

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ



YAPAY SİNİR AĞLARI VE AŞIRI ÖĞRENME
MAKİNELERİ İLE DÖVİZ KURUNUN TAHMİNİ

DOKTORA TEZİ

DANIŞMAN HAZIRLAYAN
Dr. Öğr. Üyesi Hasan SÖYLER Mustafa GÖKÇE

Malatya, 2023

İnönü Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Ekonometri Anabilim Dalı
Ekonometri Bilim Dalı Doktora Programı

YAPAY SİNİR AĞLARI VE AŞIRI ÖĞRENME MAKİNELERİ İLE DÖVİZ KURUNUN TAHMİNİ

Mustafa GÖKÇE

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Hasan SÖYLER

(2023 Malatya)

ONUR SÖZÜ

Dr. Öğr. Üyesi Hasan SÖYLER' in danışmanlığında hazırladığım “AŞIRI ÖĞRENME MAKİNALARI İLE DÖVİZ KURU TAHMİNİ” başlıklı bu çalışmanın, bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın tarafımdan yazıldığını ve yararlandığım bütün yapıtların hem metin içinde hem de kaynakçada yöntemine uygun biçimde gösterildiğini belirtir, bunu onurumla doğrularım.

Tarih:

Ad-Soyad:

İmza:

ÖNSÖZ

Tez çalışmam süresince bilgi ve önerileri ile desteğini esirgemeyen ve bu tezin oluşmasında büyük katkı sağlayan değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Hasan SÖYLER' e,

Tez hazırlama çalışmasında bilgi ve tecrübesini benden esirgemeyen değerli hocalarım Prof. Dr. Mehmet GÜNGÖR ve Doç. Dr. Ozan SARAY' a,

Çalışmalarım sırasında bana yardımcı olan değerli arkadaşım Doç. Dr. Oktay KIZILKAYA' ya,

Varlığı ile bana her zaman destek olan hayatımın neşesi eşim Esra ve kızım Ece'ye ,

Her türlü desteği veren ve beni bugünlere getiren canım annem, babam başta olmak üzere aileme,

Sonsuz teşekkür ederim.

ÖZET

Döviz kuru ithalat, ihracat, enflasyon ve dış ticaret dengesi üzerinde oldukça önemli bir etkidir. Küreselleşme ve buna bağlı olarak serbest sermaye hareketleri, büyüme ve istikrar temel politika araçlarından biri olan döviz kurlarında dalgalanmaya ve belirsizliğe neden olabilmektedir. Döviz kurundaki dalgalanma ve belirsizlik durumu ekonomik istikrarı olumsuz yönde etkilemekte ve ekonomik krize neden olabilmektedir. Döviz kuruna etki eden değişkenlerin tam olarak belirlenmesi ve modellenmesi buna bağlı olarak döviz kurunun tahmin edilmesi, olası kur şoklarının önüne geçilmesinde ekonomik istikrarı sağlayan önemli bir araç olacaktır.

Döviz kurundaki dalgalanmaların veya ani artışların olumsuz etkisi 1989 yılından sonra Türkiye ekonomisinin serbest piyasa ekonomisine geçişi ile önemli şekilde hissedilmiştir. Gelişmiş ülkelerden Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelere yüklü miktarda sermaye giriş ve çıkışları bu ülkelerdeki döviz kuru fiyatlarında dalgalanmalara neden olmuştur. Serbest piyasa ekonomisine geçiş ile birlikte 1990'lı yıllardan sonra 1994 ve 2001 yıllarında döviz krizi yaşanmıştır. 2002-2012 yılları arasında durağan seyreden döviz kuru 2013 yılından sonra artış eğilimine girmiştir. Özellikle 2018 yılından sonra kurda yukarı yönlü hızlı artışlar meydana gelmiştir.

Döviz kurundaki beklenmedik ve yüksek dalgalanmalar ülke ekonomisini ve yaşayanları olumsuz yönde etkilemektedir. Bu çalışmanın amacı, döviz kurunun öngörülebilirliğini Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Aşırı Öğrenme Makinesi (AÖM) yöntemleri kullanarak araştırmaktır. Çalışmada literatürde kullanılan birtakım öncü göstergeler dışında farklı değişkenler de dikkate alınarak araştırma yapılmıştır. Bu hedef doğrultusunda YSA ve AÖM yöntemlerinin tahmin başarıları kıyaslanmıştır.

Anahtar kelime: Yapay Sinir Ağları (YSA), Aşırı Öğrenme Makineleri (AÖM), Döviz Kuru Tahmini

ABSTRACT

Exchange rate is a very important factor on imports, exports, inflation and foreign trade balance. Globalization and, accordingly, free capital movements, growth and stability can cause fluctuations and uncertainty in exchange rates, which is one of the main policy tools. The fluctuation and uncertainty in the exchange rate negatively affect the economic stability and may cause an economic crisis. The exact determination and modeling of the variables affecting the exchange rate, and accordingly the estimation of the exchange rate, will be an important tool that ensures economic stability in preventing possible exchange rate shocks.

The negative effects of fluctuations or sudden increases in the exchange rate were felt significantly with the transition of the Turkish economy to a free market economy after 1989. Large amount of capital inflows and outflows from developed countries to developing countries such as Turkey caused fluctuations in exchange rate prices in these countries. With the transition to the free market economy, after the 1990s, there was a currency crisis in 1994 and 2001. The exchange rate, which was stable between 2002 and 2012, started to increase after 2013. Especially after 2018, rapid upward increases occurred in the exchange rate.

Unexpected and high fluctuations in the exchange rate adversely affect the country's economy and residents. The aim of this study is to investigate the predictability of the exchange rate using Artificial Neural Networks (ANN) and Extreme Learning Machine (ELM) methods. In the study, apart from some leading indicators used in the literature, different variables were also taken into account. In line with this target, the estimation successes of the ANN and ELM methods were compared.

Keyword: Artificial Neural Networks (ANN), Extreme Learning Machines (ELM), Currency Prediction

İÇİNDEKİLER

ONUR SÖZÜ.....	iii
ÖNSÖZ	iv
ÖZET	v
ABSTRACT.....	vi
ŞEKİL LİSTESİ.....	x
TABLOLAR.....	xi
KISALTMALAR	xii
GİRİŞ	1

BÖLÜM 1

1. DÖVİZ KURU VE DÖVİZ KURU SİSTEMLERİ.....	4
1.1. Döviz Kuru Tanımı	4
1.2. Döviz Kuru Sisteminin Tarihçesi.....	5
1.2.1. Altın Standardı.....	5
1.2.2. Bretton Woods Dönemi	6
1.2.3. Bretton Woods Sonrası Dönem	8
1.3. Döviz Kuru Çeşitleri	9
1.3.1. Nominal döviz kuru	9
1.3.2. Reel Döviz Kuru.....	9
1.3.3. Efektif Döviz Kuru.....	10
1.3.4. Çapraz Döviz Kuru.....	10
1.4. Döviz Kuru Sistemleri.....	10
1.4.1. Sabit Döviz Kuru Sistemi.....	12
1.4.2. Dalgalı (Esnek) Döviz Kuru Sistemi.....	13
1.4.3. Karma Döviz Kuru	13
1.6. Döviz Kurunu Etkileyen Faktörler.....	15
1.6.1. Enflasyon	15

1.6.2.	Faiz Oranı.....	15
1.6.3.	Ödemeler Dengesi	16
1.6.4.	Para Arzı ve Talebi	16
1.6.5.	Satın Alma Gücü Paritesi.....	17
1.6.6.	Fisher Etkisi.....	18
1.6.7.	Politik Risk Notu Verisi.....	18
1.7.	Türkiye’de Kur Politikaları	20
1.7.1.	1980 Öncesi Kur Politikaları	20
1.7.2.	1980-1990 Dönemi Kur Politikaları	21
1.7.3.	1990-2000 Dönemi Kur Politikaları	22
1.7.4.	2000 Sonrası Kur Politikaları	22
1.8.	Türkiye’de Krizlerin Dolar Kuruna Etkisi.....	22

BÖLÜM 2

2.	MATERYAL ve YÖNTEM	26
2.1.	Yapay Sinir Ağları (YSA).....	26
2.1.1.	Yapay Sinir Hücresi.....	28
2.1.2.	Öğrenme Yöntemine Göre YSA Türleri.....	31
2.1.3.	YSA Mimarileri.....	33
2.1.4.	Optimizasyon (Eniyileme) Algoritmaları	35
2.1.5.	Derin Öğrenme.....	39
2.1.6.	Döviz Kuru Tahmininde Kullanılan Yöntemlere Dair Literatür	41
2.2.	Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine).....	48
2.2.1.	AÖM Yöntemleri	52
2.2.2.	Budamalı - AÖM (Pruned – ELM)	53
2.2.3.	Optimum Budamalı – AÖM (Optimally Pruned-ELM)	54
2.2.4.	AÖM Literatürü ile Yapılan Bazı Çalışmalar	55

BÖLÜM 3

3.3. DÖVİZ KURUNUN YAPAY SİNİR AĞLARI VE AŞIRI ÖĞRENME MAKİNESİ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ.....	61
3.1. Veri Normalizasyon ve Başarı Kriterleri.....	61
3.1.1. [0, 1] Aralığında Doğrusal Dönüşüm	61
3.1.2. [a, b] Aralığında Doğrusal Dönüşüm	61
3.1.3. Basit Normalizasyon	61
3.1.4. İstatistiksel Normalizasyon	62
3.2. Performans Fonksiyonu.....	62
3.3. Veri Yapısı	63
3.3.1. Aylık Veri Yapısı.....	63
3.3.2. Haftalık Veri Yapısı.....	64
3.4. Aylık Tahmin Çalışması	65
3.4.1. YSA Yöntemi ile Aylık Tahmin Çalışması	66
3.4.2. AÖM Yöntemi ile Aylık Tahmin Çalışmaları	68
3.5. Haftalık Veriler ile Tahmin Çalışmaları.....	74
3.5.1. Haftalık Veriler Kullanılarak YSA ile Tahmin Çalışması.....	75
3.5.2. Haftalık Veriler Kullanılarak AÖM ile Tahmin Çalışması	77

BÖLÜM 4

4. SONUÇ	83
KAYNAKÇA.....	86

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1: Kur Rejimi	11
Şekil 1.2: Türkiye Haftalık 5 Yıllık CDS Grafiği	20
Şekil 1.3: Haftalık Dolar/TL Kuru Grafiği	25
Şekil 1.4: Aylık Dolar/TL Kuru Grafiği	25
Şekil 2.1: Biyolojik Sinir Hücresi	28
Şekil 2.2: Yapay Sinir Hücresi.....	29
Şekil 2.3: Aktivasyon Fonksiyonlarına Ait Grafikler	31
Şekil 2.4: Bir YSA Hücresi	33
Şekil 2.5: Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (ÇKA)	34
Şekil 2.6: Temel AÖM Mimarisi	51
Şekil 2.7: OB-AÖM Yöntemindeki İşlem Adımları	55
Şekil 3.1: Aylık Veriler ile YSA Tahmin Grafiği	68
Şekil 3.2: Aylık Verilere Ait AÖM Tahmin Grafiği	72
Şekil 3.3: Aylık Verilere Ait B-AÖM Tahmin Grafiği	72
Şekil 3.4: Aylık Verilere Ait OB-AÖM Tahmin Grafiği	73
Şekil 3.5: YSA ve OB-AÖM Yöntemlerine Ait Aylık Tahmin Sonuçları	74
Şekil 3.6: Haftalık Verilere Ait YSA Tahmin Grafiği	76
Şekil 3.7: Haftalık Verilere Ait AÖM Tahmin Grafiği	80
Şekil 3.8: Haftalık Verilere Ait B- AÖM Tahmin Grafiği.....	80
Şekil 3.9: Haftalık Verilere Ait OB-AÖM Tahmin Grafiği	81
Şekil 3.10: YSA ve OB-AÖM Yöntemlerine Ait Haftalık Tahmin Grafiği	82

TABLolar

Tablo 1.1: Politik Risk Bileşenleri Tablosu	19
Tablo 2.1: Geleneksel Yöntemlere Sahip Bilgisayarlar ile YSA Karşılaştırması.....	27
Tablo 2.2: Aktivasyon Fonksiyonu Örnekleri	30
Tablo 2.3: Optimizasyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması	39
Tablo 2.4: Döviz Kuru Tahmini Yapılan Bazı Çalışmalara Ait Özet Bilgiler	45
Tablo 2.5: AÖM Yöntemi Kullanılan Bazı Çalışmalara Ait Özet Bilgiler	58
Tablo 3.1: Çalışmada Kullanılan Aylık Değişkenler ve Veri Kaynakları	64
Tablo 3.2: Çalışmada Kullanılan Haftalık Değişkenler ve Veri Kaynakları	65
Tablo 3.3: Aylık Verilere Ait YSA Modelleri ve Sonuçları	66
Tablo 3.4: Aylık Verilere Ait En İyi YSA Modelleri ve Sonuçları	67
Tablo 3.5: Aylık Verilere Ait AÖM Modelleri ve Sonuçları	69
Tablo 3.6: Aylık Verilere Ait B- AÖM Modelleri ve Sonuçları	70
Tablo 3.7: Aylık Verilere Ait OB-AÖM Modelleri ve Sonuçları.....	71
Tablo 3.8 : Aylık Verilere Ait En İyi AÖM, B-AÖM, OB-AÖM Sonuçları	71
Tablo 3.9: Aylık Verilere Ait En İyi YSA ve OB-AÖM Sonuçları	73
Tablo 3.10: Haftalık Verilere Ait YSA Tahmin Sonuçları	75
Tablo 3.11: Haftalık Verilere Ait En İyi YSA Modelleri ve Sonuçları	76
Tablo 3.12: Haftalık Verilere Ait AÖM Sonuçları	77
Tablo 3.13: Haftalık Verilere Ait B-AÖM Sonuçları	78
Tablo 3.14: Haftalık Verilere Ait OB-AÖM Sonuçları	78
Tablo 3.15: Haftalık Verilere Ait En İyi AÖM ,B-AÖM, OB-AÖM Sonuçları	79
Tablo 3.16: Haftalık Verilere Ait En İyi YSA ve OB-AÖM Sonuçları	81

KISALTMALAR

- AÖM** : Aşırı Öğrenme Makinesi
- B-AÖM** : Budamalı Aşırı Öğrenme Makinesi
- B-ELM** : Bidirectional ELM- Çift Yönlü AÖM
- ELM** : Extreme Learning Machine – Aşırı Öğrenme Makinesi
- CELM** : Constrained Extreme Learning Machine- Kısıtlı Aşırı Öğrenme Makinesi
- ÇKA** : Çok Katmanlı Algılayıcı
- DVM** : Destek Vektör Makineleri
- H-ELM** : Hierarchical ELM- Hiyerarşik AÖM
- HP-ELM** : High Performance Extreme Learning Machine
- MAPE** : Mean Absolute Percentage Error – Ortalama Mutlak Yüzde Hata
- MSE** : Mean Squared Error – Hata Kareler Ortalaması
- ML-ELM** : Multi Layer ELM- Çok Katmanlı AÖM
- OP-ELM** : Optimally Pruned Extreme Learning Machine
- OB-AÖM** : Optimum Budamalı Aşırı Öğrenme Makinesi
- P-ELM** : Pruned Extreme Learning Machine - Budamalı Aşırı Öğrenme Makinesi
- SSE** : Sum of Squares Error - Hata Karelerinin Toplamı
- RMSE** : Root Mean Squared Error – Hata Kareler Ortalaması Karekökü
- OS-ELM** : Online Sequential Extreme Learning Machine – Çevrim İçi Sıralı Aşırı Öğrenme Makinesi (ÇS-AÖM)
- OS-CELM** : Online Sequential Constrained Extreme Learning Machine- Çevrim İçi Sıralı Kısıtlı Aşırı Öğrenme Makinesi (ÇS-KAÖM)
- SLFNs** : Single-Hidden Layer Feed Forward Networks
- TGKİB** : Tek-Gizli Katmanlı İleri Beslemeli
- YSA** : Yapay Sinir Ağları

GİRİŞ

Küreselleşen dünyada iletişim ve teknoloji alanındaki gelişmelerle birlikte ülkeler arasındaki ticari ve finansal hareketlilik daha az maliyetli, hızlı ve kolay bir hale gelmiştir. Ülkeler arasındaki bu finansal hareketliliğin artması ve uluslararası ticaret ve yatırımların döviz kurlarına bağlı olması, ülkelerin kur politikasına verdiği önemi artırmıştır. Türkiye’de 1980 yılından bu yana siyasi ve ekonomik nedenlerle farklı kur rejimleri uygulanmıştır. Kur politikaları belirli bir plan çerçevesinde oluşturulurken ekonomik krizler ve mali disiplinler politikanın belirlenmesine yön vermiştir. Bu durum reel sektör, yabancı yatırımlar ve toplum üzerinde önemli etkilere neden olmuştur. Bu noktada döviz kuruna ait öngörünün doğru yapılması ekonomideki riskleri ve dalgalanmaları azaltmak açısından büyük önem arz etmektedir.

Döviz kurundaki yüksek riskler, yabancı yatırımcıdan beklenen getiriye azaltmaktadır. Ayrıca riskin yüksekliği ile artan döviz kuru oynaklığı uluslararası yatırımcılar için caydırıcı olabilmektedir. Yüksek döviz kuru oynaklığının, uluslararası ticari faaliyetlerden elde edilecek kar getirici faktörler üzerinde oluşturduğu belirsizlik yatırımcı açısından risklerin artması anlamına gelmektedir (Güloğlu, Akman, 2007: 44).

Bretton Woods sisteminin çöküşü ile birlikte 1970’lerde piyasalarda hüküm sürmeye başlayan serbest döviz kuru sistemi ile döviz kurları büyük bir hareketlilik içine girmiştir. Bu durum, yöneticilerin karar almalarında belirsizlik sebebi olmuştur. Buna bağlı olarak işletmeler beklenenin dışındaki döviz kuru hareketleri sonucu, döviz kuru dalgalanma riskleri ile karşılaşmışlardır. Risklerin azaltılarak verilecek kararların kolaylaşabilmesi açısından döviz kurunun tahmin edilmesi sürekli önemini koruyan bir mesele haline gelmiştir. Döviz kuru tahmini konusunda yapılan çalışmalar sayı ve yöntem çeşitliliği bakımından oldukça fazladır. Ancak döviz kurunu etkileyen etkenlerin fazlalığı ve stabil olmamasından dolayı her durumda geçerli olacak tek tip bir model geliştirilememiştir.

Türkiye’de finansal istikrarın korunmasını amaç edinen kuruluş olarak TCMB, döviz kuru ve krediler gibi değişkenleri etkileyerek istikrarsızlığa sebep olabilecek hareketleri ve bu hareketlerin ortaya çıkarabileceği değişimleri izleyerek risk oluşturabilecek durumlar için politikalar oluşturarak uygulamaya koymaktadır. Bu bakımdan döviz kurundaki belirsizliğin ve finansal piyasalardaki istikrarsızlığın

azalması için TCMB tarafından uygulanan politikalar önemli bir yere sahiptir (TCMB , “Enflasyon Raporu”, 2013-I: 78).

Döviz kurundaki oynaklığın azalmasında etkili olan bu politikaların belirlenmesinde döviz kuru öngörüsü önemli bir katkı sağlayacaktır. Literatürde döviz kuru tahmininde doğrusal ve doğrusal olmayan farklı yöntemler kullanılmıştır (Destek Vektör Makineleri, Klasik Regresyon, ARIMA Modelleri, YSA Modelleri vb.)

Finansal analizlerde, doğrusal yöntemler kullanılırken, kullanılacak değişkenlerin doğrusallık varsayımlarını sağlaması değişkenlerin bu yöntemlerde kullanması için ön şarttır. Aksi halde doğrusal olmayan serilerin doğrusal modelde kullanılması elde edilen sonuçların güvenilirliğini etkileyebilmektedir. Bu dezavantajlı durumun üstesinden gelinebilmesi için doğrusal olmayan yöntemlerin kullanımı yaygınlaşmıştır. Bu doğrultuda kullanılan doğrusal olmayan yöntemlerin içerisinde son zamanlarda bazı üstünlüklerinden dolayı en çok tercih edilenlerden biri Yapay Sinir Ağları yaklaşımıdır.

Yapay Sinir Ağları, verilere uyarlanabilir şekilde modeller oluşturabilen esnek, doğrusal olmayan bir yaklaşımdır. Teorik olarak, doğrusal olmayan uygun bir yapıyı YSA öğrenebilir ve bu deneyimlerden karmaşık ilişkileri yüksek doğrulukla tahmin edebilir. Farklı YSA modelleri önerilmiş olmasına rağmen zaman serisi tahmini için en popüler olanı ileri beslemeli ağ modelleri olduğu için bu çalışmada bu ağ modelleri tercih edilmiştir (Zhang, 2005: 505). Huang tarafından önerilen Aşırı Öğrenme Makinesi (AÖM) yöntemi ise tek gizli katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı yöntemi olup daha hızlı ve daha iyi bir genelleme performansı sergilemektedir. Özellikle yüksek boyutlu veriler için kurulan çok katmanlı ve yüksek nöron içeren uygulama çalışmalarında işlem süresinin uzayacağını düşünürsek kullanılan yöntemin hızlı sonuç vermesi önemlidir.

Bu çalışmanın amacı Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Aşırı Öğrenme Makinesi (AÖM) yöntemleri ile döviz kuru tahmin başarılarını test etmektir. Literatürdeki çalışmaları da dikkate alınarak Türkiye’de döviz kuruna etki eden değişkenler belirlenmiştir. Literatürdeki çalışmalardan farklı olarak aylık değişkenlere politik risk notu ve net rezerv değişkenleri dahil edilmiştir. Döviz kuruna etki eden makro

değişkenler dışındaki sosyo-ekonomik koşullar, gerilimler, iç ve dış çatışmalar gibi etkilerin modele dahil edilmesi açısından politik risk notu değişkeni önemlidir. Para politikası uygulamaları ve kurun sürdürülebilirliği açısından önemli bir değişken olduğu için net rezerv değişkeni de dikkate alınmıştır. Doğrusal olmayan yöntemlerde literatüre katkı sağlaması açısından, döviz kuru ile ilişkili olan CDS primi değişkeni kullanılmıştır. Bu değişkenler kullanarak oluşturulan modellerin tahmin başarıları YSA ve AÖM yöntemleri ile test edilerek karşılaştırılmıştır. Bu tez çalışması 4 bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde döviz kuru, döviz kuru sistemleri, döviz kuru çeşitleri yer almakta, Türkiye'deki döviz kuru politikaları ele alınmaktadır. İkinci bölümde döviz kuru tahmininde kullanılan YSA yöntemi ile AÖM, Budamalı AÖM (B-AÖM) ve Optimum Budamalı AÖM (OB-AÖM) yöntemleri tanıtılmaktadır. Üçüncü bölümde ise döviz kurunun YSA, AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemleri ile aylık ve haftalık veriler kullanılarak elde edilen uygulama çalışmalarına yer verilmiştir. Çalışmanın dördüncü bölümünde ise sonuçlar yer almaktadır. İşlem süresi ve elde edilen sonuçlar açısından en iyi yöntemin OB-AÖM olduğu sonucuna varılmıştır.

BÖLÜM 1

1. DÖVİZ KURU VE DÖVİZ KURU SİSTEMLERİ

Küreselleşme ile birlikte uluslararası ticaretteki artış döviz kuru ile ilgili yapılan çalışmalara olan ilgiyi artırmıştır. Döviz kuru ülkelerin para birimlerinin etkisinden daha farklı bir etkiye sahiptir. Ülkeler arası fiyat maliyet etkileşimi döviz kuru yörüngesinde dönmektedir. Döviz kuru doğrudan ve dolaylı yabancı yatırımları etkilediği için döviz kurunun tahmini her daim ilginin canlı olduğu bir konu olmuştur.

1.1. Döviz Kuru Tanımı

Döviz kuru farklı ulusal para birimlerinin değişimi ile ortaya çıkmaktadır. Döviz piyasası finansal piyasalar arasında en eski piyasadır ve kurumların dışında vatandaşları da yakından ilgilendirmektedir. Bu ilginin nedeni döviz piyasasının temelini oluşturan döviz kurlarıdır (Uçan, 2013: 21).

Döviz kuru, bir birim yabancı paranın, ulusal para birimi cinsinden değerini ifade eder. Başka bir deyişle yabancı paranın ulusal para birimi cinsinden fiyatıdır. Yani bir birim yabancı para satın almak için ödenmesi gereken ulusal para miktarı döviz kuru olarak tanımlanmaktadır. Döviz kurunun ülkeler arasında geçerli bir fiyat olması özelliğinin yanı sıra ülke içerisindeki farklı piyasalar arasında etkileşimi sağlayan bir araç görevi görmesi de diğer önemli özelliğidir. Döviz kuru tanımlaması iki farklı şekilde yapılmaktadır. Nominal döviz kuru ve reel döviz kuru. Nominal döviz kuru, dövizin ulusal para birimi karşılığı olarak üzerinde herhangi bir düzeltme yapılmayan fiyatıdır (Seyidoğlu, 2002: 522). Reel döviz kuru ise yerli malın fiyatının yabancı mal fiyatına oranının nominal döviz kuru çarpımı ile elde edilen, iki ülkedeki malların nisbi fiyatıdır (Parasız, Erken, 2016: 4).

Döviz kurunun ülke içerisinde ve ülke dışındaki önemli etkileri sebebiyle döviz kuru ülkeler için önemli bir politika aracı haline gelmiştir. Dövizin fiyatının belirlenme şeklinin ülkeler için bir politika aracı haline gelme sebebi, dövizin fiyatının ülkenin ekonomik sistemini belirleyen dinamikler ile yakından ilişkili olmasından dolayıdır. Uluslararası ticaret yapılırken her ülkenin kendi ulusal para biriminin olması uluslararası ticarete dövizin fiyatının belirlendiği ortak bir piyasa olmasını zorunlu

kılmıştır. Ülkeler arası ticaretin kolaylaşmasına olanak sağlayan ulusal paraların yabancı para birimine çevrildiği (yabancı paraların alınıp satıldığı) piyasa, döviz piyasası olarak tanımlanmaktadır. Döviz piyasalarında nakit olarak işlem gören döviz efektif döviz denilmektedir. Ancak bankacılık sistemlerinin gelişmesi ile birlikte günümüzde döviz işlemlerinde efektif dövizin payı çok küçülmüştür. Bunun yerine günümüzde araç olarak daha çok banka transferleri, ödeme emirleri, döviz poliçeleri, seyahat çekleri vb. kullanılarak döviz işlemleri gerçekleştirilmektedir. Bankacılık uygulamalarında bu araçlar döviz yerine geçmektedir (Seyidođlu, 1993: 106). Döviz piyasalarında önemli başka bir tanımlama “konvertible” dır. Eđer bir ülkenin parası herhangi bir ülkede kolay şekilde altına ya da o ülkenin parasına çevrilebiliyorsa o ülkenin parası konvertible olarak adlandırılır. Dünyada ABD, İngiltere, Japonya gibi ülkelerin paraları konvertiblelerdir. Uluslararası piyasalarda ödeme aracı olarak kabul edilen paralar bu türden konvertible paralardır. Döviz piyasası için önemli olan başka bir kavram arbitraj ise bir ülkenin yerel para biriminin tüm dünyada aynı olmasını sağlayan sistemi ifade eden bir kavramdır.

1.2. Döviz Kuru Sisteminin Tarihçesi

Evrensel deęişim aracı olarak kabul edilen para yüzyıllar boyunca sistemsel olarak deęişikliklere uğramıştır. Uluslararası düzeyde ekonomik faaliyetlerin sürdürülmesi ülkeleri para sistemleri üzerinde düşünmeye ve zaman zaman sistemleri dönüştürüp deęiştirmeye itmiştir. Ulusların yerel paralarını uluslararası piyasalarda kullanabilmeleri için uluslararası para sistemi geliştirilmiştir. Uluslararası para sistemi, ülkelerin ulusal para birimlerinin deęiştirilip deęerlendirilmesine dair kuralları koyarak denetler. Uluslararası para sisteminin gelişimi 3 farklı döneme ayrılmaktadır. 1870-1930 dönemini içeren Altın Standardı Dönemi, 1944-1973 dönemini kapsayan Bretton Woods Dönemi ve Bretton Woods sonrası dönemden günümüze dalgalı kur sistemini kapsayan dönemdir.

1.2.1. Altın Standardı

Uluslararası para piyasası sistemi olarak kullanılan ilk sistem olarak kabul edilen Altın standardı sisteminin kesin tarihlerini belirtmek zor olsa da 1870-1930 yılları arasında yürütülmüş olduđu söylenebilir (Yanar, 2008: 164). Altın standardı sistemi

adından anlaşılacağı üzere ülkelerin parasının değerini belirli bir miktar altına bağlamaktadır. Bu sisteme göre ulusal paraların değiş tokuş oranı, paraların altın değerine olan oranla bulunmaktadır. Birinci Dünya Savaşının başlangıcına kadar, kullanılmış sabit bir kur sistemini baz alan bu sistem, sıkıntısız şekilde uygulanmıştır. 19. yüzyılda altın standardı en parlak dönemini yaşamıştır. Uygulandığı dönemde uluslararası ödemelerde çok ciddi mali krizler oluşmamıştır. Ancak birinci dünya savaşının başlamasıyla ülkelerin bu sistemi sürdürmesi zorlaşmış ve uluslararası piyasalarda serbest dalgalanma sistemi hâkim olmuştur. Ancak uluslararası piyasalarda bir standardın oluşması gerektiğinden savaş bitince ülkeler yeniden altın standardı sistemine geçmeye başlamışlardır. 1928 yılına kadar ilk olarak Amerika ardından İngiltere ve sonrasında bütün ülkeler altın standardı sistemine geri dönmüşlerdir. Ancak savaşın etkilerinden kaynaklı enflasyonist baskılar her ülkede farklı izlenmiş ve ülkelerin rekabet koşulları değiştiği için altın standardı sisteminin ikinci dönemi ilk dönemdeki başarısını yakalayamamıştır. Bir süre sonra da işleyemez duruma gelen altın standardı dönemi 1929'da yaşanan Büyük Buhran'ın etkisi ile bir süre sonra sona ermiştir. Altın standardı sisteminin çökmesiyle üç farklı para bloğu oluşmuştur. Almanya, az gelişmiş ülkelerden oluşan bir grup ve Türkiye kambiyo sistemini uygulamışlardır. İngiliz himayesinde, ülkelerin bir kısmı paralarını sterline değiştirerek Londra'da "Sterlin sahası" oluşturmuşlardır. Amerika ise doların değer kaybetmesi ile birlikte 1934 yılında 1 ons altını 35 dolar olarak belirleyerek 1971 yılına kadar bu oranı sabit tutmuştur (Bardakçı, 2022: 7-10).

1.2.2. Bretton Woods Dönemi

Bretton Woods Sistemi 1944'de imzalanan anlaşma üzerine kurulan ve temelde döviz kurlarının ABD dolarına sabitlenmesine dayanan bir döviz kuru sistemidir (Akan, 2010:109). Altın standardının çökmesi ve savaş sonrasında Avrupa'nın çöken ekonomik sisteminin toparlanabilmesi amacıyla yeni bir küresel para sisteminin oluşturulması çalışmaları hızlandırılmıştır. Ülkelerin içine girdiği karmaşadan kurtulabilmek için Amerika Birleşik Devletleri ve Birleşik Krallık bir araya gelerek yeni bir formül arayışına girmişlerdir. Savaş sonrasında İngiliz düşünür Keynes ve ABD hazine yetkilisi White, yeni oluşturulacak para sisteminin yaratıcıları olmuşlardır. 1944 yılında, 44 ülke temsilcisi yeni para sisteminin oluşturulabilmesi için New Hampshire, Bretton

Woods'ta bir araya gelerek "Bretton Woods Sistemini" kurmuşlardır. Bu toplantıda IMF ve Dünya Bankasının kurulma kararı alınmıştır (Bardakçı, 2022: 11).

Yeni kurulan sistemde ülkeler paralarını belirli bir oranda altın ya da dolara sabitlemişlerdir (D'Arista 2009: 639). Bu oranda sadece %1'lik bir dalgalanmaya müsaade edilmiştir. Bu sistemin uygulanmasında sorumlu IMF'dir. Bu yüzden Bretton Woods Sistemi, IMF sistemi olarak ve ayrıca ülkelerin paralarının değişim oranlarının ayarlanabilen belirli bir kurda tutulması sebebiyle de Ayarlanabilir Sabit Kur sistemi olarak bilinir. Bretton Woods para sisteminde anlaşmaya imza atan ülkelerin parasının farkı dolar baz alınarak hesaplanır. Altın ile kıyaslanabilirliği korunan tek para dolar kabul edilmiştir. Anlaşmada belirlenen oran 1 ons=35 dolar, 1 dolar=0,88867 gr. altın şeklindedir. Bu parasal sistem sayesinde dolar uluslararası piyasalarda rezerv aracı, uluslararası boyutta bir ödeme aracı, uluslararası önemin standardı ve uluslararası piyasalarda müdahale aracı işlevlerini sahiplenmiş oluyordu. Bu işlevlerinden dolayı Amerikan doları uluslararası ekonomide anahtar para statüsünü kazanmıştır (Seyidoğlu, 2015: 812-813). Amerika bu dönemde dünya egemenliğine sahip, dünya devleti haline gelmiştir. 22-23 yıl süren bu egemenlikte ekonomilerde hızlı büyüme kavramı öne çıkmıştır. İktisat literatürüne ekonomik büyüme kavramı bu dönemde girmiştir. Ayrıca bu dönem iktisat politikalarında Keynesçi yaklaşımın etkin olduğu bir dönemdir. Bu dönemde ekonomik büyümenin bir hayli önem kazanması ile talebin sürekli canlı tutulması gerekliliği ortaya çıkmıştır. Amerika'nın likiditesine bağlı işleyen uluslararası piyasa için dünya tasarruflarının Amerika'ya akması ve bu sayede ekonomik büyümenin sağlanabilmesi için gerekli likiditenin sağlanabilmesi amaçlanmıştır. Bu nokta da kamunun ekonomik işlevi önem kazanmıştır. Ekonomik büyümenin sürdürülebilmesi için gerekli talep artışının sağlanmasında kamunun işlevi kamu harcamalarını artırmaktır. Bu da Bretton Woods döneminin aynı zamanda karma ekonomi dönemi olduğunu göstermektedir. Yine bu dönemde iktisat literatürüne kazandırılan yeni bir söylem "az gelişmiş-gelişmekte olan ülkeler" ifadesi olmuştur ve gelişmekte olan ülkelerin gelişmelerinin sağlanabilmesi adına kalkınma iktisadı ortaya çıkmıştır (Kuruç, 2016: 12-18). Bu bağlamda Bretton Woods döneminde imzalanan anlaşma, üye yoksul ülkelerin kalkınmasına destek olmak için uluslararası anlamda gerçekleştirilen ilk resmi sözleşme niteliğindedir (Helleiner, 2009: 4).

Bretton Woods sisteminin en önemli kurallarından biri ödemeler dengesinde sermaye hareketlerinin serbest olmayıp cari işlemlerin serbest olmasıdır. Dış ticaret ve hizmetler serbest şekilde çok yönlü olarak yapılmış ancak sermaye herhangi bir ülkeye özgürce girip çıkamamıştır. Sermaye giriş çıkış özgürlüğü ülke paralarının değerlendirilmesinde ya da değer kaybında etkili olacağı için bu sermaye giriş çıkış kısıtı döviz kurunun sabit tutulmasının garantisini sağlamış ve bu sayede Amerika'nın ekonomik büyümesi bu istikrar sayesinde devam edebilmiştir. Ancak bir süre sonra sermayenin bu hareketsizliği kuralı İngiltere tarafından Londra'da Amerikan doları ile kendi bankalarında bir hesap açılması ile delinmiştir. 1955'de Midland Bank dolar ile hesap açarak mevduata Amerika'daki faizden daha yüksek bir faiz vermiştir. Ardından yıllar içerisinde diğer bankalar da aynı yola gitmiştir. Bu şekilde bir piyasa genişlemesi gerçekleşmiştir. Yeni kurulan bu piyasanın adına Eurodolar veya Eurocurrency denilmiştir. Bu ifadeler Avrupa'daki para anlamına gelmektedir. Bu piyasa 1950'lerin sonuna doğru giderek büyümüş ve daha sonra Euro Market adını alarak 1973'de Bretton Woods'un bitişi ile çok gelişmiştir (Kuruç, 2016: 19-20).

Bretton Woods sistemi uzun yıllar boyunca uluslararası para sistemi olarak kullanıldıktan sonra 1971 yılında doların altına konvertibilitesinin terk edilmesi ile 1973 yılında ise sabit kur sisteminden vazgeçilmesi sonucunda işlerliğini yitirmiştir (Parasız, 1978: 25).

1.2.3. Bretton Woods Sonrası Dönem

1971-1990 döneminde sabit kur sisteminin terkedildiği esnek kur dönemi olarak bilinen farklı bir döneme geçiş yapılmıştır. Özellikle endüstrileşmiş ülkeler piyasadaki gelişmelere cevap verebilen bu esnek kur sisteminin yapısına duydukları güven sayesinde sermaye hareketleri üzerindeki kontrollerin çoğunu kaldırmışlardır (Obstfeld, Taylor: 2003: 125). Bretton Woods sistemi bittikten sonra sermaye özgürleşerek bütün dünyaya yayılmış ve bu hareketlilikle birlikte küreselleşme başlamıştır. Bretton Woods sonrası 1980'lerden sonra dünyada faizler düşerken, varlık fiyatları ise giderek artmıştır. Bu yeni dönemde ekonomik büyüme kavramının Bretton Woods dönemindeki popülerliği kalmamıştır. Keynesçi talep yönetimi sistemi işlerliğini yitirmiştir. Az gelişmiş ülke kavramı, 3. Dünya adı ile değiştirilmiştir. 3. Dünya ismi 1970'lerde

verilmişken, bu isim 1990'larda yükselen ekonomiler adını almıştır (Kuruç, 2016: 17-23).

Bretton Woods sisteminin çökmesinden sonra dalgalı kur rejimine geçilmiş ve altın standardı bırakılmıştır. Bu durum ABD'nin altın rezervlerinin tükenmesi korkusundan kaynaklanan ABD merkez bankası üzerindeki baskıyı azaltmıştır. Ancak ABD doları Bretton Woods sonrası dönemde de rezerv para olma pozisyonunu korumuştur. Çünkü ABD dolarından başka rezerv para alternatifi henüz oluşturulamamıştır. 1979 yılında ilk olarak Avrupa para sistemi 2002 yılında ise Euro Bölgesi oluşturulmuştur. Ülkelerin yerel para birimlerinin yerine geçen Euro'nun, farklı para birimleri karşısındaki dalgalanmasına müdahale edilmemiştir. Bretton Woods sonrası dönemde sermaye hareketlerindeki değişim merkez bankacılığı uygulamalarını da değiştirmiştir. Belirli bir süre Merkez Bankasının temel araçları parasal büyüklükler olmuştur. Ardından kısa dönem faiz hadlerini araç olarak kullanmaya başlamışlardır. Kullanılan araçların değişmesi ile Merkez Bankasının amaçları da değişmiştir. Temel hedef hatta bazen tek hedef olarak enflasyon belirlenmiştir. Sermaye hareketlerinin artışı 1980'lerden itibaren finansal piyasaların da önünü açarak bir hayli yenilikler oluşmasını sağlamıştır. Finansal piyasaların önünü tıkayan engeller kaldırılmış piyasanın lehine olan bütün değişimler desteklenmiştir. Sermaye hareketlerindeki kısıtlamaların kaldırılması ve finansal piyasaların gelişmesi ile sermaye hareketlerinin önemli hale gelmesi, reel ekonominin büyüklüğünün finansal piyasanın büyüklüğünün gerisinde kalmasına sebep olmuştur (Cömert, 2016: 125-126).

1.3. Döviz Kuru Çeşitleri

1.3.1. Nominal döviz kuru

Nominal döviz kuru, dövizin yerel para birimi karşılığıdır. Ayrıca üzerinde herhangi bir düzeltme yapılmayan döviz fiyatı şeklinde ifade edilmektedir (Seyidoğlu, 2002: 522).

1.3.2. Reel Döviz Kuru

Farklı iki ülkedeki malların nispi fiyatı reel döviz kuru olarak adlandırılır. Yerli malın fiyatının yabancı mal fiyatına oranının nominal döviz kuru çarpımı ile elde edilir. Reel döviz kurunun formüllerle ifadesi şu şekildedir (Parasız, Erken, 2016: 4).

$$\text{Reel D\u00f6viz Kuru} = \frac{\text{Nominal D\u00f6viz Kuru} * \text{Yerli Malın Fiyatı}}{\text{Yabancı Malın Fiyatı}} \quad (1.1)$$

1.3.3. Efektif D\u00f6viz Kuru

Ulusal paraların dıř deęerlerini hesaplarırken paranın satın alma g\u00fc c\u00fc temel g\u00f6sterge olarak kullanılır. Satın alma g\u00fc c\u00fc ulusal para ile alınabilmesi m\u00fcmk\u00fcn yabancı mal, hizmet ve mali deęerler ile ifade edilir. Satın alma g\u00fc c\u00fc d\u00f6viz kuru ile ters orantılıdır. Eęer kur sistemi olarak sabit d\u00f6viz kuru sistemi geęerli ise ulusal paranın dıř deęeri kolay řekilde hesaplanabilir ancak dalgalı kur sistemlerinde ulusal paranın deęerinde farklı \u00fclyelerin paraları karřısında farklılařma g\u00f6r\u00fclebilir. Ulusal para, bazı paralar karřısında deęerli iken bazıları karřısında deęer kaybına uęrayabilir. Bu durumda paranın dıř deęerinin hesaplanmasında efektif d\u00f6viz kuru hesaplaması kullanılmaktadır. Efektif d\u00f6viz kuru aęırlıklı ortalama kullanılarak hesaplanır. Ulusal paranın dıř deęeri, ticaret yapılan bařlıca dıř \u00fclyelerin kurlarının aęırlıklı ortalaması alınarak bulunur. Aęırlıklı ortalama hesaplanırken kullanılan tartı ise, kur deęerleri dikkate alınan \u00fclyelerle geręekleřtirilen ticaret oranlarıdır (Seyidoęlu, 2003: 304).

1.3.4. apraz D\u00f6viz Kuru

Uluslararası piyasalarda ABD Doları iermeyen kurlar “apraz kur” olarak tanımlanırken yurtii piyasalarda yerli para iermeyen g\u00f6sterimler “apraz kur” olarak tanımlanmaktadır. Genelde uluslararası piyasalarda kurlar ABD dolarına g\u00f6re fiyatlanır. Buna g\u00f6re t\u00fcm para birimlerinin dolara karřı deęeri bilinirse, herhangi iki para birimi arasındaki deęiřim oranı kolaylıkla hesaplanabilir. Bu iřleme “apraz kur” hesaplaması denir. apraz kurlar, dolar piyasasına g\u00f6re olması gereken denge kurundan sapması durumunda piyasalarda arbitraj olanaęı ortaya ıkmaktadır (Uzunoęlu, 2003: 63).

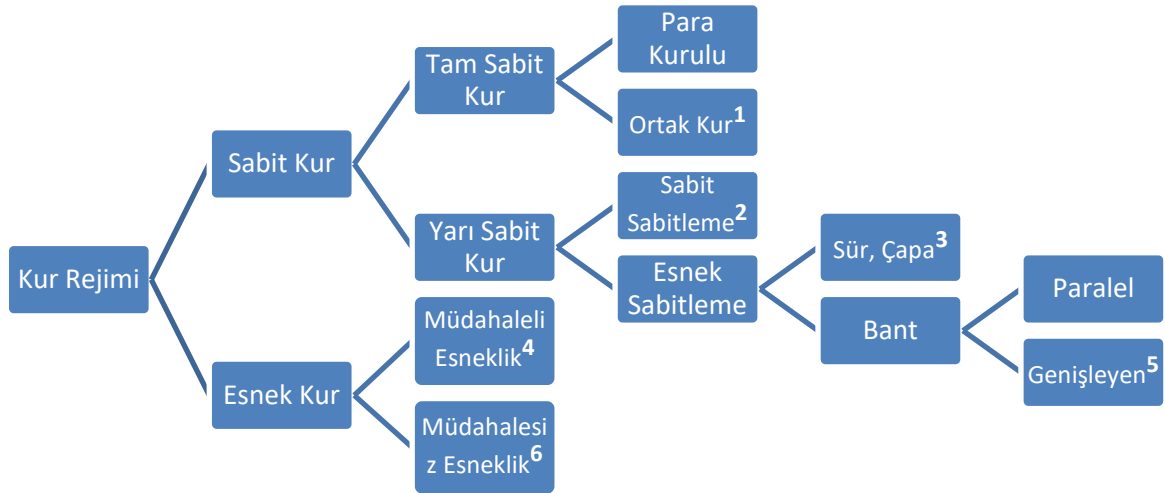
1.4. D\u00f6viz Kuru Sistemleri

D\u00f6viz kurunun \u00fclyeler arası mal alıřveriřleri iin bir fiyat olma \u00f6zellięinin yanı sıra iktisadi sistemdeki \u00f6nemli deęiřkenlerle olan iliřkisinden dolayı d\u00f6viz kuru \u00fclyeler iin \u00f6nemli bir politika aracı haline gelmiřtir. Bu durum d\u00f6viz kurunun belirlenmesinin nasıl olması gerektięi tartıřmalarının ortaya ıkmasına sebep olmuřtur. Kimi ekonomistlere g\u00f6re d\u00f6viz kuru serbest řekilde arz talep doęrultusunda belirlenmelidir.

Kimilerine göre de, özellikle ekonomide devlet müdahalesini savunanlar, ülkelerin döviz kuru fiyatlarının belirli bir otorite tarafından belirlenmesi gerektiği görüşünü savunmaktadırlar. Ayrıca bu iki döviz kuru sisteminin yanı sıra uygulamada üçüncü bir sisteme daha rastlanmaktadır. Karma sistem. Bu üç sistemin detaylarına alt bölümlerde yer verilmiştir (Boyes ve Melvin, 2013: 404).

Ülkelerde döviz kurunu belirlemenin iki yolu vardır. Bu yollardan biri döviz kurunun hükümetler tarafından belirlenmesidir. Bu şekilde belirlenmiş kura sabit kur adı verilir. Döviz kurunu belirlemenin ikinci yolu ise döviz kurunun iç ve dış piyasa şartlarına göre serbest olarak belirlenmesidir. Bu şekilde belirlenen döviz kuruna ise serbest döviz kuru denilmektedir.

Sabit kur yönteminde ülke kendi parasını belirli bir parite ile yabancı paralara karşı sabitler. Esnek kur yönteminde ise ülke, parasını yabancı paralar karşısında dalgalanmaya bırakır. Pratikte döviz kurları salt bu iki yöntem ile belirlenmez. Genellikle belirtilen katılıklı uygulamalar mevcut değildir, bu iki yöntem arasında uygulamalar ile kurlar belirlenmektedir. Aşağıda şekil 1.1 esnek ve sabit kur yöntemlerinin ne şekilde uygulandıklarını göstermektedir (Eğilmez, Kumcu, 2006: 200).



Şekil 1.1: Kur Rejimi (Kaynak: Eğilmez, Kumcu, 2006)

Şekil 1.1' de 1: Euro, 2: Türkiye'nin 1980 öncesinde TPKK mevzuatı desteğinde uyguladığı kur rejimi, 3: 2000 yılı başından Şubat 2001'e kadar Türkiye'nin uyguladığı kur rejimi, 4: Türkiye'nin 1980 sonrasında 2000 başına kadar uyguladığı kur rejimi, 5: Şubat krizi yaşanmasaydı Türkiye'nin Temmuz 2001'de geçecek olduğu kur rejimi, 6: Şubat 2001'den sonra Türkiye'nin uyguladığı kur rejimi olarak ifade edilmektedir.

1.4.1. Sabit Döviz Kuru Sistemi

Sabit kur sisteminde, döviz kurunun istikrarının sağlanmasında Merkez Bankası sorumludur. İstikrarın sağlanabilmesi adına Merkez Bankası döviz kuru piyasasına alıcı ve satıcı olmak suretiyle müdahale eder. Bu müdahale içinde Merkez Bankasının elinde yeterince altın ve döviz bulunması gerekir. Merkez bankasının elinde bulunması gereken bu altın ve yabancı döviz stokuna döviz (kambiyo) istikrar fonu denir. Sabit döviz kurunu savunanlar merkez bankasının piyasaya müdahalesinin esnek döviz kuruna göre birçok avantajı olduğu görüşüne sahiptirler. Bu avantajlardan biri sabit döviz kurunun günlük dalgalanmaları ortadan kaldırmasıdır. Bu sayede ekonomideki belirsizlik azalarak uluslararası ticaret, yatırım akımları ve uzmanlaşma riske edilmemiş olur. Döviz kurunun bir otorite tarafından belirlenmesinin diğer bir avantajı ise olumlu (istikrar sağlayıcı) spekülasyon ile döviz kurunda esnek kurdakin nazaran daha küçük dalgalanmalar meydana gelmesidir. Oysa esnek kur sisteminde istikrar bozucu spekülasyonlar yüzünden daha büyük dalgalanmalar oluşmaktadır. Sabit kur sistemi savunucuları tarafından öne sürülen bu iddia esnek kur savunucularının itirazına sebep olmaktadır. Esnek kur savunucularına göre istikrar bozucu spekülasyon, sabit kurda esnek kurdakinden daha fazla ortaya çıkmaktadır. Sabit kur sistemi savunucularına göre sabit kur sisteminin başka bir avantajı ise ödemeler bilançosundaki dengesizliği düzelterek, ülkede fiyat disiplini sağlayabilmesidir. Esnek kurda böyle bir disiplinin sağlanamayacağını öne sürmüşlerdir (Parasız, Ekren, 2016: 18-21).

Ekonomide yaşanan krizlerin, sabit kur sistemine sahip gelişmekte olan ülkeler için dezavantajlı bir durum yarattığı sabit kur sistemine getirilen eleştirilerden biridir. 1990'lı yıllar ve 2000'lerin başında krizler yaşayan gelişmekte olan ülkeler (Meksika 1993-1994, Güneydoğu Asya ülkeleri 1997, Arjantin 2002, Türkiye 1994, 2001) kriz öncesi sabit döviz kuru sistemini kullanıyorlardı. Bu ülkelerin makroekonomik politikaları genellikle sabit döviz kurunun korunmasıyla uyumlu değildi.

Devalüasyonlar yapıldığında döviz cinsinden borçlu olanlar büyük kayıplara uğramışlardır (Boyes, Melvin, 2013: 238). Sabit döviz kurunun değerindeki gerçekleşen düşüş olarak tanımlanan devalüasyon toplam talebin canlandırılması ve rekabet gücünün artırılması için kullanılan bir araç olmakla birlikte döviz cinsinden borçluluk durumunda negatif etkilere sebep olmuştur.

1.4.2. Dalgalı (Esnek) Döviz Kuru Sistemi

Döviz piyasasına otoriteler tarafından müdahale edilmeyip kurun piyasadaki arz ve talebe göre belirlenmesine esnek kur sistemi adı verilmektedir. Esnek kur sistemini savunan iktisatçılara göre bu sistem piyasa etkinliğini sağlar. Ödemeler dengesindeki dengesizlikler sürekli ve düzenli olduğunda esnek kur sistemi bu dengesizliği düzeltir. Esnek kur sisteminde dünya ticaretinde meydana gelecek sapmalar engellenerek, kaynaklar daha etkin kullanılır. Ayrıca esnek kur savunucularına göre esnek kur sistemi, yurt içi enflasyonist baskıyı azaltarak para politikasının etkinliğine katkı sağlayacaktır. Ayrıca esnek kur sisteminde döviz piyasasına müdahaleye gerek olmadığı için hükümet rezerv bulundurmaya zorunda değildir (Parasız, Ekren,2016: 16-18). Bu sistemde para otoritelerinin döviz kuru üzerinde herhangi bir etkisi yoktur ve döviz kuru döviz piyasasındaki arz ve talep koşullarına bağlı olarak belirlenir. Eğer döviz kurunda artan bir talep olursa döviz kurunda yükselme meydana gelir (Parasız, 1986: 21-22). Dalgalı döviz kuru ortamında tam sermaye hareketliliği altında parasal hâkimiyetin sağlanması diğer kur sistemlerine göre daha mümkün olduğu düşünülmektedir. Merkez bankası sadece faiz oranlarını belirler ve piyasa güçlerinin belirlediği döviz kurunu benimser. Dalgalı kur ortamında, para politikası kısa dönemde güçlü bir araçtır (Begg vd., 2010: 508-514).

1.4.3. Karma Döviz Kuru

Ülkelerin döviz kurunu belirlerken uyguladıkları ve uygulamada oldukları serbest dalgalanma, gözetimli dalgalanma, döviz kuru bantları, ayarlanabilir sabit kur sistemi, kayan parite sistemi gibi sistemler karma döviz kuru sistemleridir.

Döviz kuru bantları ile belirlenen sabit kurun yukarısında ve aşağısında dar bir alanda kurun dalgalanmasına müsaade edilebilmektedir. Bu sisteme bantlı sabit döviz

kuru adı verilmektedir. Bu sistemde talep ve arz cari döviz kurunu bant içerisinde belirlemede, döviz kurunun bant dışına çıkması resmi olarak müdahale ile engellenmektedir. Bu sistemde para otoritelerinin tercihine göre bant genişletilerek resmi müdahale gereksinimi azaltılabilir. Diğer bir karma sistem ayarlanabilir sabit kur sistemidir. Bu sistemde de dalgalanma bandı belirlenir ancak belirlenen döviz kuru periyodik olarak değişiklik gösterir. Ayarlanabilir sabit kur sisteminde ödemeler dengesinin açıklarının ya da fazlalıklarının yaşandığı temel dengesizlik durumlarının düzeltilmesi için duruma göre döviz kurunda değişikliğe gidilebilir. Kayan parite sistemi de karma bir kur sistemidir. Bu sistem önceden ilan edilen zaman ve miktarda denge döviz kurunun yakalanmasına kadar kurun değiştirildiği sistemdir. Bu sistemde döviz kurunda yapılacak değişikliğin miktarı, sıklığı ve dalgalanma bandının genişliği önceden belirlenmelidir (Parasız, 2009: 615-616).

1.5. Dolarizasyon

Dolarizasyon, yabancı bir ülkeye ait para biriminin bir başka ülke tarafından kendi para birimine kıyasla hesaplama, tasarruf ve işlemlere aracılık etmede daha fazla kullanılmasıdır. Para ikamesi olarak da tanımlanmaktadır. Genellikle yüksek enflasyonun yanı sıra, faiz oranları, para arzları, reel GSYİH gibi makroekonomik değişkenlerden etkilenmektedir.

Resmi olarak yerli para biriminin dolaşımdan kaldırılarak yerine yabancı bir paranın getirilerek kullanılmasına resmi veya tam dolarizasyon denir. Ulusal paranın yanı sıra yabancı para biriminin yürürlükte olması durumuna gayri resmi veya kısmi dolarizasyon denir. Panama ve Ekvator resmi dolarizasyon, Meksika, Arjantin ve Peru kısmi dolarizasyon yaşayan ülkelerdir.

Ülkemizde ise ekonomik ve finansal istikrarsızlıklara, yüksek enflasyonist ortamlara bağlı olarak tasarruf sahipleri birikimlerini korumak ve kar elde etmek için portföy ve yatırımlarında dolara taleplerini artırmakta bu durum dolarizasyonun artmasına sebep olmaktadır (Yılmaz, 2005: 287-288).

1.6. Döviz Kurunu Etkileyen Faktörler

Türkiye ekonomisinde farklı dönemlerinde farklı döviz kuru rejimleri uygulanmış olsa da döviz kurunun enflasyon, para arzı, faiz oranları, büyüme, ihracat, ithalat ve dış ticaret dengesi gibi makro ekonomik değişkenler üzerindeki etkisi, birbiriyle etkileşimleri ve söz konusu rejimlerde bu değişkenlere verdiği tepki önemlidir (Yurdakul, 2016: 5).

1.6.1. Enflasyon

Enflasyon dolaşımdaki paranın, dolaşımdaki mal hacminden fazla artmasından kaynaklanan para şişkinliğidir (Haçerlioğlu, 1993: 106). Enflasyon oranı, tüketici fiyat endeksindeki (TÜFE) yıllık değişim oranıdır. TÜFE, normal bir hane halkının satın aldığı malların fiyat endeksidir. Ayda bir hesaplanarak yayınlanır. TÜFE bu endekste mal hizmetlerin ağırlık oranları ve artış miktarları çarpılarak elde edilir (Begg vd., 2010: 18). Enflasyondan bahsedebilmek için para değerinde düşme ve fiyatlarda yükselmenin gözlemlenmesi beklenir. Bu durum paranın dolaşımda mal miktarına oranla çoğalması veya mal miktarının dolaşımdaki para miktarına oranla azalması ile iki türlü olabilmektedir (Haçerlioğlu,1993: 106).

Ekonomistler genellikle enflasyonist baskının kaynağına göre enflasyonu sınıflandırır. Piyasanın arz veya talep tarafından gelen baskıya göre talep çekişli (demand pull) ve maliyet itişli (cost push) enflasyon olmak üzere iki tür enflasyon vardır. Talep çekişli enflasyon, çıktıya karşı artan talepten dolayı gerçekleşir. Mal ve hizmetlerin artışı toplam harcamaların artışını dengelemezse fiyatların ortalama seviyesi yükselir. Maliyet itişli enflasyon, üretimdeki maliyetlerin artışından kaynaklanır. Maliyetlerdeki artış firmaların kayıplarını önlemek için fiyatları artırmalarına sebep olur (Boyes, Melvin, 2013: 238).

1.6.2. Faiz Oranı

İktisadi olarak iki anlamda kullanılan faiz, ilk anlamda bir borç anlaşması ve onun satışı ile ilgili getiriye nitelemek için kullanılır. Diğer anlamı ise üretimde girdi olarak kullanılan sermayenin getiri oranıdır. Ancak anlam olarak farklı ifade edilen bu

faiz oranları gerçekte birlikte hareket etme eğiliminde olduklarından dolayı anlamları farklı olsa da tek bir faiz oranını işaret ederler.

Faiz oranı için yapılan ana sınıflama nominal faiz ve reel faiz oranı şeklindedir. Nominal faiz oranı, bir tasarrufçunun bankadan sağladığı faiz oranıdır ve bu oran belirlenirken ödünç verilebilir fonların arz ve talepleri dikkate alınır. Reel faiz oranı, beklenen enflasyon oranı baz alınarak düzeltilen faiz oranı olarak tanımlanır ve nominal faiz oranı ile beklenen enflasyon oranı arasındaki farka eşittir. Örneğin nominal faiz oranı %20 iken beklenen enflasyon %9 ise bu durumda reel faiz oranı %11'e eşit olacaktır (Alkın vd., 2005: 221).

Fisher hipotezi, daha yüksek enflasyonun aynı şekilde daha yüksek nominal reel faiz oranlarına neden olacağını söyler.

$$\text{Reel Faiz Oranı} = (\text{Nominal Faiz Oranı}) - (\text{Enflasyon Oranı}) \quad (1.2)$$

Faiz oranları, enflasyonun yüksek olduğu ülkelerde yüksektir. Fisher hipotezi, reel faiz oranlarının çok değişmediğini söylemektedir. Reel faiz oranları çok değiştiğinde aşırı bir kredi arzı veya talebini meydana getirecektir. Enflasyonu yüksek olan ülkelerin faiz oranları yüksektir (Begg vd., 2010: 450).

1.6.3. Ödemeler Dengesi

Ülkeleri için bir dış ticaretlerinin bir hesap çizelgesidir. Ülkelerin başka ülkelerle yaptıkları ticarete alacak-verecek hesap dökümünün yapılması ile elde edilen alacak-borç ve bu ikisi arasındaki farkın belirlenmesidir. Ödemeler dengesi sayesinde dar anlamda ticaret dengesi ortaya koyulmuş olur bu sayede dış ekonomi ilişkileri saptanarak ülkelerin dış ticarete gelişme düzeyleri izlenebilir (Hançerlioğlu, 1993: 308).

1.6.4. Para Arzı ve Talebi

Bir ekonominin belirli bir döneminde dolaşımda bulunan toplam para miktarına, para arzı denir. Uzun vadede enflasyon oranı, para tabanından etkilenmekte olup para miktarı fiyatların genel seviyesini şekillendirmektedir. Para arzının artması ile birlikte yatırımlarda ve tüketim harcamalarında gözlenen artış fiyatlar üzerinde yukarı yönlü bir etkiye neden olmaktadır (TCMB, 2013: 5). Para arzı, belirli bir zamanda ekonomideki

toplam para stoku olarak da ifade edilmektedir. İktisatçılar ve mali analistler farklı para arzı tanımları kullanmaktadırlar. Mali anlamdaki para arzı tanımına, dolaşımdaki para miktarına ek olarak mali kurumların bazı mevduat türleri de girmektedir. Tanımlardaki farklılık bu mevduatlardan hangisinin para arzı tanımında olacağı veya olmayacağı noktasından kaynaklanmaktadır. M1 dar tanımlı para arzın iken M2 ve M3 geniş tanımlı para arzını göstermektedir.

M1, dolaşımda yer alan nakit paranın yanı sıra banka dışındaki kesimin bankalarda bulunan vadesiz mevduatlarının toplamı olarak tanımlanırken; M2, dolaşımda yer alan nakit para, banka dışındaki kesimin vadesiz mevduatı ile vadeli mevduatların toplanması ile elde edilen parasal büyüklük olarak tanımlanmaktadır (Borchert, 1998:51). M3 ise 2007 yılında yapılan düzenleme ile para arzı tanımının içerisine sektör olarak kalkınma ve yatırım bankaları ve B tipi likit fonları da dahil edilmiştir. Bu bağlamda yapılabilecek tanımlamalar şu şekildedir (Eken, Kale, 2018: 179):

$$M1 = \text{Dolaşımdaki Para} + \text{Vadesiz Mevduat (TL, YP)}$$

$$M2 = M1 + \text{Vadeli Mevduat (TL, YP)}$$

$$M3 = M2 + \text{Repo} + \text{Para Piyasası Fonları}$$

2011 yılında yapılan yeni düzenleme ile birlikte M3 para arzı tanımına bankalar tarafından yurtiçinde Türk Lirası üzerinden ihraç edilen ve orijinal vadeleri 2 yıla kadar olan tahvil ve bonolar da eklenerek, bu ihraçlardan, yurtiçi bankaların portföyünde tutulanlar ile yurtdışı yerleşiklerin mülkiyetlerindeki düşülmüştür. Bu yeni tanımlamaya göre M3 para arzı tanımı şu şekilde gösterilmektedir (Eken, Kale, 2018: 179).

$$M3 = M2 + \text{Repo} + \text{Para Piyasası Fonları} + \text{İhraç Edilen Menkul Kıymetler}$$

1.6.5. Satın Alma Gücü Paritesi

Satın alma gücü paritesi (SAGP) ülkeler arası karşılaştırmalarda kullanılan önemli bir değişim oranıdır. Literatüre Cassel(1918) tarafından kazandırılmış bu terim tek fiyat yasası olarak ifade edilen teoriye dayanır. Tek fiyat yasası ulusal fiyatların ortak bir para birimi ile ifade edilmesi üzerinde durur (Sarno, Taylor, 2003: 66). Tek

fiyat yasası bireysel mallar için uygulanırken SAGP fiyatlar genel düzeyi için uygulanabilir (Krugman, Obstfeld, 2006). SAGP, belirli bir mal ve hizmet sepetinin satın alınabilmesi için gereken ve ülkeler arası karşılaştırmalarda güvenilir veriler sağlayan ulusal para tutarlarının oranı kullanılarak hesaplanır. Ülkeler arası karşılaştırmalarda ülkeler arası fiyat düzeyi farklılaşmalarını içermediği için satın alma gücü paritesi güvenilir sonuçlar sunar (TÜİK, 2008: 1-6).

1.6.6. Fisher Etkisi

Enflasyon ve Faiz oranı arasındaki ilişki hakkında öncü çalışmalar gerçekleştiren Amerikalı İktisatçı Irvin Fisher'in adından dolayı Fisher Etkisi veya Fisher Paritesi olarak adlandırılır.

Fisher etkisi göre, bir ülkedeki reel faiz oranı (a) ile beklenen enflasyonu yansıtan oran (p) toplamı o ülkedeki nominal faiz oranı (i) değerine eşittir (Seyidoğlu, 2003: 355).

$$i = a + p \quad (1.3)$$

1.6.7. Politik Risk Notu Verisi

Politik risk notu, PRS Group tarafından hazırlanan ve bir ülkenin siyasi istikrarını belirleme için değerlendirme aracı olarak kullanılan bir değişkendir. Uluslararası Ülke Riski Rehberi (ICRG: International Country Risk Guide) endeksinden elde edilen ülkelerin siyasi istikrarını kıyaslayarak değerlendirmek amacıyla kullanılan bir veridir. Politik risk notu sosyoekonomik koşullar, hükümetin istikrarı, bürokrasi kalitesi, yatırım profili, iç çatışma, dış çatışma, yolsuzluk, askerin politikada etkisi, dini gerginlikler, etnik gerginlikler, hukuk ve düzen, demokratik hesap verilebilirlik olmak üzere 12 alt başlıktan oluşmaktadır.

Politik risk değerlendirmesinde en yüksek değer 100 puan olup, ülke puanının yüksek olması politik riskin düşük olduğunu göstermektedir. ; %0-%49.9 puan aralığı “çok yüksek politik risk”, %50-%59 puan aralığı “yüksek politik risk”, %60-%69.9 puan aralığı “orta düzey politik risk”, %70-%79.9 puan aralığı “düşük politik riski” ve %80 üzeri değerler “çok düşük politik risk” durumunu temsil etmektedir (PRS, 2014: 1-

7). Politik risk derecelendirmesini oluşturmak için Tablo 1.1'deki risk bileşenleri, ağırlıkları ve sırası kullanılır. Her bir risk bileşeni alt bileşenlerden oluşmaktadır.

Tablo 1.1: Politik Risk Bileşenleri Tablosu

Seri	Bileşenler	Puan(Maks)
*A	Hükümet İstikrarı	12
*B	Sosyoekonomik Koşullar	12
*C	Yatırım Profili	12
*D	İç Çatışma	12
*E	Dış Çatışma	12
F	Yolsuzluk	6
G	Siyasette Askerlik	6
H	Dini Gerilimler	6
I	Kanun ve Düzen	6
J	Etnik Gerilimler	6
K	Demokratik Hesap Verebilirlik	6
L	Bürokrasi Kalitesi	4
TOPLAM		100

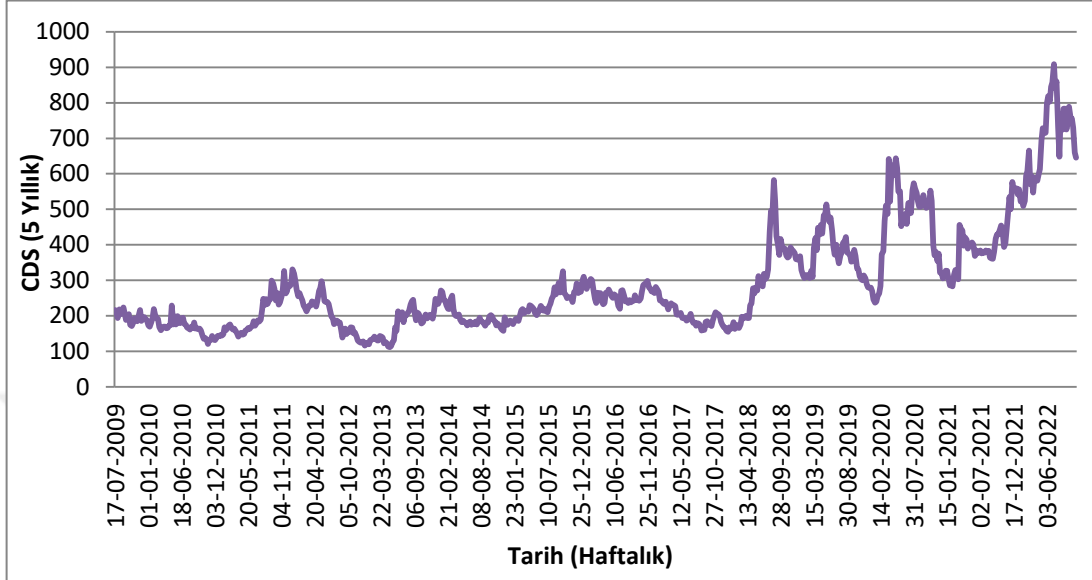
* Risk derecelendirme alt bileşen verileri yalnızca Mayıs 2001'den itibaren mevcuttur.

1.6.8. CDS (Credit Default Swaps- Kredi Temerrüt Swapları)

CDS taraflar arasındaki ödeme takasındaki sigorta poliçesi gibidir. CDS anlaşmaya konu olan varlığın temerrüde düşmesi durumunda yükümlülüklerin karşılanmasını sağlar (Parasız, 2009: 210).

CDS kavramı, ilk defa 1995 yılında JP Morgan tarafından finans dünyasına tanıtılmıştır. Kredi Temerrüt Swapı, alacaklının belirli bir ücret karşılığında alacağını sigorta ettirmesidir. Sigorta ettirmek için üçüncü kişilere ödenen ücret CDS Spread veya CDS Primleri olarak adlandırılır. Burada alacağın ödenmemesi riski CDS satıcısına yüklenmiş olur (Danacı vd., 2017: 68).

Şekil 1.2’ de Türkiye’ye ait haftalık CDS (5 Yıllık) primi verileri görülmektedir. Özellikle 2017 yılından sonra hem ekonomik hem de jeopolitik değişimlere bağlı olarak CDS değeri ve dalgalanma giderek artmaktadır.



Şekil 1.2: Türkiye Haftalık 5 Yıllık CDS Grafiği (Kaynak: <https://tr.investing.com>)

1.7. Türkiye’de Kur Politikaları

1.7.1. 1980 Öncesi Kur Politikaları

Türkiye Cumhuriyeti’ne 1923 yılında, Osmanlı’dan tarıma dayalı, fakir ve geri kalmış bir ekonomik yapı miras kalmıştır. 1923-1930 yılları arasında liberal, piyasa ekonomisinin kurallarının işlediği bir ekonomik model işleten Türkiye, 1930’lu yıllardaki ekonomik bunalım ile birlikte devlet odaklı planlama modelini benimsemiştir. Bu dönemde gümrük duvarları genişlemiş, ithal ikamesine dayalı sanayi desteklenmiş, döviz denetimi çok sıkı kontrol altında tutulmuş, sermaye hareketliliği kısıtlanmış ve sabit kur politikası benimsenmiştir. Dövizin dolaşımının denetlenebilmesi için 1930 yılında Merkez Bankası (TCMB) kurulmuştur. Ayrıca döviz piyasalarının denetlenebilmesi amacıyla Türk Parasının Kıymetini Koruma Kanunu (TPKKK) yürürlüğe girmiştir. 1947 yılında Dünya Bankası (WB) ve Uluslararası Para Fonuna (IMF) üye olunmasıyla ayarlanabilir döviz kuru uygulamasına geçilmiştir. Ancak ayarlanabilir döviz kurunun getirdiği bazı sorunların önüne geçilebilmesi, ithalat talebinin azaltılabilmesi, ihracatta dış piyasalarla rekabet

gücünün artırılabilmesinin sağlanabilmesi için devalüasyon yapılmıştır. 1958-1967 yılları arasındaki buhran yıllarından kaynaklı aşırı değerlenmiş döviz kurunun önüne geçilebilmesi için 1 \$=9 TL olarak belirlenmiş ancak kurun aşırı değerlenmesi devam etmiştir. 1967'li yıllarda ise ithalatın azaltılıp ihracatın desteklenebilmesi adına 1\$=15 TL olarak belirlenmiştir. 1974'de uluslararası IMF'nin direktifleri doğrultusunda bazı tedbirler alınmıştır ve farklı tarihlerde dövizlerin bazıları için TL karşılığında kur ayarlamasına gidilmiştir. 1976'da, 1978'de ve 1979'da 3'er kez kur ayarlamasına gidilmiştir (Özer, 2011: 2-4). Bu dönemde Keynesyen ekonomi politikasının geçerli olduğu devlet temelli ekonomik sistemin benimsendiği görülmektedir. İthal ikameci sanayileşmeye dayalı sanayi ve döviz kuru politikaları ihracat üzerinde olumsuz etkiler oluşturmuştur. Ayrıca resmi döviz fiyatlarının, yabancı paraların piyasalardaki değerinin altında tespit edilmesi ihracatın gelişmesini engellemiştir (Demirbaş, 2003: 235). İthalata dayalı bir sistemde ihracatın cazip hale gelememesi sebebiyle bu dönemde TL yabancı paralar karşısında değer kaybetmeye devam etmiştir.

1.7.2. 1980-1990 Dönemi Kur Politikaları

Türkiye'de 1980'lerden sonra sanayileşme modeli değiştirilerek ihracata dayalı sanayileşmeye geçilmiştir. Yeni sanayileşme modeli ile birlikte yavaş yavaş serbest faize, piyasada oluşan fiyat ve serbest döviz sistemine geçilmiştir (Eğilmez, Kumcu, 2006: 35-36).

Türkiye'de 1980 yılına kadar dışa kapalı ve korumacı bir ekonomi politikası izlenmiştir. Kur ve faiz oranları daha ziyade devlet tarafından belirlenmiştir ve sabittir. Ekonominin dışa açılımı ve döviz piyasasının gelişimi 24 Ocak 1980 tarihli karardan sonra başlamıştır (Uzunoğlu, 2003: 113).

Türkiye, yapısal uyum politikalarında 1989 yılında yeni bir değişikliğe giderek dış finansal serbestlik kararı almıştır. Dış finansal serbestlik, hem sermaye hareketlerinin serbest kalmasına hem de yurtiçi bireyler ve kurumlar arasında iktisadi işlemlerin yabancı paralar türünden yapılmasına neden olmuştur. Bunun yanı sıra dış finansal serbestliğe geçmiş gelişmekte olan birçok ülke gibi Türkiye'ye aşırı bir sermaye girişi olmuştur.

1.7.3. 1990-2000 Dönemi Kur Politikaları

Yabancı sermayenin 1990'ların başında gelişmekte olan ülkelere aşırı şekilde yönelmesi ile 1987 yılında gelişmekte olan ülkelerin sermaye hareketleri fazlası 48.7 milyar dolar iken 1993 yılında neredeyse 3.5 kat artarak 162.9 milyar dolara ulaşmıştır. Yabancı sermayenin gelişmekte olan ülkelere hareketinin sebebi, gelişmiş ülkelerde ekonomik sistemin getirisi olarak faiz oranlarının düşmesi, gelişmekte olan ülkelerde ise faiz oranının, uluslararası faiz oranının üzerinde olmasıdır. Finansal sermaye için ülke faiz oranları arasındaki bu fark arbitraj olanağı sunmaktadır (Kepenek, Yentürk, 2005: 13, 214).

1.7.4. 2000 Sonrası Kur Politikaları

Türkiye, 2000 ve 2001 yılında yaşanan krizlere rağmen piyasaya dayalı ekonomi modelini devam ettirmiştir. Merkez Bankası, hükümet ile döviz kuru rejimini belirlemek ve uygulamakla görevlidir. Diğer taraftan döviz kuru politikasının biçimlendirilmesi, uygulanması görev ve yetkisi ise Merkez Bankasıdır. Merkez Bankası, para politikası hedeflerine göre kur politikası uygulamalarını belirlemekte olup mevcut para politikasını değişmesi durumunda kur politikasını da değiştirebilmektedir. 2001 yılında yaşanan ekonomik krizden sonra Türkiye'de dalgalı döviz kuru uygulamasına geçilmiştir. Dalgalı döviz kuru sisteminde piyasanın arz ve talep koşullarına göre döviz kuru belirlenmektedir ([TCMB](#)).

Türkiye'de Şubat 2001 yılından sonra dalgalı (serbest) kur rejimine geçilmiştir. TCMB'nin kura müdahalesi aşırı dalgalanma durumlarında açık piyasa işlemleri çerçevesinde kısa süreli olmuştur. Türkiye ekonomisinde 2002-2008 yılları arasında yüksek oranlı büyüme gerçekleşmiştir. Bu dönemde GSYH beklenenin üzerinde büyüme kaydederken enflasyon tek haneye çekilmiştir ancak büyüme yeterince istihdam yaratmamış buna bağlı olarak işsizlik %10'larda kalmış ve dış kaynak bağımlılığı yüksek seyretmiştir (Şahin, 2016: 262,266).

1.8. Türkiye'de Krizlerin Dolar Kuruna Etkisi

Türkiye'de bazen dış kaynaklı sebeplerden bazen de iç kaynaklı sebeplerden dolayı ekonomik olarak krizler yaşanmıştır. 1980'lerin sonuna doğru tıkanmaya

başlayan ekonomik sistem için herhangi bir çözüm arayışının olmaması, 1994 yılında istikrar içerisinde görünen Dolar- TL paritesinin ciddi şekilde bozulması enflasyonist beklentileri artırarak hazinenin içeride borçlanamaz duruma gelmesine sebep olmuştur. Bu durum da ekonomide krizi beraberinde getirmiştir. 1994 krizinde ABD’li kredi değerlendirme kurumları Türkiye’nin kredi değerlerini düşürünce dış kredi bulmakta zorlanan iktidar bir ekonomik istikrar paketi açıklamış ve IMF ile 14 aylık bir stand-by düzenlemesine gidilmiştir. Alınan önlemler içerisinde enflasyonun çok üzerinde faizle kağıt satılarak hazine borçlanmasının cazip hale getirilmesi yer almaktadır. Bu önlemlerin amacı enflasyonun makul düzeylere çekilmesi olmuştur. Alınan önlemler neticesinde belirlenen hedeflerin bir kısmına kısa sürede ulaşılarak faizler yeniden serbest bırakılmıştır. 1994 krizinde “5 Nisan Kararları” olarak Türk iktisat tarihinde yerini alan bir program devreye sokulmuştur. Ancak bu ekonomik istikrar programından başarısız sonuçlar alınmıştır.

Türkiye’de 2000 krizini tetikleyen 1998 Asya ve Rusya Krizleri başlangıçta Türkiye’yi etkilememiş gibi görünse de ilerleyen zamanlarda yeni yükselen pazarlar için ortak bir kriz haline gelmiştir. Asya ve Rusya krizleri, Türkiye’nin uluslararası sermaye piyasalarından borç almasını zorlaştırarak ödemeler dengesinde olumsuzluklar oluşmasına neden olmuştur. 2000’de yaşanan krizde enflasyon %70’e ulaşmış, ekonomik büyüme -%6,1 olmuştur. Böyle devam etmesi halinde enflasyon beklentileri hiper enflasyon olması doğrultusuna gelmişken 2000 yılında IMF stand-by desteğinde yeni bir ekonomik programa geçilmiştir. Bu programın 3 temel bileşeni vardır. Bunlardan ilki bütçede ve bütçe dışında disiplini sağlamak, ikincisi döviz kurlarını belirlemede önceden belirlenmiş bir sürünen sabit kur sistemi ile döviz kurunun belirlenmesi, üçüncüsü yapısal reformaların yapılması ve özelleştirmenin hızlanmasıdır. Bu programın temel amacı enflasyonun düşürülerek sürdürülebilir bir ekonomik büyümenin sağlanmasıdır (Eğilmez, Kumcu, 2006: 378-384).

Türkiye’de küreselleşme akımı 24 Ocak 1980 programı ile başlamıştır. Bundan sonraki süreçte dış ekonomik ilişkiler giderek liberalleşmiştir. İthalattaki kota ve kısıtlamalar kaldırılmış, gümrük tarifelerinde indirim getirilmiştir. Yabancı sermaye ve döviz rejimi serbestleştirilmiştir. Sermaye piyasası aşamalı olarak serbestleşmiş ve gelişmiştir. İç piyasadaki fiyat kontrolleri ortadan kaldırılırken; finansal piyasalardaki düzenlemeler ve TCMB’nin özerkliği sonrası faiz rejimi, hükümet güdümünden çıkararak

finansal piyasalar, uluslararası sermaye hareketleri ve TCMB'nin para politikasına bağlı etkili bir araç haline gelmiştir (Şahin,2016: 235).

1990'lı yıllarda devlet bütçesi, yüksek kamu açığı, yüksek faiz ve artan dış açıklar ile iç içeydi. Nitekim 1994 yılında devalüasyon gerçekleşmiştir. 1990'lı yıllardan gelen ve giderek artan sorunlara çözüm bulmak için 1998 yılında başbakan Bülent Ecevit'in koalisyon hükümeti yeni bir istikrar ve yapısal reform programına IMF desteği almak için görüşmeler gerçekleştirmiştir. Ekonomi, 1998 yılı ikinci yarısında Güneydoğu Asya krizi ve 1999'da Rusya krizleri ile durgunluğa girmiştir. 2000 yılında IMF ile imzalanan enflasyon ile mücadele programı yolunda gitmeyince Şubat 2001 krizi gerçekleşmiştir (Şahin, 2016: 237,240,247).

ABD'de 2007 ortalarında ipotekli konut kredi geri ödeme aksaklığı ile başlayan finansal kriz çok geçmeden önce Avrupa ülkelerine ve gelişmiş ülkelere daha sonra tüm dünyaya yayılmıştır. Eylül 2008'de Lehman Brothers Yatırım Bankasının iflası ile derinleşen bu küresel kriz tüm dünyayı etkilemiştir (Şahin, 2016: 272).

Türkiye'de 2001 krizinden sonra bankacılık sistemindeki reformlara bağlı iyileşme bankacılık sisteminin güçlü hale gelmesini sağlamıştır. Böylece Türkiye ekonomisi 2008 yılındaki bu krizinden diğer ülkelere kıyasla daha az etkilenmiştir. 2002-2012 yılları arasında 1.35 – 1.85 aralığında durağan seyreden döviz kuru 2013 yılından sonra artış eğilimine girmiştir.

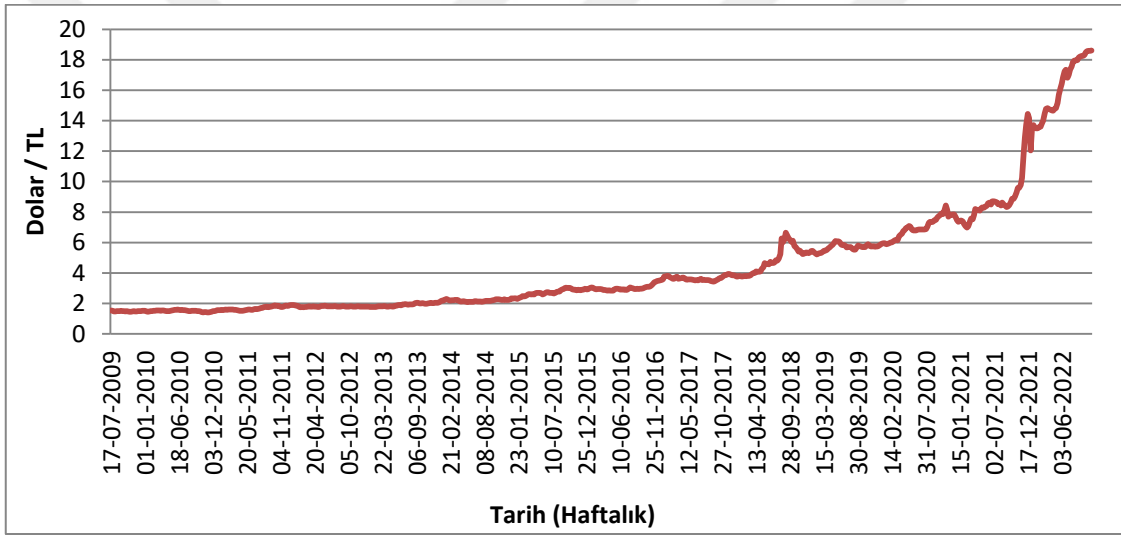
2015 yılında Türkiye'nin Rus uçağını düşürmesi buna karşılık Rusya'nın Türkiye'ye yönelik ekonomik yaptırım kararları ve Moody's kredi notu indirimi ekonomik oynaklığı yükseltmiştir. 2016 yılındaki darbe kalkışması ise yabancı sermayenin tedirgin olmasına ve Türkiye'yi terk etmesine neden olmuştur (Karabıyık, 2020: 277).

2017 yılı sonrası seçime dönük uygulanan popülist politikalar ve 2018 yılında ABD ile Türkiye arasında yaşanan Rahip Brunson sorunu iki ülke arasında gerilimi artırmıştır ve Ağustos 2018 yılında Türkiye'nin kur şoku yaşamasına neden olmuştur. 2019 yılında artan enflasyon oranı, bütçe açığı ve işsizlik, düşen Merkez Bankası rezervi ile Türkiye COVID-19 sürecine girmiştir (Fırat, 2020: 214).

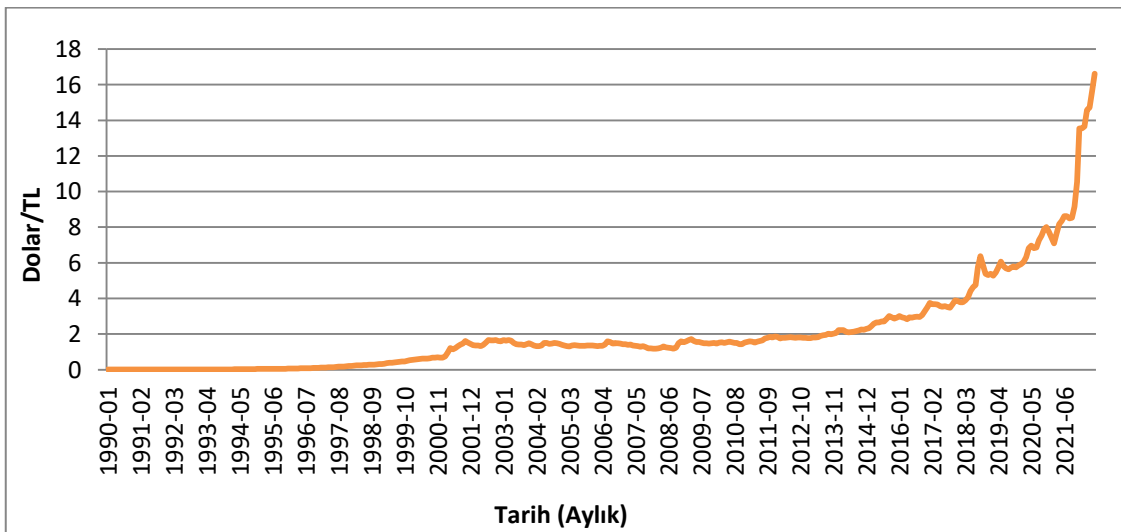
2016 yılından itibaren yaşanan tüm bu iç ve dış faktörler Türkiye'nin CDS primlerini giderek artmasına neden olmuştur. 2015 Ocak ayında 190 seviyesinde olan

CDS primi 2022 Temmuz ayında 900 seviyesine kadar çıkmıştır. Merkez bankasının rezervlerinin düşmesi, CDS priminin giderek yükselmesi, jeopolitik riskler, enflasyon ve para arzındaki artışlar ve son dönemdeki faiz indirimleri ile özellikle 2018 yılından sonra kurda yukarı yönlü hızlı artışları 2022 yılına kadar devam ettirmiştir. Son yıllarda döviz kurundaki yukarı yönlü artış ve oynaklık hane halkı ve kurumsal yatırımcıların dolara olan ilgisi artırarak dolarizasyona neden olmuştur.

Yaşanan bu kriz dönemlerinde döviz kurlarında yüksek oynaklıklar meydana gelmiştir. Döviz kurundaki bu yüksek oynaklık borsa, banka ve iç piyasalarda ani hareketlerin ve bozulmaların yaşanarak ekonomik istikrarın bozulmasına sebep olmuştur.



Şekil 1.3: Haftalık Dolar/TL Kuru Grafiği (Kaynak: TCMB)



Şekil 1.4: Aylık Dolar/TL Kuru Grafiği (Kaynak: TCMB)

BÖLÜM 2

2. MATERYAL ve YÖNTEM

2.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynini model olarak geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantı yapıları ile birbirine bağlı kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. YSA, insan beyninin öğrenme, hatırlama, genelleme yaparak yeni bilgi üretme fonksiyonlarını taklit eden, bilginin paralel birçok basit bilgi işlemci tarafından işlendiği bilgisayar programlarıdır. Doğrusal olmayan ilişkileri modelleme kolaylığı, değişkenler arası matematiksel ilişkilerin zor ifade edildiği veya ilişkilerin bilinmediği ya da verilerin çok gürültülü olduğu durumlarda ilişkileri doğru şekilde belirlemeye imkan sağlaması, Evrensel Fonksiyon Yakınsama özelliği ile doğrusal olmayan modelleri yakınsamada başarılı olması, örnek verilerden genelleme ve öğrenme yeteneği gibi önemli özellikleri nedeniyle birçok farklı alanda kullanılan bir yöntemdir (Kaplan, Tekeli, 2008:31).

YSA'nın özellikleri aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- YSA öğrenmenin bir modeli olarak düşünülebilir. Ağa verilen örneklerden faydalanarak öğrenme işlemi gerçekleştirilir.
- YSA kullanılarak bir kararın verilebilmesi için öncelikle ağın eğitilmesi gerekmektedir.
- YSA eksik bilgileri işleyerek sonuca varabilmektedir.
- YSA hatalara karşı toleranslıdır.

YSA paralel çalışma ve öğrenebilme yetenekleri bakımından biyolojik sinir sistemi ile benzer özelliklere sahiptir. Diğer özelliklerinin yanında paralel çalışma prensibinden dolayı bilgileri hızlı bir şekilde işleyebilmesi ve donanımının kolayca gerçekleştirilebilir olması YSA'yı diğer yöntemlere göre daha cazip kılmaktadır. Bu nedenle YSA sınıflandırma, desen tanıma, kontrol, görüntü işleme, ses tanıma vb. birçok alanda sıklıkla kullanılmaktadır (Şen, 2004: 8). YSA'nın en çok kullanıldığı sektörler ve uygulama alanlarını şu şekilde sıralamak mümkündür (Yılmaz, 2017: 65).

- Ses ve görüntü tanıma (El yazısı, parmak izi, işaret, plaka, yüz vb. tanıma)
- Sistem modelleme
- Otomatik sürüş, otomatik pilot, uçuş simülasyon uygulamaları
- Hava tahmini
- Hastalık teşhisi ve tahmini
- Üretimde kalite kontrolü
- Kelime tanıma, tercüme
- Banka uygulamaları (Kredi değerlendirme, müşteri analiz)
- Robotik, denetim
- Telekomünikasyon uygulamaları

Geleneksel bilgisayarlar sadece algoritmaya dayalı hesaplama işlemlerinde ve kesin aritmetik işlemlerde hızlı olup özellikle model seçmede verimsiz iken bilgi işleme sistemlerinin yeni nesli olan yapay sinir ağları model seçimi ve sınıflandırılması, işlev tahmini, en uygun değeri bulma ve veri sınıflandırılması gibi işlerde başarılıdır (Elmas, 2016: 23).Tablo 2.1'de geleneksel yöntemlere sahip bilgisayarlar ile YSA'nın özellikleri karşılaştırılmıştır.

Tablo 2.1: Geleneksel Yöntemlere Sahip Bilgisayarlar ile YSA Karşılaştırması

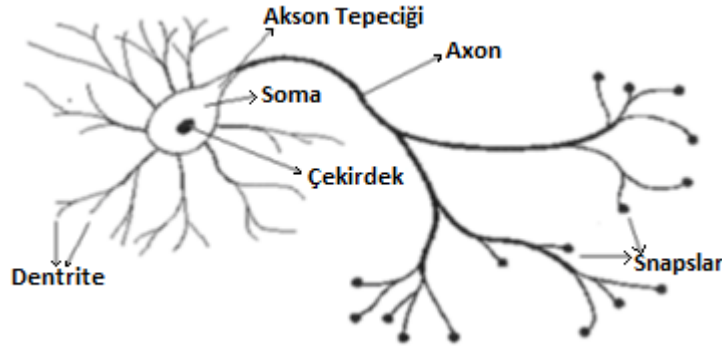
Geleneksel Yöntemlere Sahip Bilgisayarlar	Yapay Sinir Ağları
Sonuç üretmek için giriş bilgilerine geleneksel yöntemlere sahip kurallar uygulanmaktadır.	Probleme ait giriş ve sonuçlar modelin eğitimi için sisteme dâhil edilir. Parametreler ve kurallar modelleyen tarafından belirlenmektedir.
Hesaplama eşzamanlı ve merkezidir.	Hesaplama eşzamanlı değildir ve toplu şekilde gerçekleştirilir. Öğrenmeden sonra paralel işleme gerçekleştirilir.
Bellek paketlenmiş ve yeri adreslenebilir.	Bellek ayrılmış ve içerik adreslenebilir.
Hata toleransı yoktur.	Bilgi eksik, karışık ve gürültülü ise hata toleransı uygulanabilir.
Hızlıdır.	Yavaştır.
Bilgiler ve kullanılan yöntemler kesindir.	YSA deneyimlerden yararlanır.

Kaynak: Yılmaz (2017: 65)

2.1.1. Yapay Sinir Hücresi

Başlangıçta temel biyolojik sinir sistemlerini taklit etmek amacıyla geliştirilen yapay sinir ağları, nöronlar ya da düğümler adı verilen bir dizi birbirine bağlı basit işlem elemanından oluşur. Her bir düğüm, diğer düğümlerden veya harici uyarılardan toplam bir "bilgi" giriş sinyali alır, bunu bir aktivasyon veya transfer fonksiyonu aracılığıyla yerel olarak işler ve diğer düğümlere veya harici çıkışlara dönüştürerek bir çıkış sinyali olarak üretir. Her bir nöron, işlevini oldukça yavaş ve kusurlu bir şekilde yerine getirmesine rağmen, topluca bir ağ, çok sayıda görevi, şaşırtıcı derecede verimli bir şekilde yerine getirebilir (Reilly ve Cooper, 1990).

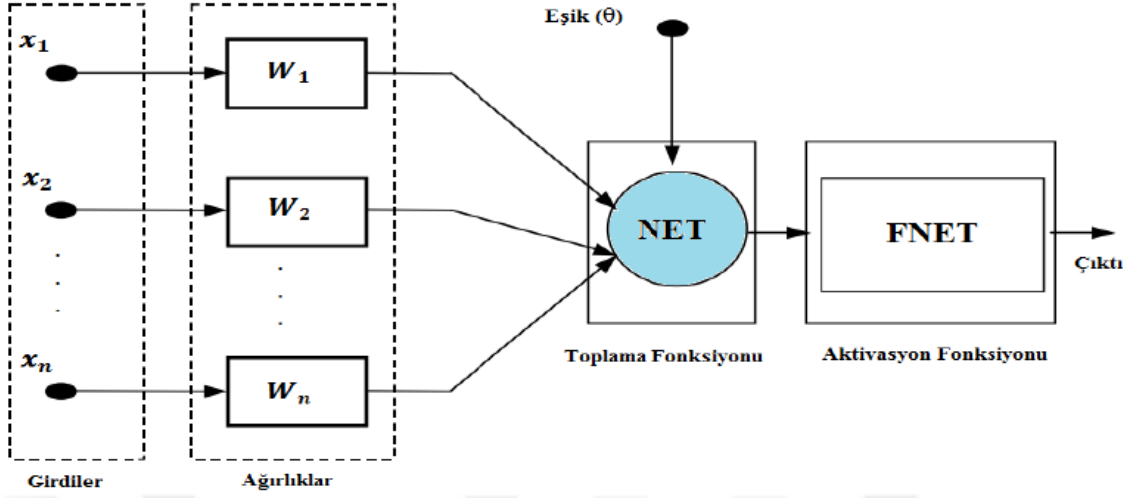
Biyolojik bir sinir hücresi, Şekil 3.1’de görüldüğü gibi dendrite, soma, çekirdek, akson ve snapslerden oluşmaktadır. Snapsler, fiziksel bağlantılar olmayıp sinir hücreleri arasında bir hücreden diğerine elektrik sinyallerinin geçtiği boşluklardır. Soma bu sinyalleri işleme tabi tutarak sinir hücresi kendi sinyallerini oluşturur ve dendritlere gönderir. Dendritler de bu sinyalleri snapslere ulaştırarak diğer sinir hücrelerine gönderir (Öztemel, 2016: 47).



Şekil 2.1: Biyolojik Sinir Hücresi (Kaynak: Öztemel, 2016:47)

YSA hücresi, Şekil 2.1’de bulunan insan sinir hücresini taklit ederek geliştirilmiştir. Yapay sinir ağlarında biyolojik sinir ağlarında olduğu gibi yapay sinir hücreleri vardır. Ancak yapay sinir ağlarında biyolojik sinir hücresinde karşılığı olmayan bileşenler de mevcuttur.

Proses elemanı olarak adlandırılan yapay sinir hücrelerinin Şekil 2.2’de görüldüğü üzere 5 temel elemanı vardır. Bir yapay sinir hücresi girdi, ağırlık, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktıdan oluşur (Öztemel, 2016: 47,48).



Şekil 2.2: Yapay Sinir Hücresi Yapısı (Kaynak: Kızılkaya, 2017:51)

Girdiler : Dış dünyadan sinire gelen bilgiler ($x_1, x_2, x_3 \dots x_n$) girdilerdir. Bu bilgiler hücrenin kendisinden veya kendinden önceki sinirlerden sinir ağına gelmektedir.

Ağırlıklar: Yapay sinir hücresindeki girdilerin etkisini ve önemini belirleyen katsayılardır. Her girişin kendine ait bir ağırlığı ($w_1, w_2, w_3 \dots w_n$) vardır. Ağırlığın büyük veya küçük olması o ağırlığın önemli veya önemsiz olduğu anlamına gelmez. Ağırlığın eksi veya artı değerde olması etkinin pozitif veya negatif olduğunu göstermektedir. Bu arada θ_j ise bias (eşik) değerini ifade etmektedir.

Bias (eşik) Değeri: Her gizli katmanda bulunan ve eğitim sırasında güncellenen bir değerdir.

Toplama Fonksiyonu: Hücreye gelen net girdiyi bu fonksiyon hesaplar. Farklı fonksiyonlar kullanılmakla birlikte en yaygın olanı ağırlıklı toplamdır. Toplama fonksiyonu (NET), gelen girdiler ile ağırlıkların çarpılarak toplanmasından oluşur.

$$NET_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + \theta_j \quad (2.1)$$

Aktivasyon Fonksiyonu: Hücreye gelen net girdiyi işleyip hücrenin gelen bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirlemektedir. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da farklı hesaplama formülleri kullanılmaktadır. Örneğin

Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) gibi modeller bu fonksiyonun türevlenebilir olmasını şart koşmaktadır. Günümüzde en yaygın kullanılan Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) modelinde genel olarak sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyon denklem 2.2 ‘deki gibidir.

$$f(\text{NET}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}} \quad (2.2)$$

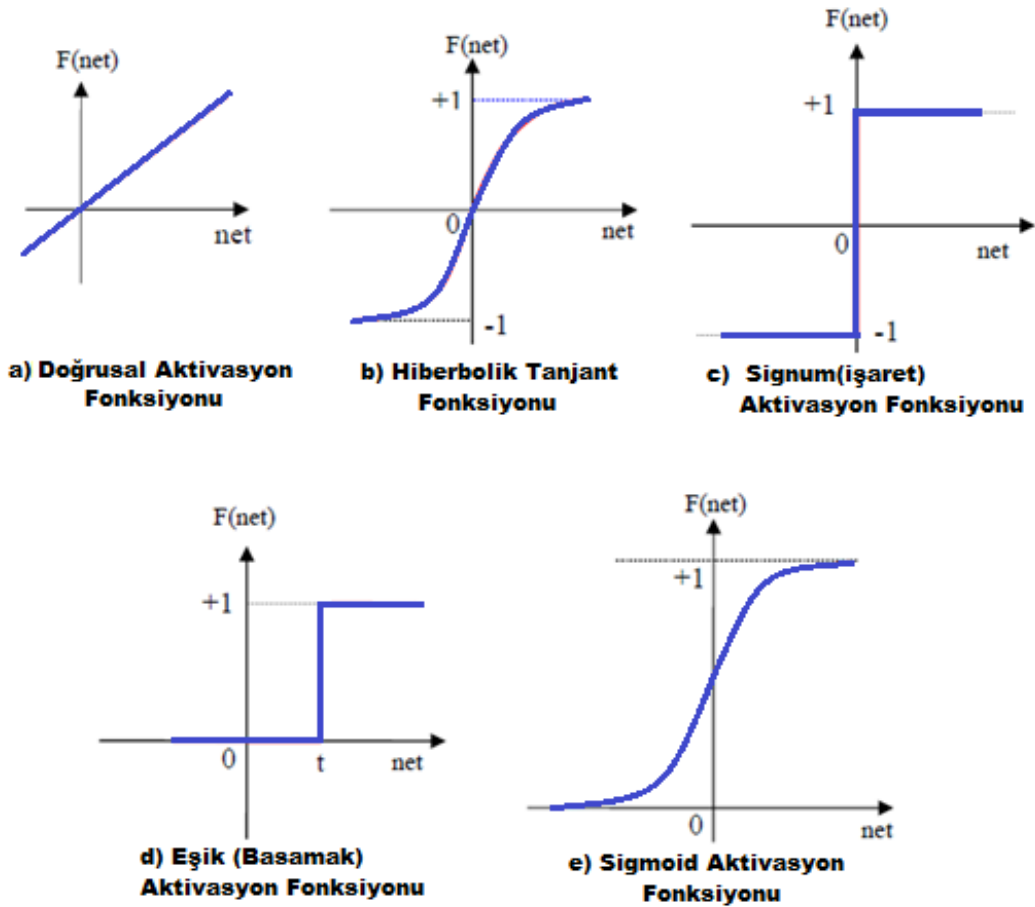
Formüldeki NET net değeri, toplama fonksiyonu ile belirlenen girdi değerini ifade etmektedir. Çeşitli aktivasyon fonksiyonlarına ait grafikler Şekil 3.3’ te verilmiştir (Özdemir, 2010:30). Kullanılan bazı fonksiyonlar aktivasyon fonksiyonları ve formülleri Tablo 2.2’ de verilmiştir. Hücrenin çıktı değeri son süreçte bu aktivasyon fonksiyonlarının kullanılması ile elde edilir (Kızılkaya, 2017: 52).

$$\text{Çıktı} = f(\text{NET}) \quad (2.3)$$

$$\text{Çıktı} = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + \theta_j\right) \quad (2.4)$$

Tablo 2.2: Aktivasyon Fonksiyonu Örnekleri

Aktivasyon Fonksiyonu	Matematiksel İfadesi
Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}}$
Hiperbolik Tanjant Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \frac{e^{\text{NET}} + e^{-\text{NET}}}{e^{\text{NET}} - e^{-\text{NET}}}$
Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \text{NET}$
Step Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{NET} > \text{eşik değeri} \\ 0 & \text{NET} \ll \text{eşik değeri} \end{cases}$
Sinüs Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \sin(\text{NET})$
Softmax Aktivasyon Fonksiyonu	$f(x) = \frac{e^{\text{NET}_k}}{\sum_j e^{\text{NET}_j}}$



Şekil 2.3: Aktivasyon Fonksiyonlarına Ait Grafikler (Özdemir, 2010: 30)

Çıktı: Aktivasyon fonksiyonunun belirlediği değerdir. Üretilen çıktı dışarıya gönderilebileceği gibi hücrenin kendisine veya başka bir hücreye girdi olarak gönderilmektedir. Ağ şeklindeki gösterimde bir proses elemanının birden fazla çıktısı var gibi görünse de aslında tek bir çıktısı vardır (Öztemel, 2016: 49-52).

2.1.2. Öğrenme Yöntemine Göre YSA Türleri

Yapay sinir ağları ile öğrenen bilgisayarlar geliştirilmesi örnekler kullanarak olmaktadır. Öğrenecek bilgisayar sistemleri önce bir örneği alarak bu örnekten bilgileri öğrenmektedir. Daha sonra diğer örneklere bakarak bilgiler edinir. Öğrenilecek olayla ilgili tüm örnekleri defalarca gözden geçirerek tekrarlamalar sonucu olay ile ilgili genellemeler yapılmaktadır. Makine öğrenme sistemi aşağıdaki öğrenme yöntemlerinden birinin veya birkaçının birlikte kullanımı ile geliştirilebilir.

- Örneklerden öğrenme
- Görerek Öğrenme
- Açıklama yoluyla öğrenme
- Talimatlardan öğrenme
- Alışkanlıklardan öğrenme
- Deney yolu ile öğrenme
- Keşfetme yoluyla öğrenme
- Analoji yoluyla öğrenme

Bir sinir ağı için birincil derecede önemli olan özellik, ağın çevresinden öğrenmesi ve öğrenme yoluyla performansını iyileştirme yeteneğidir. Sinir ağı, sinaptik ağırlıklarına ve sapma seviyelerine uygulanan etkileşimli bir ayarlama süreci ile çevresini öğrenmektedir. Öğrenme, bir sinir ağının parametrelerinin, ağın gömülü olduğu ortam tarafından uyarılma süreci yoluyla uyarıldığı bir süreçtir. Öğrenme türü, parametre değişikliklerinin gerçekleşme şekline göre belirlenmektedir. Bir öğrenme probleminin çözümü için önceden belirlenmiş iyi tanımlanmış kurallar dizisine öğrenme algoritması denir. Yapay sinir ağlarının tasarımı için benzersiz bir öğrenme algoritması yoktur. Bunun yerine, her biri kendine özgü avantajlar sunan çeşitli öğrenme algoritmalarıyla temsil edilen bir araç seti bulunmaktadır. Temel olarak, öğrenme algoritmaları, bir nöronun sinaptik ağırlığının ayarlandığı formüle göre birbirinden farklıdır (Haykin, 1994: 72).

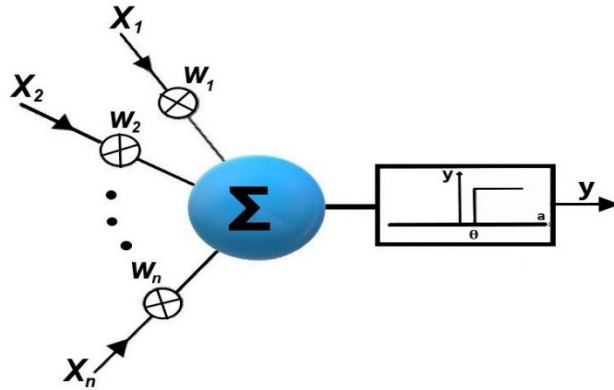
Yapay sinir ağlarındaki örneklerden öğrenen sistemlerde 3 farklı öğrenme stratejisi kullanılır. Bu öğrenme stratejileri öğretmenli (supervised) öğrenme, destekleyici (reinforcement) öğrenme ve öğretmensiz (unsupervised) öğrenmedir.

Yapay sinir ağlarının temel kullanım alanları olarak sınıflandırma, tahmin ve modelleme sıralanabilir. YSA' nın kullanılmasının farklı alanlarda kullanılmasında öğrenme yeteneğinin olması, farklı öğrenme algoritmaları uygulanabilmesi ile uyarlanabilme ve esneyebilme özellikleri yer almaktadır. Yapay sinir ağının yapısı, öğrenme kuralı ve eğitim verisi öğrenmenin birer parametresi olup bunların her birinin değiştirilmesi farklı öğrenmeler elde edilmesini sağlar. Sadece öğretim verilerini değiştirerek bile farklı öğrenmeler elde edilebilmektedir. Yapay sinir ağının öğrenme

kabiliyeti, matematiksel bir modele ve belli bir kural temeline ihtiyaç duymaması üstünlüğü olarak ifade edilmekte iken YSA sistemi içeriğinin bilinmezliği, bazı ağlar dışında kararlılık analizleri yapılmaması ve farklı sistemlere uyarlamadaki zorluklar eksiklik olarak ifade edilebilir (Elmas, 2016: 26). Bilgi işleme özelliği, YSA' ları güçlü bir hesaplama aracı haline getirir ve örneklerden öğrenip daha önce hiç görülmemiş örnekler için genelleme yapabilir.

2.1.3. YSA Mimarileri

Bir sinir ağının nöronlarının yapıları, ağı eğitmek için kullanılan öğrenme algoritmasıyla yakından bağlantılıdır. Bu nedenle mimari olarak sinir ağlarının tasarımında kullanılan öğrenme algoritmasından bahsetmek mümkündür. Yapay sinir ağları mimarisi temelde 3 farklı şekilde sınıflandırılmaktadır. Bu ağlar tek katmanlı ileri beslemeli sinir ağları, çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağları ve geri beslemeli sinir ağlarıdır. Katmanlı bir sinir ağında nöronlar katman halinde düzenlenir. Katmanlı bir ağın en basit biçiminde, nöronlardan oluşan bir çıktı katmanına (hesaplama düğümleri) yansıyan kaynak düğümlerden oluşan bir girdi katmanı vardır, ancak bunun tersi geçerli değildir. Başka bir deyişle, bu ağ kesinlikle ileri beslemeli veya döngüsel (acyclic) olmayan bir türdür (Haykin, 1999: 43). Tek katmanlı sinir ağı olarak isimlendirilen bu ağ yapısında ağa girdi değerleri ve bu girdilere karşılık üretmesi gereken çıktı değerleri girilir. YSA eğitim esnasında bu çıktıları üretir. Çıktı değerleri elde edilirken ağın ağırlıkları her iterasyonda değiştirilir. Çıktı değerleri elde edilince ağın eğitimi tamamlanmış olur. Tek katmanlı yapay sinir ağları doğrusal problemler dışında kullanılmamaktadır (Gurney, 1996: 3-4).



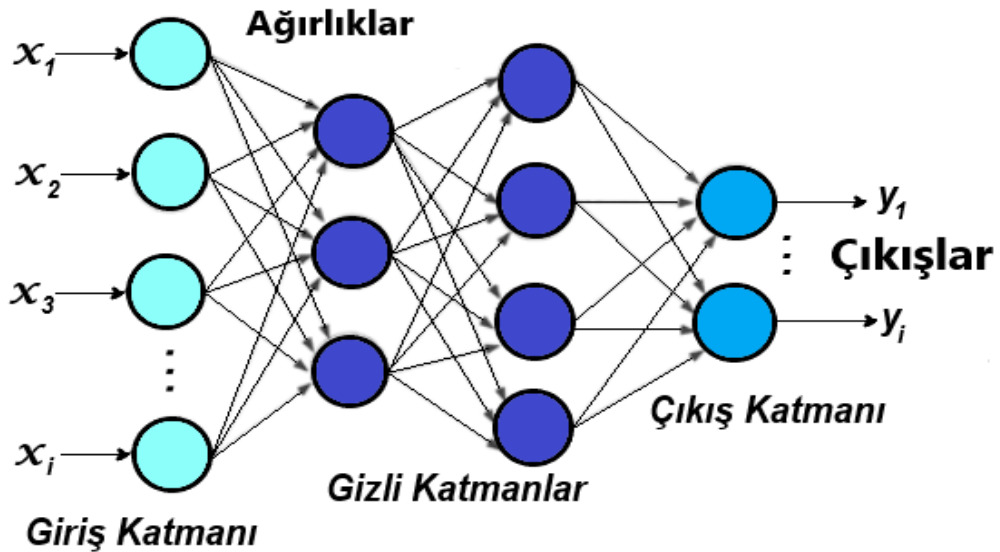
Şekil 2.4: Bir YSA Hücresi (Gurney, 1996)

Şekil 2.4'te n adet girdi (x_1, x_2, \dots, x_n) ve bir adet çıktıdan (y) oluşan tek katmanlı YSA gösterilmektedir. Girdi değerleri ile ağırlıklar (w) çarpılıp eşik değeri (θ) ile toplanarak çıktı değeri elde edilmektedir.

$$\text{ÇIKTI} = \sum_1^n x_i \cdot w_i + \theta \quad (2.5)$$

Doğrusal olmayan problemlere tek katmanlı YSA yöntemlerinin çözüm üretmemesi üzerine çok katmanlı YSA geliştirilmiştir. Çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) en sık kullanılan YSA türüdür. ÇKA giriş ve çıkış dışında en az 1 gizli katmandan oluşur. Nöronlar arası bağlantı ileri yönlü olup aynı katmandaki nöronlar arasında bağlantı yoktur. Gizli katman sayısı 1 veya daha fazla olabilir. Genellikle gizli katmanın ve çıktı katmanının 1 olduğu YSA mimarisi kullanılmaktadır. Bir YSA mimarisi tüm katmanları ve nöron sayılarını belirleyerek oluşturulur.

Şekil 2.5'te giriş katmanı, iki gizli katman ve çıkış katmanından oluşan ileri beslemeli ÇKA ağ modeli gösterilmektedir.



Şekil 2.5: Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (Elmas, 2016: 55)

Basit ve lineer problemlerin çözümünde tek katmanlı yapay sinir ağı modelleri kullanılırken karmaşık ve nonlineer problemlerin çözümünde çok katmanlı yapay sinir ağı modelleri kullanılmaktadır (Çakır, 2020: 51). 1980'den bugüne birçok farklı YSA

modeli önerilmiştir. Bu modeller içinde en etkili olanlar çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA), Hopfield ağı ve Kohonen ağıdır.

YSA' da ileri beslemeli ağlar, verilerin girdi biriminden çıktı birimine doğru tek yönlü iletiildiği bir yapıya sahiptir. Geri beslemeli ağlar, veri akışının ileri ve geriye doğru şekilde olabildiği ağ yapısıdır. Bu ağ yapısında ağ çıktısı geriye doğru ağ girdisi olarak kullanılmaktadır.

Mevcut verilerden öğrenme ve genelleme yapma özelliğine sahip olan YSA metodolojisi birçok alanda veri analizinde kullanılmakta olup, öngörü gibi zaman serisi analizlerinde de sıklıkla başvurulan bir yöntemdir. Bu durumun esas nedeni gerçek dünyada kullanılan verilerin normallik ve doğrusallık varsayımından sapmalar gösterdiği durumda verilerin doğrusal veri oluşturma işlemi tarafından oluşturulduğu ve normal dağıldığı varsayımına dayanan doğrusal regresyon modelleri kullanılır ise modellerin hatalı belirlenme sorunu ortaya çıkacaktır. Buna bağlı olarak değişkenler arası ilişkiler ve oluşturulan modeller doğru sonuçlar vermemektedir.

YSA gibi doğrusal olmayan modellerin çoğu “kapalı form” çözümlere sahip olmadığı için modellerin çözümünde birtakım dezavantajlar ortaya çıkmaktadır. Bunlardan biri modellerin çözümünde global optimum çözümlerden ziyade yerel optimum çözümlere ulaşma ihtimalinin yüksek olması dğeri ise doğrusal modellerdeki gibi değişkenlerin gücünü gösteren katsayıları yorumlama ve istatistiksel anlamlılıklarını belirleme durumunun olmayışıdır. Ancak yapay sinir ağlarında yeni geliştirilen optimizasyon teknikleri ile global optimuma ulaşma ihtimalleri ve buna bağlı olarak doğru katsayı tahmini elde etme ihtimalleri artmıştır. Kapalı form çözümleri olmamasına rağmen model tahmin edildikten sonra girdi değişkenlerinin marjinal etkileri hesaplanarak çıktı değişkeni üzerine etkisi bulunabilir. Elde edilen etki katsayılarının istatistiksel anlamlılık düzeyi bootstrap yöntemi ile belirlenebilir (Kaplan, Tekeli, 2008: 32).

2.1.4. Optimizasyon (Eniyileme) Algoritmaları

Eğitimi son derece yavaş olan çok büyük sinir ağlarında eğitimi hızlandırmak için bağlantı ağırlıklarına iyi bir ilk değer atama stratejisi, iyi bir aktivasyon fonksiyonu kullanmak ve eğitilmiş bir ağa ait kısımları kullanmak etkili olabilir. Hızı artırmanın diğer bir yolu gradyan inişli eniyileycisinden daha hızlı bir eniyileyici kullanmaktır. En

popüler eniyileme algoritmaları Adagrad, RMSprop, Adam ve Nadam algoritmalarıdır (Géron, 2021: 370-371). Stokastik Gradyan İnişi (Stochastic Gradient Descent) ve türleri genel olarak makine öğrenmesinde en çok kullanılan optimizasyon algoritmalarıdır.

2.1.4.1. SGD (Stochastic Gradient Descent)

Batch gradyan descent (yığın gradyan iniş), tüm eğitim veri setini kullanarak maliyet fonksiyonunun gradyanını hesaplar. Yalnızca bir güncelleme gerçekleştirmek için tüm veri kümesinin gradyanların hesaplanması gerektiğinden, yığın gradyan iniş çok yavaş olabilir ve belleğe sığmayan veri kümeleri için zor olabilir.

SGD (Stochastic Gradient Descent) yönteminde, her bir eğitim örneği için güncelleme gerçekleştirilir. Bu nedenle SGD genellikle çok daha hızlıdır ve çevrimiçi öğrenme içinde kullanılabilir. SGD, amaç fonksiyonunun yoğun bir şekilde dalgalanmasına neden olan yüksek varyanslı sık güncellemeler gerçekleştirir. Yığın gradyan iniş, parametrelerin yerleştirildiği alanın minimumuna yaklaşırken, SGD' nin dalgalanması, onun yeni ve potansiyel olarak daha iyi yerel minimumlara sıçramasını sağlar. Öte yandan, SGD dalgalanmaya devam edeceğinden, gerçek minimuma yakınsamasını zorlaştırır (Ruder, 2017: 1-2).

SGD yöntemi, denklem (2.6)'daki her bir $x^{(i)}$; $y^{(i)}$ eğitim örneği için parametre güncellemesini gerçekleştirir.

$$\theta = \theta - \eta \cdot \nabla_{\theta} J(\theta; x^{(i)}; y^{(i)}) \quad (2.6)$$

2.1.4.2. AdaGrad (Adaptive Gradient Estimation)

AdaGrad, gradyan tabanlı optimizasyon için parametrelere göre öğrenme oranını uyarlayan bir algoritmadır. Sık parametreler için daha küçük, sık olmayan parametreler için daha büyük güncellemeler gerçekleştirir. Bu nedenle seyrek veriler için daha uygundur. $g_{t,i}$, t zamanındaki θ_i parametresine ilişkin amaç fonksiyonunun gradyanı olarak ayarlanır.

$$g_{t,i} = \nabla_{\theta_t} J(\theta_{t,i}) \quad (2.7)$$

Her t zamanında θ_i parametresi için SGD güncellemesi denklem (2.8)' deki gibidir.

$$\theta_{t+1,i} = \theta_{t,i} - \eta g_{t,i} \quad (2.8)$$

Adagrad güncelleme kuralında, her t zaman adımında her θ_i parametresi için hesaplanan geçmiş gradyanlara dayalı olarak genel eğitim oranı η değiştirilir. $G_t \in R^{d \times d}$ diagonal matris, ϵ sifira bölünmeyi önleyen yumuşatma terimidir (Ruder, 2017: 5-6).

$$\theta_{t+1,i} = \theta_{t,i} - \frac{\eta}{\sqrt{G_{t,i} + \epsilon}} \cdot g_{t,i} \quad (2.9)$$

Dışbükey eniyileme konusunda AdaGrad algoritması kullanışlı bazı kuramsal özelliklerden faydalanır. Ama deneysel yönden derin sinir ağı modellerinin eğitiminde karesel gradyanların birikimi, etkin öğrenme oranında erken ve gereğinden fazla azalmalara neden olabilir. AdaGrad yöntemi tüm modeller için olmasa da bazı derin öğrenme modellerinde iyi sonuç verir (Goodfellow vd., 2018: 306-307).

2.1.4.3. Adam (Adaptive Moments Estimation)

Adam, uyarlamalı momentler (adaptive moments) kavramından türetilmiştir. Bu yöntem bir takım farklılarla RMSProp (Root Mean Square Propagation) ve momentum yöntemlerinin birleşiminin bir türüdür (Goodfellow vd., 2018:309).

Adam yöntemi her parametre için uyarlanabilir öğrenme oranlarını hesaplayan başka bir yöntemdir. Adam yöntemi hem Adadelta ve RMSProp gibi geçmiş gradyanların karelerinin üssel azalan ortalamasını (v_t) saklarken hem de momentum yöntemine benzer şekilde geçmiş gradyanların üssel azalan ortalamasını (m_t) tutar.

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.10)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.11)$$

m_t ve v_t , gradyanların sırasıyla birinci moment ve ikinci moment tahminleridir. Adam yönteminde parametre güncelleme kuralı, Adadelta ve RMSProp yöntemlerinde olduğu gibi \hat{v}_t ve \hat{m}_t değerleri kullanılarak gerçekleştirilir. Yazarlar varsayılan değerleri $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$ ve $\epsilon=10^{-8}$ olarak önermektedir (Ruder, 2017:7-8).

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t - \epsilon}} \hat{m}_t \quad (2.12)$$

2.1.4.4. RMSProp (Root Mean Square Propagation)

AdaGrad algoritmasının biraz hızlı yavaşlayıp global minimuma hiçbir zaman yakınsayamama riski vardır, Hinton ve Tieleman (2012) tarafından oluşturulan RMSProp algoritması en son iterasyondaki gradyanları biriktirerek bunu önler. Bunu ilk adımda üstel azalış kullanarak yapar. RMSProp algoritması çok basit problemler dışında AdaGrad algoritmasından daha iyi performans sergilemektedir (Géron, 2021: 375-376).

$$E[g^2]_t = \gamma E[g^2]_{t-1} + (1-\gamma) g_t^2 \quad (2.13)$$

$$E[g^2]_t = 0.9E[g^2]_{t-1} + 0.1 g_t^2 \quad (2.14)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t + \epsilon}} g_t \quad (2.15)$$

RMSProp ayrıca öğrenme oranını, gradyanların karelerinin üstel azalan ortalamasına böler. Hinton, γ 'nın 0,9'a ayarlanmasını önerirken, öğrenme oranı için iyi varsayılan değer $\eta=0,001$ 'dir (Ruder, 2017: 7).

2.1.4.5. Adamax

Adam, ağırlıklar için güncelleme kuralı, mevcut ve geçmiş gradyanların (ölçeklendirilmiş) bir L^2 normuyla ters orantılı olarak ölçeklendirir. L^2 normuna dayalı güncelleme kuralı, L^p normuna göre genellenebilir.

Bu tür varyantlar, büyük p değerleri için sayısal olarak kararsız hale gelir. Ancak $p \rightarrow \infty$ durumunda, basit ve kararlı bir algoritma ortaya çıkmaktadır. Algoritma buna göre türetilirse L^p normu durumunda, t zamanındaki adım boyutunun $v_t^{1/p}$ ile ters orantılı olmasına izin verilmektedir.

$$\begin{aligned} v_t &= \beta_2^p v_{t-1} + (1 - \beta_2^p) |g_t|^p \\ &= (1 - \beta_2^p) \sum_{i=1}^t \beta_2^{p(t-i)} |g_i|^p \end{aligned} \quad (2.16)$$

Azalma terimi burada eşdeğeri β_2 yerine β_2^p olarak parametreleştirilir. Burada $p \rightarrow \infty$ ve $u_t = \lim_{p \rightarrow \infty} (v_t)^{1/p}$ olarak tanımlandığında denklem (2.17) elde edilir (Kingma Ba, 2015: 8-9).

$$u_t = \max(\beta_2 \cdot u_{t-1}, |g_t|) \quad (2.17)$$

Adam güncelleme denkleminde $\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon$ değeri u_t ile değiştirilerek eklendiğinde AdaMax güncelleme kuralı elde edilir.

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{u_t} \hat{m}_t \quad (2.18)$$

u_t için bir sapma düzeltmesi hesaplamamıza gerek yoktur. Varsayılan iyi değerler ise $\eta = 0.002$, $\beta_1 = 0.9$ ve $\beta_2 = 0.999$ durumunda elde edilir (Ruder, 2017: 8).

2.1.4.6. Nadam

Adam, RMSprop ve momentum algoritmalarının bir birleşimi olarak görülebilir: RMSprop, geçmiş gradyanlarının karesinin (v_t) üssel azalan ortalaması katılırken, momentum, geçmiş gradyanların (m_t) üssel azalan ortalamasını hesaba katar. Nesterov hızlandırılmış gradyanı (NAG), momentumundan (geleneksel) daha üstündür.

Nadam (Nesterov Hızlandırılmış Adam) Adam ve NAG'ı birleştirir. Nadam güncelleme kuralına ait denklem aşağıda verilmiştir (Ruder, 2017: 7).

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \left(\beta_1 \hat{m}_t + \frac{(1-\beta_1)g_t}{1-\beta_1^t} \right) \quad (2.19)$$

Tablo 2.3 : Optimizasyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması (Geron, 2021: 379)

Sınıf	Yakınsama Hızı	Yakınsama Kalitesi
SGD	*	***
SGD(momentum=...)	**	***
Adagrad	***	* (Çok erken durdurur)
RMSProp	***	** veya ***
Adam	***	** veya ***
Nadam	***	** veya ***
AdaMax	***	** veya ***

2.1.5. Derin Öğrenme

Derin öğrenme makine öğrenmesinin bir alt dalıdır. Derin öğrenme, yapay sinir ağlarına dayanan ancak yapay sinir ağlarının geleneksel kullanımından farklı olarak yeni eğitim paradigmatları ile birleştirilmiş daha fazla gizli nöron ve katmanın (genellikle ikiden fazla) olduğu bir yapıya sahiptir (Ravi vd., 2017: 4).

Sadece girdi katmanı ve çıktı katmanından oluşan yapay sinir ağı modelleri tek gizli katmanlı sinir ağları olarak ifade edilirken girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında gizli katmanlar eklenmesi ile oluşan sinir ağlarına çok katmanlı sinir ağları olarak ifade edilir. Tek gizli katmanlı yapay sinir ağlarına basit sinir ağları olup iki veya daha fazla gizli katmanlı ağlar derin sinir ağı olarak adlandırılmaktadır (Uğuz, 2019: 207).

Python programında YSA uygulaması çalışılırken yüksek düzey bir YSA kütüphanesi olan Keras kullanılmaktadır. Keras kütüphanesi derin öğrenme uygulamaları geliştirmede de oldukça popülerdir. Keras, Google tarafından geliştirilen Tensorflow veya Theano kütüphanesi üzerine kurulabilmektedir (Uğuz, 2019: 229).

Farklı derin öğrenme yöntemleri olup her yöntemin kendine has avantajları ve dezavantajları vardır. Derin öğrenme yöntemleri aşağıda sıralanmıştır.

1.Derin Sinir Ağları (Deep Neural Network) : Sınıflandırma veya regresyon için birçok alanda başarı ile kullanılır. İki'den fazla gizli katmandan oluşur. Uygulama alanına göre eğitim yavaş olabilir.

2.Derin Otokodlayıcılar (Deep Autoencoder) : Aynı sayıda giriş ve çıkış düğümüne sahiptir. Giriş vektörünü yeniden oluşturmayı amaçlar. Temel olarak özellik çıkarma veya boyut azaltma için tasarlanmıştır. Eğitim için etiketli veri gerektirmez. Bir ön eğitim aşaması gerektirir. Eğitim aynı zamanda hataların kaybolmasından da zarar görebilir.

3.Derin İnanç Ağları (Deep Belief Network) : Denetimsiz ve denetimli eğitime veya ağa izin verir. Eğitim süreci, başlatma süreci ve örnekleme nedeniyle hesaplama açısından yavaştır.

4.Derin Boltzmann Makinesi (Deep Boltzman Machine): Ağın tüm katmanları arasında yönlendirilmemiş bağlantıları (şartlı olarak bağımsız) işler. Stokastik bir maksimum olabilirlik algoritması kullanır. Daha sağlam çıkarımlar için yukarıdan aşağıya geri bildirim içerir. Buna bağlı zaman karmaşıklığı Derin Boltzmann Makinesinden daha yüksektir. Büyük veri kümeleri için parametrelerin optimizasyonu pratik değildir.

5.Yinelenen Sinir Ağları (Recurrent Neural Network): Veri akışını analiz edebilen bir sinir ağıdır. Çıktının önceki hesaplamalara bağlı olduğu uygulamalarda kullanışlıdır.

Tüm adımlarda aynı ağırlıkları paylaşır. Sıralı olayları ezberleyebilir. Zaman bağımlılıklarını modelleyebilir. Birçok Doğal Dil İşleme Uygulamasında büyük başarı göstermiştir. Kaybolan gradyan problemleri nedeniyle öğrenme sorunları sık görülür

6.Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network): İki boyutlu veriler için çok uygundur. Her gizli evrişimli filtre, girdisini nöron aktivasyonlarını 3 boyutlu çıktı hacmine dönüştürür. Tipik sinir ağlarına göre birkaç nöron bağlantısı gerekir. Görsel özelliklerin hiyerarşisini bulmak için birçok katman gerekebilir. Genellikle etiketlenmiş görüntülerden oluşan büyük bir veri kümesi gerektirir (Ravi vd., 2017: 7).

2.1.6. Döviz Kuru Tahmininde Kullanılan Yöntemlere Dair Literatür

Döviz kuru tahmini ile ilgili literatüre bakıldığında regresyon modeli, ARMA ve ARIMA modeller, ARCH-GARCH modeli, Destek Vektör Makineleri (DVM), YSA (Yapay Sinir Ağı) gibi farklı yöntemler içeren çalışmalar vardır. Bu kur tahmin çalışmalarının bazılarında birden fazla yöntemin performansının kıyaslandığı görülmüştür. Doğrusal ve doğrusal olmayan modellemeye uygun olan YSA yönteminin daha iyi sonuçlar ortaya koyduğu görülmektedir.

Bircan ve Karagöz (2003), Box-Jenkins modelini kullanarak döviz kuru tahmini yapmışlardır. Veri seti olarak aylık döviz kuru serisini kullanmışlardır. Döviz kuru tahmininde istatistiksel olarak uygun modeli ARIMA(2,1,1) olarak bulmuşlardır.

Şeker vd.(2004), ABD doları, Alman markı, Japon yeni, Avustralya doları için YSA ile tahminler yapmıştır. Uygulama sonucunda ABD döviz kuru değerini %1 hata ile Alman markı, Japon yeni ve Avustralya dolarını %1.5 civarı hata değeri ile tahmin etmişlerdir.

Panda ve Narasimhan (2007) , Hint Rupisi/ABD Doları kuru tahminde doğrusal otoregresif model, rasgele yürüyüş modeli ve YSA karşılaştırılmıştır. Günlük kur verisi kullanılarak bir haftalık tahmin yapılmıştır. YSA tahmin sonuçlarının diğer yöntemlerden daha başarılı sonuç verdiğini bulmuşlardır.

Pekkaya ve Çebi (2007), YSA ile TL/USD döviz kuru tahmini çalışmasında faiz oranı, enflasyon, ticaret haddi, ABD ve Türkiye'ye ait para arzı ve döviz kuru değişkenlerine ait aylık veriler kullanılmıştır. Verilerin varsayımları sağlamadığı için klasik regresyon

ile döviz kuru tahmini yapılmamıştır. YSA ile en iyi sonucu Bayesyen düzeltme temelli Levenberg-Marquart (BR) algoritması ile %6.61 hata sapmasıyla elde etmişlerdir.

Altan (2008), YSA ve vektör otoregresif modelleri (VAR) kullanılarak Türkiye'nin döviz kuru öngörüsünü yapmıştır. YSA döviz kuru modeli için Türkiye'deki toptan eşya fiyat endeksini, mevduat faiz oranı, GSYİH ve para arzı (M2) bağımsız değişkenlerine ait aylık verileri kullanılmıştır. YSA yönteminin performansını VAR modelden daha başarılı olduğunu bulmuştur.

Onaran (2010), YSA ile haftalık verilerle döviz kuru tahmini yapmıştır. EUR/USD paritesi, Türkiye faiz oranı, ABD faiz oranı, Türkiye'nin enflasyon oranındaki artış, ABD ve Türkiye'nin GSYİH değişimi ve mevcut USD/TL girdi olarak kullanılarak, bir hafta sonraki USD/TL değeri %98 başarı ile tahmini edilmiştir.

Özkan (2011), Dolar/TL ve Avro/TL döviz kuru tahmini için zaman serisi modellerindeki gecikmeli değerler ile parasal model ve satın alma gücü paritesi modellerinin değişkenleri kullanılarak oluşturduğu üç modeli YSA yöntemi ile test etmiştir. Birinci modelde döviz kuru değişkenlerinin gecikmeli değerlerini kullanmıştır. İkinci model olan SGP öngörü modelinde yerli ve yabancı tüketici fiyat endeksi girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır. Üçüncü, parasal modelde Türkiye ve yabancı ülkelere ait enflasyon, para arzı (M1), faiz ve milli gelir girdi değişkenleri kullanılmıştır. Üç modelin de tahmin sonuçları yüksek çıkmıştır. En başarılı tahmin sonucu, dolar için sırasıyla döviz kuru gecikmeli değerleri kullanılan model, parasal model ve SGP modeli olarak bulunmuştur. Avro için en başarılı sonuç sırasıyla döviz kuru gecikmeli değerleri kullanılan model, SGP modeli ve parasal model olarak bulunmuştur.

Tural (2011), çalışmasında USD, EUR, GBP ve JPY döviz kurlarının günlük verileri kullanarak YSA ve destek vektör makineleri (DVM) yöntemleri ile döviz kurlarına ait gelecek değer ve yön tahmini yapmıştır. YSA ile USD, EUR, GBP ve JPY döviz kurları MAE(Ortalama Mutlak Hata) ve MAPE(Ortalama Mutlak Yüzde Hata) değerleri kıyaslanmıştır. Genel olarak uygulanan iki algoritmanın da kendi içinde tutarlı, başarılı ve birbirine yakın değerler verdiği görülmüştür.

Özkan (2012), çalışmasında döviz kuru tahmininde parasal model ve YSA karşılaştırılması yapmıştır. TL/USD ve TL/EUR kur tahminleri için modelde yerli ve

yabancı ülkelerin para arzı (M1), nominal faiz oranı, milli gelir, enflasyon oranı değişkenlerine ait aylık veriler kullanmıştır. Her iki döviz kuru için YSA modeli, parasal modelden daha iyi sonuç vermiştir.

Özdemir vd. (2013), Dolar/TL, Avro/TL ve Türkiye altın fiyatı tahmini için YSA ve Bayesian Spline model performanslarını karşılaştırmıştır. Döviz kuru için haftalık 261 ve altın fiyatları için aylık 120 zaman serisi verileri kullanılmıştır. Uygulama sonucunda MSE(ortalama hata karesi) ve ortalama mutlak hata yüzde (MAPE) değerleri birbirine yakın bulunmuştur. Kübik spline modeli Dolar/TL ve altın fiyatı tahmininde ; çok katmanlı algılayıcı(ÇKA) yöntemi Avro/TL tahmininde daha başarılı olmuştur.

Cebeci (2014), Dolar/TL, Avro/TL ve Paund/TL döviz kurları için parasal büyüklükleri (M3) ve bankalar arası borçlanma faiz oranlarına ait aylık verileri kullanarak, klasik yöntemler ve YSA yöntemlerinin tahmin performanslarını karşılaştırmıştır. Yapılan analiz sonucunda gözlem-içi tahmin performansı açısından, YSA daha başarılı olurken gözlem-dışı tahmin performansı açısından klasik yöntemlerin istatistiksel olarak daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Galeshchuk (2016), çalışmasında USD/EUR, JPN/USD, USD/ GBP kurları için YSA yöntemi ile günlük, aylık ve çeyreklik döviz kuru verilerini kullanarak döviz kuru tahmini yapmıştır. Uygulama sonucunda tüm döviz kurları içinde en düşük tahmin hata yüzdesi sırasıyla günlük, aylık ve çeyreklik veriler ile elde etmiştir.

Esenyel (2016), Box-Jenkins yöntemi (ARIMA modellemesi), YSA yöntemi ve destek vektör makineleri yöntemini kullanılmıştır. Çalışmada USD/TL, Euro/TL ve JPY/TL döviz kurlarına ait günlük verileri kullanılmıştır. Uygulama sonucunda YSA ve destek vektör makinesi yöntemlerinin tahmin performansları birbirine yakın, ARIMA yönteminin ise diğer iki yönteme göre zayıf olduğu ortaya çıkmıştır.

Yıldıran (2017), Dolar/TL döviz kuru tahmini için ARIMA (Ardışık Bağlanımlı Eşbütünlük Hareketli Ortalamalar) ve YSA yöntemlerini kullanmıştır. Günlük veriler kullanılarak yapılan uygulama çalışmasında YSA yönteminin ARIMA yönteminden daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur.

Çam (2017), YSA ve yüksek dereceden markov zincirleri modelleri ile döviz kuru, altın fiyatları ve borsa getirileri yönünü tahmin etmiştir. Günlük getiri verileri kullanılan çalışmada Markov zincirleri ve YSA algoritmasının birlikte kullanımı daha güçlü tahmin sonuçları sağlarken, Markov zincirinin derecesi artıkça YSA ve Markov zincirinin tahmin gücünün arttığını gözlemlemiştir. Ancak incelenen dönem aralığına göre öngörülebilirlik değişebileceği için ağ yapıları ve performanslarının da buna göre değişebileceği belirtilmektedir.

Taş vd. (2018), ARIMA yöntemi ve YSA yöntemini kullanarak Euro/TL tahmin çalışması yapmıştır. Çalışmada 2008-2018 dönemine ait günlük Euro/TL kur verileri kullanılarak son bir yıla ait günlük döviz kuru tahmini gerçekleştirilmiştir. Eğitimde kullanılan veri sayısı artıkça YSA yönteminin başarısının ARIMA yöntemine göre yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Güler ve Tepecik (2019), döviz ve altın kurundaki dalgalanmaların YSA yöntemi ile tahmin edilmesi ve tahmin sonuçlarının kriz öngörüsünde kullanılması ile ilgili çalışma yapmıştır. 2017-2018 yılları arasında Dolar/TL döviz kuru tahmini için girdi değişkeni olarak 2006-2016 yıllarına ait BIST100 endeks verileri, ABD enflasyon verileri, Türkiye enflasyon verileri, Türkiye ve Amerikan faiz verilerine ait aylık yüzde değişim değerlerini kullanılmıştır. Uygulama sonucunda aylık Dolar/TL yüzde değişimi başarı ile tahmin edilmiştir.

Çuhadar vd. (2019), TÜFE (Tüketici Fiyat Endeksi) bazlı reel efektif döviz kurunu YSA, Box-Jenkins ve Üstel Düzleştirme yöntemlerini kullanarak tahmin etmiştir. Ocak 2003 ile Mart 2019 dönem aralığındaki aylık 195 adet TÜFE bazlı reel efektif döviz kuru verisini kullanmıştır. En iyi sonuç Box-Jenkins Çarpımsal-mevsimsel SARIMA(0,1,1)(1,0,0)12 modeli ile elde edilmiştir. İkinci en iyi sonuç YSA, üçüncü olarak da Üstel Düzleştirme yöntemi ile elde edilmiştir. Sırasıyla en iyi MAPE yüzdeleri 1.85, 2.05 ve 2.44 olarak hesaplanmıştır.

Tekin (2019), YSA ve çoklu regresyon analizi yöntemleri ile döviz kurunu tahmin etmiştir. Ocak 2003 ve Ocak 2018 dönemleri arasındaki aylık 181 adet Dolar/Ons, külçe altın fiyatı, para arzı (M3), ihracat değişim oranı, dış ticaret dengesi, ihracatın ithalatı karşılama oranı, BİST 100 endeksi, TÜFE, ağırlıklı ortalama faiz oranı (Dolar), net hata

ve noksan, doğrudan yatırımlar ve portföy yatırımları değişkenlerini kullanmıştır. YSA tahmin performansının çoklu regresyon analizi yönteminden daha iyi olduğunu sonucuna ulaşmıştır.

Hayali ve Babacan (2021), Dolar/TL döviz kurunu parasalcı model kapsamında YSA kullanarak analiz etmiştir. Aralık 2001-Mart 2017 dönemine ait aylık para arzı, faiz oranı, enflasyon oranı ve net yabancı varlıklar (Türkiye ve ABD) değişkenleri kullanılmıştır. En iyi sonucu YSA- Levenberg Maruardt modeli vermiştir.

Nwosu vd. (2021), YSA ve ARIMA yöntemleri ile Covid-19 pandemi dönemi için rastgele orman modeli, YSA ve ARIMA yöntemleri ile İngiliz sterlini (GBP) ve Nijerya para birimi (NGN) karşılaştırılmıştır. GBP-NGN döviz kuru için YSA yöntemi daha iyi sonuç vermiştir.

Köse (2021), YSA (LSTM - Long Short Term Memory) ve Gri Model tahmin modelleri ile Dolar/TL döviz kuru verisi kullanılarak tahmin çalışması yapmıştır. Çalışmada 10 Temmuz 2019 – 7 Aralık 2020 dönem aralığındaki günlük döviz kuru verisi kullanılmıştır. YSA (LSTM) yöntemi daha iyi tahmin sonucu vermiştir.

Erturan ve Merdivenci (2022), YSA, ARIMA ve optimizasyon tabanlı ARIMA-YSA melez modellerini kullanarak GBP/USD döviz kurunu tahmin etmiştir. Döviz kuru verisi, 1821-1934 yılları arasında haftalık 731 veriden oluşmakta olup 679 veri model için 52 veri tahmin için kullanılmıştır. 1 aylık (4 adım sonrası) tahmin performansları içinde en iyi sonuçları ARIMA-YSA melez modeli ve YSA modeli vermektedir. 6 aylık (26 adım sonrası) tahmin içinde en iyi modeller melez model ve ARIMA modeli iken 12 aylık tahmin için en iyi sonucu ise rassal yürüyüş modeli vermiştir.

Literatürde döviz kuru tahmini ile ilgili yapılmış çalışmalar ve bu çalışmalara ait özet bilgiler Tablo 2.4' te verilmiştir.

Tablo 2.4: Döviz Kuru Tahminiyle İlgili Yapılan Bazı Çalışmalara Ait Özet Bilgiler

Yazar(lar)	Konu	Kullanılan Yöntemler	Sonuç
Bircan ve Karagöz (2003)	Box Jenkins Modeli ile Döviz Kuru Tahmini	Box Jenkins Modeli	Döviz kuru tahmininde ARIMA(2,1,1) modelinin istatistiksel olarak uygun olduğu sonucu elde edilmiştir.

Şeker vd.(2004)	YSA'nın Ekonomik Tahminlerde Kullanılması	YSA Yöntemi	ABD doları, Alman markı, Japon yeni, Avustralya doları için YSA ile tahminler yapılmıştır. ABD döviz kuru d%1 , Alman markını %1.5, Japon yenini %1.5 ve Avustralya dolarını %1.5 civarı hata değeri ile tahmin edilmiştir.
Yıldız (2006)	Döviz Kuru Tahmininde YSA Kullanımı	YSA Yöntemi	Döviz kuru gelecek değerinin öngörülmesinde YSA'larının bir karar destek aracı olabileceği sonucuna ulaşılmıştır.
Panda ve Narasimhan (2007)	YSA ile Daha İyi Döviz Kuru Tahmini	YSA, Doğrusal Otoregresif ve Rasgele Yürüyüş Modelleri	Hint Rupisi/ABD Doları karşılaştırılmıştır. YSA tahmin sonuçlarının yüksek ve diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu görülmüştür.
Pekkaya ve Çebi (2007)	YSA ile Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama	Klasik Regresyon ve YSA Yöntemi	TL/USD kuru tahmini faiz oranı, enflasyon, ticaret haddi, ABD ve Türkiye'ye para arzı ve döviz kuru değişkenleri kullanılmıştır. Klasik regresyon ile döviz kuru tahmini anlamlı çıkmamıştır. YSA ile %6.61 hata sapmasıyla sonuç bulunmuştur.
Altan (2008)	Döviz Kuru Öngörü Performansı İçin Alternatif Bir Yaklaşım: YSA	YSA Yöntemi	YSA öngörüsünün VAR modelin performansından daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Onaran (2010)	YSA ile Döviz Kuru Tahmini	YSA Yöntemi	Eur/Usd paritesi, Türkiye ve ABD faiz oranı, Türkiye enflasyon oranı artışı, ABD ve Türkiye'nin GSYİH değişimi, mevcut Dolar/TL kullanılarak, bir hafta sonraki Dolar/TL tahmini yapılmıştır. Tahmin sonucu başarılıdır.
Özkan (2011),	Döviz Kuru Tahmininde YSA ile Alternatif Yaklaşım	YSA Yöntemi	YSA yöntemi ile üç model test edilmiştir. Birinci modelde döviz kuru değişkenlerinin gecikmeli değerleri, ikinci SGP öngörü modelinde yerli ve yabancı tüketici fiyat endeksi , üçüncü parasal modeldir. Üç modelde de yüksek tahmin sonuçları elde edilmiştir.
Tutal (2011)	Veri Madenciliği Teknikleri İle Döviz Kuru Tahmini	YSA ve Destek Vektör Makineleri	Genel olarak uygulanan iki algoritmanın da kendi içinde tutarlı, başarılı ve birbirine yakın değerler verdiği görülmüştür.
Özkan (2012)	Döviz Kuru Tahmininde Parasal Model ve YSA Karşılaştırılması	YSA Yöntemi	Tahmin sonuçları başarılı olup Dolar/TL tahmin korelasyon katsayısı 0.99, Avro/TL korelasyon katsayısı 0.984 düzeyinde elde edilmiştir.
Özdemir vd. (2013)	YSA ve Bayesian Spline Modeller ile Döviz Kuru ve Altın Fiyatı Tahmini	YSA ve Bayesian Spline Modelleri	Altın fiyatı ve Dolar/TL veri setleri için cezalandırılmış kübik spline modeli; Avro/TL veri seti için ise YSA yöntemi en iyi tahmin performansı göstermiştir.
Cebeci (2014)	Klasik Yöntemler ve Yapay Zeka Temelli Yöntemlerin Kur Tahmin	ARCH, GARCH, VAR,ECM Modelleri,	Yapay zeka temelli yöntemlerin gözlem-içi tahmin açısından, klasik yöntemlerin ise gözlem-dışı tahmin performansı açısından analize konu olan bir çok durumda daha başarılı olduğu

	Performanslarının Karşılaştırılması	YSA Yöntemi	görülmüştür.
Galeshchuk (2016)	Döviz Kuru Tahmininde Sinir Ağları Performansı	YSA Yöntemi	Tüm döviz kurları için en düşük tahmin hata yüzdesi sırasıyla günlük, aylık ve çeyreklik veriler ile elde edilmiştir.
Esenyel (2016)	Döviz Kurunun Tahmin Edilmesinde İstatistiksel Yöntemlerin Karşılaştırmalı Analizi	ARIMA Model, YSA ve DVM	YSA ve destek vektör makinesi yöntemleri tahmin performansları birbirine yakın iken, ARIMA yönteminin ise diğer iki yöntemle göre zayıf olduğu ortaya çıkmıştır.
Yıldıran (2017)	İşletmelerde Döviz Kuru Tahmini Ve Uygulaması	ARIMA ve YSA Yöntemleri	YSA'nın ortalama sapması ARIMA ortalama sapmasından küçük olduğu için YSA yönteminin ARIMA yönteminden daha etkin ve iyi sonuç verdiği ortaya konulmuştur.
Çam (2017)	Döviz kuru, Altın Fiyatları ve Borsa Getirileri Yönünün YSA ve Yüksek Dereceden Markov Zincirleri Modelleri İle Tahmini	YSA ve Yüksek Dereceden Markov Zincirleri Modelleri	Markov zincirleri ve YSA algoritmasının birlikte kullanımının daha güçlü tahmin sonuçları sağladığı, Markov zincirinin derecesi arttıkça YSA ve Markov zincirinin tahmin gücünün de arttığı gözlenmiştir. Ama öngörülebilirlik incelenen dönem aralığına göre değişebileceği için ağ yapısı ve performanslarının da buna göre değişebileceği belirtilmektedir.
Taş vd. (2018)	Euro/TL Kuru Tahmininde İstatistik ve Yapay Sinir Ağları Kullanımı	ARIMA ve YSA Yöntemleri	Yaptıkları çalışmada son bir yıla ait günlük döviz kuru tahminini gerçekleştirmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre eğitimde kullanılan veri sayısı arttıkça YSA yönteminin tahmin başarısı ARIMA yönteminden daha yüksek çıkmıştır.
Güler ve Tepecik (2019)	Exchange Rates' Change by Using Economic Data with Artificial Intelligence and Forecasting the Crisis	YSA Yöntemi	Döviz ve altın kurundaki dalgalanmaların YSA ile tahmin edilmesi ve tahmin sonuçlarının kriz öngörüsünde kullanılması amaçlanmıştır. 2017-2018 yılları arasında Dolar/TL kuru tahmini aylık yüzde değişimi başarı ile tahmin edilmiştir.
Çuhadar vd. (2019)	TÜFE Bazlı Reel Efektif Döviz Kurunun Alternatif Yaklaşımlarla Modellenmesi ve Tahminlenmesi	YSA, Box-Jenkins ve Üstel Düzleştirme Yöntemleri	Aylık TÜFE bazlı reel efektif döviz kuru verisini tahmin etmiştir. En iyi sonuç sırasıyla Box-Jenkins Çarpımsal-mevsimsel SARIMA modeli, ikinci YSA ve üçüncü Üstel Düzleştirme yöntemi ile elde etmiştir.
Tekin (2019)	Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi Performans Karşılaştırması	YSA, Çoklu Regresyon Analizi Yöntemleri	Aylık 12 değişken kullanarak Dolar/TL kur tahminini gerçekleştirmiştir. YSA tahmin performansı çoklu regresyon analizi yönteminden daha iyi sonuç vermiştir.
Nwosu vd. (2021)	Covid-19 Pandemisinde İngiliz Pound Sterlininin Nijerya Nairası Döviz Kuruna	Rasgele Orman Modeli, YSA ve ARIMA	Rastgele orman modeli, YSA ve ARIMA yöntemleri ile İngiliz sterlini ve Nijerya para birimi karşılaştırılmıştır. GBP-NGN döviz kuru için YSA yöntemi daha iyi sonuç vermiştir.

	Modellenmesi	Yöntemleri	
Hayali ve Babacan (2021)	Yapay Sinir Ağları Aracılığıyla Döviz Kurunu Belirleme: Türkiye Örneği	YSA Yöntemi	Dolar/TL döviz kurunu parasalcı model kullanarak analiz etmiştir. Aylık para arzı, faiz oranı, enflasyon oranı ve net yabancı varlıklar (Türkiye ve ABD) değişkenlerini kullanarak döviz kurunu tahmin etmiştir.
Köse (2021)	Yapay Sinir Ağları ve Gri Model İle Döviz Kuru Tahmini	YSA (LSTM) ve Gri Model Yöntemleri	Günlük döviz kuru verisi ile tahmin çalışması yapmıştır. YSA (LSTM) yöntemi Gri Modelden daha iyi tahmin sonucu vermiştir.
Erturan ve Merdivenci (2022)	Zaman Serileri Analizi İçin Optimize ARIMA-YSA Melez Modeli	YSA, ARIMA ve Optimizasyon tabanlı ARIMA-YSA Melez Yöntemleri	Haftalık GBP/USD verisi kullanarak aylık, 6 aylık ve 12 aylık tahmin çalışması yapılmıştır. Aylık en iyi tahmin ARIMA-YSA Melez ve YSA modeli ile elde edilmiştir. 6 aylık en iyi sonuç ARIMA-YSA Melez ve ARIMA modeli ile elde edilmiştir. 12 aylık en iyi sonuç rassal yürüyüş modeli ile elde edilmiştir.

2.2. Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine)

Aşırı öğrenme makinesi (Extreme Learning Machine- ELM) yöntemi tek gizli katmana sahip ileri beslemeli yapay sinir ağlarını eğitmek için yeni bir algoritma olarak önerilmiştir (Huang vd., 2006:489). Öğrenme algoritması daha hızlı ve daha iyi bir genelleme yeteneğine sahip olduğu için 'aşırı öğrenme makinesi' (AÖM) olarak adlandırılır (Huang vd., 2004: 985).

AÖM algoritması, yerel minimum, uygun olmayan öğrenme oranı ve overfitting (aşırı uyum) gibi sorunlarla karşılaşan geleneksel gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarının aksine bu sorunlar olmadan doğrudan çözüme ulaşma eğilimindedir (Huang vd., 2006: 499).

AÖM yapay sinir ağları için geliştirilmiş ileri beslemeli, tek gizli katmanlı öğrenme yaklaşımıdır. AÖM 'nin en önemli avantajı eğitimi çok hızlı gerçekleştirmesidir. Bu yaklaşımda geri yayımlı öğrenme algoritması gibi gradyan temelli öğrenme algoritmalarından farklı olarak giriş katmanı ağırlıkları (w) ve bias (eşik) değerleri rastgele atanır. Atanan bu ağırlıklar ileriki aşamalarda değişmemektedir. Çıkış katmanındaki ağırlıklar (β) ise doğrusal bir model ile analitik olarak hesaplanmaktadır. Geleneksel ileri beslemeli yapay sinir ağlarında iteratif olarak ağ

eğitilirken bu durum AÖM’de analitik bir denkleme dönüştürüldüğü için çok hızlı öğrenme özelliğine sahiptir. AÖM’de çıkış ağırlıkları genelleştirilmiş ters Moore-Penrose matrisi ile hesaplandığı için genelleştirme yeteneği yüksek olup optimum öğrenme parametresi belirleme ve yerel minimuma takılma gibi performansa etki eden sorunlar bulunmamaktadır (Huang vd., 2006: 490).

AÖM’de öğrenme algoritması kolayca uygulanabildiğinden, en küçük ağırlık normunu elde ederek en küçük eğitim hatasına erişme eğilimi ve iyi genelleme performansı ile oldukça hızlı çalışması onu diğer popüler tek-gizli katmanlı ileri beslemeli (TGKİB) ağların (SLFNs- Single-Hidden Layer Feedforward Networks) öğrenme algoritmalarından ayırmaktadır (Huang vd., 2011:108).

N adet girdi ve çıktı değeri (x_i, t_i) için $x_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ girdi kümesi, $t_i=[t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ çıktı kümesi olmak üzere \tilde{N} gizli nöron (düğüm) sayısına ve $g(x)$ aktivasyon fonksiyonuna sahip TGKİB sinir ağı denklem (2.20)’ de verilmiştir.

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i x_i + b_i) = o_j, \quad j=1, \dots, N \quad (2.20)$$

Burada $w_i=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ i’inci gizli düğüm ve giriş düğümlerinin bağlantı ağırlık vektörüdür, $\beta_i =[\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ i’inci gizli düğüm ve çıkış düğümlerinin bağlantı ağırlık vektörüdür. b_i , i.inci gizli düğüm bias (eşik) değeridir. $w_i \cdot x_i$ ise w_i ve x_i değerlerinin iç çarpımını gösterir. o_j ise çıkışı ifade eder.

\tilde{N} gizli düğümlü $g(x)$ aktivasyon fonksiyonlu standart TGKİB sinir ağları, N örneklem için $\sum_{i=1}^{\tilde{N}} ||o_j - t_j ||=0$ sıfır ortalama hataya yaklaşabilir.

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i x_i + b_i) = t_j, \quad j=1, \dots, N \quad (2.21)$$

Yukarıda N denklem için bu ifade daha kompakt şekilde denklem (2.22)’ deki gibi yazılabilir.

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{T} \quad (2.22)$$

$$\mathbf{H}(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix} N \times \tilde{N} \quad (2.23)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m} \quad \text{ve} \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (2.24)$$

Bu denklemdeki H, gizli katman çıkış matrisidir. β değeri çıkış katmanı ağırlık matrisidir. T ise ağırlık çıkış değeridir.

AÖM yönteminde w_i giriş ağırlıkları ile b_i gizli katman eşik değerleri rastgele üretilirken elde edilen bu değerler değişmez ve sabit kalmaktadır. Bu parametrelere göre gizli katman çıkış matrisi H hesaplandığından değişmeden kalabilmektedir. Denklemdeki β ağırlıkları yinelemeli olarak hesaplanmaktadır. TGKİB yapay sinir ağını eğitmek $H\beta=T$ liner sistemindeki $\hat{\beta}$ 'nın en küçük kareler çözümünü bulmaya eşdeğerdir (Huang vd., 2006: 489-493).

$$\|H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) \hat{\beta} - T\| = \min_{\beta} \|H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) \beta - T\| \quad (2.25)$$

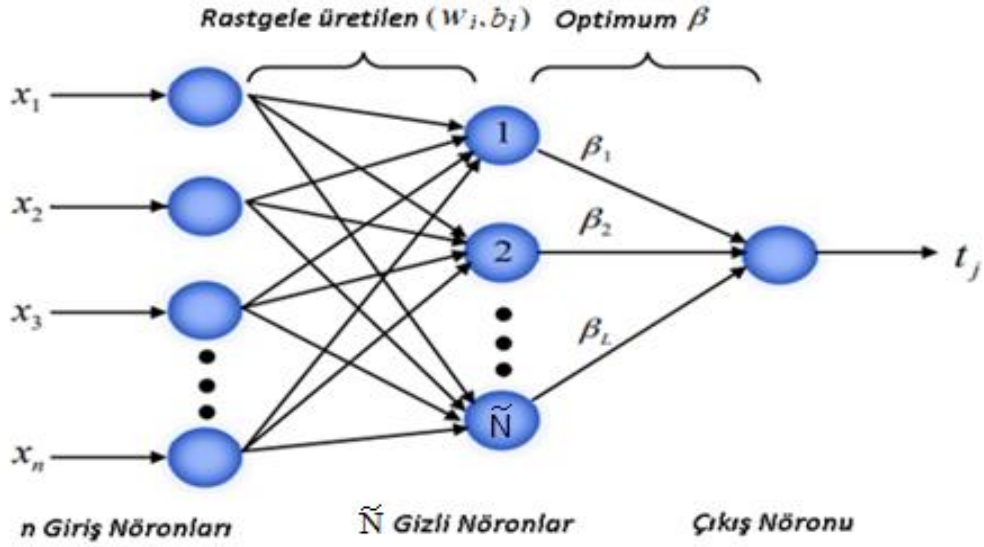
$$\|H \hat{\beta} - T\| = \min_{\beta} \|H \beta - T\| \quad (2.26)$$

Gizli düğümlerin sayısı \tilde{N} , örneklem sayısı N eşit olduğunda, H matrisi kare ve tersinirdir. Giriş ağırlık vektörleri w_i ve gizli sapmalar b_i rastgele seçilir ve TGKİB yapay sinir ağları bu örnekleme sıfır hatayla yaklaşabilmektedir. Ancak, çoğu durumda gizli düğümlerin sayısı farklı eğitim örneklerinin sayısından çok daha azdır, $\tilde{N} < N$, H kare olmayan bir matristir ve $H\beta=T$ eşitliğinde w_i, b_i, β_i mevcut olmayabilir.

$\hat{\beta}$ 'nın denklem (2.26)' daki en küçük kareler çözümü, $H\beta=T$ denkleminin doğrusal çözümü ile eşdeğerdir.

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^{\dagger} \mathbf{T} \quad (2.27)$$

Buradaki H^{\dagger} , H matrisinin *Moore-Penrose* genelleştirilmiş tersidir. H' nin Moore-Penrose genelleştirilmiş tersini hesaplamak için çeşitli yöntemler kullanılabilir. Bu yöntemler, ortogonal izdüşüm, ortogonalizasyon yöntemi, yinelemeli yöntem ve tekil değer ayrıştırması yöntemlerin içerebilir ancak bunlarla sınırlı değildir. Tekil değer ayrıştırması yöntemi tüm durumlarda H'nin tersini genelleştiren Moore-Penrose hesaplamak için kullanılabilir. Denklem (2.27) minimum standart en küçük kareler çözümü benzersizdir (Huang vd., 2011: 111-112).



Şekil 2.6: Temel AÖM Mimarisi (Li, Zhang, Yiin, Xiao, Zhang, 2017:4)

Aşırı öğrenme modeli Şekil 2.6' da gösterildiği gibi giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmana sahiptir. x değerleri giriş vektörlerini, t_j çıkış vektörünü, w_i ve b_i değerleri rastgele üretilen giriş ağırlıkları ile gizli katman eşik değerlerini ve β_i değerleri çıkış katmanı ağırlıklarını göstermektedir.

AÖM, girdi ağırlıklarının rastgele seçildiği ve çıkış ağırlıklarının analitik olarak hesaplandığı tek gizli katmanlı ileri beslemeli bir ağdır. AÖM' nin gizli katmanında sigmoidal, sine, Gaussian ve hard-limit gibi birçok aktivasyon fonksiyonu kullanılabilir. Çıkış nöronları lineer aktivasyon fonksiyonuna sahiptir. AÖM, aktivasyon fonksiyonu olarak türevlenemeyen hatta süreksiz fonksiyonları da kullanır (Suresh, Saraswathi, 2010: 1150).

\tilde{N} gizli nöron sayısı ve $g(x)$ aktivasyon fonksiyonuna olmak üzere AÖM algoritması kısaca aşağıdaki gibi 3 adımda özetlenebilir (Liang vd., 2006: 32).

- 1) w_i giriş ağırlıkları ve b_i bias değerleri rastgele atanır. ($i=1, \dots, \tilde{N}$)
- 2) Gizli katman çıkış matrisi \mathbf{H} hesaplanır.
- 3) Çıkış ağırlıkları hesaplanır: $\beta_i : \hat{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T}$.

Huang vd. (2006) önerdiği AÖM öğrenme algoritması, geleneksel popüler gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarından farklı ve önemli bazı özelliklere sahiptir.

1) AÖM' nin öğrenme hızı son derece hızlıdır. Klasik öğrenme algoritmalarını kullanarak ileri beslemeli bir ağı eğitmenin çok uzun zaman alması alışıldık bir durum iken AÖM yöntemi SLFN' leri klasik öğrenme algoritmalarından çok daha hızlı eğitebilir.

2) Minimum eğitim hatasına ulaşmayı amaçlayan ancak ağırlıkların büyüklüğünü dikkate almayan geleneksel klasik gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarının aksine, AÖM yalnızca en küçük eğitim hatasına değil, aynı zamanda ağırlıkların en küçük normuna da ulaşma eğilimindedir. Bu nedenle, önerilen AÖM daha iyi genellemeye sahip olma eğilimindedir.

3) Yalnızca türevlenebilir aktivasyon fonksiyonları için çalışan geleneksel klasik gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarından farklı olarak AÖM öğrenme algoritması, türevlenemeyen aktivasyon fonksiyonlarına sahip SLFN'leri eğitmek için kullanılabilir.

4) Yerel minimum, hatalı öğrenme oranı ve overfitting (aşırı uyum) gibi çeşitli sorunlarla karşılaşan geleneksel klasik gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarının aksine, AÖM bu tür sorunlar olmadan doğrudan çözümlere ulaşma eğilimindedir (Huang vd., 2006:491-492).

2.2.1. AÖM Yöntemleri

Huang vd. (2006) tarafından önerilen AÖM yöntemi sonrasında farklı AÖM teorileri ve mimarileri geliştirilmiştir. Geliştirilen AÖM yöntemlerini farklı programlar üzerinden çalıştırmak mümkündür. Bu AÖM yöntemlerinden bazıları aşağıda verilmiştir.

- Fully Complex ELM
- OS-ELM (Online Sequential ELM)
- P-ELM (Pruned-ELM)
- OP-ELM (Optimum Pruned ELM)
- SaDE- ELM (Self-adaptive Evolutionary ELM)

- B-ELM (Bidirectional ELM)
- ML-ELM (Multi Layer ELM)
- Clustering ELM
- H-ELM (Hierarchical ELM)

2.2.2. Budamalı - AÖM (Pruned – ELM)

Aşırı Öğrenme Makinesi (ELM) yönteminde gizli katman ve çıktı katmanı nöronlarının ağırlıkları sırasıyla rastgele seçildiğinden ve analitik olarak belirlendiğinden, özellikle sınıflandırmada hesaplama süresi oldukça düşüktür. Ancak AÖM, gizli nöron sayılarının çok az veya çok fazla olması durumu eksik veya aşırı uyum (underfitting/overfitting) sorununa yol açacaktır.

Pruned - ELM (P-ELM) yöntemi, ELM için duyarlılık analizine dayalı yeni bir budama algoritması içermektedir. B-AÖM (P-ELM) yönteminde, gizli nöronların alaka düzeyini ölçmek için istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Gizli nöronların istatistiksel uygunluğunu belirlemede ki-kare ve bilgi kazancı kriterleri hesaplanır. İlk başta çok sayıda gizli nöronla başlanır daha sonra sınıf etiketleriyle alakaları dikkate alınarak alakasız nöronlar budanır. B-AÖM yöntemi geleneksel AÖM ve makine öğrenimi yaklaşımlarına kıyasla daha hızlı ve güçlü tahmin doğruluğu oluşturmaktadır (Rong vd., 2008: 359-365).

Özetle B-AÖM algoritması, istatistiksel kriterler kullanarak gizli nöronlar ve sınıf etiketleri arasındaki ilişkiyi hesaplar ve görünmeyen veriler üzerinde rekabetçi tahmin doğruluğu üreten kompakt sinir ağı üretmek için daha düşük ilişki düzeyine sahip gizli nöronları ortadan kaldırır. B-AÖM algoritması temel olarak örüntü sınıflandırma problemlerine odaklanmaktadır (Huang vd., 2011: 117).

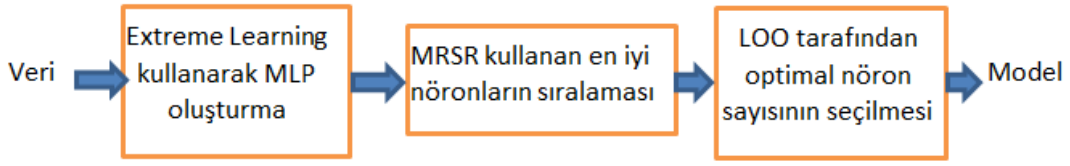
P-AÖM Algoritması:

- (1) Eğitim setini, öğrenme ve doğrulama için iki alt kümeye ayırılır.
- (2) Gizli düğüm parametreleri (w_i, b_i) rastgele atanır. ($i=(1 \dots, \tilde{N})$)

- (3) Öğrenme alt kümesini kullanarak H gizli katman çıktı matrisini hesaplanır.
- (4) χ^2 veya IG(Information Gain-Bilgi Kazancı) kullanarak gizli düğümler için istatistiksel ilişki hesaplanıp bunlar azalan düzende sıralanır.
- (5) İlişkili her eşik değeri için $\gamma_i = (1, 2, \dots, q)$.
- Uygunluk eşiği γ_i 'yi karşılayan önemli gizli düğümlerin S_i alt kümesini tanımlanır ve doğrulama alt kümesini kullanarak doğrulama onayı o_i belirlenir.
 - $AIC(i) = 2N_{\text{val}} \ln(\delta_i^2 / N_{\text{val}}) + S_i$, ($i=1,2,\dots,q$) denklemi kullanarak $AIC(i) = f(S_i, o_i)$ hesaplanır.
- (6) $\min(AIC)$ 'ye göre S^* seçilir.
- (7) S^* ağırlığını tüm eğitim seti ile yeniden eğitilir.
- Eğitim setini kullanarak gizli katman çıkış matrisi H^* hesaplanır.
 - Çıkış ağırlığı β^* hesaplanır: $\beta^* = (H^*)^\dagger T$.
- (8) S^* 'in performansı değerlendirilir (Rong vd., 2008: 362).

2.2.3. Optimum Budamalı – AÖM (Optimally Pruned-ELM)

AÖM' de giriş ağırlıkları ve bias (eşik) değerlerin rasgele seçilmesi ve çıkış ağırlıklarının analitik şekilde hesaplanması AÖM' nin hızlı öğrenme ve iyi genelleme performansı göstermesini sağlamaktadır. Bu üstünlüklerinin yanında dezavantajları da vardır. AÖM' de gizli katman nöron sayısının tam olarak belirlenmemesi model tahmin başarısının düşmesine neden olmaktadır. Ayrıca eğitim veri setinde alakasız değişkenler olması modelde sapmalara ve tahminin kötüleşmesine neden olmaktadır. Bu dezavantajları ortadan kaldırmak amacıyla OP-ELM (OB-AÖM) yönteminde nöronların uygun sayıda belirlenmesi için nöronların budanması önerilmektedir. Nöronların budanması, Birini Dışarıda Bırakma (Leave-One-Out: LOO) doğrulaması yoluyla yapılır.



Şekil 2.7: OB-AÖM Yöntemindeki İşlem Adımları

OB-AÖM algoritmasının 3 adımı şekil 2.7’ de gösterilmektedir. OB-AÖM metodolojisi aynı zamanda çoklu girdi kullanarak hem regresyon hem de sınıflandırmada çok çıktılı, çok sınıflı problemleri işleyebilir.

MRSR (Multi Response Sparse Regression-Çok Yanıtlı Seyrek Regresyon) esas olarak en küçük açısız regresyon (LARS) algoritmasının bir uzantısı olduğu için bir seçimden ziyade aslında değişken bir sıralama tekniğidir.

OB-AÖM yönteminde, AÖM’de başlangıçta fazla sayıda nöron kullanılmıştır. Daha sonra MRSR algoritması, nöronların kullanımlarına göre bir sıralamasının elde edilmesini sağlarken, LOO doğrulamasının sonuçları kullanılarak budama işlemi gerçekleştirilir. Bu sayede optimum nöron sayısı ayarlanarak OB-AÖM yöntemi ile yüksek genelleme performansı elde edilmektedir.

LOO değerini hesaplamak için PRESS (PREdiction Sum of Square - Tahmin Kareleri Toplamı) istatistiği kullanılmaktadır.

$$\epsilon^{\text{PRESS}} = \frac{y_i - h_i b}{1 - h_i P h_i^T} \quad (2.28)$$

Denklemden yer alan P değeri, $P = (H^T H)^{-1}$ olarak tanımlanır ve H gizli katman çıktı matrisidir.

Model için uygun nöron sayısına ilişkin nihai karar, kullanılan nöron sayısına karşı LOO hatasının değerlendirilmesiyle alınabilir. Burada, nöronlar zaten MRSR tarafından sıralanmıştır (Miche vd., 2010: 158-162).

2.2.4. AÖM Literatürü ile Yapılan Bazı Çalışmalar

Huang vd. (2006) tarafından önerilen AÖM yönteminin kullanımı ile ilgili literatür incelendiğinde, farklı AÖM yöntemlerinin mühendislik, ekonomi, sağlık gibi

çeşitli alanlarda gerek tahmin gerekse sınıflandırma çalışmaları için başarıyla uygulandığı görülmektedir.

Sun vd. (2008), satışı etkileyen faktörleri kullanarak geri yayılım sinir ağları ve AÖM yöntemleri ile satış miktarını tahmin etmeye çalışmıştır. AÖM yöntemi diğer yöntemlerden daha iyi sonuç vermiştir.

Ertuğrul vd. (2013) , enerji iletim hatlarında oluşan arızaların tespiti için AÖM, Destek Vektör Makineleri (SVM), YSA, NB, J48 ve PART yöntemlerini kullanmıştır. Akım, gerilim ve nötr olmak üzere 3 faza ait sinyal (270 adet) verileri kullanılmıştır. AÖM yönteminin performans, hız ve gerekli minimum veri kümesi açısından SVM, YSA, NB, J48 ve PART yöntemlerinden daha verimli olduğu görülmüştür.

Alçin (2015), AÖM çıkış ağırlıklarını Yinelemeli Fırsatçı Takip (YFT) algoritmaları kullanarak hesaplanmayı amaçlamıştır. YFT algoritmalarını kullanarak regresyon, sınıflandırma ve zaman serisi problemlerine uygulamıştır. Farklı veri setleri için önerilen YFT algoritmaları tabanlı AÖM yöntemleri daha iyi sonuç vermektedir.

Wang vd. (2015), Destek Vektör Makineleri(SVM) ve AÖM yöntemleri ile turizm talep tahmini yapmıştır. Seyahat verileri ve turizm pazarı patlama endeksini kullandığı çalışmada AÖM yöntemi daha yüksek hassasiyet ve daha iyi uyum derecesi ile tahmin etmektedir.

Göçken vd. (2016), Harmoni Araması (HA) AÖM ve HA tabanlı Tekrarlı AÖM (TAÖM) yöntemleri ile SISE, AKSEN ve DOHOL ait hisse senedi fiyatlarını tahmin etmiştir. Çalışmada hisselerin 17.04.2013-30.11.2015 dönemindeki günlük fiyatları(1260 adet) kullanılmıştır. Her iki yöntemde hisse tahmini kullanılabilir olup HA-TAÖM performansının daha iyi olduğunu belirtilmiştir.

Ertuğrul (2016), YSA ve AÖM yöntemlerini kullanarak biyolojik sinyalleri gizli kaynaklarına ayırtmıştır. EEG, EMG, ECG sinyalleri ile ivmeölçer, magnetometre ve jiroskop algılayıcılarından alınan zaman sinyallerinin gizli kaynaklarına ayırtılmasında AÖM yönteminin başarılı olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Özçalıcı (2017), çalışmasında AÖM ve YSA yöntemleri ile Goodyear, Wal-Mart Amazon hisseleri ile SP500 endeksi için fiyat tahmini yapmıştır. Goodyear, Wal-Mart

ve Amazon hisseleri için AÖM, YSA' dan daha yüksek isabetli tahmin oranı sergilerken, SP500 endeks tahmininde ise YSA modeli daha iyi performans sergilemiştir.

Esenyel ve Akın (2017), AÖM, ARMA ve ARMA-GARCH yöntemlerini kullanarak döviz kuru getirisini tahmin etmiştir. Çalışmada 03.01.2002- 31.10.2016 dönemine ait günlük Avro/TL, Gbp/TL (3731 adet) verileri kullanılmıştır. Avro/TL, Gbp/TL döviz kurları zaman serilerine ait getiri modelleri içinde AÖM modeli ARMA ve ARMA-GARCH modellerine kıyasla daha düşük hata değerlerine sahip olup daha iyi sonuç vermektedir.

Poyraz (2019), IEEE 14-baralı güç sistemlerinde gerilim kararlılığını YSA, AÖM (5-kat çapraz doğrulama) ve Regression Learning yöntemleri ile incelemiştir. Gerilim kararlılığı ölçütü olan Hat Kararlılık İndeksini (HKİ) hesaplamak için reaktif güç, aktif güç, ilgili baranın gerilimi ve faz açısı değişkenlerine ait 1000 adet veri kullanılmıştır. Hem YSA hem AÖM tahmin sonuçları başarılı olmakla beraber, AÖM yöntemi daha tercih edilebilir sonuçlar vermiştir.

Demir ve Öztekin (2020), mobil iletişim sistemi (GSM) altyapısını kullanarak konum tahmini yapmayı amaçlamıştır. Belirli bir alanda elde edilen 3 farklı istasyona ait sinyal gücü, enlem ve boylama bilgileri ile mobil kullanıcı enlem ve boylam bilgilerinden bir veri seti oluşturulmuştur. Simülasyon ortamında YSA yöntemlerinden AÖM ile eğitilen ve konum tahmini yapacak bir ağ geliştirilmiştir. Ortalama 200 metre hata oranı ile gerçek konum elde edilmiştir.

Karakuzu (2020), Çok Katmanlı AÖM, Çok Katmanlı Çekirdek AÖM Yöntemleri ile rüzgar hızı tahmin başarıları test edilmiştir. Çalışmada saatlik rüzgar hızı verisi (744 adet) kullanılmıştır. Rüzgar hızı ölçümü ve bu ölçümün 3 öncesi ölçümler giriş alınarak çıkış olarak bir saat sonraki rüzgar hızı tahmini yapılmıştır. Çok Katmanlı AÖM yönteminin daha başarılı olduğu belirtilmiştir.

Gül (2021), Nisan 2020 -Ekim 2020 tarihleri arasındaki 7 aylık dönemde güneş panellerinin üretim performansına ilişkin akım, sıcaklık, nem, güneş radyasyonu verilerini elde etmiştir. Panel verimini etkileyen değişkenler dikkate alınarak sistemin üretim performansı (güç verileri) AÖM yöntemi ile tahmin edilmiştir.

Türkiř (2022), türetilen veriler (n=saę kalım verisi, p=1000 gen ifade sayısı) kullanarak yüksek boyutlu saę kalım verilerini Denetimli Temel Bileřenler Analizi (DTBA), Cezalı Cox Regresyon ve AÖM Yöntemleri ile karşılařtırmalı olarak analiz etmiřtir. AÖM tabanlı saę kalım modellerinin kullanıřlı ve tercih edilebilir olduęu sonucuna ulařmıřtır.

AÖM yöntemi kullanılarak yapılan bazı alıřmalara ait özet bilgiler Tablo 2.5' te verilmiřtir.

Tablo 2.5: AÖM Yöntemi Kullanılan Bazı alıřmalara Ait Özet Bilgiler

Yazar(lar)	Konu	Kullanılan Yöntemler	Veri Seti	Sonuç
Sun vd. (2008)	Moda Perakendecilięinde AÖM Kullanarak Satıř Tahmini	Geri Yayılım Sinir Ağları ve AÖM Yöntemleri	Satıřı etkileyen faktörler ve satıř miktarı	Satıřı etkileyen faktörleri kullanarak satıř miktarı geri yayılım sinir ağları ve AÖM yöntemleri ile tahmin edilmiřtir. AÖM dięer yöntemlerden daha iyi sonuç vermiřtir.
Ertuęrul vd. (2013)	Enerji İletim Hatlarında Oluřan Arızaların AÖM ile Tespiti	AÖM, SVM, YSA, NB, J48 ve PART Yöntemleri	Akım, gerilim ve nötr olmak üzere 3 faza ait sinyaller (270 adet)	Enerji iletim hatlarında arıza tespitinde AÖM yöntemi performans, hız ve gerekli minimum veri kümesi açısından dięer yöntemlerden daha verimli sonuçlar vermiřtir.
Alçin (2015)	Ařırı Öğrenme Makinalarının Seyrek Geri atma Algoritmaları İle Optimizasyonu	Yinelemeli Fırsatçı Takip (YFT) Tabanlı AÖM Yöntemleri	9 farklı veri seti	AÖM ıkıř aęırlıkları, Yinelemeli Fırsatçı Takip (YFT) algoritmaları kullanarak hesaplanması amaçlanmıřtır. Önerilen YFT algoritmaları tabanlı AÖM yöntemleri daha iyi sonuç vermektedir.
Wang vd. (2015)	ELM'ye Dayalı Turizm Talep Tahmin Modelleri	Destek Vektör Makineleri (SVM) ve AÖM Yöntemleri	Seyahat verileri ve turizm pazarı patlama endeksi	SVM ve AÖM yöntemleri ile turizm talep tahmini yapılmıřtır. AÖM yöntemi daha yüksek hassasiyet, daha iyi uyum derecesi ile tahmin etmiřtir.
Göçken vd. (2016)	Melez Ařırı Öğrenme Makinesi ve Türevi ile Hisse Senedi Fiyatı Tahmini	Harmoni Araması AÖM ve HA-TAÖM Yöntemi	17.04.2013-30.11.2015 dönemi günlük 3 hisseye ait veriler (1260 adet)	SISE, AKSEN ve DOHOL ait günlük hisse senedi fiyatı tahmini yapılmıřtır. Her iki yöntemde hisse tahminin kullanılabilir olup HA-TAÖM performansının daha iyi olduęu belirtilmiřtir.

Ertuğrul (2016)	AÖM ile Biyolojik Sinyallerin Gizli Kaynaklarına Ayırıştırılması	AÖM ve YSA, Yöntemleri	EEG, EMG, ECG sinyalleri ile algılayıcılardan alınan zaman sinyalleri	EEG, EMG, ECG sinyalleri ile ivmeölçer, magnetometre ve jiroskop algılayıcılarından alınan zaman sinyallerinin gizli kaynaklarına ayırıştırılmasında AÖM yöntemi daha başarılıdır.
Özçalıcı (2017)	Aşırı öğrenme Makineleri ile Hisse Senedi Fiyat Tahmini	YSA ve AÖM Yöntemleri	01.02.2001-27.11.2016 dönemi günlük SP500 endeksi ve üç hisse verileri (3960)	Goodyear, Wal-Mart Amazon hisseleri için AÖM daha yüksek tahmin oranı sergilerken, SP500 endeksi için YSA modeli daha iyi performans sergilemiştir.
Esenyel ve Akın (2017)	Döviz Kuru Getirisinin Tahmininde AÖM, ARMA ve ARMA-GARCH Modellerinin Doğruluk Performansının Karşılaştırılması	ARMA, ARMA-GARCH, AÖM Yöntemleri	03.01.2002-31.10.2016 dönemi günlük Avro/TL, Gbp/TL (3731 adet)	Avro/TL, Gbp/TL döviz kurları zaman serilerine ait getiri modelleri içinde AÖM modeli ARMA ve ARMA-GARCH modellerine kıyasla daha düşük hata değerlerine sahip olup daha iyi sonuç vermektedir
Poyraz (2019)	Güç Sistemlerinde Gerilim Kararlılığı İndekslerinin Uç Öğrenme Algoritması İle Tahmin	YSA, AÖM, Regression Learning Yöntemleri	Reaktif güç, aktif güç, gerilim ve faz açısına ait 1000 adet veri	Gerilim kararlılığı YSA ve AÖM yöntemleri ile incelenmiştir. Hat Kararlılık İndeksini (HKİ) hesaplamak için reaktif güç, aktif güç, ilgili baranın gerilimi ve faz açısı verileri kullanılmıştır. AÖM yöntemi daha tercih edilebilir sonuçlar vermiştir.
Demir ve Öztekin (2020)	Aşırı Öğrenme Makinesiyle GSM Sinyal Bazlı Konum Belirleme	AÖM Yöntemi	3 baz istasyonu sinyal gücü, enlem ve boylam bilgisi, mobil kullanıcı enlem ve boylam bilgisi	Mobil iletişim sistemi (GSM) altyapısını kullanarak konum tahmini yapılması amaçlanmıştır. Belirli bir alanda elde edilen veri seti bilgileri kullanılarak YSA metotlarından AÖM ile konum tahmini başarıyla yapılmıştır.
Karakuzu (2020)	İki Yeni Çok Katmanlı AÖM ve Rüzgar Hızı Tahmininde Kıyaslamalı Başarımı	Çok Katmanlı AÖM, Çok Katmanlı Çekirdek AÖM Yöntemleri	Saatlik rüzgar hızı verisi (744 adet)	Rüzgar hızı ölçümü ve bu ölçümün 3 öncesi ölçümler giriş alınarak çıkış olarak bir saat sonraki rüzgar hızı tahmini yapılmıştır. Çok Katmanlı AÖM yönteminin daha başarılı olduğu görülmüştür.
Gül (2021)	Fotovoltaik Santrallerin Uzaktan İzlenmesi ve Aşırı Öğrenme Makinaları İle İleriye Yönelik Üretim Tahmini	AÖM Yöntemi	Nisan 2020 - Ekim 2020 dönemi 7 aylık akım, sıcaklık, nem, güneş verileri	Panel verimini etkileyen değişkenler dikkate alınarak sistemin üretim performansı (güç verileri) AÖM yöntemi ile tahmin edilmiştir.
Türkış (2022)	Yüksek Boyutlu Sağkalım Verilerinin	Cezalı Cox Regresyon, DTB ve AÖM	n=200 sağ kalım verisi, p=1000	AÖM tabanlı sağ kalım modellerinin kullanışlı ve diğer yöntemlere göre tercih edilebilir

	Denetimli Temel Bileşenler(DTB), Cezalı Cox Regresyon ve AÖM Yöntemleri ile Karşılaştırmalı Analizi	Yöntemleri	gen ifade sayısı	olduğu sonucuna ulaşmıştır.
--	---	------------	------------------	-----------------------------



BÖLÜM 3

3. DÖVİZ KURUNUN YAPAY SİNİR AĞLARI VE AŞIRI ÖĞRENME MAKİNESİ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ

Çalışmada dolar kuru tahmini için haftalık ve aylık veriler kullanılarak YSA ve AÖM yöntemleri test edilmiştir. Bu yöntemlere ait elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Uygulama çalışmalarında Windows 10 işletim sistemli i5-3230M CPU 2.60GHz işlemci ve 12 GB belleğe sahip kişisel bilgisayar ile Python 3.9.3 programı ve Keras kütüphanesi kullanılmıştır.

3.1. Veri Normalizasyon ve Başarı Kriterleri

Yapay sinir ağlarında bağımlı ve bağımsız değişken olarak kullanılacak verilerin öncelikle normalleştirilmesi gerekmektedir. Yapay sinir ağlarında, kullanılan sigmoid ve hiperbolik tanjant gibi aktivasyon fonksiyonları nöron çıktısını [0,1] veya [-1,1] aralığına sıkıştırmaktadır. Bu nedenle hesaplama hatası ile karşılaşmamak için eğitim sürecine başlamadan önce hem girdi hem de çıktı değerlerini normalleştirmek faydalı olacaktır.

Veri normalleştirme işlemi için aşağıda farklı yaklaşımlara ait formüller kullanılmaktadır (Hamzaçebi, 2011: 75).

3.1.1. [0, 1] Aralığında Doğrusal Dönüşüm

$$x = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.1)$$

3.1.2. [a, b] Aralığında Doğrusal Dönüşüm

$$= (b-a) \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} + a \quad (3.2)$$

3.1.3. Basit Normalizasyon

$$= \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.3)$$

3.1.4. İstatistiksel Normalizasyon

$$x_n = \frac{x_0 - \bar{x}}{s} \quad (3.4)$$

Formülde x_0 ve x_n sırasıyla orijinal ve normalleştirilmiş veriyi temsil etmektedir. x_{min} , x_{maks} , s ve \bar{x} sırasıyla minimum, maksimum, standart sapma ve ortalamayı temsil etmektedir.

Çalışmada YSA ve AÖM yöntemlerinde veri normalizasyonu kullanan veriler için ortak olup [0,1] doğrusal dönüşümü yapılmıştır.

3.2. Performans Fonksiyonu

YSA ağları ve AÖM yönteminde elde edilen sonuçların kıyaslanması için MSE (Mean Squared Error - Hata Kareler Ortalaması), RMSE (Root Mean Squared Error - Hata Kareler Ortalaması Karekökü), MAPE (Mean Absolute Percentage Error - Ortalama Mutlak Yüzde Hata), SSE (Sum of Squared Error - Hata Kareler Toplamı) fonksiyonları ve modelin uyum iyiliği ölçüsü olan R^2 kullanılmaktadır.

Gerçek gözlem değeri ile tahmin değeri arasındaki farka tahmin hatası denir. Tahmin hatası "e" ile gösterilmektedir.

$$e = Y - F \quad (3.5)$$

Eşitlik 3.5' te, e tahmin hatası, Y gerçek gözlem değerini, F modelin ürettiği tahmin değerini ifade etmektedir (Hamzaçebi, 2011: 77-78).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2 \quad (3.6)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2} \quad (3.7)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (3.8)$$

$$SS_{tot} = \sum (y_i - \bar{y})^2 \quad (3.9)$$

$$SS_{res} = \text{Sum}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (3.11)$$

MSE, RMSE ve MAPE değerleri modele ait farklı hata göstergeleri olup bu gösterge değerleri kıyaslandığında en düşük değere sahip olan modelin başarısının diğerlerinden daha iyi olduğunu gösterir.

R^2 modelin uyum iyiliğini gösteren bir ölçüdür. R^2 değeri 0'a yakın olan değerler modelin uyumunun düşük olduğunu gösterirken 1'e yakın değerler modelin uyum iyiliğinin iyi olduğunu gösterir.

Bu çalışmada model kıyaslaması yapılırken MSE ve R^2 değerleri dikkate alınarak sonuçlar değerlendirilmiştir.

3.3. Veri Yapısı

3.3.1. Aylık Veri Yapısı

Aylık veriler ile yapılan uygulama çalışmasında 1990:01 - 2021:12 dönem aralığına ait 384 aylık zaman serisi verisi kullanılmıştır. Çalışmada Türkiye ve ABD'ye ait faiz ve enflasyon verisi, S&P 500 kapanış endeksi, BİST 100 kapanış endeksi, Türkiye'nin ithalat ve ihracat verileri, para arzı (M2), politik risk notu, sanayi üretim endeksi ve TCMB net rezervi bağımsız değişken olarak kullanılarak Dolar/TL kuru tahmin edilmiştir. Farklı parametreler ile kurulan modeller test edilerek en iyi sonucu veren modeller elde edilmiştir.

Çalışmada literatürde yapılan çalışmalardan farklı olarak politik risk (POLRISK) ve TCMB net rezerv (REZ) verileri kullanılmıştır. Çalışmanın tutarlı olması ve anlamlı sonuçlar elde edilmesi amacıyla analizde kullanılan değişkenler Amerikan Doları cinsinden alınmıştır.

Kullanılan bu veriler merkez bankası veri merkezi EVDS, IMF veritabanı(IFS), PRS Group ve finance.yahoo.com internet adreslerinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan aylık değişkenler ve veri kaynaklarına bilgiler Tablo 3.1' de verilmiştir.

Tablo 3.1: Çalışmada Kullanılan Aylık Değişkenler ve Veri Kaynakları

Değişken	Tanım	Kaynak
DVZ	Dolar/TL	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
FAIZTUR	Merkez Bankası Politika Faizi	IMF-International Financial Statistics (IFS)
FAIZABD	Merkez Bankası Politika Faizi	IMF-International Financial Statistics (IFS)
ENFTUR	Tüketici Fiyat Endeksi, Tüm kalemler, Yüzde değişim, Bir önceki yılın karşılık gelen dönemi.	IMF-International Financial Statistics (IFS)
ENFABD	Tüketici Fiyat Endeksi, Tüm kalemler, Yüzde değişim, Bir önceki yılın karşılık gelen dönemi.	IMF-International Financial Statistics (IFS)
BIST100	BIST 100 Kapanış Verisi (Dolar)	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
SP500	S&P 500 Kapanış Verisi	Yahoo Finans (finance.yahoo.com)
ITHALTR	Export F.O.B. Milyon Dolar	IMF-International Financial Statistics (IFS)
IHRACTR	Import C.I.F.. Milyon Dolar	IMF-International Financial Statistics (IFS)
TRM2	Para Arzı (M2) - Milyon Dolar	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
POLRISK	Politik Risk Notu	PRS Group (www.prsgroup.com)
SUE	Sanayi Üretim Endeksi	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
REZ	TCMB Uluslararası Rezervler (Net Rezerv - Milyon Dolar)	IMF-International Financial Statistics (IFS)

3.3.2. Haftalık Veri Yapısı

Haftalık verilere ait tahmin çalışmasında Türkiye ve ABD'ye ait 2 yıllık tahvil faizi, Türkiye ve ABD'ye ait M2 para arzı verisi, BİST 100 kapanış endeksi Türkiye 5 yıllık CDS verisi olmak üzere 6 bağımsız değişken modele dâhil edilerek dolar kuru

tahmin edilmiştir. Çalışmada 17-07-2009 ile 28-10-2022 tarihleri arasında 694 adet haftalık zaman serisi verisi kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan haftalık değişkenler ve veri kaynaklarına bilgiler Tablo 3.2’ de verilmiştir.

Tablo 3.2: Çalışmada Kullanılan Haftalık Değişkenler ve Veri Kaynakları

Değişken	Tanım	Kaynak
DVZ	Dolar/TL	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
FAIZTUR	Türkiye 2 Yıllık Tahvil Faizi	IMF-International Financial Statistics (IFS)
FAIZABD	ABD 2 Yıllık Tahvil Faizi	IMF-International Financial Statistics (IFS)
TRM2	Türkiye Para Arzı (M2)	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)
ABDM2	ABD Para Arzı (M2)	IMF-International Financial Statistics (IFS)
TRCDS	Türkiye 5 Yıllık CDS Primi	IMF-International Financial Statistics (IFS)
BIST100	BIST 100 Kapanış Endeksi	TCMB-Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)

3.4. Aylık Tahmin Çalışması

Döviz kuru tahmini için YSA ile aylık veriler kullanılarak tahmin çalışmaları yapılmıştır. Aylık verilere ait tahmin çalışmasında Türkiye ve ABD’ye ait faiz ve enflasyon verisi, BİST 100 endeksi, S&P 500 endeksi, ithalat, ihracat, para arzı(M2), sanayi üretim endeksi, politik risk ve TCMB net rezerv verileri olmak üzere 12 bağımsız değişken modele dâhil edilerek dolar kuru tahmin edilmiştir. 1990 Ocak – 2021 Aralık tarihleri arasında aylık 384 zaman serisi verisi kullanılmıştır.

YSA ile model oluşturup tahmin yapılırken Python 3.9.3 programı ve Tensor Flow 2.11 kütüphanesi kullanılmıştır. Uygulama öncesi her iki yöntemde de bağımlı değişkenlere ait verilere normalleştirme yapılmazken bağımsız değişkenlere ait veri setleri [0,1] aralığında normalleştirilmiştir. Hem YSA hem de AÖM yöntemlerinde veriler %80 eğitim, %20 test oranları alınarak kullanılmıştır.

3.4.1. YSA Yöntemi ile Aylık Tahmin Çalışması

Kurulan YSA modelinde aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant, sigmoid, relu ve softmax aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır.

Eğitim algoritması olarak RMSProp, Adam ve SGD algoritmaları kullanılırken Nadam, Adamax, Adadelta, Adagrad eğitim algoritmaları iyi sonuçlar vermediği için tez kapsamına dâhil edilmemiştir.

Yapay sinir ağlarında gizli nöron sayısı ile ilgili önerilerde n (Tang, Fishwick, 1993), 2n (Wong, 1991) ve 2n+1 (Lippmann, 1987) sayıları dikkate alınarak belirlenmiştir. Öğrenme algoritmaları ve gizli nöron sayılarının değişik kombinasyonları denenerek farklı YSA modelleri ile en iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır.

YSA yönteminde tahmin performansını değerlendirirken genellikle hata kareleri ortalaması (MSE), hata kareleri ortalaması karekökü (RMSE) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) değerlerine göre değerlendirme yapılmaktadır. Bu çalışmada MSE ve R kare (R^2) değerlerine göre değerlendirme yapılmıştır.

Uygulama yapılırken farklı eğitim algoritmaları (SGD, Adagrad, RMSProp, Adam, Nadam, AdaMax) diğer parametreler sabit iken test edilmiştir. En iyi sonucu veren 3 eğitim algoritması (RMSProp, Adam, SGD) seçilmiştir. Benzer şekilde 4 farklı aktivasyon fonksiyonu oluşturulan modellerde kullanılmıştır.

Tablo 3.3 : Aylık Verilere Ait YSA Modelleri ve Sonuçları

Eğitim Algoritması	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöronu	Eğitim Hatası (MSE)	Test Hatası (MSE)	Toplam Hata (MSE)	R^2
RMSProp	Sigmoid	12-12	0.120	0.105	0.117	0.9737
		24-12	0.123	0.0871	0.116	0.9739
		24-24	0.128	0.105	0.124	0.9722
	Tanh	12-12	0.0667	0.0590	0.0651	0.9854
		24-12	0.0206	0.0348	*0.0235	0.9947
		24-24	0.0384	0.0467	0.0400	0.9910
	Relu	12-12	0.0606	0.0436	0.0572	0.9872
		24-12	0.113	0.122	0.114	0.9743
		24-24	0.0491	0.0591	0.0511	0.9885
	Softmax	12-12	0.223	0.0481	0.188	0.9578
		24-12	0.1988	0.0476	0.1684	0.9623
		24-24	0.214	0.0483	0.181	0.9594

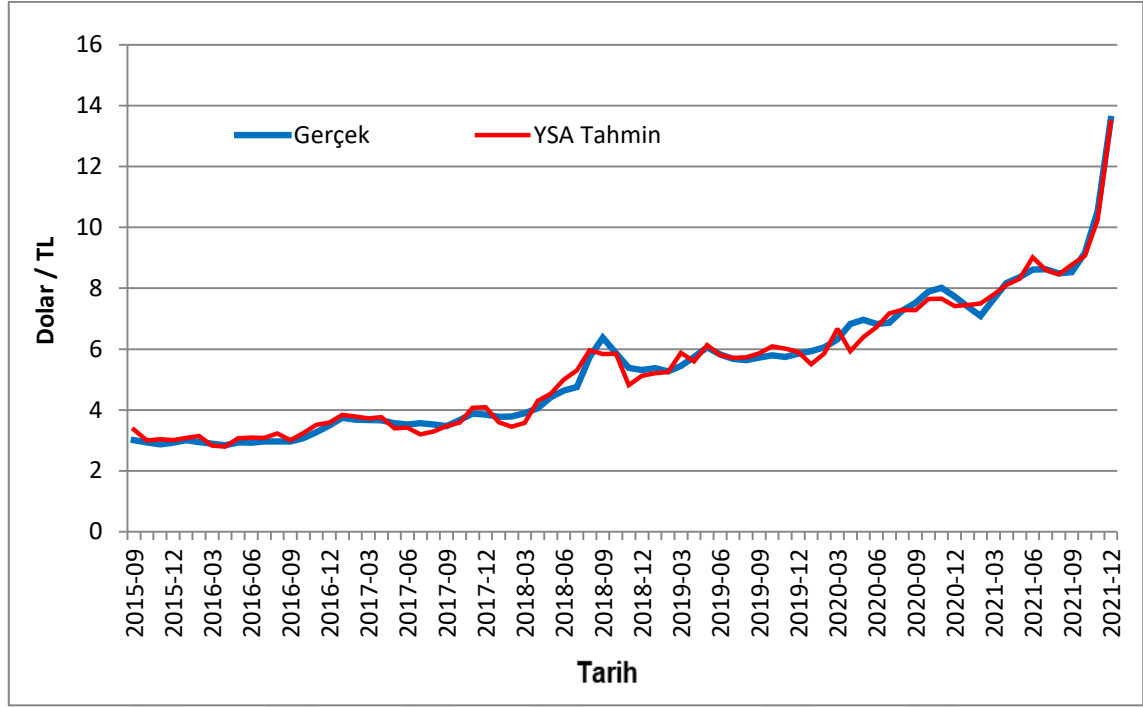
Adam	Sigmoid	12-12	0.123	0.0969	0.118	0.9735
		24-12	0.122	0.0720	0.112	0.9749
		24-24	0.113	0.0923	0.108	0.9756
	Tanh	12-12	0.0706	0.0494	0.0664	0.9851
		24-12	0.0330	0.0309	0.0326	0.9927
		24-24	0.0301	0.0433	0.0328	0.9926
	Relu	12-12	0.0554	0.0500	0.0543	0.9878
		24-12	0.0539	0.0517	0.0534	0.9880
		24-24	0.0269	0.0578	0.0331	0.9926
	Softmax	12-12	0.308	0.0483	0.255	0.9428
		24-12	0.326	0.0482	0.271	0.9394
		24-24	0.283	0.0405	0.234	0.9475
SGD	Sigmoid	12-12	0.158	0.139	0.154	0.9654
		24-12	0.177	0.155	0.172	0.9613
		24-24	0.178	0.158	0.174	0.9609
	Tanh	12-12	0.0718	0.0596	0.0693	0.9845
		24-12	0.0691	0.0706	0.0694	0.9844
		24-24	0.0681	0.0789	0.0703	0.9842
	Relu	12-12	0.114	0.108	0.113	0.9746
		24-12	0.0604	0.0837	0.0651	0.9854
		24-24	0.0676	0.0704	0.0681	0.9847
	Softmax	12-12	0.456	0.338	0.432	0.9033
		24-12	3.84	1.85	3.44	0.229
		24-24	4.95	2.53	4.47	0.0016

Farklı eğitim algoritmaları, aktivasyon ve nöron sayıları ile kurulan YSA modelleri ile elde edilen en iyi modellere ait bilgiler Tablo 3.4 'te verilmiştir.

Tablo 3.4: Aylık Verilere Ait En İyi YSA Modelleri ve Sonuçları

Eğitim Algoritması	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron Sayısı	Eğitim Hatası MSE	Test Hatası MSE	Toplam Hata MSE	R ²
SGD	Tanh	12-12	0.0718	0.0596	0.0693	0.9845
Adam	Tanh	24-12	0.0330	0.0309	0.0326	0.9927
RMSProp	Tanh	24-12	0.0206	0.0348	0.0235	0.9947

En iyi sonuç RMSProp algoritması, Tanh aktivasyon fonksiyonu ve gizli katman nöron sayısının 24-12 olduğu modele aittir. MSE hata değerlerine benzer şekilde en iyi R kare değeri bu modele aittir.



Şekil 3.1: Aylık Veriler ile YSA Tahmin Grafiği

Şekil 3.1’de aylık gerçek ve test değerine ait tahmin sonuçlarının grafiği bulunmaktadır. Kırmızı çizgi tahmin değerlerini gösterirken mavi renkli çizgi gerçek değerleri göstermektedir.

3.4.2. AÖM Yöntemi ile Aylık Tahmin Çalışmaları

AÖM yönteminin uygulanmasına ilişkin MATLAB, Python, C/C++ ve Java versiyonları mevcuttur. AÖM, B- AÖM ve OB- AÖM yöntemleri ile tahmin çalışmaları aylık veriler kullanılarak Akusok (2015) tarafından yazılmış açık kaynak kodlu HP-ELM yazılımı ile Python 3.9.3 programında ve Keras kütüphanesi kullanılarak yapılmıştır.

Huang vd. (2006) önerdiği gibi bağımsız değişkenler normalleştirilerek kullanılmıştır. Kullanılan AÖM modellerinde aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid, Tanh, Rbf_L1 ve Rbf_L2 fonksiyonları kullanılmıştır.

AÖM tahmin performansını değerlendirirken genellikle hata kareleri ortalaması (MSE) ve hata kareleri ortalaması karekökü (RMSE) göre değerlendirme yapılmaktadır. Buradaki uygulamada MSE değerleri verilmiştir.

Uygulama çalışmasında AÖM, B- AÖM, ve OB- AÖM yöntemlerinde çıktı katmanı aktivasyon fonksiyonu lineer olarak seçilmiştir. Farklı aktivasyon ve nöron sayıları ile oluşturulan AÖM modellerine ait sonuçlar Tablo 3.5 'te verilmiştir. Tablo 3.5 incelendiğinde en iyi AÖM sonucu Rbf_L2 aktivasyon fonksiyonu ve 48 gizli nöron kullanılan modelde elde edilmiştir. Daha sonra en iyi sonuçlar sırasıyla Sigmoid, Tanh ve Rbf_L1 aktivasyon fonksiyonları kullanılan modeller ile elde edilmiştir.

Tablo 3.5: Aylık Verilere Ait AÖM Modelleri ve Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron sayısı	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
AÖM	Sigmoid	12	0.1155	0.1680	0.1260	0.9718
		24	0.0554	0.0519	0.0547	0.9877
		36	0.0396	0.0554	0.0428	0.9904
		48	0.0309	0.0377	0.0323	0.9927
		60	0.0227	0.0496	0.0281	0.9937
AÖM	Tanh	12	0.1303	0.0990	0.1240	0.9722
		24	0.0665	0.0840	0.0700	0.9843
		36	0.0434	0.0575	0.0462	0.9896
		48	0.0356	0.0316	0.0348	0.9922
		60	0.0245	0.0454	0.0287	0.9935
AÖM	Rbf_L1	12	0.2061	0.1520	0.1952	0.9563
		24	0.1299	0.1602	0.1360	0.9696
		36	0.0808	0.1061	0.0859	0.9808
		48	0.0611	0.0975	0.0684	0.9847
		60	0.0475	0.0538	0.0488	0.9890
AÖM	Rbf_L2	12	0.1187	0.1668	0.1284	0.9713
		24	0.0612	0.1108	0.0712	0.9840
		36	0.0440	0.0498	0.0452	0.9899
		48	0.0234	0.0235	*0.0235	0.9947
		60	0.0263	0.0329	0.0276	0.9938

Tablo 3.6’ farklı aktivasyon ve nöron sayıları ile oluşturulan B- AÖM modellerine ait sonuçlar verilmiştir. Tablo 3.6 incelendiğinde en iyi tahmin sonucu sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve gizli nöron sayısının 100 olduğu modelde elde edilmiştir.

Tablo 3.6: Aylık Verilere Ait B-AÖM Modelleri ve Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron sayısı	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
B-AÖM	Sigmoid	80	0.0836	0.0989	0.0867	0.9806
		100	0.0183	0.0252	*0.0197	0.9955
		120	0.0323	0.0487	0.0356	0.9920
		140	0.0500	0.0494	0.0499	0.9888
		160	0.0586	0.0718	0.0613	0.9863
		180	0.0398	0.0485	0.0416	0.9907
B-AÖM	Tanh	80	0.0657	0.0672	0.0660	0.9853
		100	0.0203	0.0331	0.0229	0.9949
		120	0.0212	0.0312	0.0229	0.9948
		140	0.0375	0.0402	0.0381	0.9914
		160	0.0277	0.0454	0.0312	0.9930
		180	0.368	0.474	0.389	0.9129
B-AÖM	Rbf_L1	80	0.0286	0.0322	0.0293	0.9934
		100	0.0318	0.0516	0.0358	0.9919
		120	0.0282	0.0431	0.0312	0.9930
		140	0.0729	0.0441	0.0671	0.9850
		160	0.0415	0.1534	0.0639	0.9857
		180	0.0530	0.0657	0.0556	0.9875
B-AÖM	Rbf_L2	80	0.0253	0.0293	0.0261	0.9942
		100	0.0228	0.0219	0.0226	0.9949
		120	0.0188	0.0307	0.0212	0.9952
		140	0.0229	0.0300	0.0243	0.9945
		160	0.0475	0.0559	0.0492	0.9890
		180	0.0209	0.0260	0.0219	0.9951

Tablo 3.7’ de farklı aktivasyon ve nöron sayıları ile oluşturulan OB-AÖM yöntemine ait sonuçlar verilmiştir. Buna göre en iyi tahmin sonucu sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve gizli nöron sayısının 160 olduğu modelde elde edilmiştir.

Tablo 3.7: Aylık Verilere Ait OB-AÖM Modelleri ve Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron sayısı	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
OB-AÖM	Sigmoid	80	0.0196	0.0348	0.0226	0.9949
		100	0.0146	0.0334	0.0184	0.9958
		120	0.0118	0.0368	0.0168	0.9962
		140	0.0194	0.0419	0.0239	0.9946
		160	0.00959	0.0186	*0.0114	0.9975
		180	0.0115	0.0181	0.0129	0.9971
OB-AÖM	Tanh	80	0.0213	0.0467	0.0264	0.9941
		100	0.0166	0.0278	0.0189	0.9957
		120	0.0189	0.0487	0.0249	0.9944
		140	0.0133	0.0439	0.0195	0.9956
		160	0.0189	0.0298	0.0211	0.9960
		180	0.0140	0.0236	0.0159	0.9964
OB-AÖM	Rbf_L1	80	0.0370	0.0644	0.0424	0.9905
		100	0.0239	0.0309	0.0253	0.9943
		120	0.0336	0.0303	0.0329	0.9926
		140	0.0180	0.0361	0.0217	0.9951
		160	0.0284	0.0484	0.0324	0.9927
		180	0.0135	0.0298	0.0168	0.9962
OB-AÖM	Rbf_L2	80	0.0203	0.0315	0.0225	0.9949
		100	0.0151	0.0378	0.0197	0.9955
		120	0.0136	0.0267	0.0162	0.9963
		140	0.0101	0.0225	0.0126	0.9971
		160	0.0111	0.0222	0.0133	0.9970
		180	0.0162	0.0307	0.0191	0.9957

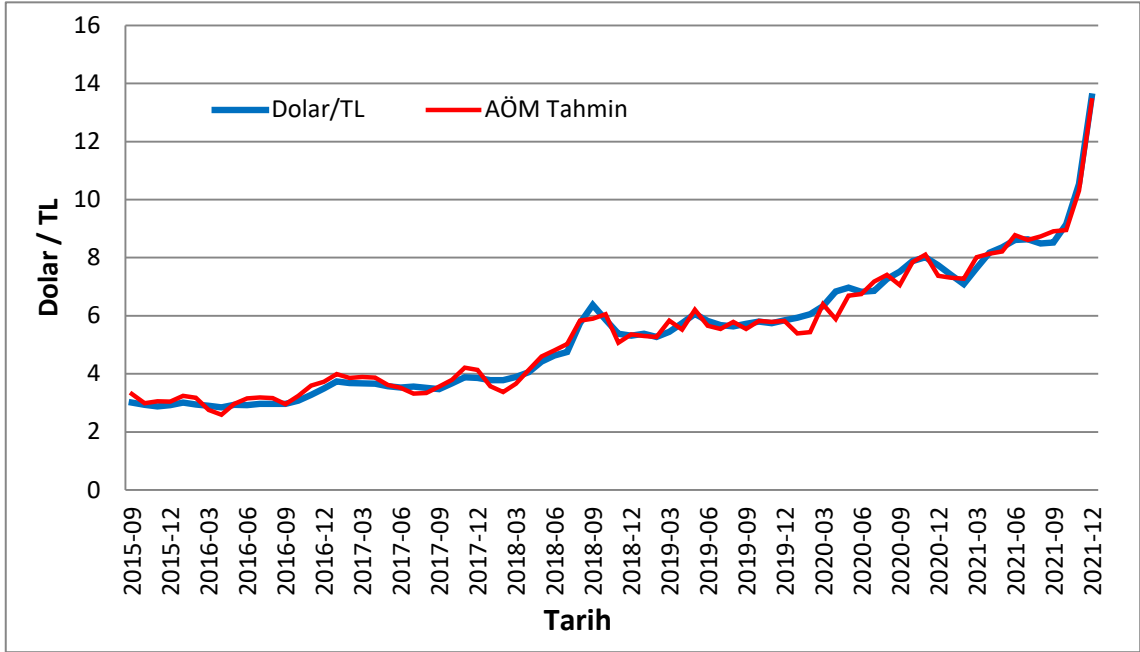
Tablo 3.8’de AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemleri ile elde edilen en iyi modellere ait sonuçlar verilmiştir.

Tablo 3.8 : Aylık Verilere Ait En İyi AÖM, B-AÖM, OB-AÖM Sonuçları

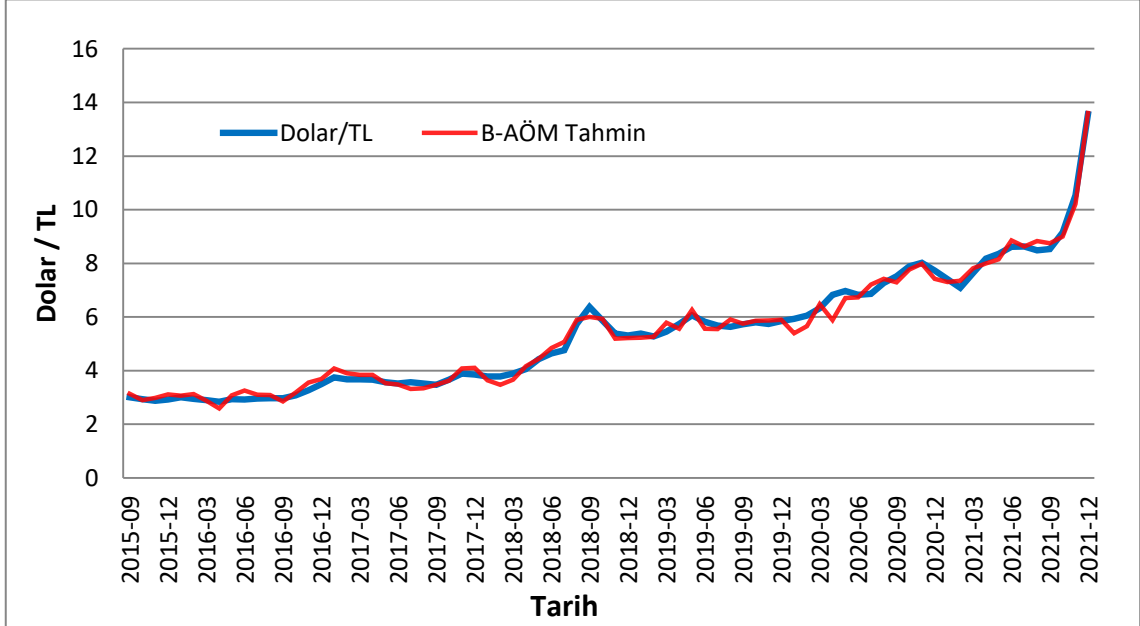
Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron sayısı	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
AÖM	Rbf_L2	48	0.0234	0.0235	0.0235	0.9947
B-AÖM	Sigmoid	100	0.0183	0.0252	0.0197	0.9955
OB-AÖM	Sigmoid	160	0.00959	0.0186	0.0114	0.9975

En iyi sonuç Sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve nöron sayısının 120 olduğu OB-AÖM modeline aittir. Test sonuçlarına benzer şekilde en iyi R kare değeri de OB-AÖM modeline aittir. B-AÖM ve OB-AÖM yöntemlerinde en uygun nöron sayısını

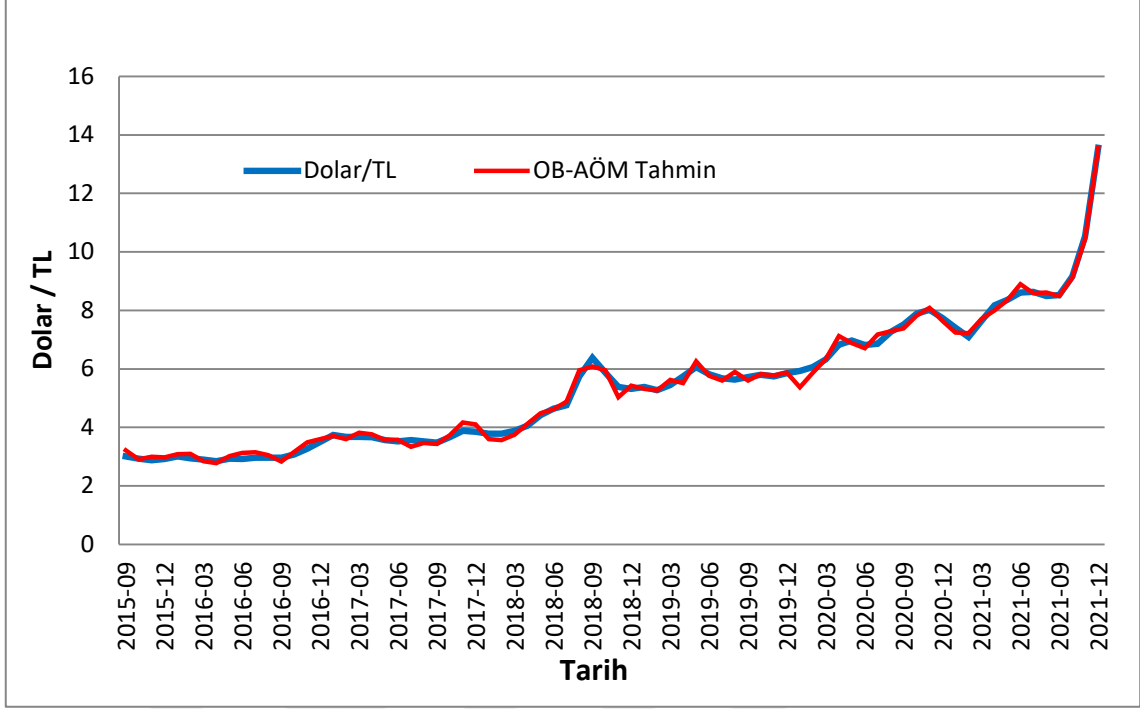
belirlemek için fazla sayıda nöron girilmekte ve nöron sayılarını azaltarak (budayarak) en iyi model belirlenmektedir.



Şekil 3.2: Aylık Verilere Ait AÖM Tahmin Grafiği



Şekil 3.3: Aylık Verilere Ait B-AÖM Tahmin Grafiği



Şekil 3.4: Aylık Verilere Ait OB-AÖM Tahmin Grafiği

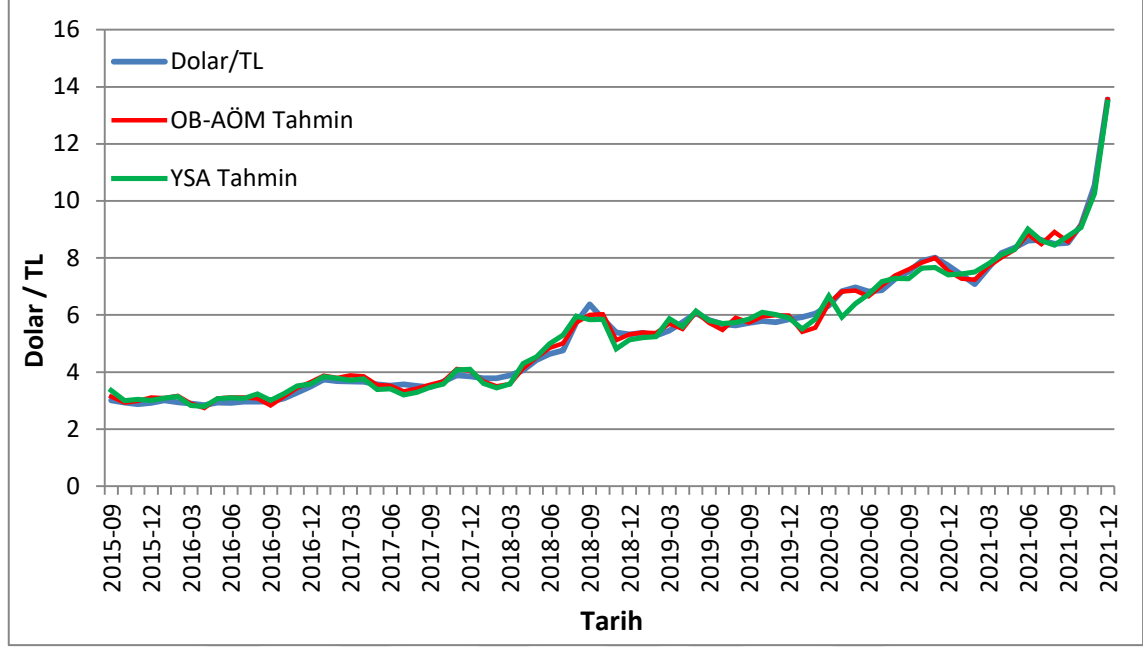
AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemlerine ait gerçek ve test değeri tahmin sonuçları grafiği sırasıyla Şekil 3.2, Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'te verilmiştir. Kırmızı çizgi tahmin değerlerini, mavi çizgi gerçek değerleri göstermektedir. Gerçek değerlere en yakın tahmin grafiği OB-AÖM yöntemine aittir.

Tablo 3.9 : Aylık Verilere Ait En İyi YSA ve OB-AÖM Sonuçları

Yöntem	Nöron Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²	Süre (sn)
YSA	24-12	Tanh (RMSProp)	0.0206	0.0348	0.0235	0.9947	28.83
OB-AÖM	160	Sigmoid	0.00959	0.0186	0.0114	0.9975	0.88

Tablo 3.9' daki en iyi YSA ve OB-AÖM yöntemlerine ait modellerin sonuçları verilmiştir. En iyi YSA modelinde eğitim algoritması RMSProp, gizli katman sayısı 2, aktivasyon fonksiyonları Tanh-Tanh ve nöron sayıları ise 24-12' dir. Genel olarak en iyi sonucu OB-AÖM yöntemi verirken, YSA yöntemi tahmin sonucu B-AÖM ve AÖM yöntemlerinin de gerisinde kalmıştır.

Şekil 3.5’ te 2015:09-2021:12 dönemleri arasındaki en iyi YSA ve OB-AÖM yöntemlerine ait aylık Dolar/TL tahmin sonuçları ve gerçek değerlerine ait grafik bulunmaktadır.



Şekil 3.5 : YSA ve OB-AÖM Yöntemlerine Ait Aylık Tahmin Sonuçları

Şekil 3.5’teki gerçek ve tahmin değerlerine bakıldığında 2015:09-2018:02 dönemleri arasında 3-3.78 TL arasında hafif yükseliş trendi içinde olan Dolar/TL kurunun 2018 yılı 3.ayından itibaren sert artış ve azalış sergilediği görülmektedir. YSA ve OB-AÖM yöntemleri genel anlamda sert artış ve azalış noktaları dışında yakın tahmin sonuçları vermiştir. Özellikle 2018:08 tarihindeki ani artış ve 2018:11 tarihindeki azalış ile 2020:11 tarihindeki artış ve 2021:02 tarihindeki azalışlarda OB-AÖM yöntemi YSA yönteminden daha iyi tahmin başarısı göstermiştir.

3.5. Haftalık Veriler ile Tahmin Çalışmaları

Haftalık verilere ait tahmin çalışmasında Türkiye ve ABD’ye ait 2 yıllık tahvil faizi, Türkiye ve ABD’ye ait M2 para arzı verisi, BİST 100 kapanış endeksi Türkiye 5 yıllık CDS verisi olmak üzere 6 bağımsız değişken modele dâhil edilerek dolar kuru tahmini test edilmiştir. 17-07-2009 ile 28-10-2022 tarihleri arasında 694 adet haftalık veri kullanılmıştır.

3.5.1. Haftalık Veriler Kullanılarak YSA ile Tahmin Çalışması

Haftalık 694 veri ve 6 bağımsız değişken (FAIZTUR, FAIZABD, TRM2, ABDM2, TRCDS, BIST100) ile kurulan YSA modelinde aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant, sigmoid, relu ve softmax aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır.

Tablo 3.10’da haftalık verilerin YSA tahmin modellerine ait eğitim algoritması, aktivasyon fonksiyonu, nöron sayıları ve hata sonuçları verilmiştir.

Tablo 3.10: Haftalık Verilere Ait YSA Tahmin Sonuçları

EĞİTİM ALGORİTMASI	AKTİVASYON	GİZLİ KATMAN NÖRON	Eğitim Hatası (MSE)	Test Hatası (MSE)	Toplam Hata (MSE)	R ²
RMSProp	Sigmoid	6-6	0.0755	0.0721	0.0748	0.9952
		12-6	0.0598	0.0665	0.0612	0.9958
		12-12	0.06405	0.06764	0.06477	0.9957
	Tanh	6-6	0.0420	0.0454	0.0427	0.9964
		12-6	0.0212	0.0266	0.0223	0.9979
		12-12	0.0200	0.0229	0.0206	0.9982
	Relu	6-6	0.1079	0.1012	0.1066	0.9965
		12-6	0.0505	0.0480	0.0500	0.9968
		12-12	0.0266	0.0422	0.0297	0.9974
	Softmax	6-6	0.0641	0.0576	0.0628	0.9960
		12-6	0.6095	0.2697	0.5415	0.9954
		12-12	0.0593	0.0563	0.0587	0.9964
Adam	Sigmoid	6-6	0.0628	0.0658	0.0634	0.9959
		12-6	0.0501	0.0583	0.0517	0.9962
		12-12	0.0715	0.0756	0.0723	0.9958
	Tanh	6-6	0.0323	0.0411	0.0341	0.9984
		12-6	0.0213	0.0238	0.0218	0.9984
		12-12	0.0197	0.0230	*0.0204	0.9985
	Relu	6-6	0.0457	0.0503	0.0466	0.9966
		12-6	0.0667	0.0601	0.0654	0.9977
		12-12	0.0615	0.0598	0.0611	0.9971
	Softmax	6-6	0.0458	0.0400	0.0447	0.9967
		12-6	0.0431	0.0327	0.0410	0.9966
		12-12	0.0419	0.0410	0.0417	0.9970
SGD	Sigmoid	6-6	0.0584	0.0677	0.0602	0.9955
		12-6	0.0578	0.0620	0.0586	0.9958
		12-12	0.0713	0.0689	0.0708	0.9949
	Tanh	6-6	0.0363	0.0416	0.0374	0.9979
		12-6	0.0240	0.0258	0.0244	0.9981
		12-12	0.0239	0.0232	0.0238	0.9984

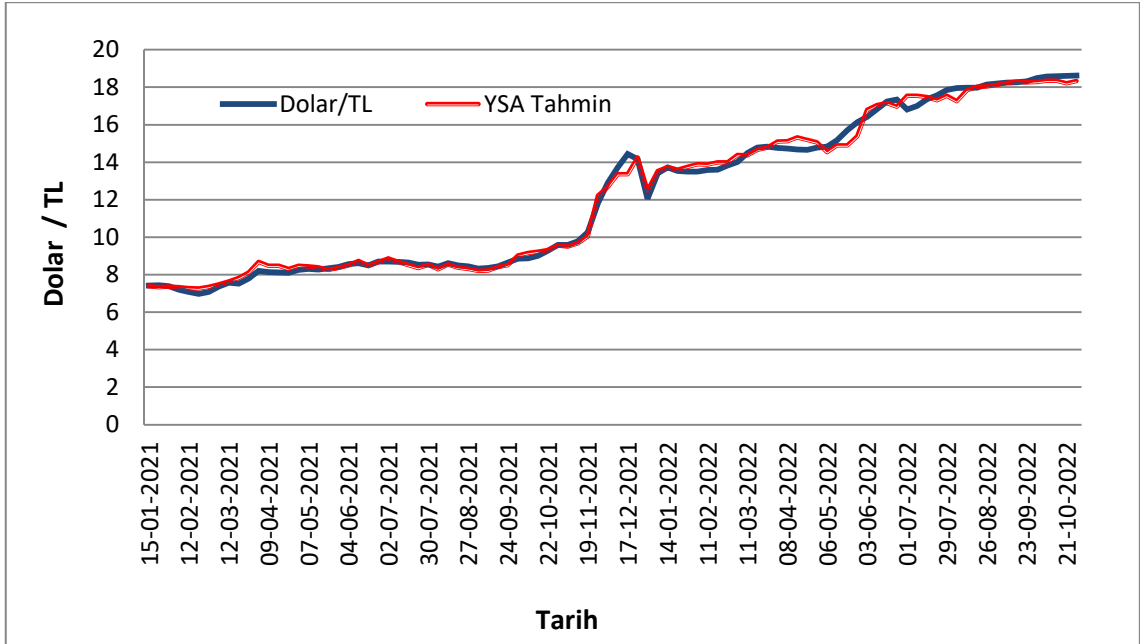
	Relu	6-6	0.0431	0.0375	0.0420	0.9966
		12-6	0.0305	0.0273	0.0298	0.9974
		12-12	0.0427	0.0441	0.0430	0.9959
	Softmax	6-6	0.0550	0.0720	0.0584	0.9959
		12-6	0.0781	0.0727	0.0770	0.9967
		12-12	0.0963	0.0861	0.0942	0.9961

Tablo 3.10' a göre en iyi sonuçlar Adam algoritması, tanh aktivasyon fonksiyonu ve iki gizli katmanlı (12-12) modele aittir. YSA yöntemlerine ait uygulama süreleri yaklaşık 40-60 saniye aralığında sürmektedir.

Tablo 3.11: Haftalık Verilere Ait En İyi YSA Modelleri ve Sonuçları

Eğitim Algoritma	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman Nöron Sayısı	Eğitim Hatası MSE	Test Hatası MSE	Toplam Hata MSE	R ²
RMSProp	Tanh	12-12	0.0200	0.0229	0.0206	0.9982
Adam	Tanh	12-12	0.0197	0.0230	*0.0204	0.9985
SGD	Tanh	12-12	0.0239	0.0232	0.0238	0.9984

YSA yöntemi ile elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 3.11' de verilmiştir. En iyi sonuç Adam algoritması ve tanh aktivasyon fonksiyonun kullanıldığı modele aittir.



Şekil 3.6: Haftalık Verilere Ait YSA Tahmin Grafiği

Şekil 3.6’da gerçek ve test değerine ait tahmin sonuçlarının grafiği bulunmaktadır. Kırmızı renkli çizgi tahmin değerlerini gösterirken mavi çizgi Dolar/TL gerçek değerlerini göstermektedir.

3.5.2. Haftalık Veriler Kullanarak AÖM ile Tahmin Çalışması

Aşırı öğrenme makineleri yöntemi ile döviz kuru tahmini için AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemleri ile haftalık veriler kullanılarak tahmin çalışmaları yapılmıştır.

Kullanılan AÖM modellerinde aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid, Tanh, Rbf_L1 ve Rbf_L2 fonksiyonları kullanılmıştır.

Tablo 3.12: Haftalık Verilere Ait AÖM Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Kat.Nöron	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
AÖM	Sigmoid	6	0.1640	0.1551	0.1622	0.9888
		12	0.1170	0.9425	0.1124	0.9922
		18	0.0471	0.0421	0.0461	0.9968
		24	0.0499	0.0447	0.0489	0.9966
		30	0.0391	0.0355	*0.0384	0.9973
	Tanh	6	0.2100	0.2260	0.2132	0.9852
		12	0.1274	0.1152	0.1250	0.9913
		18	0.0515	0.0499	0.0512	0.9964
		24	0.0545	0.0519	0.0539	0.9962
		30	0.0529	0.0621	0.0548	0.9962
	Rbf_L1	6	0.2725	0.2564	0.2693	0.9814
		12	0.1153	0.0918	0.1106	0.9923
		18	0.1007	0.1060	0.1018	0.9929
		24	0.0808	0.0854	0.0817	0.9943
		30	0.0680	0.0714	0.0687	0.9952
	Rbf_L2	6	0.2012	0.1856	0.1980	0.9863
		12	0.1288	0.1136	0.1258	0.9913
		18	0.0948	0.0910	0.0940	0.9935
		24	0.0552	0.0505	0.0543	0.9962
		30	0.0418	0.0360	0.0407	0.9971

Tablo 3.12’ de AÖM yöntemiyle haftalık veriler kullanılarak farklı aktivasyon ve nöron sayılarına sahip modellerden elde edilen sonuçlar verilmiştir. Bu modeller içinde en iyi

sonuç sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve gizli nöron sayısı 30 olan modelden elde edilmiştir.

Tablo 3.13: Haftalık Verilere Ait B-AÖM Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Kat.Nöron	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
B-AÖM	Sigmoid	80	0.0396	0.0378	0.0393	0.9972
		100	0.0417	0.0412	0.0416	0.9971
		120	0.0366	0.0300	0.0353	0.9975
		140	0.0342	0.0326	0.0339	0.9976
		160	0.0260	0.0237	0.0256	0.9982
B-AÖM	Tanh	80	0.0279	0.0267	0.0277	0.9980
		100	0.0207	0.0215	*0.0209	0.9985
		120	0.0263	0.0246	0.0260	0.9982
		140	0.0233	0.0190	0.0224	0.9984
		160	0.0250	0.0225	0.0245	0.9983
B-AÖM	Rbf_L1	80	0.0311	0.0273	0.0304	0.9979
		100	0.0474	0.0641	0.0507	0.9964
		120	0.0468	0.0436	0.0462	0.9968
		140	0.0366	0.0352	0.0364	0.9974
		160	0.0363	0.0593	0.0409	0.9971
B-AÖM	Rbf_L2	80	0.0459	0.0428	0.0453	0.9968
		100	0.0358	0.0326	0.0351	0.9975
		120	0.0400	0.0409	0.0402	0.9972
		140	0.0442	0.0396	0.0433	0.9970
		160	0.0434	0.0442	0.0436	0.9969

Tablo 3.13' te B-AÖM yöntemiyle haftalık veriler kullanılarak farklı aktivasyon ve nöron sayıları ile oluşturulan modellerden elde edilen sonuçlar verilmiştir. En iyi sonuç tanh aktivasyon fonksiyonu kullanılan ve gizli katman nöron sayısı 100 olan modelden elde edilmiştir.

Tablo 3.14: Haftalık Verilere Ait OB-AÖM Sonuçları

Yöntem	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Kat.Nöron	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²
OB-AÖM	Sigmoid	80	0.03752	0.03343	0.03670	0.9974
		100	0.01431	0.01751	0.01449	0.9989
		120	0.03301	0.02834	0.03207	0.9977
		140	0.00861	0.02876	0.01265	0.9991
		160	0.01222	0.01738	0.01325	0.9990
OB-AÖM	Tanh	80	0.01802	0.02254	0.01892	0.9986

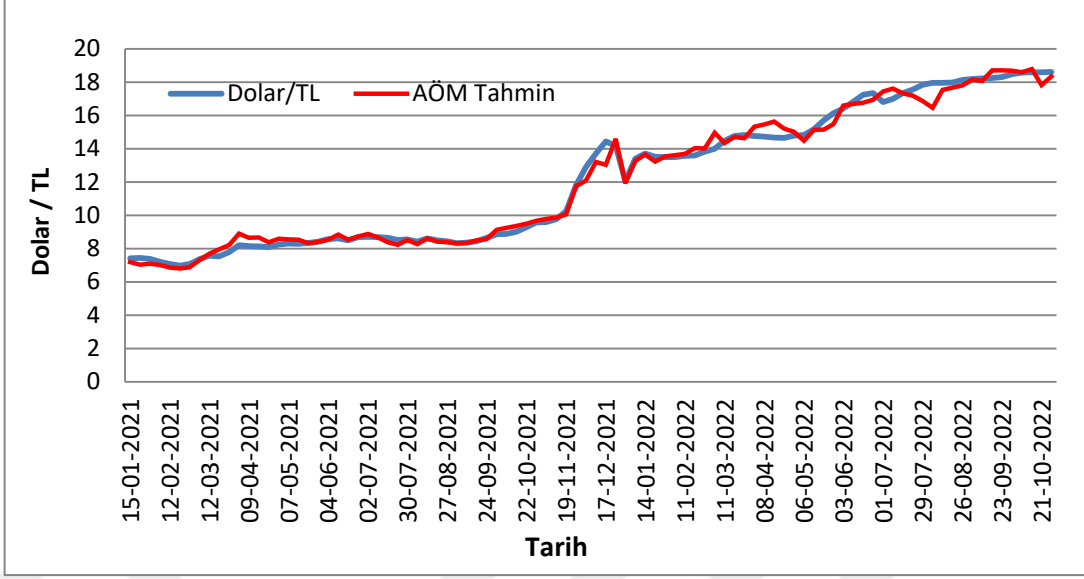
		100	0.01514	0.02217	0.01654	0.9988
		120	0.02091	0.02326	0.02138	0.9985
		140	0.02845	0.03003	0.02877	0.9980
		160	0.0088	0.01615	*0.01027	0.99929
OB-AÖM	Rbf_L1	80	0.03589	0.03707	0.03613	0.9975
		100	0.02968	0.02714	0.02917	0.9979
		120	0.02516	0.03221	0.02657	0.9981
		140	0.01140	0.01633	0.01239	0.9991
		160	0.02008	0.02263	0.02059	0.9985
OB-AÖM	Rbf_L2	80	0.03288	0.02819	0.03194	0.9978
		100	0.03695	0.03359	0.03628	0.9974
		120	0.03651	0.03031	0.03527	0.9975
		140	0.02968	0.02646	0.02903	0.9979
		160	0.0082	0.02502	0.01158	0.99920

Tablo 3.14’ te haftalık veriler kullanılarak farklı aktivasyon ve nöron sayıları ile OB - AÖM yöntemiyle elde edilen sonuçlar verilmiştir. En iyi sonuç 160 nöronlu, tanh aktivasyon fonksiyonu ile elde edilmiştir.

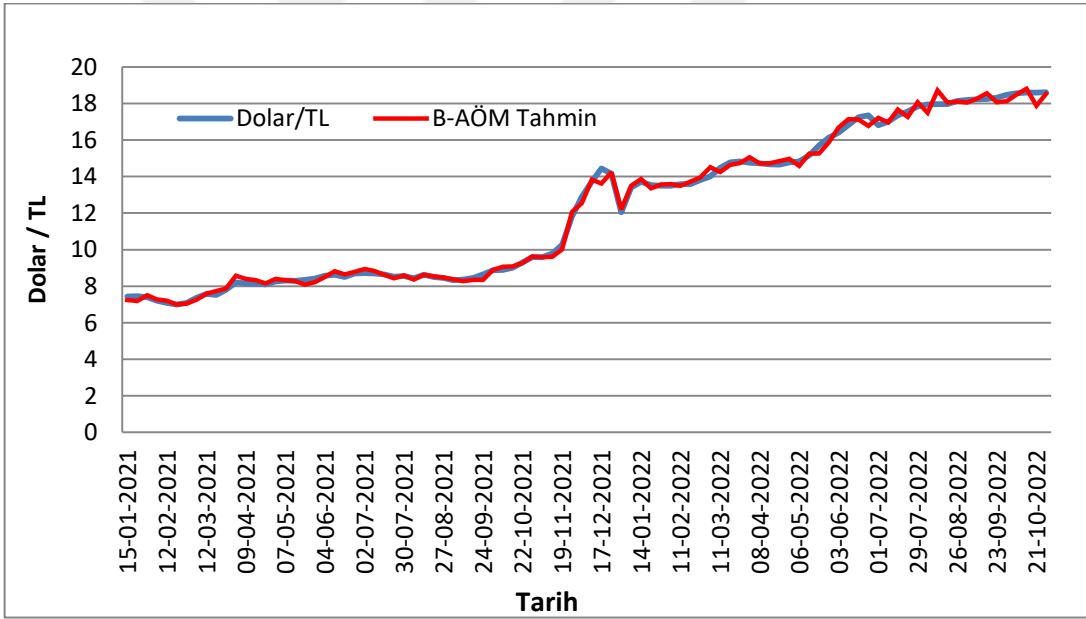
Tablo 3.15: Haftalık Verilere Ait En İyi AÖM ,B-AÖM, OB-AÖM Sonuçları

YÖNTEM	Gizli Nöron Sayısı	Gizli Katman Aktiv.Fonksiyonu	EGİTİM MSE	TEST MSE	TOPLAM MSE	R ²
AÖM	30	Sigmoid	0.0391	0.0355	0.0384	0.9973
B-AÖM	100	Tanh	0.0207	0.0215	0.0209	0.9985
OB-AÖM	160	Tanh	0.0088	0.0161	0.01027	0.9992

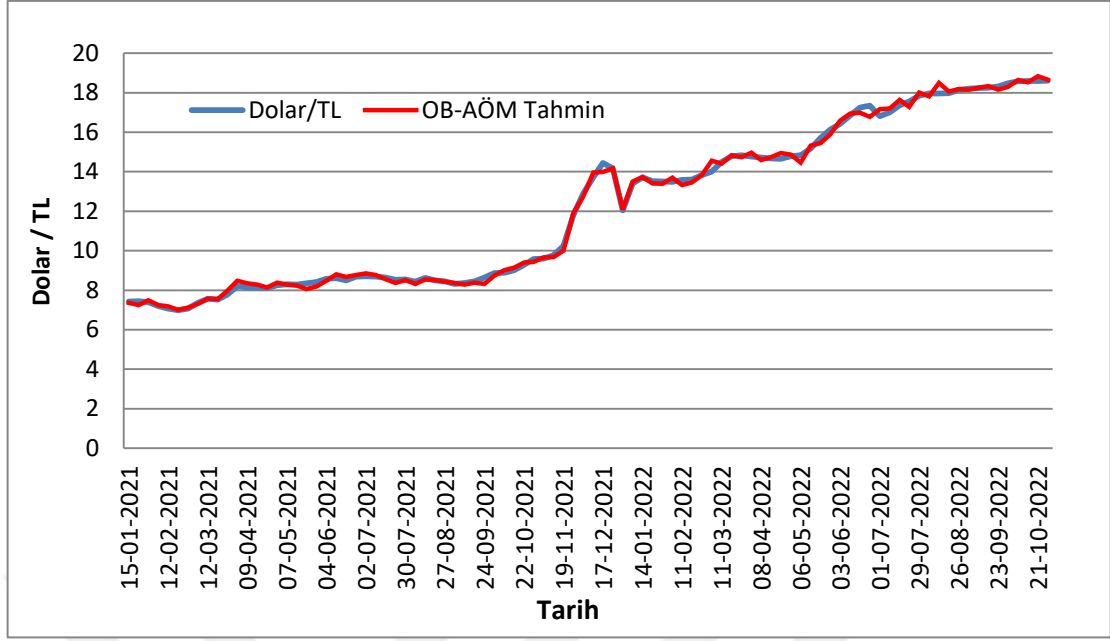
Haftalık 6 bağımsız değişken kullanılarak AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemleri ile elde edilen en iyi sonuç değerleri Tablo 3.15’ te verilmiştir. OB-AÖM yöntemine ait sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılan ve 120 gizli nörona sahip modele ile en iyi sonuç değerleri elde edilmiştir. Test sonuçlarına benzer şekilde en iyi R kare değeri de sırasıyla OB-AÖM, B-AÖM ve AÖM yöntemlerinin modeline aittir. B-AÖM ve OB-AÖM yöntemlerinde en uygun nöron sayısını belirlemek için fazla sayıda nöron girilmekte ve nöron sayılarını azaltarak (budayarak) en iyi model belirlenmektedir.



Şekil 3.7: Haftalık Verilere Ait AÖM Tahmin Grafiği



Şekil 3.8: Haftalık Verilere Ait B-AÖM Tahmin Grafiği



Şekil 3.9:Haftalık Verilere Ait OB-AÖM Tahmin Grafiği

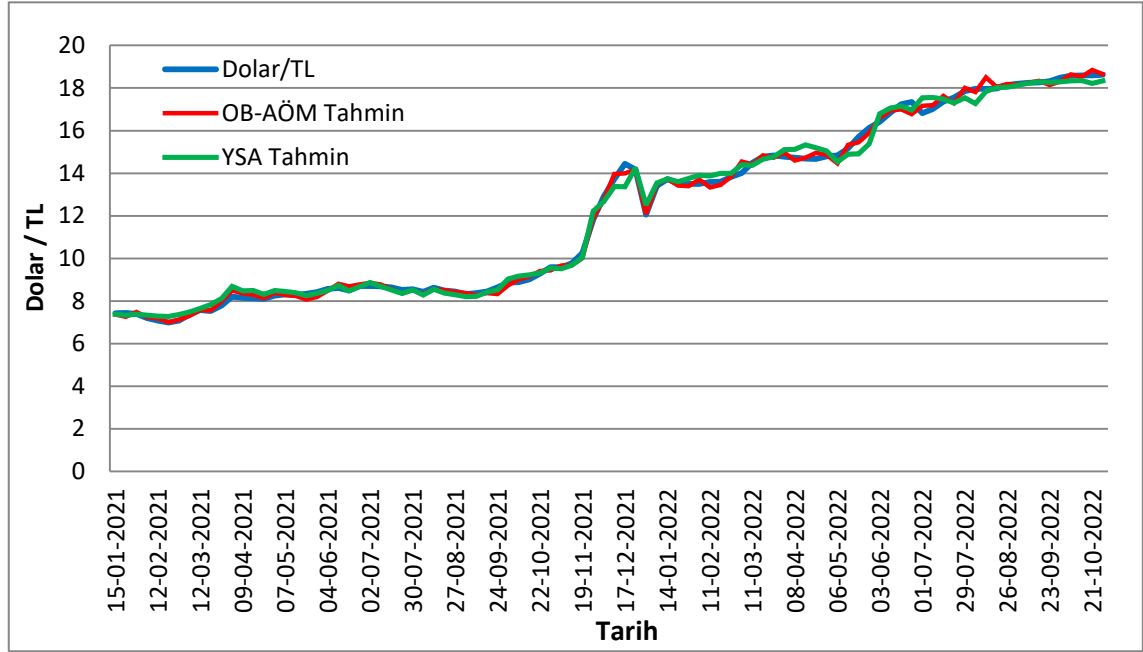
AÖM, B-AÖM ve OB-AÖM yöntemlerine ait gerçek ve test değeri tahmin sonuçları grafiği sırasıyla Şekil 3.7, Şekil 3.8 ve Şekil 3.9’ da verilmiştir. Kırmızı renkli çizgi tahmin değerlerini mavi çizgi Dolar/TL gerçek değerlerini göstermektedir. Tahmin grafikleri genel olarak aşağı ve yukarı yönlü büyük kırılmaları yakalamıştır. Gerçek değerlere en yakın tahmin grafiği OB-AÖM yöntemine aittir.

Tablo 3.16’da haftalık verilere ait YSA ve OB-AÖM yöntemlerinin en iyi değerleri verilmiştir. Tahmin sonuçları birbirine yakın çıkarken OB-AÖM yönteminde Eğitim ve Toplam MSE değerleri daha iyi sonuç verirken; YSA yönteminde Test MSE değeri daha iyi sonuç vermiştir. Genel olarak OB-AÖM yöntemi YSA dan daha iyi sonuç verirken YSA yöntemi ise AÖM ve B-AÖM yöntemlerinden daha iyi sonuç vermiştir.

Tablo 3.16: Haftalık Verilere Ait En İyi YSA ve OB-AÖM Sonuçları

Yöntem	Nöron Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Eğitim MSE	Test MSE	Toplam MSE	R ²	Süre (sn)
YSA(Adam)	12-12	Tanh	0.0197	0.0230	0.0204	0.9985	51.06
OB-AÖM	160	Sigmoid	0.0088	0.0161	0.0102	0.9992	0.96

Haftalık en iyi YSA ve OB-AÖM modellerine ait tahmin değerleri ile gerçek değerlerin grafiği Şekil 3.10'da verilmiştir.



Şekil 3.10: YSA ve OB-AÖM Yöntemlerine Ait Haftalık Tahmin Grafiği

Şekil 3.10'da gerçek ve tahmin değerleri incelendiğinde 2021 Ocak- 2021 Eylül dönemleri arasında haftalık bazda 7.50-8.50 TL arasında olan Dolar/TL kuru 2021 Ekim ayından itibaren sert bir yükseliş hareketi sergileyerek yukarı yönlü artışı sürdürmektedir. Hem YSA hem de OB-AÖM yöntemleri genel anlamda yukarı ve aşağı yönlü hareketleri yakalayan tahmin sonuçları vermiştir. Özellikle 19 Kasım 2021 tarihindeki yukarı, 17 Aralık 2021 tarihindeki aşağı ve sonrasında 31.12.2021 tarihindeki yukarı yönlü kırılmaları her iki yöntemde iyi tahmin göstermiştir.

BÖLÜM 4

4. SONUÇ

Yakın zamanda döviz kurunda yaşanan ani artışlar faiz, enflasyon, işsizlik gibi makro göstergeler, cari açık, yabancı yatırımların yanı sıra tüketici ve üretici fiyatları üzerinde son derece etkili olmuştur. Ani fiyat artışları tüketici tarafında alım gücünün düşmesine neden olurken üretici tarafında maliyetlerin artmasına neden olmaktadır. Son yıllarda döviz kurunda öngörülemeyen artış hane halkının dövize olan ilgisinin ve talebinin artmasına neden olmuştur. Döviz kurunun kontrol altında tutulması ve beklenmeyen artışların önüne geçme adına döviz kuru tahmini önemli olmaktadır. Etkili ve doğru tahminler politika yapıcılar için önemli bir kaynak olacaktır. Bu sayede kısa ve uzun vadede para ve maliye politikası araçları kullanılarak döviz kurundaki aşırı oynaklığın ve buna bağlı olumsuz etkilerin önüne geçilebilir. Aksi halde dış açık artacak, ülke risk primi yükselecek ve ekonomik denge bozulacaktır. Döviz kuru tahmininin önemi ve zorluğundan dolayı tahmin yöntemi seçimine dikkat edilmelidir. Doğrusal sınırlamaların olduğu ve fonksiyonel kalıbın önceden bilinmesini gerektiren doğrusal tahmin yöntemleri döviz kurunun belirleyicilerindeki karmaşıklıktan ötürü yeterli tahmin başarısını gösterememektedir (Pekkaya, Çebi, 2007; Altan, 2008; Esenyel, 2016). Bu yüzden fonksiyonel kalıbın önceden belirlenme zorunluluğunun ve kısıtlayıcı varsayımların olmadığı doğrusal olmayan yöntemlerin döviz kurunun belirlenmesinde daha iyi sonuçlar vereceği düşünülerek bu çalışmada döviz kuru tahmininde AÖM ve YSA yöntemleri kullanılmıştır ve bu iki yöntemin karşılaştırmalı analizine yer verilmiştir.

Son zamanlarda AÖM yöntemi kullanılarak yapılan çalışmalarda artış görülmektedir. AÖM yönteminin gerek sınıflandırma gerekse tahmin çalışmalarında hızlı ve etkin sonuçlar üretmesi bu yöntemin kullanılmasını cazip hale getirmiştir. AÖM yönteminin tahmin başarısındaki avantajlarından dolayı pek çok farklı alanda tahmin yöntemi olarak kullanımı artmıştır. İktisat literatüründe AÖM yöntemi model tahminlerinde kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle ekonomik göstergelerin öngörüsü politika yapıcılar için son derece önemlidir. Bu doğrultuda bu çalışmada YSA ve AÖM yöntemleri kullanılarak döviz kuru tahmini yapılması amaçlanmıştır. Doğrusal olmayan

yöntemler olan YSA ile AÖM yöntemleri uygulanarak bu yöntemlerin döviz kuru tahminindeki başarıları kıyaslanmıştır. Uygulama yapılırken aylık ve haftalık veriler kullanılarak farklı veri tipleri için de başarı kıyaslamasına yer verilmiştir. Bu tahmin çalışmalarında farklı algoritmalar, aktivasyon fonksiyonları ve nöron sayıları ile modeller oluşturulmuştur.

Aylık döviz kuru tahmin çalışmasında 12 bağımsız değişkene (FAIZTUR, FAIZABD, ENFTUR, ENFABD, TRM2, SP500, BIST100 IHRACR, ITHALTR, POLRISK, SUE, REZ) ait aylık veriler kullanılarak dolar kuru tahmini yapılmıştır. Literatürden farklı olarak politik risk ve net rezerv değişkenleri modele dahil edilmiştir. Uygulama sonucunda hem YSA hem AÖM yöntemleri ile elde edilen tahmin sonuçları birbirine yakın ve başarılı olup; OB-AÖM yöntemine ait sonuçlar hem YSA hem de diğer AÖM yöntemlerine göre daha iyi tahmin performansı göstermiştir. Sırasıyla en başarılı diğer yöntemler ise B-AÖM, AÖM ve YSA yöntemleri olmuştur.

Haftalık döviz kuru tahmin çalışmasında 6 bağımsız değişkene (FAIZTUR, FAIZABD, TRM2, ABDM2, TRCDS, BIST100) ait veriler kullanılarak YSA ve AÖM yöntemleri ile tahmin çalışmaları yapılmıştır. Uygulama sonucunda aylık veriler kullanılarak elde edilen sonuçlara benzer çıkmıştır. Hem YSA hem AÖM yöntemleri sonuçları birbirine yakın ve başarılı olup; OB-AÖM yöntemine ait sonuçlar hem YSA hem de diğer AÖM yöntemlerinden daha iyi tahmin performansı göstermiştir. YSA yöntemi ise B-AÖM ve AÖM yöntemlerinden daha iyi sonuçlar vermiştir. OB-AÖM yönteminden sonra en başarılı yöntemler sırasıyla YSA, B-AÖM ve AÖM yöntemleri olmuştur.

Ülkemizde son dönemde döviz kurunun artmasında jeopolitik konum, iç ve dış politikadaki gelişmeler gibi birçok ekonomi dışı gösterge etkili olmuştur. Modele tam olarak dahil edilemeyen bu etkenlere rağmen kurulan modeller ve kullanılan yöntemler döviz kuru tahmininde oldukça başarılı olmuştur. Hem aylık hem de haftalık veriler kullanılarak yapılan tahmin çalışmalarında OB-AÖM yöntemi B-AÖM, AÖM ve YSA yöntemlerinden daha iyi sonuçlar vermiştir. Ayrıca uygulama esnasında genel olarak AÖM yöntemleri hesaplama süresi açısından YSA yöntemine göre oldukça hızlıdır. Nöron sayısındaki artışın otomatik olarak bilgisayar işlemci süresini üstel artırdığını ve

özellikle yüksek boyutlu, karmaşık modellerde YSA yönteminin işlem süresinin daha uzun olacağını düşünürsek AÖM yönteminin bu hızlı işlem süresi uygulayıcılara son derece önemli avantaj sağlayacaktır. Bu doğrultuda OB-AÖM ve diğer AÖM yöntemlerinin çalışmalarda kullanılmasının başarılı sonuçlar vereceği söylenebilir.

Bu çalışma AÖM yöntemlerinin YSA yöntemlerine göre çok daha kısa sürede başarılı sonuçlar ortaya koyduğunu göstermiştir. Nöron sayılarındaki artış YSA işlem süresini artırırken AÖM yönteminde dikkate değer bir artış olmamaktadır. Veri miktarına bağlı olarak YSA yönteminde haftalık verilerin uygulama süresi aylık verilerin uygulama süresinden daha yüksek iken AÖM yöntemi süreleri arasında fark çok azdır. Ayrıca en iyi sonucu elde etmek için YSA yöntemi daha fazla parametre ayarı gerektirmektedir. Özellikle büyük veri içeren çalışmalarda işlem süresinden kaynaklı sorunların üstesinden gelmek için AÖM yöntemleri tercih edilebileceğini göstermiştir. Gelecek çalışmalarda özellikle büyük veri içeren farklı veri setleri için AÖM yöntemleri kullanılması araştırmacılara daha hızlı ve daha iyi sonuçlar elde etme imkanı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Akan, D. M., “Uluslararası Döviz Kuru Sistemlerinin Geleceği: Bretton Woods’a Geri Dönülebilir Mi?”, *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2010/2, ss.108-115.
- Akusok,A.,Björk, KM., Miche, Y., Lendasse,A. *High-Performance Extreme Learning Machines:A Complete Toolbox for Big Data Applications*, IEEE Access, 2015(3), ss.1011-1025.
- Alçın, Ö., F., (2015), *Aşırı Öğrenme Makinalarının Seyrek Geri Çatma Algoritmaları ile Optimizasyonu*, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Alkın, Erdoğan vd., (2005), *İktisada Giriş*, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.
- Altan, Ş., “Döviz Kuru Öngörü Performansı İçin Alternatif Bir Yaklaşım: Yapay Sinir Ağı”, *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2008, 10(2), ss.141-160
- Bardakçı, H., “Geçmişten Bu Güne Dünya Uluslararası Para Sistemlerinin Gelişimi”, *Avrasya Dosyası Dergisi*, 2022 13(1), ss. 30-59.
- BEGG, David, vd., (2005), *İktisat*, çev. Vildan Serin, (8. baskı), Türkiye İş Bankası.
- Bircan, H., Y., Karagöz, “Box-Jenkins Modelleri ile Aylık Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama”, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*,2003, 6(2), ss. 49-62.
- Borchert, M., (1998), *Geld und Kredit: Einführung in die Geldtheorie und Geldpolitik*, München: Oldenbourg Verlag.
- Boyes,W., Melvin, M. (2013), *Ekonominin Temelleri*, çev. Erdinç Telatar,(5. baskı), Nobel Akademi Yayıncılık.
- Cassel, G. “Abnormal Deviations in International Exchanges”, *The Economic Journal*, 1918, 28(112), 413-415.
- Cebeci,A.,F., (2014), *A Comparative Analysis of Classical Models and Artificial Intelligence Based Models in Forecasting Exchange Rates*, Gebze Institute of Technology Institute of Social Sciences.
- CBOE, (2022). Chicago Board Options Exchange, VIX, https://www.cboe.com/tradable_products/vix/ ,(01.10.2022)
- Cömert, H., “İmkansız Üçleme’den İmkansız İkilem’e: Bretton Woods Dönemi ve Sonrası Para Politikası”, *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2016/34,(1), ss.115-136.
- Çakır, F. S., (2020), *Yapay sinir Ağları*,(3.baskı), Nobel Yayınları, Ankara.

- Çam, S., (2017), *Döviz Kuru, Altın Fiyatları ve Borsa Getirileri Yönünün Yapay Sinir Ağları ve Yüksek Dereceden Markov Zincirleri Modelleri ile Tahmini*, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana.
- Çuhadar, M., K., Demirbaş, K., Dayan, “ TÜFE Bazlı Reel Efektif Döviz Kurunun Alternatif Yaklaşımlarla Modellenmesi ve Tahminlenmesi”, *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi* , 2019/2, (34), ss.78-103.
- Danacı, M.C., M., ŞİT, A. ŞİT, “Kredi Temerrüt Swaplarının (CDS’lerin) Büyüme Oranıyla İlişkilendirilmesi: Türkiye Örneği” *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2017/9, (2), ss.67-78.
- Demir E., A. Öztekin, “Aşırı Öğrenme Makinesiyle GSM Sinyal Bazlı Konum Belirleme”, *3rd International Conference on Data Science and Applications (ICONDATA’20)*, İstanbul, 2020/1, ss.63-68
- Demirbaş, M., “1980 Dönüşümünün İhracat ve İthalat Üzerindeki Etkisi”, *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2003/13, (12), ss.233-249.
- D’Arista, J., “The International Monetary System”, *Cambridge Journal of Economics*, 2009, (33), ss.633-652.
- Eğilmez, M., Kumcu, E., (2006), *Ekonomi Politikası Teori ve Türkiye Uygulaması. Remzi Kitabevi*, (10. Baskı), İstanbul.
- Eken, H., E., Kale, S., “Finans Teorisi Kapsamında Para Arzı Bileşenleri Üzerine Bir İnceleme: TCMB Örneği”, *Kırklareli Üniversitesi İİBF Dergisi*, 2018/7, (3), ss.176-189.
- Elmas, Ç., (2016), *Yapay Zeka Uygulamaları*, (3. baskı), Seçkin Yayıncılık.
- Ertuğrul, Ö. F., M. E., Tağluk, Y., Kaya, “Enerji İletim Hatlarında Oluşan Arızaların Aşırı Öğrenme Makinesi ile Tespiti”, *21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2013.
- Ertuğrul, Ö. F., "Aşırı Öğrenme Makineleri ile biyolojik sinyallerin gizli kaynaklarına ayrıştırılması", *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 2016/7, (1), ss.41-50.
- Erturan, M. B., F., Merdivenci, “Zaman Serileri Analizi İçin Optimize ARIMA-YSA Melez Modeli”, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 2022/37, (2), ss.1019-1032.
- Esenyel, N., M., (2016), *Döviz Kurunun Tahmin Edilmesinde İstatistiksel Yöntemlerin Karşılaştırmalı Analizi*, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

- Esenyel, N. M., M., Akın, “Döviz Kuru Getirisinin Tahmininde ELM, ARMA ve ARMA-GARCH Modellerinin Doğruluk Performansının Karşılaştırılması”, *Alphanumeric Journal*, 2017/5, (1), ss.1-14.
- Fausett, L.(1994), *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Application*, Prentice Hall, Englewood Clifs.
- Fırat, M., “Covid-19 Krizi ve IMF destekli Maliye Politikalarının Gerekliği”, *Ekonomi, İşletme ve Maliye Araştırmaları Dergisi*, 2020/2, (3), ss.209-222.
- Galeshchuk S., “Neural Networks Performance in Exchange Rate Prediction”, *Neurocomputing*, 2016, 172, ss.446-452
- Géron, A., (2021), *Scikit-Learn, Keras ve Tensorflow ile Uygulamalı Makine Öğrenmesi*, (1.baskı), Buzdağı Yayınevi, Ankara.
- Goodfellow, I. Bengio, Y., Courville, A., (2018), *Derin Öğrenme*, Çev. Fatoş Yarman Vural, Ramazan Gökberk Cinbiş, Sinan Kalkan, Buzdağı Yayınevi, Ankara.
- Göçken, M., M., Özçalıcı, vd. ..., “A Hybrid Extreme Learning Machine and its Variant for Stock Price Prediction”, *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 2016, 31(ÖS2), ss.53-61.
- Gurney, K., (1996), *Computers and Symbols Versus Nets and Neurons*, UCL draft Papers, No:1, U.K.
- Gül, K., N., (2021), *Fotovoltaik Santrallerin Uzaktan İzlenmesi ve Aşırı Öğrenme Makinaları ile İleriye Yönelik Üretim Tahmini*, İnönü Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Güler K., Tepecik A., “Exchange Rates’ Change by Using Economic Data with Artificial Intelligence and Forecasting the Crisis”, *Procedia Computer Science*, 2019,158, ss. 316-326.
- Güloğlu B., A., Akman, “Türkiye’de Döviz Kuru Oynaklığının SWARCH Yöntemi İle Analizi”, *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 2007/4(512), ss. 43-51.
- Hamzaçebi C. (2011), *Yapay Sinir Ağları: Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı*, Ekin Yayıncılık, Bursa.
- Hayali, A. S., H. T., Babacan, “Yapay Sinir Ağları Aracılığıyla Döviz Kurunu Belirleme: Türkiye Örneği”, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2021/8, (2), ss.749-760.
- Haykin, S., (1994), *Neural Network: A Comprehensive Foundation*, Macmillian College, New York.

- Hançerlioğlu, O., (1993), Ekonomi Sözlüğü, (5. Baskı), Remzi Kitabevi, İstanbul.
- Helleiner, E. “ The Contemporary Reform of Global Financial Governance: Implications of and Lessons from the Past”, *G-24 Discussion Paper Series*, April 2009/55.
- Huang, G.B., Q.Y., Zhu, C.K. Siew, “Extreme Learning Machine Theory and Applications”. *Neuro Computing*, 2006/70, ss.489-501.
- Huang, G-B., Q-Y., Zhu, C-K., Siew, “Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks” *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541)*, 2004/2, ss.985-990.
- Huang G. B., Wang D. H. ve Lan Y., “Extreme learning machines: a survey”, *Int. J. Mach. Learn. & Cyber*, 2011/2, ss.107–122.
- IMF Data, <<http://data.imf.org>>, (26.11.2022).
- Kaplan, M., Tekeli R., (2008), Ekonomide Bekleyişler ve Tahmin: Yapay Sinir Ağları Uygulamaları, Tablet Yayınları, Konya.
- Karabıyık, C., “Türkiye’de Borsa, Emtia, Tahvil ve Döviz Piyasaları Arasındaki Etkileşim: Yayılım Endeksi Yaklaşımı”, *Journal of Management and Economics Research*, 2020/18, (4) , ss.265-284.
- Karakuzu, C., “İki Yeni Çok Katmanlı Aşırı Öğrenme Makinesi ve Rüzgar Hızı Tahmininde Kıyaslamalı Başarımı”, *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2020/3, (2), ss.147-153.
- Kepek, Y., Yentürk, N. (2005), Türkiye Ekonomisi, Remzi Kitapevi, İstanbul.
- Kızılkaya, O., (2017), *Para Krizlerinin Tahmininde Logit-Probit Modelleri ve Yapay Sinir Ağları: Türkiye Örneği*(Doktora tezi), İnönü Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Malatya.
- Kingma, D. P. , J. L. Ba, “Adam: a Method for Stochastic Optimization”, *International Conference on Learning Representations*, 2015, ss.1–15.
- Köse, Ü. B., (2021), *Yapay Sinir Ağları ve Gri Model İle Döviz Kuru Tahmini*, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Krugman, P.R., Obstfeld, M., (2006), *International economics: Theory and policy*, USA: Pearson Publishing.
- Kuruç, B., Bretton Woods Antlaşmasının 70. Yılı, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 2016/34, (1), ss.7-26.

- Li, Y., Zhang, S., Yin, Y., Xiao, W., Zhang, J., “A Novel Online Sequential Extreme Learning Machine for Gas Utilization Ratio Prediction in Blast Furnaces”, *Sensors*, 2017/17, (8), 1847.
- Liang, N.,Y., Saratchandran, P., Huang,G., P., Sundararajan, N., “Classification of mental tasks from EEG signals using extreme learning machine”, *International Journal of Neural Systems*, 2006, 16, ss. 29–38.
- Lippmann, R. P., “An Introduction to Computing With Neural Nets”, *IEEE ASSP Magazine*, April, 1987, 4-2, D 2.
- Obstfeld, Maurice & Taylor, Alan M.: ‘Globalization and Capital Markets’, *Globalization in Historical Perspective*, Editors: Michael D. Bordo, Alan M. Taylor, Jeffrey G. Williamson, University of Chicago Press: Chicago, 2003, ss.121-187.
- Onaran, B. D., (2010), *Yapay Sinir Ağları ile Döviz Kuru Tahmini*, İstanbul Bilgi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özçalıcı, M., “Aşırı Öğrenme Makineleri İle Hisse Senedi Fiyat Tahmini”, *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2017/35, (1), ss.67-88.
- Özdemir, R., (2010), *Elektrodepolama Yöntemi ile Elde Edilen ZnFe İnce Filmlerinin Elektriksel Özdirenç Özelliklerinin Sezgisel Yöntemler Yardımıyla İncelenmesi*(Yüksek lisans tezi), Kilis 7Aralık Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kilis.
- Özdemir, O., Memmedli M., Nizamitdinov, A., “ANN Models and Bayesian Spline Models for Analysis of Exchange Rates and Gold Price”, *International Econometric Review*, 2013, ss.53-69.
- Özer, T. C., (2011), *Türkiye’de 1980-2010 Arası Uygulanan Döviz Kuru Politikaları*, Maltepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özkan, F., “Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarıyla Alternatif Yaklaşım”, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 2011/6, (2), ss.185-200.
- Özkan, F., “Döviz Kuru Tahmininde Parasal Model ve Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması”, *Business and Economics Research Journal*, (2012), 3(1), ss.27-39.
- Öztemel, E. (2016), *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Panda, C., Narashiman V., “Forecasting Exchange Rate Better With Artificial Neural Network”, *Journal of Policy Modeling*, 2007/29, ss.227–236.

- Parasız, M. İ., “Uluslararası Para Sisteminde Bretton Woods Sisteminin Çöküşünden Sonraki Gelişmeler”, *Akademi: Bursa İktisadi ve Ticari İlimler Akademisi Dergisi*, 1978, 7(3), ss. 25-91.
- Parasız, İ., (1986), *Uluslararası Para Sistemi*, Uludağ Üniversitesi Basımevi, Bursa.
- Parasız, İ., (2009), *Para Banka ve Finansal Piyasalar*, (9. Baskı), Ezgi Kitapevi, Bursa.
- Parasız, İ. , Nazım, E, (2016), *Uluslararası Finans ve Küresel Finans Krizi*, (2. Baskı), Ezgi Kitapevi, Bursa.
- Pekkaya, M., Hamzaçebi, C., “Yapay Sinir Ağları ile Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama”, *Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği 27. Ulusal Kongresi*, 2007.
- Poyraz, İ., (2019), *Güç Sistemlerinde Gerilim Kararlılığı İndekslerinin Uç Öğrenme Algoritması ile Tahmini*, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- PRS Group, <<https://www.prsgroup.com>>, (12.08.2022).
- PRS (2014), “International Country Risk Guide Methodology”, Political Risk Rating, <<https://www.prsgroup.com/wp-content/uploads/2014/08/icrgmethodology.pdf> > (05.09.2022).
- Ravi, D., C., Wong, F., Deligianni, M., Berthelot, J., Andreu-Perez, B., Lo, & G. Z., Yang, “Deep learning for health informatics” *IEEE journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017/21, (1), ss.4-21.
- Reilly, D.L., Cooper, L.N., (1990), *An overview of neural networks: early models to real world systems*, Academic Press, New York.
- Ruder, S., "An overview of gradient descent optimization algorithms", arXiv preprint arXiv:1609.04747, 2017, ss.1-14.
- Rong, H.,J., Ong, Y.S., Tan, A., H., Zhu, Z. “A fast pruned-extreme learning machine for classification problem”, *Neurocomputing*. 2008, 72(1-3), ss.359-366.
- Sarno, L.,Taylor, M., “Purchasing power parity and the real exchange rate”, *IMF Staff Papers*, 2003/49, ss.65–105.
- Seyidoğlu, H.,(1993), *Uluslararası İktisat*, İstanbul.
- Seyidoğlu, H., (2002), *Ekonomik Terimler Ansiklopedik Sözlük*, Güzem Can Yayınları, İstanbul.
- Seyidoğlu, H., (2003), *Uluslararası İktisat Teori, Politika ve Uygulama*, (Genişletilmiş 15. Baskı), Güzem Yayınları, İstanbul.
- Seyidoğlu, H., (2015), *Uluslararası İktisat Teori, Politika ve Uygulama*, 2015, (20. Baskı), Güzem Can Yayınları, İstanbul.

- Şahin, H. (2016), Türkiye Ekonomisi, Ezgi Kitabevi Yayınları, Bursa.
- Şeker, M., Yıldırım, E.S., Berkay, A., “Yapay Sinir Ağlarının Ekonomik Tahminlerde Kullanılması”, *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 2004/10(Özel Sayı), ss.79-83.
- Şen, Z., (2004), Yapay Sinir Ağları İlkeleri, Su Vakfı Yayınları, İstanbul.
- Suresh, S., S., Saraswathi, N., Sundararajan, “Performance enhancement of extreme learning machine for multicategory sparse data classification problems”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010/23, ss.1149– 1157.
- Tang, Z., P.A. Fishwick, “Feedforward Neural Nets as Models for Time Series Forecasting”, *ORSA Journal on Computing*, 1993/5, (4), ss.374-385.
- Taş, O., Yakak, E., Ugurlu, U., “Euro/TL Kuru Tahmininde İstatistik ve Yapay Sinir Ağları Kullanımı”, *4th Global Business Research Congress (GBRC)*, 2018/7, ss.414-417.
- TCMB, (2007) Enflasyon Raporu.
- TCMB, <<https://evds2.tcmb.gov.tr>>, (28.10.2022).
- TCMB, (2013) ,Enflasyon ve Fiyat İstikrarı, <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/06084069-3751-44a3-ba98-fc5a65b908ba/Enflasyon_FiyatIstikrari.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=ROOTWORKSPACE-06084069-3751-44a3-ba98-fc5a65b908ba-m51k8Dx> (22.12.2022). ISBN (elektronik): 978-605-4911-02-8.
- Tekin, B. F., (2019), *Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi Performans Karşılaştırması* , Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sivas.
- Tural, E. (2011), *Veri Madenciliği Teknikleri İle Döviz Kuru Tahmini*, Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- TÜİK, (2008), Satın alma gücü paritesi, Türkiye İstatistik Kurumu, Ankara.
- Türkş, F.C., (2022), *Yüksek Boyutlu Saĝkalım Verilerinin Denetimli Temel Bileşenler, Cezalı Cox Regresyon ve Aşırı Öğrenme Makineleri Yöntemleri İle Karşılaştırmalı Analizi*, Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
- Uçan, O., (2013), Döviz Kuru Dinamikleri,(1. baskı), Seçkin Yayınevi.
- Uğuz, S., (2019),Teorik Yönleri ve Python Uygulamaları ile Bir Yapay Zeka Ekolü, (1.Basım), Nobel Yayın, Ankara.
- Uzunoğlu, S., (2003), Para ve Döviz Piyasaları, Literatür Yayıncılık.

- Wong, F.S., “Time Series Forecasting Using Backpropagation Neural Networks”, *Neurocomputing*, 1991/2, ss.147-159.
- Yahoo Finans, <<https://finance.yahoo.com/>>, (13.06.2022).
- Yanar, R., “Gelişmekte olan ülkelerde döviz kuru rejimi tercihi: Yerel Sorunlara Global Çözümler”, *Sosyoekonomi*, 2008/2, ss.161-178.
- Yıldıran, C., U., (2017), İşletmelerde Döviz Kuru Tahmini ve Bir Uygulama, Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yıldız, Ö., (2006), Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı, Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Yılmaz, G., “Financial Dollarization, (De)dollarization and The Turkish Experience”, *Turkish Economic Association Discussion Paper*, (2005) No: 2005/6.
- Yılmaz, A., (2017), Yapay Zeka, (2.Basım), Kodlab Yayınları, İstanbul.
- Yurdakul, F., (2016) “Döviz Kuru Modellemesi ve Türkiye Üzerine Bir Uygulama”, *Döviz Kurunun Belirleyicileri Kısmi ve Koşullu Granger Nedensellik, SETAR, LSTAR, TVAR MODELLERİ*, Funda Yurdakul, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Zhang, G., P., Qi, M., “Neural Network Forecasting for Seasonal and Trend Time Series”, *European Journal of Operational Research*, 2005/160, ss.501-514.