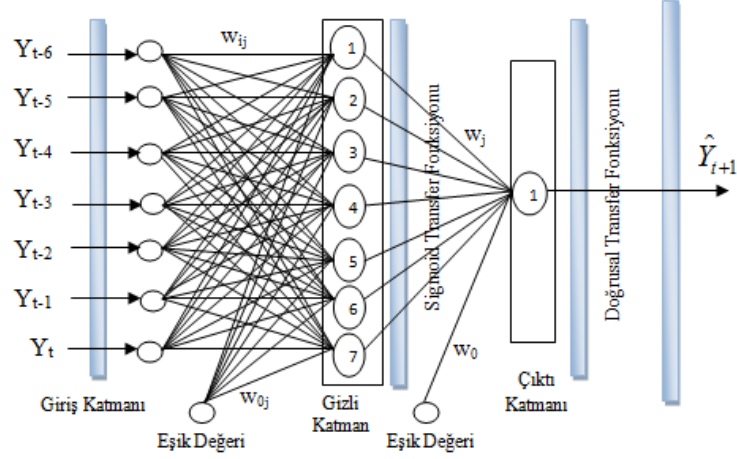
Bu model kullanılarak ele alınan 1938-2013 yılları dışında 2014 yılı ya da 77'nci gözlem için tahmin değeri elde edilmek istenirse, eşitlik 6.92' de Çizelge 6.14' de verilen gecikme değeri kullanılarak $\hat{Y}_{77} = \hat{M}_{T(77)} = 285$ bulunmaktadır.

Çizelge 6.14 2014 Yılı ARIMA(0,1,0) Tahmini

NO	YIL	GECİKME	VERİM
76	2013	Y_t	285
77	2014	\hat{Y}_{t+1}	$\hat{Y}_{t+1} = 285$

6.5.2 Yapay sinir ağları uygulaması

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 7 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.27' de gösterilen 7 gecikmeli, gizli katmanda 7 nöron ve çıkış katmanında 1 nöron bulunan yapı (N^{7-7-1}) olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 13' de gösterilmiştir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu = 0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonları, ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları uygun bulunmuştur. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Uygulama MATLAB Toolbox üzerinde yapılmıştır.



Şekil 6.27 Buğday Verimliliği N^{7-7-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde Y_{t-i} ($i=0,1,2,\dots,6$) Buğday Verimliliği serisinde gecikmeleri göstermektedir. 7 dönem gecikme olduğundan dolayı ilk tahmin değeri 8' nci gözlem ile başlamaktadır. Bu yüzden 7 gözlemlilik kayıp meydana gelmektedir. w_{ij} , giriş katmanı ile gizli katman arasındaki sinaptik ağırlıkları gösterirken, w_j gizli katmanla çıktı katmanı arasındaki sinaptik ağırlıkları ifade etmektedir. \hat{Y}_{t+1} , sinir ağının $t+1$ 'nci dönem için tahmin değerini göstermektedir. Yapılan denemeler sonucunda performans ölçütü olarak kullanılan MSE değerlerine göre en iyi deney seçilmiştir. Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} -0.32735 & 0.28729 & 1.1845 & -3.0357 & -1.1357 & 1.1472 & -0.38341 \\ 0.48126 & -2.5314 & 0.039016 & -0.05785 & -2.1893 & 0.1303 & 1.2865 \\ 1.693 & 0.49254 & -3.2737 & -2.341 & -0.82776 & -0.47359 & 0.15712 \\ 2.0303 & 1.7741 & 0.86829 & -1.5306 & 1.2987 & 0.01905 & -2.142 \\ -0.88065 & -0.08032 & 1.995 & 0.55563 & -0.35915 & -1.7711 & -1.8443 \\ -1.0093 & -1.9207 & -0.83821 & 1.839 & -0.49907 & 3.1326 & 0.93028 \\ 0.045904 & 1.8741 & 1.1783 & -2.6198 & 1.4706 & 0.51519 & 1.5718 \end{bmatrix} \quad (6.93)$$

$$LW = [-0.6389 \quad 0.46569 \quad -0.89971 \quad 0.14822 \quad -0.44402 \quad 0.5695 \quad 0.76006] \quad (6.94)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü ($B1$) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik ($B2$) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} 3.7397 \\ -2.6472 \\ -2.8661 \\ 0.070336 \\ -1.658 \\ -1.9627 \\ -3.3848 \end{bmatrix} \quad B2 = [0.55599] \quad (6.95)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.96 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * Y_{t-6} + iw_{i2} * Y_{t-5} + iw_{i3} * Y_{t-4} + iw_{i4} * Y_{t-3} \\ + iw_{i5} * Y_{t-2} + iw_{i6} * Y_{t-1} + iw_{i7} * Y_t + b_i \quad (6.96)$$

v_i ($i=1,2,\dots,7$), değerleri 6.96 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2,\dots,7$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlikten bulunmuştur.

$$v_8 = (-0.6389)F_1 + (0.46569)F_2 + (-0.89971)F_3 + (0.14822)F_4 \\ + (-0.44402)F_5 + (0.5695)F_6 + (0.76006)F_7 + 0.55599 \quad (6.97) \\ F_8(v_8) = v_8$$

Son olarak YSA ile elde edilen Buğday Verimliliği modeli eşitlik 6.98 olmaktadır.

$$\hat{Y}_{t+1} = (-0.6389)F_1 + (0.46569)F_2 + (-0.89971)F_3 + (0.14822)F_4 \\ + (-0.44402)F_5 + (0.5695)F_6 + (0.76006)F_7 + 0.55599 \quad (6.98)$$

6.5.3 Önerilen hibrit model uygulaması

Hibrit model, ilk olarak uygulanan temel modelin gerçek zaman serisinin mevcut eğilimindeki zayıflığını tespit ederek bu zayıflığını güçlendirici doğrusal olmayan bileşenle birleştirmektedir.

1. Adım Temel Modelin Uygulanması

Türkiye Buğday Verimliliği zaman serisinde temsilen oluşturulan temel model, doğrusal yapıya sahip ARIMA(0,1,0) modelidir. Model, eşitlik 6.92' de gösterilmiştir.

2. Adım Sınıflandırma

Hatırlanacağı gibi ARIMA(0,1,0), ilk olarak zaman serisinin eğitim setine uygulanmış ve tahmin serisi 2'nci gözlemden başlayarak bu setin en son gözlem değerine kadar oluşturulmuş ve test setinin (1999-2013) gözlem değerleri tahmini yapılmıştır. Burada 2'nci gözlemden başlamak üzere eğitim seti ve test seti için eşitlik 5.3 kullanılarak artık serisi oluşturulur. Daha sonra eğitim setinin 3.19 eşitliği yardımıyla $MAD_{Eğitim}$ değeri hesaplanır. Bulunan $MAD_{Eğitim}$ değeri 15.983' dür. Bu veri seti için İstenen Hata Düzeyi (İHD) $\%5MAD_{Eğitim}$ olarak alınmıştır. Buna göre İHD= 0.7992 olarak bulunmuştur. Bu hata düzeyi ile her bir artık değeri Sınıf A, Sınıf B ve Sınıf C olarak sınıflandırılır.

3. Adım Varsayım

Her bir sınıf oluşturulurken, bu sınıflara ait artık değerleri olduğu gibi alınır. Diğer sınıflara ait artık değerleri "sıfır" a eşitlenerek sınıflara dâhil edilir. Sınıf C, İHD sınırları içerisinde olduğundan bu sınıfın artık değerleri sıfıra eşitlenerek Sınıf A ve Sınıf B' ye dâhil edilir. Ayrıca bu sınıf için bundan başka herhangi bir işlem gerçekleştirilmez. Böylece elde edilen Sınıf B ve Sınıf A, temel modelin negatif ve pozitif artıkları olarak ayrı ayrı YSA' nın girdisi olmaktadır. Bu sınıflandırma hem eğitim hem de test setinde de yapılmaktadır.

4. Adım Doğrusal Olmayan Bileşen

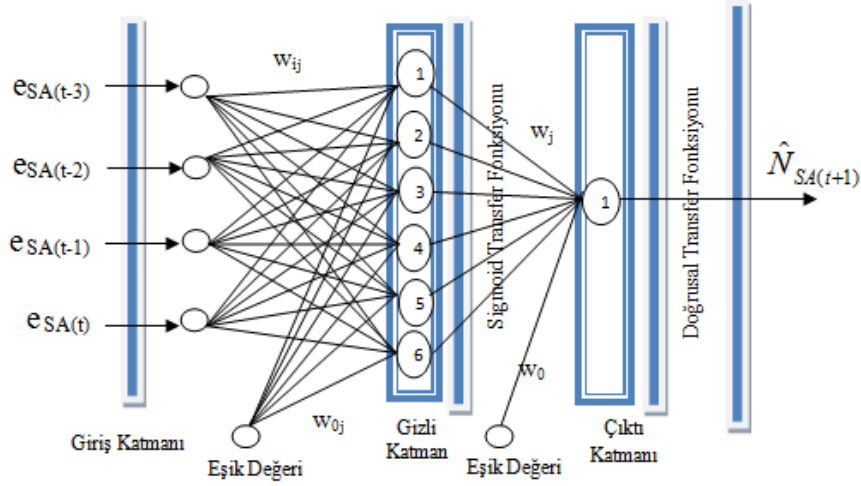
Buğday Verimliliği serisi için başta belirtilen eğitim ve test setleri genişlikleri bu sınıflarda da aynen geçerlidir. Her bir sınıf kendi verileriyle eğitilmekte ve kendi verileriyle test edilmektedir. Sınıf A ve Sınıf B için yapılan çeşitli deneyler sonucunda her iki sınıfın en iyi yapıları bulunmuştur.

i) Sınıf A Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen

en iyi yapı Şekil 6.28’ de gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 6 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 14’ de gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 61 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan ARIMA(0,1,0) modelinde 1 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 5 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 56 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.28 Sınıf A için N^{4-6-1} Mimari Yapıya Sahip Sinir Ağı

Gösterimde $e_{SA(t-i)}$ ($i=0,1,2,3$) Sınıf A’ ya ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SA(t+1)}$, $t+1$ ’nci dönem için Sınıf A’ da elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox’ tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 2.1036 & -0.59703 & -2.1753 & 4.097 \\ 1.3504 & 3.1573 & 6.0416 & -0.23122 \\ 2.1956 & -1.7922 & 3.7092 & -5.1762 \\ -4.2997 & -4.7928 & 10.6603 & 6.5673 \\ 6.2635 & -3.9376 & -9.6511 & -3.9282 \\ 4.3256 & -3.216 & 5.2593 & -3.9234 \end{bmatrix} \quad (6.99)$$

$$LW = [-1.3478 \quad -0.51607 \quad -0.25361 \quad 0.42036 \quad -0.38575 \quad 0.87509] \quad (6.100)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} -3.7207 \\ 6.9158 \\ -2.7532 \\ -7.5277 \\ -0.076705 \\ 3.801 \end{bmatrix} \quad B2 = [-0.36254] \quad (6.101)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.102 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SA(t-3)} + iw_{i2} * e_{SA(t-2)} + iw_{i3} * e_{SA(t-1)} + iw_{i4} * e_{SA(t)} + b_i \quad (6.102)$$

v_i ($i=1,2,\dots,6$), değerleri 6.102 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2,\dots,6$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_7 = (-1.3478)F_1 + (-0.51607)F_2 + (-0.25361)F_3 + (0.42036)F_4 \\ + (-0.38575)F_5 + (0.87509)F_6 - 0.36254 \quad (6.103)$$

$$F_7(v_7) = v_7$$

Sınıf A için elde edilen eşitlik 6.104 olacaktır.

$$\hat{N}_{SA(t+1)} = \hat{e}_{SA(t+1)} = (-1.3478)F_1 + (-0.51607)F_2 + (-0.25361)F_3 + (0.42036)F_4 \\ + (-0.38575)F_5 + (0.87509)F_6 - 0.36254 \quad (6.104)$$

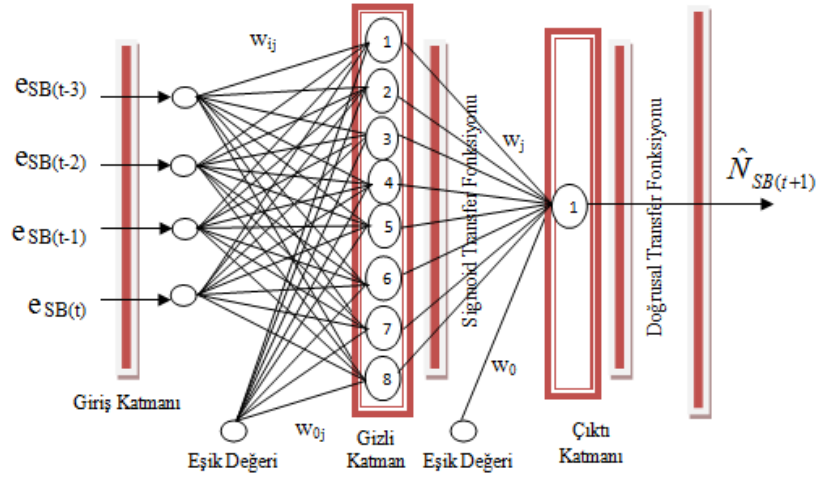
Tahmin edilen artık değer, daha önce uygulaması yapılan ARIMA(0,1,0) modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.22 eşitliğindeki gibidir. Sınıf A için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin değerleri bulunmuştur. Daha sonra artık değerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

ii) Sınıf B Uygulaması:

Başlangıçta, giriş katmanında gecikme sayısı 4 ile başlanmış ve bu gecikme altında gizli katmandaki nöron sayısı da 3' den başlanarak birer birer 10 nörona kadar artırılmıştır. Bu işlemlerde, hata analizleri performans fonksiyonu MSE

kullanılarak yapılmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı 1-Basamak İlerlemeli Tahmin yapıldığından dolayı tek nörondan oluşturulmuştur. Son olarak elde edilen en iyi yapı Şekil 6.29' da gösterilen 4 gecikmeli, gizli katmanda 8 nöron bulunan yapı olmuştur. Deney sonuçlarından seçilen uygulamalar EK 15' de gösterilmiştir.

Eğitim seti toplam 61 gözlemden oluşmaktadır. İlk uygulama olan ARIMA(0,1,0) modelinde 1 gözlem kaybı olmuştur. Burada da 4 gecikme olduğundan dolayı toplam 5 gözlem kaybı olacak ve eğitim seti 56 gözlemden oluşacaktır.



Şekil 6.29 Sınıf B için N^{4-8-1} Mimari Yapıya Sahip Sınır Ağı

Gösterimde $e_{SB}(t-i)$ ($i=0,1,2,3$) Sınıf B' ye ait artıkların gecikmeli girişlerini, $\hat{N}_{SB}(t+1)$, $t+1$ 'nci dönem için Sınıf B' de elde edilen hata tahminini ifade etmektedir. Öğrenme algoritması, Levenberg- Marquardt (LM) algoritması olmak üzere algoritma dahilinde kombinasyon katsayısı $\mu=0.001$ olarak belirlenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağız gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla Sigmoid ve Doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Matlab Toolbox' tan elde edilen giriş katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisi (IW) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların satır vektörü (LW) aşağıdaki gibidir.

$$IW = \begin{bmatrix} 0.16264 & -4.4328 & -1.7537 & 0.87662 \\ 2.3766 & -1.9815 & -3.8924 & -2.1548 \\ 3.906 & -0.27101 & 3.4928 & -2.0294 \\ -0.67056 & 1.1611 & -11.1917 & -0.58893 \\ 2.3072 & 1.8202 & 5.0088 & 2.2016 \\ 2.2924 & 2.0879 & 0.92514 & -2.38 \\ 0.4783 & -0.34046 & 0.51246 & 4.8557 \\ -2.8465 & -1.8422 & -1.504 & -2.9248 \end{bmatrix} \quad (6.105)$$

$$LW = [-1.1593 \quad -0.81167 \quad -0.0041381 \quad -0.035042 \quad 0.4594 \quad -0.65186 \quad -1.313 \quad -0.37582] \quad (6.106)$$

Giriş katmanı ile gizli katman arasındaki eşik değerlerine ait sütun vektörü (B1) ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki eşik (B2) değeri aşağıdaki gibidir.

$$B1 = \begin{bmatrix} -6.2844 \\ -5.6834 \\ -1.681 \\ 11.9486 \\ 1.6235 \\ -0.042171 \\ -6.4228 \\ -4.7218 \end{bmatrix} \quad B2 = [1.2453] \quad (6.107)$$

Her bir nörona ait doğrusal birleşimler 6.108 eşitliğindeki gibidir.

$$v_i = iw_{i1} * e_{SB(t-3)} + iw_{i2} * e_{SB(t-2)} + iw_{i3} * e_{SB(t-1)} + iw_{i4} * e_{SB(t)} + b_i \quad (6.108)$$

v_i ($i=1,2,\dots,8$), değerleri 6.108 eşitliği kullanılarak bulunmuştur ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (6.37 eşitliğinde $i=1,2,\dots,8$ olmak üzere) gizli katman çıktıları hesaplanmıştır. Son olarak çıktı katmanında bulunan nöronun cevabı aşağıdaki eşitlik gibi olacaktır.

$$v_9 = (-1.1593)F_1 + (-0.81167)F_2 + (-0.0041381)F_3 + (-0.035042)F_4 \\ + (0.4594)F_5 + (-0.65186)F_6 + (-1.313)F_7 + (-0.37582)F_8 + 1.2453 \quad (6.109) \\ F_9(v_9) = v_9$$

Sınıf B için elde edilen eşitlik 6.110 olacaktır.

$$\hat{N}_{SB(t+1)} = \hat{e}_{SB(t+1)} = (-1.1593)F_1 + (-0.81167)F_2 + (-0.0041381)F_3 + (-0.035042)F_4 \\ + (0.4594)F_5 + (-0.65186)F_6 + (-1.313)F_7 + (-0.37582)F_8 + 1.2453 \quad (6.110)$$

Tahmin edilen artık deęer, daha önce uygulaması yapılan ARIMA(0,1,0) modeline eklenmektedir. Matematiksel ifadesi 6.30 eşitliğindeki gibidir. Sınıf B için test setinde bu model uygulanmış ve her bir gözlemin tahmin deęeri bulunmuştur. Daha sonra artık deęerler eşitlik 5.10 kullanılarak elde edilmiştir.

5. Adım Hibrit (Melez) Model Tahmini

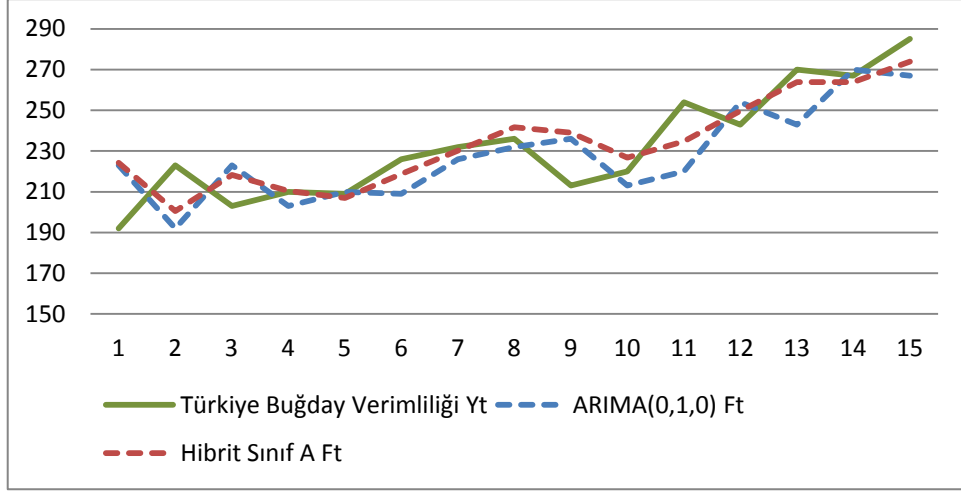
Bu adımda ARIMA(0,1,0) Modelinin zaman serisinin mevcut eğiliminde zayıf kaldığı kısmı belirlemek için iki sınıfın MAD ve MSE deęerleri kıyaslanmıştır. Sözü edilen bu ölçütler başlangıçta belirtilen test setinden (1999-2013 Yılları) hesaplanmıştır. İki sınıfın performanslarına dair bilgiler Çizelge 6.15' de verilmiştir.

Çizelge 6.15 Sınıf B Hibrit ve Sınıf A Hibrit Test Seti Kıyaslaması (15 Gözlem)

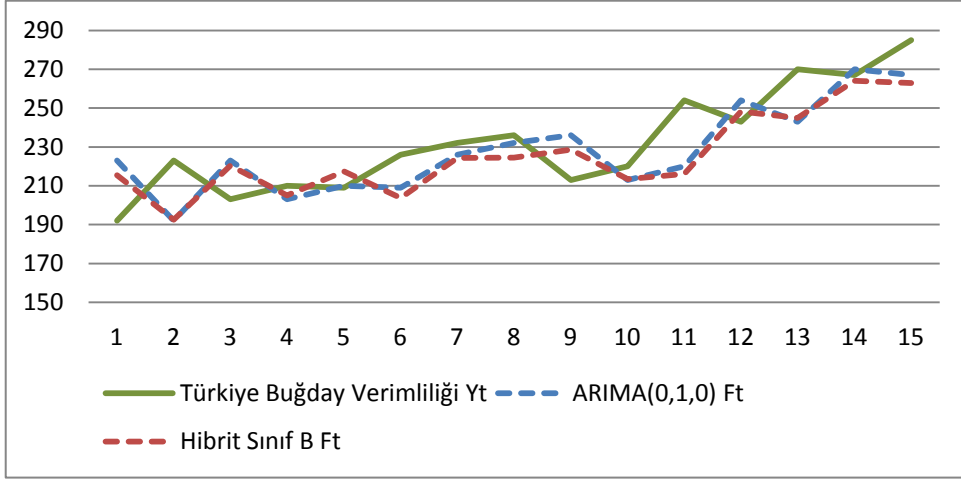
	MSE	MAD
SINIF B Bileşenli Hibrit	363.25	16.12
SINIF A Bileşenli Hibrit	212.24	11.09

Bu durumda $Enk_{(MSE,MAD)} = \{(212.24, 11.09), (363.25, 16.12)\}$ karar yapısı ele alınmış ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Modelin uygunluęuna karar verilmiştir. Bu durumda temsili hibrit model Sınıf A bileşenli olmaktadır.

Elde edilen sonuçlardan anlaşılacağı gibi ARIMA(0,1,0) modeli mevcut eğilimde genel itibariyle gerçek gözlemlerin altında kalmaktadır. Sınıf A bileşeni, bu modeli gerçek gözlemlere yakınsatarak daha etkin bir tahmin performansı sunmaktadır. Sınıf B bileşeni ise ARIMA(0,1,0) modelini gerçek deęerlerden uzaklaştırmaktadır. Hibrit modeller ve temel alınan ARIMA(0,1,0) modelinin durumları Şekil 6.30 ve Şekil 6.31' de gösterilmiştir.



Şekil 6.30 ARIMA(0,1,0) Modeli ve Sınıf A Bileşenli Hibrit Model (Test Seti) (15 Gözlem)



Şekil 6.31 ARIMA(0,1,0) Modeli ve Sınıf B Bileşenli Hibrit Model (Test Seti)(15 Gözlem)

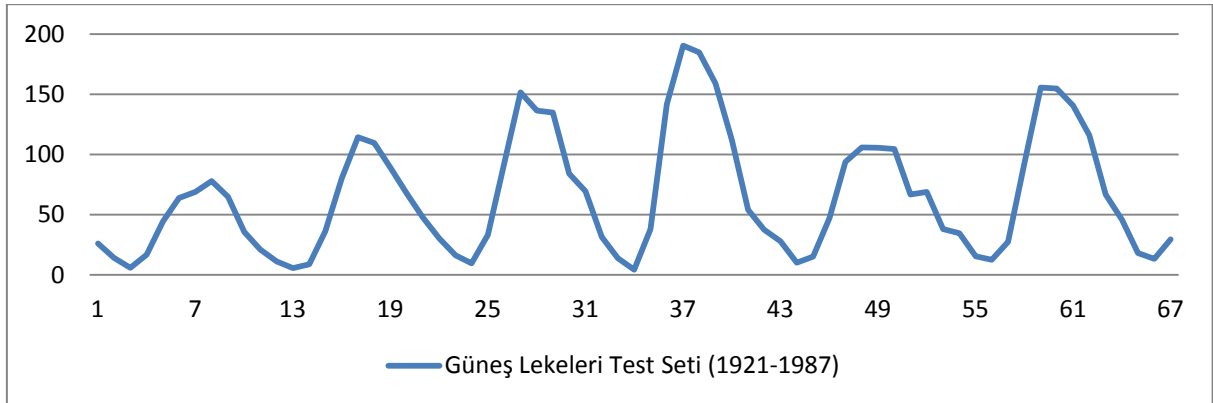
Türkiye Buğday Verimliliği için yapılan ilk uygulama olan ARIMA(0,1,0) modeliyle 77'nci veya 2014 yılı tahmini $\hat{Y}_{77} = \hat{M}_{T(77)} = 285$ olarak bulunmuştu. Sınıf A bileşeninin aynı zaman için verdiği sonuç $\hat{N}_{SA(t+1)} = -1.4885$ 'dir. Hibrit modelin aynı yıl için vereceği tahmin ise eşitlik 6.22 ile hesaplanmış ve $\hat{Y}_{Hibrit(77)} = 283.5$ olarak bulunmuştur.

7. UYGULAMA SONUÇLARI

Bu bölümde, ARIMA modeli üzerine kurulan ve önerilen hibrit model, uygulamalarda kullanılan zaman serilerinde; YSA modelleri, Zhang'ın [2] Hibrit modeli ve diğer araştırmacıların önerdikleri hibrit modellerin sonuçları baz alınarak kıyaslanmaya çalışılmış ve tahmin yetenekleri ortaya konulmaya gayret edilmiştir. Literatürde hangi zaman serisi hangi performans ölçütleri için kullanıldıysa, o performans ölçütleri hesaplanmıştır. Performans ölçütleri Bölüm 3.3.6' da gösterilmiştir. Bu ölçütler her bir zaman serisinin test setinde hesaplanmış ve farklı modellerin tahmin performanslarını karşılaştırmak için yorumlanmıştır.

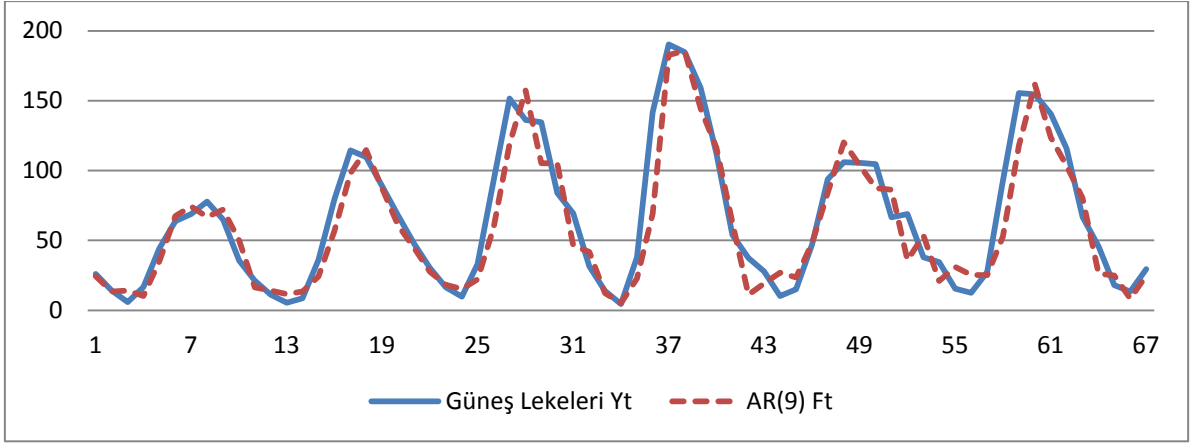
7.1 Güneş Lekeleri (Sun Spot) İçin Sonuçlar

Güneş Lekeleri serisi test seti 1921-1987 yıllarını kapsayan toplam 67 gözlemden oluşmaktadır. Bu 67 yıllık gözlemlerin ilk 35 yılı kısa vadeli tahmin olarak modellerin performanslarını ölçmede ayrıca analiz edilmektedir. Değişkenin test seti grafiği Şekil 7.1' de gösterilmiştir.

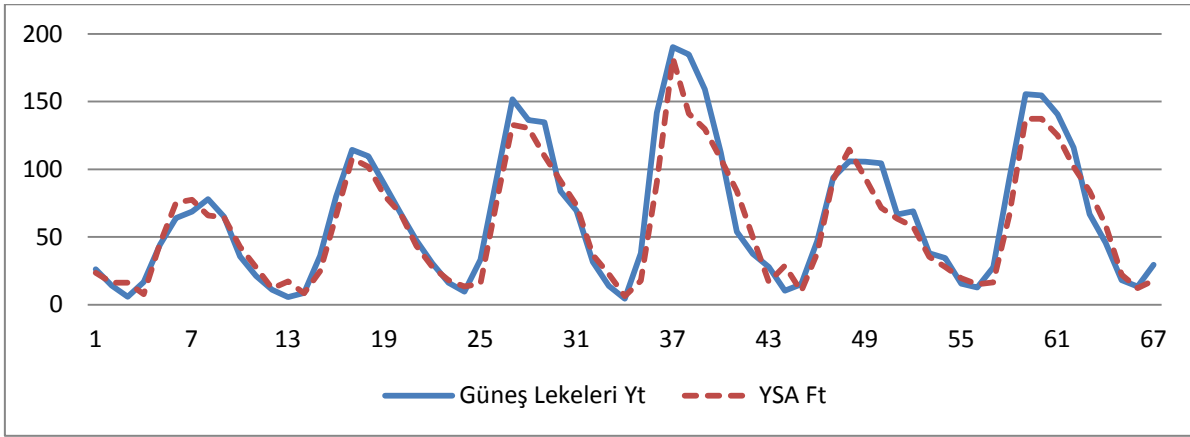


Şekil 7.1 Güneş Lekeleri Veri Setinin Test Seti (1921-1987) (67 Gözlem)

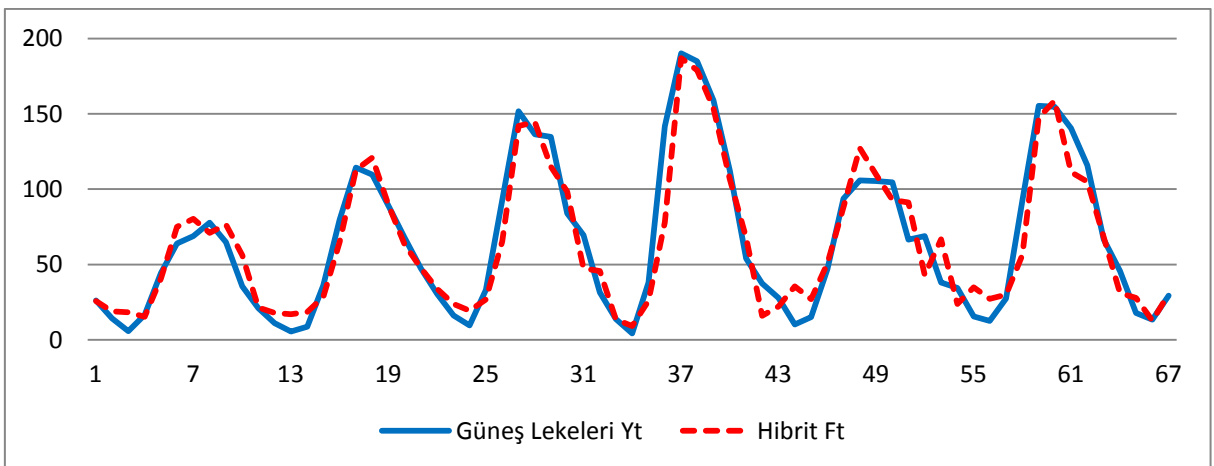
Bölüm 6.1' de uygulaması yapılan doğrusal model AR(9), doğrusal olmayan model YSA ve doğrusal ve doğrusal olmayan hibrit modelin her birinin test seti için ürettikleri tahminler sırasıyla Şekil 7.2, Şekil 7.3 ve Şekil 7.4' te gösterilmiştir.



Şekil 7.2 Güneş Lekeleri Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem)



Şekil 7.3 Güneş Lekeleri Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem)



Şekil 7.4 Güneş Lekeleri Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (67 Gözlem)

Bölüm 6.1' de uygulaması yapılan 3 farklı model ve Literatürde araştırmacıların bu zaman serisi için ulaştıkları sonuçlar Çizelge 7.1' de özetlenmiştir. Çizelge 7.2, hibrit modelin diğer modellerle yüzdesel olarak karşılaştırılmasını göstermektedir.

Çizelge 7.1 Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması

MODEL	35 Yıllık Periyot			67 Yıllık Periyot		
	MSE	MAD	R ²	MSE	MAD	R ²
Çalışmada AR(9)*	192.095	10.424	0.8934	307.05520	12.747213	0.8847
Çalışmada YSA*	100.632	7.887	0.9497	219.50091	10.972328	0.9303
Zhang YSA [2;3;31;17]**	205.302	10.243	-	351.19366	13.544365	-
Önerilen Hibrit AR(9)-MLP*	123.671	8.945	0.9275	240.89611	11.416494	0.9029
Zhang Hibrit AR(9)-MLP [2]	186.827	10.831	-	280.15956	12.780186	-
Khashei, Bijari AR(9)-MLP I [3]	125.812	8.944	-	234.20610	12.117994	-
Khashei, Bijari AR(9)-MLP II [31]	129.425	8.847	-	218.64215	11.446981	-
Khashei, Bijari, Ardali AR(9)-PNN [17]	148.834	9.285	-	234.77457	11.548514	0.9400

* Bölüm 6.1' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Zhang'ın elde ettiği YSA modeli sonuçları baz alınmıştır.

Çizelge 7.1' de gösterilen R² değeri Belirlilik Katsayısı olarak tanımlanmaktadır. Bağımlı değişkende meydana gelen değişmelerin ne kadarının bağımsız değişkendeki değişmelerle açıklanabileceğini göstermektedir. Belirlilik Katsayısı Pearson korelasyon katsayısı r' nin karesinin alınmasıyla hesaplanır ve 0 ile 1 arasında değerler alır, R² sembolüyle gösterilir [1].

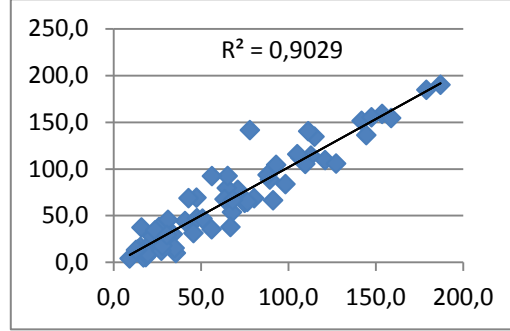
$$0 \leq R^2 \leq 1 \quad (7.1)$$

R²=1 ise Y' deki değişimin %100' ünün X bağımsız değişkeni tarafından açıklanabildiği kabul edilmektedir.

R²=0 ise X bağımsız değişkeni, Y bağımlı değişkenini hiç açıklayamıyor demektir.

Güneş Lekeleri zaman değişkeni bağımsız değişken ve hibrit model tahmin değişkeni bağımlı değişken olmak üzere R² değeri 0.9029 olarak elde edilmiştir. Bunun anlamı ise zaman değişkenindeki değişimin yaklaşık %90'ını hibrit model

tahmin değişkeni tarafından açıklandığını ifade etmektedir. Şekil 7.5’ de iki değişkenin Serpilme Diyagramı ve R^2 değeri birlikte verilmiştir. Bu diyagramda en dışta kalan noktalardan bir elips çizildiğinde, elips dar olacağından iki değişken arasında kuvvetli doğrusal bir ilişki bulunmaktadır. Çizelge 7.1’ de temel alınan AR(9) modeli R^2 değerine göre de yaklaşık olarak %2’lik gelişme sağlamıştır.



Şekil 7.5 Gerçek Gözlemler ve Hibrit Model Tahmin Değerleri Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 Değeri

Çizelge 7.2 Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti)

MODEL	35 Yıllık Periyot		67 Yıllık Periyot	
	MSE(%)	MAD(%)	MSE(%)	MAD(%)
Çalışmada AR(9)*	35.62	14.19	21.55	10.44
Çalışmada YSA*	-22.89	-13.41	-9.75	-4.05
Zhang YSA [2;3;31;17]**	39.76	12.67	31.41	15.71
Zhang Hibrit AR(9)-MLP [2]	33.80	17.41	14.01	10.67
Khashei, Bijari AR(9)-MLP I [3]	1.70	-0.01	-2.86	5.79
Khashei, Bijari AR(9)-MLP II [31]	4.45	-1.11	-10.18	0.27
Khashei, Bijari, Ardali AR(9)-PNN [17]	16.91	3.66	-2.61	1.14

* Bölüm 6.1’ de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Zhang’ in elde ettiği YSA modeli sonuçları baz alınmıştır.

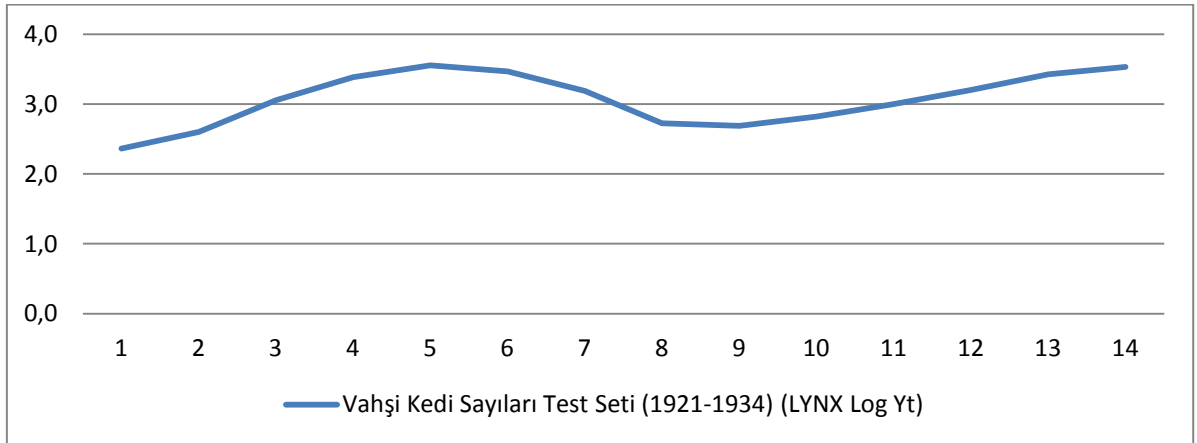
Çizelgelerde görülebileceği gibi önerilen hibrit model; AR(9), Zhang [2]’in uygulamasını yaptığı YSA ve önerdiği hibrit modeline her iki periyotta ve her iki performans ölçütüne göre daha doğru sonuçlar vermiştir. Örneğin 35 yıllık periyot için AR(9) modelini MSE ölçütü altında %35.62 geliştirirken, Zhang [2]’in YSA uygulamasını %39.76, Zhang [2]’in hibrit modelini %33.80, Khashei et al., [17] AR(9)-PNN modelini %16.91, Khashei and Bijari [31] AR(9)-MLP II modelini %4.45

ve Khashei and Bijari [3] AR(9)-MLP I modelini %1.70 geliřtirmiřtir. Ancak, Tez alıřmasında uygulaması yapılan YSA modelinden %22.89 daha kt performans gstermiřtir. Bu periyot altında MAD deęerleri de yzdesel olarak geliřtirilmiř yine alıřmada yapılan YSA' ya gre daha kt performans gsterdięi ortaya ıkmıřtır.

Uzun vadeli durumda ya da 67 yıllık periyot iin MAD lt altında hibrit model; AR(9), Zhang [2]' in YSA ve Zhang [2]' in hibrit modellerine gre genel olarak daha iyi performans gstermiřtir. Ancak alıřmada yapılan YSA uygulamasından %4.05 daha kt performans sergilemiřtir.

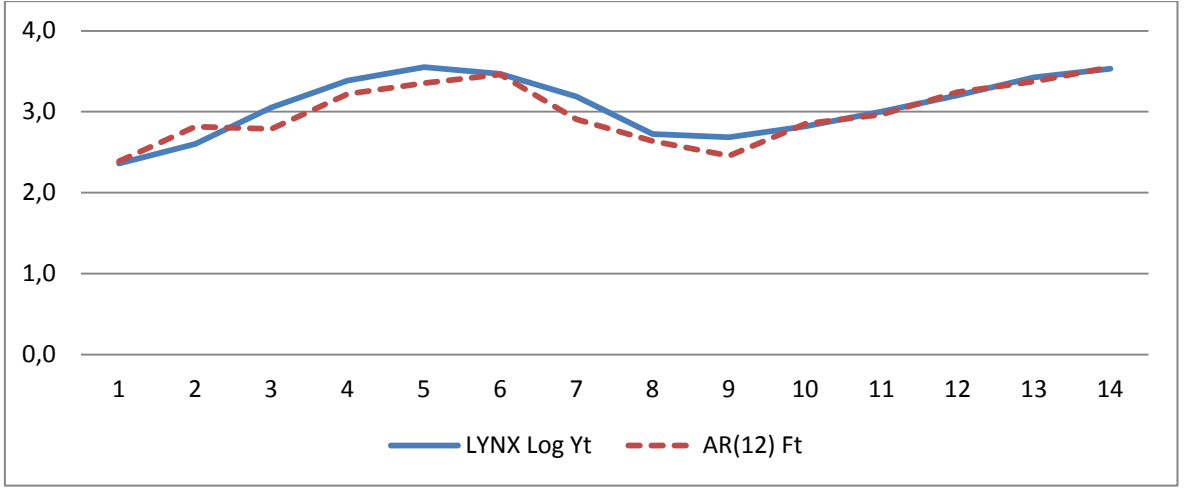
7.2 Vahři Kedi Sayıları (LYNX) İin Sonular

Vahři Kedi Sayıları serisi test seti, 1921-1934 yıllarını kapsayan toplam 14 gzlemden oluřmaktadır. Deęiřkenin test seti grafięi Őekil 7.6' da gsterilmiřtir.

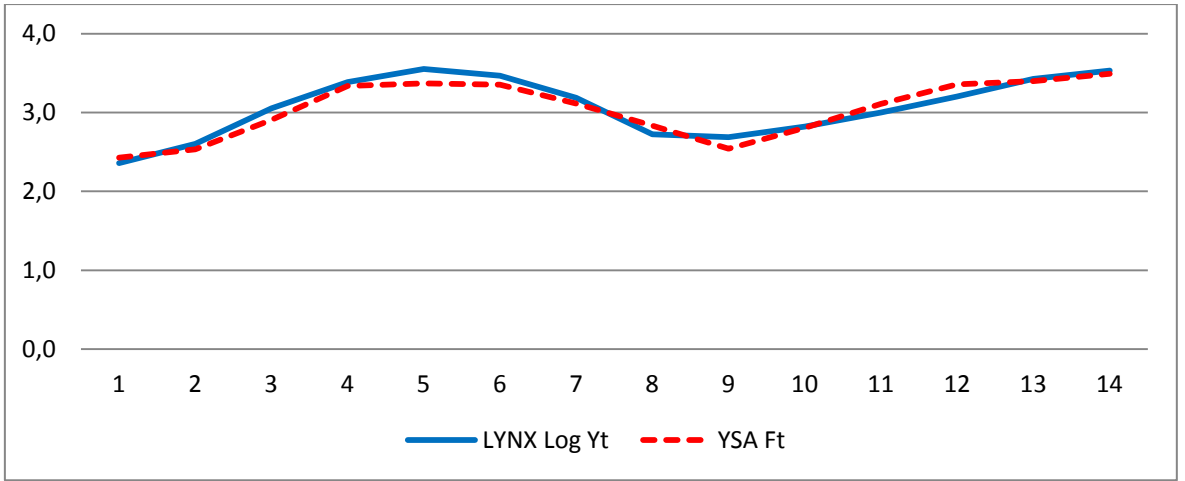


Őekil 7.6 Vahři Kedi Sayıları Veri Setinin Test Seti (1921-1934) (14 Gzlem)

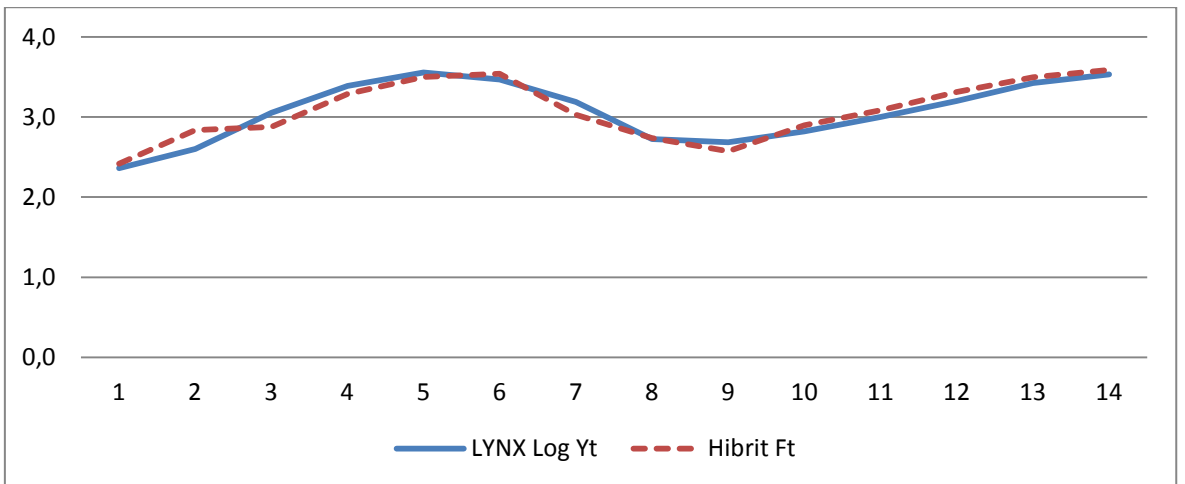
Uygulaması yapılan doęrusal model AR(12), doęrusal olmayan model YSA ve doęrusal ve doęrusal olmayan hibrit modelin her birinin test seti iin rettikleri tahminler sırasıyla Őekil 7.7, Őekil 7.8 ve Őekil 7.9' da gsterilmiřtir.



Şekil 7.7 Vahşi Kedi Sayıları Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem)



Şekil 7.8 Vahşi Kedi Sayıları Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem)



Şekil 7.9 Vahşi Kedi Sayıları Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (14 Gözlem)

Uygulamasý yapılan 3 farklý model ve Literatürde arařtırmacıların bu zaman serisi için ulařtıkları sonuçlar Çizelge 7.3' de özetlenmiřtir. Çizelge 7.4, hibrit modelin diđer modellerle yüzdesel olarak karřılařtırılmasını göstermektedir.

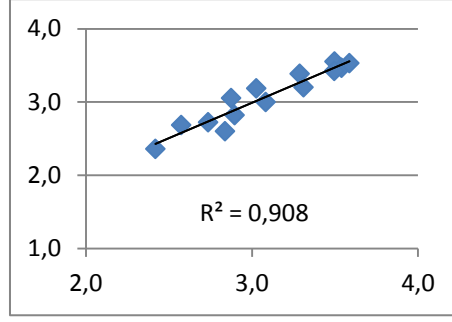
Çizelge 7.3 Diđer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karřılařtırması

MODEL	MSE	MAD	R ²
Çalıřmada AR(12)*	0.023535	0.118108	0.8654
Çalıřmada YSA*	0.011172	0.093214	0.9254
Zhang YSA [2;3;31;17]**	0.020466	0.112109	-
Önerilen Hibrit AR(12)-MLP*	0.012905	0.098612	0.9080
Zhang Hibrit AR(12)-MLP [2]	0.017233	0.103972	-
Khashei, Bijari AR(12)-MLP I [3]	0.013609	0.089625	-
Khashei, Bijari AR(12)-MLP II [31]	0.009990	0.085055	-
Khashei, Bijari, Ardali AR(12)-PNN [17]	0.011461	0.084381	-

* Bölüm 6.2' de uygulamasý yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Zhang' ın elde ettiđi YSA modeli sonuçları baz alınmıřtır.

Vahři Kedi Sayıları zaman deđiřkeni bađımsız deđiřken ve hibrit model tahmin deđiřkeni bađımlı deđiřken olmak üzere R² deđeri 0.9080 olarak elde edilmiřtir. Bunun anlamı ise zaman deđiřkenindeki deđiřimin yaklařık %90'ını hibrit model tahmin deđiřkeni tarafından açıkladıđını ifade etmektedir. Kalan %10'luk kısım bařka deđiřkenler tarafından açıklanabilmektedir. Őekil 7.10' da iki deđiřkenin Serpilme Diyagramı ve R² deđeri birlikte verilmiřtir. Bu diyagramda en dıřta kalan noktalardan bir elips çizildiđinde, elips dar olacađından iki deđiřken arasında kuvvetli dođrusal bir iliřki bulunmaktadır. Çizelge 7.3' de temel alınan AR(12) modeli R² deđerine göre de yaklařık olarak %4'lük geliřme sađlamıřtır.



Şekil 7.10 Gerçek Gözlemler ve Hibrit Model Tahmin Değerleri Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 Değeri

Çizelge 7.4 Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesel Olarak Karşılaştırılması (Test Seti)

MODEL	MSE (%)	MAD (%)
Çalışmada AR(12)*	45.17	16.51
Çalışmada YSA*	-15.51	-5.79
Zhang YSA [2;3;31;17]**	36.94	12.04
Zhang Hibrit AR(12)-MLP [2]	25.11	5.16
Khashei, Bijari AR(12)-MLP I [3]	5.17	-10.03
Khashei, Bijari AR(12)-MLP II [31]	-29.18	-15.94
Khashei, Bijari, Ardali AR(12)-PNN [17]	-12.60	-16.87

* Bölüm 6.2' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

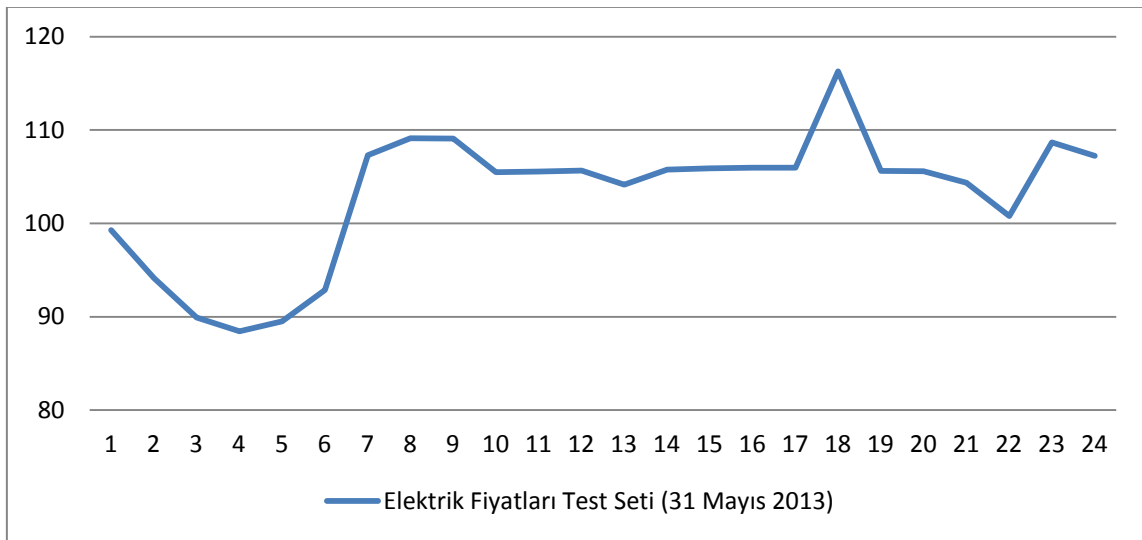
** Zhang' in elde ettiği YSA modeli sonuçları baz alınmıştır.

Çizelgelerde görülebileceği gibi önerilen hibrit model; AR(12) modeli, Literatürde Zhang [2]' in uygulamasını yaptığı YSA modeli önerdiği hibrit modeline göre her iki performans ölçütünde de daha doğru sonuçlar vermiştir. Örneğin AR(12) modelini MSE ölçütü altında %45.17 geliştirirken, Zhang [2]' in YSA uygulamasını %36.94, Zhang [2]' in hibrit modelini %25.11, Khashei and Bijari [3] AR(12)-MLP I modelini %5.17 geliştirmiştir. Ancak, Tez çalışmasında uygulaması yapılan YSA modelinden %15.51, Khashei et al., [17] AR(12)-PNN modelinden %12.60 ve Khashei and Bijari [31] AR(12)-MLP II modelinden %29.18 daha kötü performans göstermiştir.

Aynı şekilde MAD ölçütüne göre Khashei et al., [17] AR(12)-PNN modelinden %16.87, Khashei and Bijari [3] AR(12)-MLP I modelinden %10.03, Khashei and Bijari [31] AR(12)-MLP II modelinden %15.94 ve çalışmada yapılan YSA uygulamasından %5.79 daha kötü performans sergilemiştir.

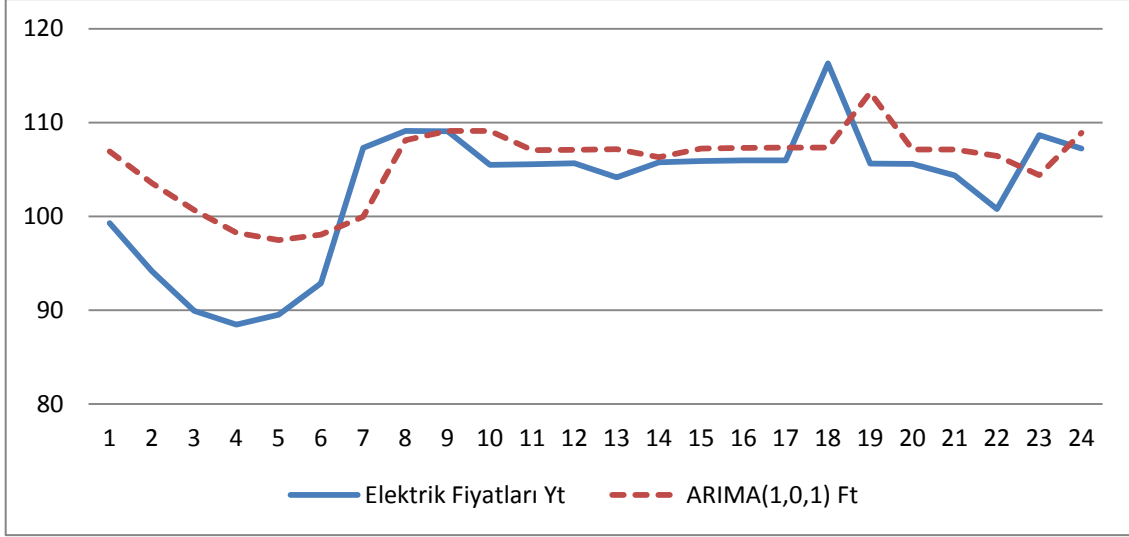
7.3 Avustralya New South Wales Bölgesi Saatlik Elektrik Fiyatları

Avustralya Elektrik Fiyatları serisi test Seti, 31 Mayıs 2013 gününün 24 saatini kapsayan toplam 24 gözlemden oluşmaktadır. Değişkenin test seti grafiği Şekil 7.11' de gösterilmiştir.

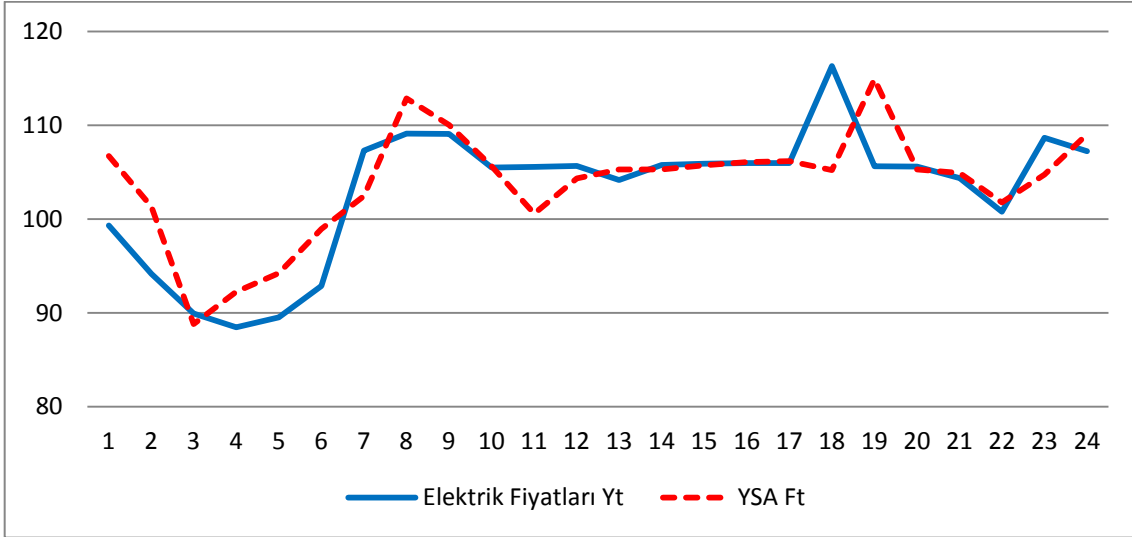


Şekil 7.11 Elektrik Fiyatları Veri Setinin Test Seti (31 Mayıs 2013) (24 Gözlem)

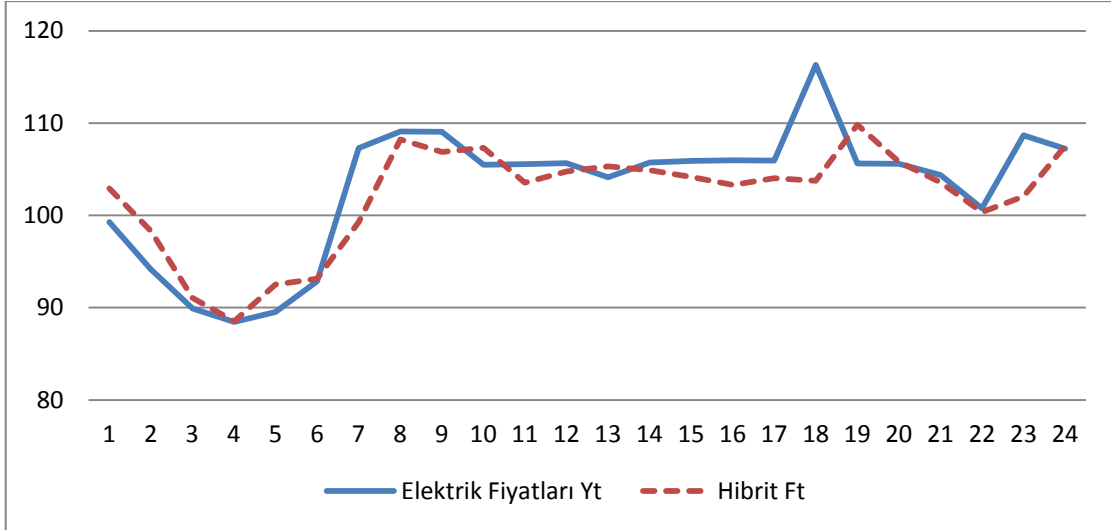
Uygulaması yapılan doğrusal model ARIMA(1,0,1), doğrusal olmayan model YSA ve doğrusal ve doğrusal olmayan hibrit modelin her birinin test seti için ürettikleri tahminler sırasıyla Şekil 7.12, Şekil 7.13 ve Şekil 7.14' te gösterilmiştir.



Şekil 7.12 Elektrik Fiyatları Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem)



Şekil 7.13 Elektrik Fiyatları Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem)



Şekil 7.14 Elektrik Fiyatları Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (24 Gözlem)

Uygulaması yapılan 3 farklı model ve Babu and Reddy [30]' nin bu zaman serisi için ulaştıkları sonuçlar Çizelge 7.5' de özetlenmiştir. Çizelge 7.6, hibrit modelin diğer modelleri yüzdesel olarak karşılaştırılmasını göstermektedir. Babu ve Reddy [30], önerdikleri modelin yapısına uyum göstermesi için temel aldıkları modeli ARIMA(1,1,1) olarak belirlemişlerdir.

Çizelge 7.5 Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması

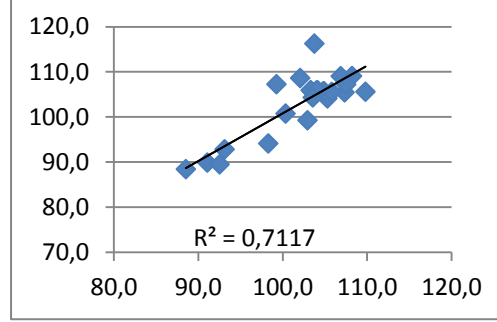
MODEL	MSE	MAD	R ²
Çalışmada ARIMA(1,0,1)*	30.6729	4.4025	0.5311
Çalışmada YSA*	19.8867	3.1804	0.6036
Babu, Reddy YSA [30]**	22.4304	3.7374	-
Önerilen Hibrit ARIMA(1,0,1)-MLP*	14.7566	2.5634	0.7117
Zhang Hibrit ARIMA(1,0,1)-MLP [30]**	27.0377	3.9204	-
Khashei, Bijari ARIMA(1,0,1)-MLP II [30]**	26.1396	3.8346	-
Babu, Reddy ARIMA(1,1,1)-MLP [30]**	18.2793	3.2342	-

* Bölüm 6.3' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Babu ve Reddy' nin çalışmalarında elde ettikleri model sonuçlarıdır.

Elektrik Fiyatları zaman değişkeni bağımsız değişken ve hibrit model tahmin değişkeni bağımlı değişken olmak üzere R² değeri 0.7117 olarak elde edilmiştir. Bunun anlamı ise zaman değişkenindeki değişimin yaklaşık %71'inin hibrit model

tahmin deęiřkeni tarafından aıklandığını ifade etmektedir. Kalan %29'luk kısım başka deęiřkenler tarafından aıklanabilmektedir. Őekil 7.15' de iki deęiřkenin Serpilme Diyagramı ve R^2 deęeri birlikte verilmiřtir. izelge 7.5' de temel alınan ARMA(1,0,1) modeli R^2 deęerine gre de yaklaşık olarak %18'lik geliřme saęlamıřtır.



Őekil 7.15 Gerek Gzlemler ve Hibrit Model Tahmin Deęerleri Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 Deęeri

izelge 7.6 nerilen Hibrit Modelin Dięer Modellerle Yzdesel Olarak Karřılařtırılması (Test Seti)

MODEL	MSE(%)	MAD(%)
alıřmada ARIMA(1,0,1)*	51.89	41.77
alıřmada YSA*	25.80	19.40
Babu, Reddy YSA [30]**	34.21	31.41
Zhang Hibrit ARIMA(1,0,1)-MLP [30]**	45.42	34.61
Khashei, Bijari ARIMA(1,0,1)-MLP II [30]**	43.55	33.15
Babu, Reddy ARIMA(1,1,1)-MLP [30]**	19.27	20.74

* Blm 6.3' de uygulaması yapılan modellerin sonularıdır.

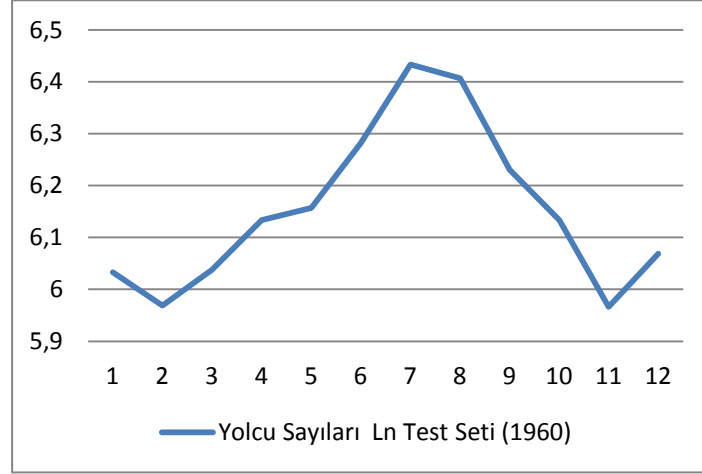
** Babu ve Reddy' nin alıřmalarında elde ettikleri model sonularıdır.

izelgelerde grlebileceęi gibi nerilen hibrit model; ARIMA(1,0,1) modeli, Babu and Reddy [30]' nin uygulamasını yaptığını YSA modeli, Babu and Reddy [30]' nin Zhang'ın hibrit modeli uygulaması, Khashei and Bijari hibrit Modeli II uygulaması ve nerdikleri hibrit model nerilerine gre her iki performans ltnde de en iyi sonuları vermiřtir. rneęin ARIMA (1,0,1) modelini MSE lt altında %51.89 geliřtirirken, Babu and Reddy [30]' nin YSA modeli uygulamasını %34.21, Zhang'ın hibrit model uygulamasını %45.42, Khashei and Bijari ARIMA(1,0,1)-MLP

II modeli uygulamasını %43.55, Babu and Reddy [30] hibrit modelini %19.27 ve çalışmada uygulanan YSA modelini %25.8 geliştirmiştir.

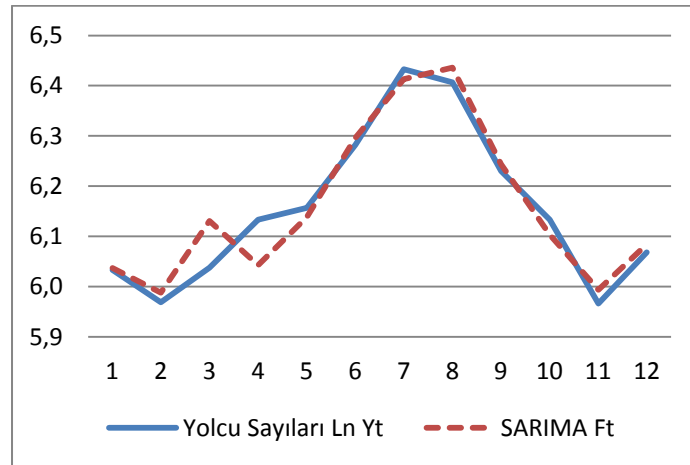
7.4 Havayolu Yolcu Sayıları

Havayolu Yolcu Sayıları serisi test seti, 1960 yılının 12 ayını kapsayan toplam 12 gözlemden oluşmaktadır. Değişkenin test seti grafiği Şekil 7.16' da gösterilmiştir.

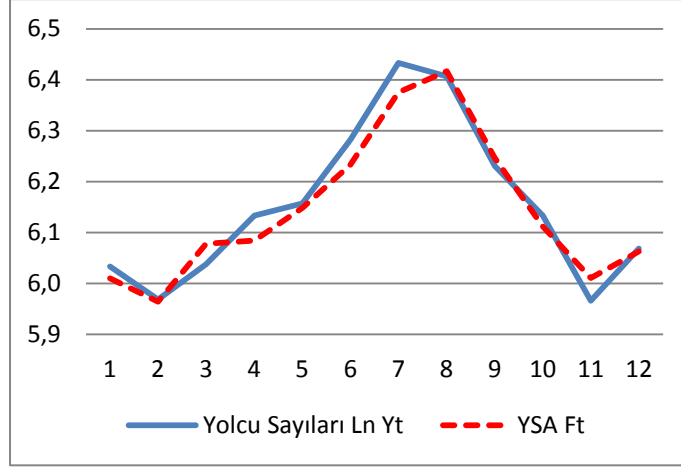


Şekil 7.16 Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin Test Seti (1960) (12 Gözlem)

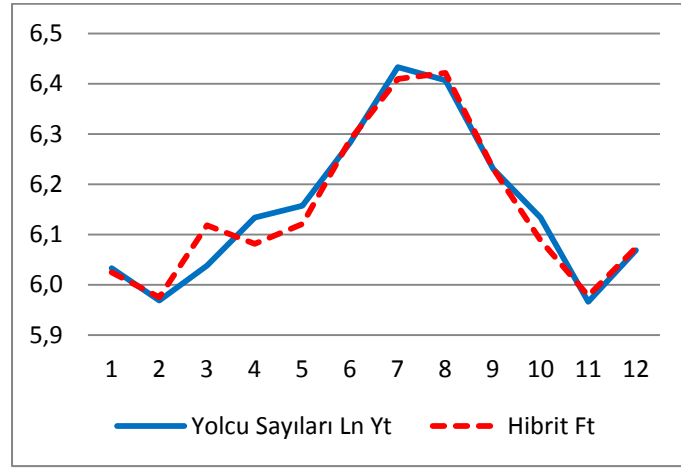
Uygulaması yapılan doğrusal model SARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂, doğrusal olmayan model YSA ve doğrusal ve doğrusal olmayan hibrit modelin her birinin test seti için ürettikleri tahminler sırasıyla Şekil 7.17, Şekil 7.18 ve Şekil 7.19' da gösterilmiştir.



Şekil 7.17 Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem)



Şekil 7.18 Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem)



Şekil 7.19 Havayolu Yolcu Sayıları Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (12 Gözlem)

Uygulaması yapılan 3 farklı model ve Literatürde araştırmacıların bu zaman serisi için ulaştıkları sonuçlar Çizelge 7.7' de özetlenmiştir. Çizelge 7.8, hibrit modelin diğer modelleri yüzdesel olarak karşılaştırılmasını göstermektedir. Hamzaçebi, [37] çalışmasında herhangi bir hibrit model önermemiş, yalnızca bu zaman serisi için doğrusal olmayan özel bir Mevsimsel YSA (SANN) uygulaması yapmıştır.

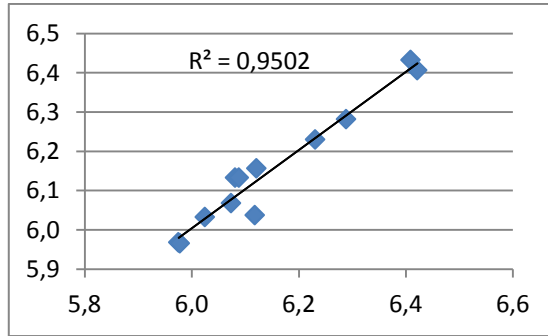
Çizelge 7.7 Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması

MODEL	MSE	MAD	SSE	MAPE	R ²
Çalışmada SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ *	0.001756	0.0313	0.0211	0.510	0.9236
Çalışmada YSA*	0.001098	0.0275	0.0131	0.445	0.9580
Faraway, Chatfield YSA [32;37]**	0.024167	-	0.2900	-	-
Önerilen Hibrit SARIMA-MLP*	0.001133	0.0242	0.0136	0.394	0.9502
Hamzaçebi MYSA [37]	0.001083	0.0280	0.0130	0.465	-

* Bölüm 6.4' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Faraway ve Chatfield' in elde ettiği YSA modeli sonuçları baz alınmıştır.

Havayolu Yolcu Sayıları zaman değişkeni bağımsız değişken ve hibrit model tahmin değişkeni bağımlı değişken olmak üzere R² değeri 0.9502 olarak elde edilmiştir. Bunun anlamı ise zaman değişkenindeki değişimin yaklaşık %95'inin hibrit model tahmin değişkeni tarafından açıklandığını ifade etmektedir. Kalan %5' lik kısım başka değişkenler tarafından açıklanabilmektedir. İki değişken arasında kuvvetli doğrusal bir ilişki vardır. Şekil 7.20' de iki değişkenin Serpilme Diyagramı ve R² değeri birlikte verilmiştir. Çizelge 7.7' de temel alınan SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ modeli R² değerine göre de yaklaşık olarak %3' lük gelişme sağlamıştır.



Şekil 7.20 Gerçek Gözlemler ve Hibrit Model Tahmin Değerleri Test Seti Serpilme Diyagramı ve R² Değeri

Çizelge 7.8 Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesele Olarak karşılaştırılması (Test Seti)

MODEL	MSE(%)	MAD(%)	SSE(%)
Çalışmada SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ *	35.48	22.68	35.55
Çalışmada YSA*	-3.19	12.00	-3.82
Faraway, Chatfield YSA [32;37]**	95.31	-	95.31
Hamzaçebi MYSA [37]	-4.62	13.57	-4.62

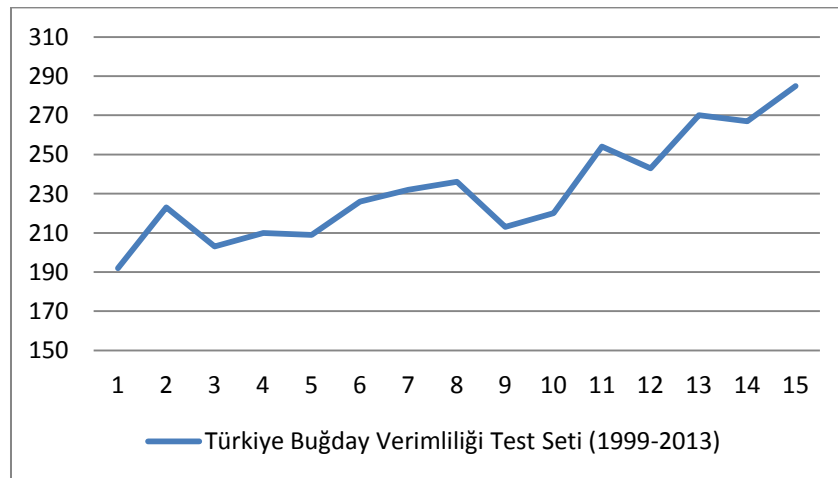
* Bölüm 6.4' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

** Faraway ve Chatfield' in elde ettiği YSA modeli sonuçları baz alınmıştır.

Çizelgelerde görülebileceği gibi önerilen hibrit model; SARIMA(0,1,1) (0,1,1)₁₂ modeli ve Literatürde uygulaması yapılan YSA modeline göre her dört performans ölçütünde de daha doğru sonuçlar vermiştir. Örneğin SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ modelini MSE ölçütü altında %35.48 geliştirirken, Faraway and Chatfield [32] YSA uygulamasını %95.31 geliştirmiştir. Ancak bu performans ölçütü altında Hamzaçebi [37]' nin mevsimsel YSA modelinden %4.62 ve çalışmada uygulanan YSA modelinden %3.19 daha kötü performans göstermiştir. MAD ve MAPE ölçütleri altında ise diğer modellerden daha iyi sonuçlar verdiği söylenebilmektedir.

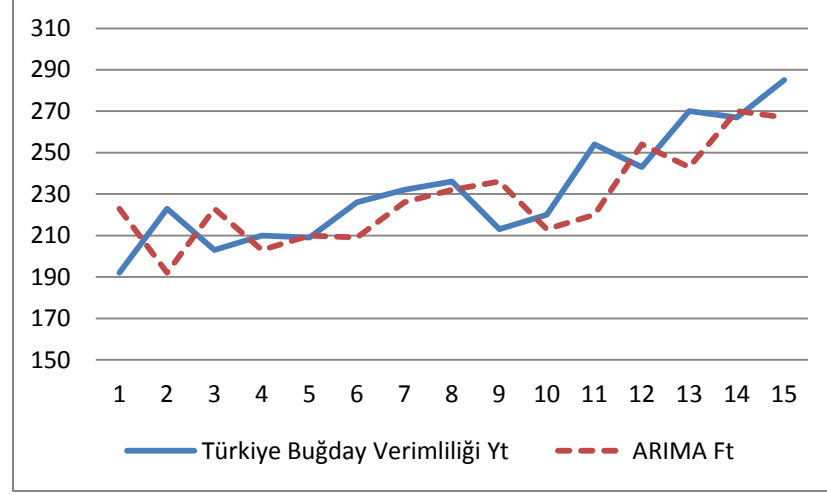
7.5 Türkiye Buğday Verimliliği

Türkiye Buğday Verimliliği serisi test seti, 1999-2013 yıllarını kapsayan toplam 15 gözlemden oluşmaktadır. Değişkenin test seti grafiği Şekil 7.21' de gösterilmiştir.

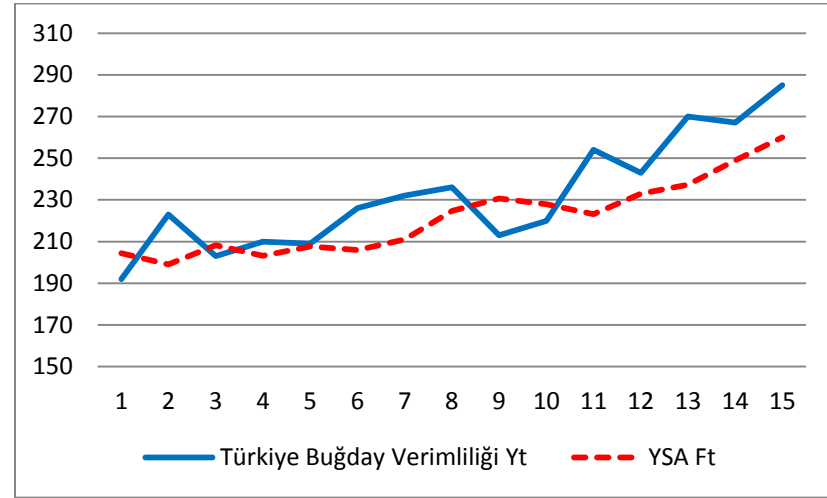


Şekil 7.21 Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin Test Seti (1999-2013) (15 Gözlem)

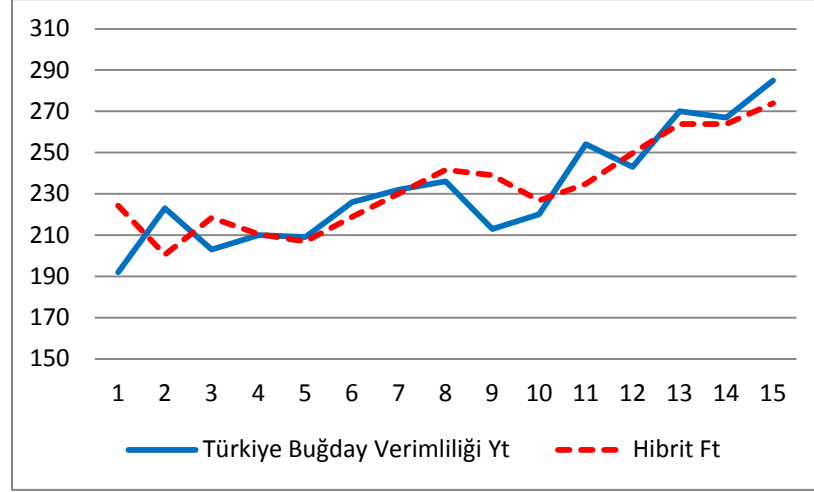
Uygulamasý yapılan dođrusal model ARIMA(0,1,0), dođrusal olmayan model YSA ve dođrusal ve dođrusal olmayan hibrit modelin her birinin test seti iin ¼rettikleri tahminler sýrasýyla Őekil 7.22, Őekil 7.23 ve Őekil 7.24' de g¼sterilmiŐtir.



Őekil 7.22 T¼rkiye Buđday Verimliliđi Veri Setinin ARIMA Modeli Tahmini (Test Seti) (15 G¼zlem)



Őekil 7.23 T¼rkiye Buđday Verimliliđi Veri Setinin YSA Modeli Tahmini (Test Seti) (15 G¼zlem)



Şekil 7.24 Türkiye Buğday Verimliliği Veri Setinin Hibrit Model Tahmini (Test Seti) (15 Gözlem)

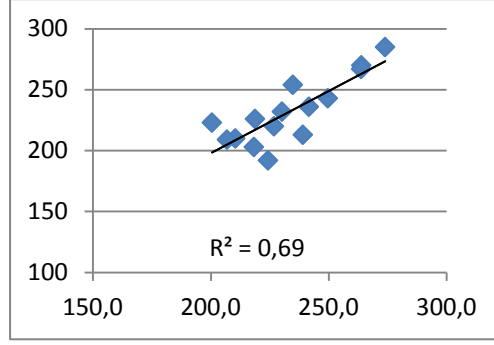
Uygulaması yapılan 3 farklı modelin sonuçları Çizelge 7.9' da özetlenmiştir. Çizelge 7.10, hibrit modelin diğer modelleri yüzdesel olarak geliştirmesini göstermektedir.

Çizelge 7.9 Diğer Tahmin Modelleriyle Önerilen Hibrit Modelin Test Seti Performans Karşılaştırması

MODEL	MSE	MAD	MAPE	R ²
ARIMA(0,1,0)*	375.33	16.00	6.9898	0.4917
Çalışmada YSA*	348.39	16.29	6.8138	0.6713
Önerilen Hibrit ARIMA-MLP*	212.24	11.09	5.0001	0.6900

* Bölüm 6.5' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

Türkiye Buğday Verimliliği zaman değişkeni bağımsız değişken ve hibrit model tahmin değişkeni bağımlı değişken olmak üzere R² değeri 0.69 olarak elde edilmiştir. Bunun anlamı ise zaman değişkenindeki değişimin yaklaşık %69'unun hibrit model tahmin değişkeni tarafından açıklandığını ifade etmektedir. Kalan %31' lik kısım başka değişkenler tarafından açıklanabilmektedir. Şekil 7.25' de iki değişkenin Serpilme Diyagramı ve R² değeri birlikte verilmiştir. Çizelge 7.9' da temel alınan ARIMA(0,1,0) modeli R² değerine göre de yaklaşık olarak %20' lik gelişme sağlamıştır.



Şekil 7.25 Gerçek Gözlemler ve Hibrit Model Tahmin Değerleri Test Seti Serpilme Diyagramı ve R^2 Değeri

Çizelge 7.10 Önerilen Hibrit Modelin Diğer Modellerle Yüzdesele Olarak Karşılaştırılması (Test Seti)

MODEL	MSE(%)	MAD(%)
Çalışmada ARIMA(0,1,0)*	43.45	30.69
Çalışmada YSA*	39.08	31.92

* Bölüm 6.5' de uygulaması yapılan modellerin sonuçlarıdır.

Çizelgelerde görülebileceği gibi önerilen hibrit model; ARIMA(0,1,0) modeli ve çalışmada uygulaması yapılan YSA modeline göre, her üç performans ölçütü için daha iyi sonuçlar vermiştir. Örneğin ARIMA(0,1,0) modelini MSE ölçütü altında %43.45, çalışmada YSA modeli uygulamasını %39.08 geliştirmiştir.

8. SONUÇ VE ÖNERİLER

Zaman serilerinin gelecekte alabileceği değerleri en iyi şekilde tahmin edebilmek için mevcut eğilimin ortaya çıkarılması ve bu eğilime iyi bir şekilde yakınsayabilen tahmin performansı yüksek bir modelin kurulması çalışmamızın temelini oluşturmuştur. Bu amaçla yaptığımız analizler sonucunda genelleştirdiğimiz hibrit model metodolojisi, hedef olarak aldığımız Türkiye Buğday Verimliliği zaman serisinde diğer tahmin modellerine göre oldukça yüksek performans göstermiş ve hedeflenen başarıya ulaşmıştır.

Önerilen hibrit modelin pratik uygulamalarda kullanılırken temel olarak alınan modelin (ARIMA gibi) artıklarının sınıflandırılması aşamasında mevcut eğilim; eğer artık değerler sıfır Sınıf A veya sıfır Sınıf B kategorisine uyumluysa, hibrit model oldukça iyi bir yakınsama gerçekleştirmekte ve geleceği öngörmeye yüksek tahmin performansı göstermektedir. Şayet, mevcut eğilimde sınıflar arasında bir denge söz konusuysa önerilen hibrit model, diğer hibrit modellerle kıyaslandığında ortalama düzeyde tahmin performansı göstermektedir. Böylesi bir durumda, daha da iyi tahmin performansı için sınıflandırma aşamasında İHD parametresinin değiştirilerek deneysel uygulamalarının yapılması, önerilen hibrit modelle daha yüksek tahmin performansı elde edilmesini sağlayabilmektedir.

Güneş Lekeleri zaman serisinde 35 yıllık kısa dönemde, tüm modeller içerisinde en iyi performansı çalışmamızda Bölüm 6.1.2' de uygulaması yapılan doğrusal olmayan YSA modeli göstermiştir. 67 yıllık uzun dönemde ise yine ilk sıralarda bulunmaktadır. Önerilen hibrit modelimiz ise 35 yıllık kısa dönemde, Literatürde önerilen hibrit modeller arasında 1'nci sırada bulunmaktadır. 67 yıllık uzun dönemde Khashei and Bijari AR(9)-MLP II [31] modelinden daha kötü ve Zhang [2]' in modelinden daha iyi olmak üzere kalan diğer hibrit modellerle arasında çok büyük bir fark bulunmamaktadır.

Vahşi Kedi Sayıları zaman serisinde, Tez çalışmasında uygulaması yapılan doğrusal olmayan YSA modeli, hibrit modeller kadar iyi sonuçlar vermiştir. Önerilen hibrit model, Khashei et al. [3];[31];[17]' nin hibrit modellerinden daha kötü performans göstermiş ve hibrit modeller arasında 4'üncü sırada yer almıştır.

Avustralya Elektrik Fiyatları zaman serisinde Babu and Reddy [30]' nin çalışmalarında uyguladıkları Zhang'ın hibrit modeli, Khashei and Bijari'nin hibrit modeli ve önerdikleri hibrit modelden oldukça iyi performans göstermiş ve 1'nci sırada yer almıştır. Yine, Tez çalışmasında uygulaması yapılan YSA modeli Babu and Reddy [30]' nin önerdiği hibrit model kadar iyi performans göstermiştir.

Havayolu Yolcu Sayıları zaman serisinde önerilen hibrit modelden elde edilen sonuçlarla Hamzaçebi [37]' nin sonuçları arasında performansça çok büyük bir fark bulunmamaktadır. Yine çalışmada uygulaması yapılan YSA modeli Hamzaçebi [37]' nin mevsimsel YSA modeli kadar iyi performans göstermiştir.

Türkiye Buğday Verimliliği zaman serisinde sırf doğrusal olmayan YSA uygulaması sırf doğrusal olan ARIMA modelinden performansça daha iyi sonuçlar vermiştir. Doğrusal ARIMA temel alınarak oluşturulan hibrit model, sırf doğrusal ve sırf doğrusal olmayan bu iki modeli performansça çok daha iyi geliştirmiştir. Hibrit model, hem doğrusal hem de doğrusal olmayan bileşenlerin toplamı olduğundan sırf doğrusal ve sırf doğrusal olmayan ARIMA ve YSA' nın gücünün birlikte kullanımı çok daha doğru sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır.

Uygulama sonuçlarından görülebileceği gibi herhangi bir zaman serisinde en iyi performansı gösteren herhangi bir hibrit model; zaman serilerinin farklı karakteristik yapılarından dolayı, başka tipteki serilerde en iyi performansı gösterememektedir. Örneğin; Güneş Lekeleri 67 yıllık uzun dönemde ve Vahşi Kedi Sayılarında, hibrit modeller arasında en iyi performansı gösteren Khashei and Bijari AR(9)-MLP II [31] modeli, Elektrik Fiyatları veri seti için 3'üncü ve Güneş Lekeleri 35 yıllık kısa dönemde 3'üncü sırada bulunmuştur. Yine önerimiz olan hibrit model, Elektrik Fiyatları ve Güneş Lekeleri 35 yıllık kısa dönemde hibrit modeller arasında en iyi performansı göstermişken, Güneş Lekeleri 67 yıllık uzun dönemde 4'ncü ve Vahşi Kedi Sayılarında 3'ncü sırada yer almıştır.

Ancak genel itibariyle gerek önerimiz olan hibrit model ve gerekse de Literatürde önerilmiş olan hibrit modellerin sırf doğrusal ya da sırf doğrusal olmayan modellere göre daha iyi performans sergiledikleri söylenebilmektedir. Tez çalışmasında genel olarak; sırf doğrusal olmayan YSA modelleri, sırf doğrusal ARIMA modellerine

göre çok daha iyi tahmin performansı göstermişlerdir. Elde edilen bulgular daha iyi yönde geliştirilmesi için arařtırmacılara açıktır.

KAYNAKLAR LİSTESİ

- [1] ÖZMEN, A., ŞIKLAR, E., DURUCASU, H., ATLAS M. ve ER, F. İstatistik II, 1. Baskı, Açıköğretim Anadolu Üniversitesi Yayınları, 2013.
- [2] ZHANG G. Peter, Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model, Neurocomputing 50, 159 – 175, 2003.
- [3] KHASHEI, M. and BIJARI M., An artificial neural network (p, d,q) model for timeseries forecasting, Expert Systems with Applications 37, 479–489, 2010.
- [4] HAMZACEBI, C., AKAY, D., KUTAY, F., Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting, Expert Systems with Applications 36, 3839–3844, 2009.
- [5] RUIZ-AGUILAR, J.J., TURIAS, I.J., JIMENEZ-COME, M.J., Hybrid approaches based on SARIMA and artificial neural networks for inspection time series forecasting, Transportation Research Part E 67, 1–13, 2014.
- [6] NEGNEVITSKY, Michael, Artificial intelligence a guide to intelligent systems, 2nd edition, Addison Wesley, 2005.
- [7] EFE, Ö. ve KAYNAK, O., Yapay sinir ağları ve uygulamaları, Boğaziçi Üniversitesi Yayını, 2000.
- [8] AKYOL, D.E. and BAYHAN, G.M., A review on evolution of production scheduling with neural Networks, Computers & Industrial Engineering 53, 95–122, 2007.
- [9] ZHANG, G., PATUWO, B.E., HU, M.Y., Forecasting with artificial neural networks: The state of the art, International Journal of Forecasting 14, 35–62, 1998.
- [10] SAĞIROĞLU Ş., BEŞDOK E., ERLER M., Mühendislikte yapay zeka uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitap Yayıncılık, 2003.
- [11] HAYKIN, Simon, Neural networks a comprehensive foundation, 2nd edition, Prentice Hall, 2005.
- [12] FAUSETT, Laurene, Fundamentals of neural networks architectures, algorithms, and applications, Prentice Hall, 1994.
- [13] KARRAY, Fakhreddine O. and DE SILVA, C., Soft computing and intelligent systems design theory, tools and applications, Addison Wesley, 2004.
- [14] YU, H., WILAMOWSKI B. M., Levenberg-Marquardt Training
- [15] YURTOĞLU, Hasan, Yapay sinir ağları metodolojisi ile öngörü modellemesi: Bazı makroekonomik değişkenler için Türkiye örneği, DPT Yayını, 2005.

- [16] KHEIRKHAH, A., AZADEH, A., SABERI, M., AZARON, A., SHAKOURI, H., Improved estimation of electricity demand function by using of artificial neural network, principal component analysis and data envelopment analysis. *Computers & Industrial Engineering* 64, 425–441, 2013.
- [17] KHASHEI, M., BIJARI, M., ARDALI, G.A.R., Hybridization of autoregressive integrated moving average (ARIMA) with probabilistic neural networks (PNNs), *Computers & Industrial Engineering* 63, 37–45, 2012.
- [18] BALKIN, S.D. and ORD, J.K., Automatic neural network modeling for univariate time series, *International Journal of Forecasting* 16, 509–515, 2000.
- [19] ALADAG, H.Ç., EGRIOGLU, E., KADILAR, C., Forecasting nonlinear time series with a hybrid methodology, *Applied Mathematics Letters* 22, 1467-1470, 2009.
- [20] KHASHEI, M., HEJAZI, S.R., BIJARI, M., A new hybrid artificial neural networks and fuzzy regression model for time series forecasting, *Fuzzy Sets and Systems* 159, 769 – 786, 2008.
- [21] WEDDING II, D.K. and CIOS, K.J., Time series forecasting by combining RBF networks, certainty factors, and the Box-Jenkins model, *Neurocomputing* 10, 149-168, 1996.
- [22] LUXHOJ, J.T., RIIS, J.O., STENSALLE, B., A hybrid econometric-neural network modeling approach for sales forecasting, *Int. J. Production Economics* 43, 175-192, 1996.
- [23] TSAIH, R., HSU Y., LAI C.C., Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system, *Decision Support Systems* 23, 161–174, 1998.
- [24] ZHOU, Z.J. and HU, C.H., An effective hybrid approach based on grey and ARMA for forecasting gyro drift, *Chaos, Solitons and Fractals* 35, 525–529, 2008.
- [25] ARMANO, G., MARCHESI, M., MURRU, A., A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting, *Information Sciences* 170, 3–33, 2005.
- [26] YU, L., WANG, S., LAI, K.K., A novel nonlinear ensemble forecasting model incorporating GLAR and ANN for foreign exchange rates, *Computers & Operations Research* 32, 2523–2541, 2005.
- [27] KIM, H.J. and SHIN, K.S., A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms for detecting temporal patterns in stock markets, *Applied Soft Computing* 7, 569–576, 2007.

- [28] TSENG, F.M., YU, H.C., TZENG, G.H. Combining neural network model with seasonal time series ARIMA model, *Technological Forecasting & Social Change* 69, 71–87, 2002.
- [29] MARKHAM, I.S. and RAKES T.R., The effect of sample size and variability of data on the comparative performance of artificial neural networks and regression, *Computers Ops Res.* Vol. 25, No. 4, pp. 251-263, 1998.
- [30] BABU, C.N. and REDDY, B.E., A moving-average filter based hybrid ARIMA–ANN model for forecasting time series data, *Applied Soft Computing* 23, 27–38, 2014.
- [31] KHASHEI, M., BIJARI, M., A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting, *Applied Soft Computing* 11, 2664–2675, 2011.
- [32] FARAWAY J., CHATFIELD C., Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the airline data, *Appl. Statist* 47, Part 2, pp. 231-250, 1998
- [33] Güneş Lekeleri Endeksi ve Uzun Dönemli Güneş Gözlemleri
<http://www.sidc.be/silso/datafiles>
- [34] COTTRELL M., GIRARD, B., GIRARD, Y., MANGEAS, M. and MULLER, C., Neural Modeling for Time Series: A Statistical Stepwise Method for Weight Elimination, *IEEE transactions on neural networks*, vol. 6, no. 6, november 1995.
- [35] ARIMA models for time series forecasting
<http://people.duke.edu/~rnau/arimest.htm>
- [36] Avustralya Elektrik Fiyatları
<http://www.aemo.com.au/Electricity/Data/Price-and-Demand/Aggregated-Price-and-Demand-Data-Files/Aggregated-Price-and-Demand-2011-to-2015>
- [37] HAMZACEBI, Coşkun, Improving artificial neural networks performance in seasonal time series forecasting, *Information Sciences* 178, 4550–4559, 2008.

EKLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
EK 1 Güneş Lekeleri için Seçilen YSA Uygulamaları.....	131
EK 2 Güneş Lekeleri için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	132
EK 3 Güneş Lekeleri için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	133
EK 4 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen YSA Uygulamaları.....	134
EK 5 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	135
EK 6 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	136
EK 7 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen YSA Uygulamaları.....	137
EK 8 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	138
EK 9 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	139
EK 10 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen YSA Uygulamaları.....	140
EK 11 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	141
EK 12 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	142
EK 13 Buğday Verimliliği için Seçilen YSA Uygulamaları.....	143
EK 14 Buğday Verimliliği için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	144
EK 15 Buğday Verimliliği için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları.....	145

EK 1 Güneş Lekeleri için Seçilen YSA Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	334.9427	13.6877	0.8876
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	219.5009	10.9723	0.9303
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	229.0006	11.0689	0.9131
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	297.8005	12.7617	0.909
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	298.1375	12.5503	0.8972

EK 2 Güneş Lekeleri için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	284.8402	12.9566	0.8863
Levenberg- Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	282.5357	13.0860	0.8851
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	267.6892	12.5487	0.8912
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	277.4308	12.4049	0.8877
Levenberg- Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	285.9368	13.2693	0.8857
Levenberg- Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	250.8684	12.0976	0.8986
Levenberg- Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	287.5126	13.0771	0.8836
Levenberg- Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	264.4810	12.3327	0.8931
Levenberg- Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	278.4663	12.9547	0.8870
Levenberg- Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	277.5898	12.8259	0.8871
Levenberg- Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	240.8961	11.4165	0.9029
Levenberg- Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	258.2946	12.2559	0.8952
Levenberg- Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	284.6824	13.1649	0.8851
Levenberg- Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	288.0368	13.3458	0.8854
Levenberg- Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	263.1028	12.2265	0.8933
Levenberg- Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	272.2297	12.4403	0.8892

EK 3 Güneş Lekeleri için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	378.7161	14.1055	0.8857
Levenberg- Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	369,6427	13,8463	0.8836
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	356.9174	13.6125	0.8834
Levenberg- Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	358.9047	13.6741	0.8843
Levenberg- Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	369.4856	14.1425	0.8889
Levenberg- Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	365.8443	13.6335	0.8860
Levenberg- Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	355.3974	13.5262	0.8835
Levenberg- Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	375.0665	13.9614	0.8865
Levenberg- Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	350.0731	13.4283	0.8806
Levenberg- Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	353.4368	13.5187	0.8853
Levenberg- Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	314.7620	13.0598	0.8811
Levenberg- Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	367.4117	13.6860	0.8852
Levenberg- Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	369.0125	14.2123	0.8846
Levenberg- Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	349.9776	13.6896	0.8861
Levenberg- Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	361.7477	13.8012	0.8919
Levenberg- Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	359.5122	13.6481	0.8858

EK 4 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen YSA Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3,\dots,6$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.04156	0.16214	0.7861
Levenberg- Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.01117	0.09321	0.9254
Levenberg- Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.02082	0.11501	0.8755
Levenberg- Marquardt	7	1,5	Sigmoid- Doğrusal	0.03450	0.15260	0.7890
Levenberg- Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.02619	0.13344	0.8977

EK 5 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model

Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01837	0.11152	0.87
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	0.01484	0.09554	0.8946
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01628	0.10921	0.8820
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	0.01756	0.10973	0.8759
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01584	0.10865	0.8859
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.01592	0.10267	0.885
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01290	0.09861	0.908
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	0.01472	0.10593	0.8942
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01312	0.09257	0.9055
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	0.01417	0.09498	0.9035
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01563	0.10999	0.8904
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	0.01427	0.09457	0.8968
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01477	0.09685	0.8942
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	0.01249	0.09879	0.91
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.01608	0.10999	0.8886
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	0.01720	0.11568	0.878

EK 6 Vahşi Kedi Sayıları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03744	0.15198	0.8468
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	0.03876	0.16443	0.8415
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03613	0.15498	0.8685
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	0.03547	0.15347	0.8626
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.02737	0.12924	0.8668
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.03294	0.14381	0.865
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.02154	0.11119	0.9083
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	0.02953	0.13260	0.8529
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03788	0.14834	0.8291
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	0.02108	0.11442	0.8641
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03585	0.14746	0.8515
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	0.02851	0.13621	0.8906
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03231	0.14121	0.8141
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	0.03233	0.14873	0.8582
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.03655	0.16168	0.8747
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	0.03542	0.15326	0.8551

EK 7 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen YSA Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3,\dots,6$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	7	1, 3	Sigmoid-Doğrusal	28.3977	4.1312	0.4928
Levenberg-Marquardt	7	1, 4	Sigmoid-Doğrusal	26.6945	3.9631	0.5805
Levenberg-Marquardt	7	1, 5	Sigmoid-Doğrusal	23.3918	3.5371	0.5135
Levenberg-Marquardt	7	1, 6	Sigmoid-Doğrusal	19.8867	3.1804	0.6036
Levenberg-Marquardt	7	1, 7	Sigmoid-Doğrusal	24.3094	3.7446	0.6171
Levenberg-Marquardt	7	1, 8	Sigmoid-Doğrusal	27.1180	3.9877	0.5898
Levenberg-Marquardt	7	1, 9	Sigmoid-Doğrusal	24.8428	3.9034	0.5551
Levenberg-Marquardt	7	1, 10	Sigmoid-Doğrusal	23.2048	3.5192	0.5409

EK 8 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3,\dots,6$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	7	1, 3	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	52.1856	6.2548	0.448
Levenberg-Marquardt	7	1, 3	Sigmoid-Doğrusal	64.2451	7.0823	0.4602
Levenberg-Marquardt	7	1, 4	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	52.7291	6.3866	0.5171
Levenberg-Marquardt	7	1, 4	Sigmoid-Doğrusal	63.9572	6.9352	0.4151
Levenberg-Marquardt	7	1, 5	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	51.8059	6.2596	0.5012
Levenberg-Marquardt	7	1, 5	Sigmoid-Doğrusal	50.4534	6.2322	0.5311
Levenberg-Marquardt	7	1, 6	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	42.6889	5.2218	0.4008
Levenberg-Marquardt	7	1, 6	Sigmoid-Doğrusal	64.9475	7.1481	0.5313
Levenberg-Marquardt	7	1, 7	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	55.5452	6.5839	0.5327
Levenberg-Marquardt	7	1, 7	Sigmoid-Doğrusal	57.3179	6.6557	0.4773
Levenberg-Marquardt	7	1, 8	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	57.0695	6.5419	0.481
Levenberg-Marquardt	7	1, 8	Sigmoid-Doğrusal	50.6862	6.1470	0.4446
Levenberg-Marquardt	7	1, 9	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	50.3099	6.2236	0.4788
Levenberg-Marquardt	7	1, 9	Sigmoid-Doğrusal	54.7588	6.4301	0.5126
Levenberg-Marquardt	7	1, 10	Tanjant Hiperbolik-Doğrusal	56.4067	6.5427	0.448
Levenberg-Marquardt	7	1, 10	Sigmoid-Doğrusal	46.5622	5.7751	0.4501

EK 9 Avustralya Saatlik Elektrik Fiyatları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3,\dots,6$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	7	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	18.8240	3.1321	0.6698
Levenberg-Marquardt	7	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	17.5970	2.9977	0.6834
Levenberg-Marquardt	7	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	17.8172	3.0314	0.6858
Levenberg-Marquardt	7	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	17.5018	2.8435	0.6467
Levenberg-Marquardt	7	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	14.7566	2.5634	07117
Levenberg-Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	17.5819	3.0179	0.6463
Levenberg-Marquardt	7	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	17.6331	2.8142	0.6701
Levenberg-Marquardt	7	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	17.7545	3.2862	0.6698
Levenberg-Marquardt	7	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	15.1414	2.6265	0.6951
Levenberg-Marquardt	7	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	17.9085	3.0507	0.6609
Levenberg-Marquardt	7	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	16.6768	2.8185	0.6828
Levenberg-Marquardt	7	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	15.1790	2.5698	0.7225
Levenberg-Marquardt	7	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	16.8299	2.5891	0.6887
Levenberg-Marquardt	7	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	15.4413	2.5300	0.7021
Levenberg-Marquardt	7	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	16.9644	3.0481	0.6698
Levenberg-Marquardt	7	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	15.3563	2.6132	0.6939

EK 10 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen YSA Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,11$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	3	1, 2	Sigmoid- Doğrusal	0.001627	0.032720	0.9556
Levenberg- Marquardt	3	1, 2	Sigmoid- Doğrusal	0.001397	0.029534	0.9474
Levenberg- Marquardt	3	1, 2	Sigmoid- Doğrusal	0.001312	0.032144	0.9433
Levenberg- Marquardt	3	1, 2	Sigmoid- Doğrusal	0.001995	0.039387	0.9638
Levenberg- Marquardt	3	1, 2	Sigmoid- Doğrusal	0.001098	0.027494	0.9580

EK 11 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0,00206	0.03609	0.927
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	0.00204	0.03541	0.9252
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00228	0.04031	0.912
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	0.00198	0.03445	0.9236
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00216	0.03884	0,9161
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.00213	0.03741	0.9234
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00186	0.03266	0.9277
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	0.00217	0.03579	0.9131
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00200	0.03571	0.9222
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	0.00216	0.03735	0.9246
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00205	0.03653	0.9202
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	0.00209	0.03769	0.9191
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00215	0.03653	0.9261
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	0.00212	0.03769	0.9226
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00189	0.03419	0.9269
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	0.00186	0.03358	0.9231

EK 12 Havayolu Yolcu Sayıları için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00179	0.02907	0.9247
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	0.00177	0.02870	0.9236
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00164	0.02994	0.9371
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	0.00172	0.02750	0.9258
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00162	0.02805	0.9324
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	0.00154	0.02655	0.9354
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00122	0.02437	0.9467
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	0.00136	0.02504	0.9429
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00163	0.02760	0.9304
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	0.00113	0.02420	0.9502
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00146	0.02642	0.9382
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	0.00137	0.02785	0.9399
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00148	0.02890	0.9344
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	0.00161	0.02834	0.9309
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	0.00152	0.02646	0.9364
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	0.00157	0.02740	0.9329

EK 13 Buğday Verimliliği için Seçilen YSA Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3,\dots,6$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg- Marquardt	7	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	1476.27	32.83	0.5757
Levenberg- Marquardt	7	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	1929.02	36.82	0.1722
Levenberg- Marquardt	7	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	681.47	21.29	0.0921
Levenberg- Marquardt	7	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	659.14	20.13	0.5535
Levenberg- Marquardt	7	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	348.39	16.29	0.6713
Levenberg- Marquardt	7	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	769.87	23.55	0.5689
Levenberg- Marquardt	7	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	711.98	20.56	0.1552
Levenberg- Marquardt	7	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	1081.82	24.96	0.0635

EK 14 Buğday Verimliliği için Seçilen Sınıf A Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	276.32	13.10	0.5951
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	259.50	12.98	0.6327
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	313.81	14.63	0.5574
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	279.95	12.49	0.619
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	277.68	14.03	0.6003
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	293.06	13.73	0.6098
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	212.30	12.02	0.695
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	212.24	11.09	0.69
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	275.59	13.26	0.6472
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	289.45	13.62	0.6389
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	308.44	13.67	0.6033
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	301.38	13.82	0.5661
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	296.94	14.61	0.5841
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	262.90	13.33	0.6466
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	279.14	13.88	0.6711
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	219.37	11.67	0.7055

EK 15 Buğday Verimliliği için Seçilen Sınıf B Bileşenli Hibrit Model Uygulamaları

ALGORİTMA	GECİKME Y_{t-i} ($i=0,1,2,3$)	GİZLİ KATMAN VE NÖRON SAYISI	GİZLİ KATMAN; ÇIKIŞ KATMANI AKTİVASYON FONKSİYONU	TEST SETİ MSE	TEST SETİ MAD	TEST SETİ R^2
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	408.35	17.51	0.5754
Levenberg-Marquardt	4	1, 3	Sigmoid- Doğrusal	437.61	17.73	0.5467
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	435.56	17.44	0.5448
Levenberg-Marquardt	4	1, 4	Sigmoid- Doğrusal	398.95	17.57	0.5781
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	422.27	16.72	0.5708
Levenberg-Marquardt	4	1, 5	Sigmoid- Doğrusal	375.28	14.99	0.4813
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	395.34	17.42	0.6158
Levenberg-Marquardt	4	1, 6	Sigmoid- Doğrusal	469.60	18.25	0.4912
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	446.36	18.93	0.5401
Levenberg-Marquardt	4	1, 7	Sigmoid- Doğrusal	399.76	16.64	0.5003
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	401.20	17.02	0.5106
Levenberg-Marquardt	4	1, 8	Sigmoid- Doğrusal	363.25	16.12	0.5343
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	404.69	17.37	0.5571
Levenberg-Marquardt	4	1, 9	Sigmoid- Doğrusal	391.73	16.74	0.5372
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Tanjant Hiperbolik- Doğrusal	456.57	18.05	0.5077
Levenberg-Marquardt	4	1, 10	Sigmoid- Doğrusal	453.40	18.02	0.4384