

# BIST Ulaştırma Endeksinin YSA NARX Modeli ile Öngörülmesi

(Araştırma Makalesi)

*Forecasting of BIST Transportation Index with ANN NARX Model*

**Doi: 10.29023/alanyaakademik.1088404**

**Nesrin ÖZCAN AKDAĞ**

*YOK 100/2000 İşletme Anabilim Dalı Lojistik Alt Alan Doktora Öğrencisi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme ABD*  
*nsrnozcan@gmail.com*

*Orcid No: 0000-0001-8980-4459*

**Meltem KARAATLI**

*Doç. Dr. Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü*  
*meltemkaraatli@sdu.edu.tr*

*Orcid No: 0000-0002-7403-9587*

**Turan KOCABIYIK**

*Doç. Dr. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Finans ve Bankacılık Bölümü,*  
*turankocabiyik@sdu.edu.tr*

*Orcid No: 0000-0003-3651-206X*

**Bu makaleye atıfta bulunmak için:** Özcan Akdağ, N., Karaatlı, M., & Kocabiyik, T. (2022). BIST Ulaştırma Endeksinin YSA NARX Modeli ile Öngörülmesi. *Alanya Akademik Bakış*, 6(3), Sayfa No.2721-2746.

## ÖZET

### **Anahtar kelimeler:**

BIST Ulaştırma Endeksi, XULAS, Öngörü, YSA NARX Model.

### **Makale Geliş Tarihi:**

15.03.2022

### **Kabul Tarihi:**

3.06.2022

Rekabetçi koşulların sürekli ya da ani değişimi, ulaştırma sektörü içerisinde yer alan işletmelerin, hisse senedi yatırımcılarının ve diğer aktörlerin stratejik hamleler yapmalarını zorlaştırmaktadır. Bu durumda hisse senetlerinde meydana gelen aşağı ve yukarı yönlü hareketleri yansıtan endekslerin doğru bir şekilde yorumlanıp tahmin edilmesi, daha sürdürülebilir bir rekabet avantajı sağlayacaktır. Bu çalışmanın amacı, ulaştırma sektöründe faaliyet gösteren dokuz adet şirkete ait hisse senetlerini bünyesinde tutan BIST Ulaştırma endeksinin (XULAS), Yapay Sinir Ağları (YSA) Doğrusal Olmayan Dışsal Girdili Otoregresif Ağ (NARX) modeli ile öngörmeye çalışmaktır. Bu doğrultuda, XULAS üzerinde doğrudan veya dolaylı etkisi olduğu düşünülen aylık bazda on ve günlük bazda altı adet makroekonomik değişken tespit edilmiştir. Çalışmada aylık ve günlük olmak üzere iki farklı model önerisinde bulunulmuştur. Çalışmada kullanılan günlük veriler 19/07/2010-15/10/2021 dönemini kapsarken aylık veriler de 08/2010-08/2021 dönemini kapsamaktadır. Performans ölçütleri olarak MAD, MSE, RMSE ve MAPE değeri sonuçlarına bakılmıştır. Yapılan öngörü sonucunda önerilen YSA NARX ağ modellerinin XULAS değerlerini öngörmeye oldukça başarılı olduğu söylenilebilir. Her iki model karşılaştırıldığında günlük verilerle çalışmanın tahmin ve öngörü açısından daha başarılı sonuçlar verdiği saptanmıştır.

**ABSTRACT**

**Keywords:**  
BIST Transportation  
Index, Forecasting,  
ANN NARX Model.

*Continuous or sudden changes in competitive conditions pose difficulties for businesses, stock investors and other actors in the transportation sector to make strategic moves. In this case, if the indices reflecting the upward and downward movements in the stocks can be interpreted and estimated correctly it will provide a more sustainable competitive advantage. Under that circumstances, the aim of the study was tried to be predicted with the BIST Transportation index (XULAS) Artificial Neural Networks (ANN) Nonlinear External Input Autoregressive Network (NARX) model, which includes the stocks of nine companies operating in the transportation sector. Accordingly, ten macroeconomic variables on a monthly basis and six on a daily basis, have been identified which have a direct or indirect effect on XULAS. In this study, two different models were suggested as monthly and daily. While the daily data used in the study covers the period of 19/07/2010-15/10/2021, the monthly data covers the period of 08/2010-08/2021. As performance criteria, the results of MAD, MSE, RMSE and MAPE values were examined. As a result of the prediction, it can be said that the proposed ANN NARX network models are quite successful in predicting the XULAS values. When both models are compared, it has been determined that working with daily data gives more successful results in terms of forecasting and prediction.*

**1. GİRİŞ**

Küreselleşen ekonomilerin artması, şirketlerin performans odaklı yaklaşımları, iletişim ve bilişim teknolojileri alanlarında yaşanan gelişmelerle birlikte ulaşım sektöründe ilerleme sağlanmıştır (Baygöl, 2020: 396-397). Ulaşım sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin performans ve başarıları, risklere duyarlılıkları nedeniyle (Günay, 2021: 1412) BIST Ulaştırma Endeksi (XULAS) bu sektörün en önemli finansal göstergesi olarak kabul edilmektedir. Finansal liberalleşmeyle birlikte, para ve sermaye piyasaları ile makroekonomik yapılar etkileşim içerisine girmişlerdir (Kıracı, 2020: 181). Makroekonomik yapılarda meydana gelen dalgalı hareketler, finans piyasasında kırılabilirliği arttırdığı için daha sürdürülebilir bir gözlem adına XULAS değerlerinin tahmini; yatırımcılar, sektör temsilcileri ve diğer etkilenenler açısından oldukça önemlidir. Bireysel ve kurumsal yatırımcıların yanında, potansiyel yatırımcıların da ileriye dönük planlarında mevcut yatırımlarının durumu veya yatırım yapmayı planladıkları çeşitli yatırım araçları hakkında bilgi edinmek ve buna göre bir yol haritası çizmek istemektedirler. Bu açıdan, yatırım enstrümanları ileriki dönemlerde fiyat eğilimlerinin ne yönlü olacağını öngörmek oldukça kıymetlidir (Kantar, 2020: 122).

Sektörün genel durumu hakkında bilgi veren endeksler, stratejik yatırım kararlarının yönetilmesinde önemli roller üstlenmektedir. Borsa İstanbul (BIST) endeksleri arasında yer alan XULAS'ın gelecekteki fiyat hareketlerinin tahmin edilmesi finansal yazına katkı sağlayarak mevcut ve potansiyel yatırımcıların ilgisini kazanacaktır. XULAS endeksini oluşturan şirketlerin listesi Tablo 1'de gösterilmiştir.

**Tablo 1. BIST Ulaştırma Sektöründe Yer Alan Şirketler**

Kod	Şirket Unvanı	Faaliyet Konusu
BEYAZ	BEYAZ FİLO OTO KİRALAMA A.Ş.	Motorlu Araçların Sıfır Km. ve İkinci El Ticareti/Satış Sonrası Servis Hizmetleri
CLEBI	ÇELEBİ HAVA SERVİSİ A.Ş.	Havaalanı Yer Hizmetleri

DOCU	DO & CO AKTIENGESELLSCHAFT	Havayolları İkrım Hizmetleri/Uluslararası Organizasyon İkrım Hizmetleri/Restoranlar/Yolcu Salonları ve Otel
GSDDE	GSD DENİZCİLİK GAYRİMENKUL İNŞAAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	Ulusal ve Uluslararası Denizlerde Taşımacılık ve Armatörlük
GRSEL	GÜR-SEL TURİZM TAŞIMACILIK VE SERVİS TİCARET A.Ş.	Kara Yolu Taşımacılığı
PGSUS	PEGASUS HAVA TAŞIMACILIĞI A.Ş.	Ulusal ve Uluslararası Havayolu Taşımacılığı
RYSAS	REYSAS TAŞIMACILIK VE LOJİSTİK TİCARET A.Ş.	Taşımacılık ve lojistik faaliyetleri
TLMAN	TRABZON LİMAN İŞLETMECİLİĞİ A.Ş.	Liman İşletmeciliği
TUREX	TUREKS TURİZM TAŞIMACILIK A.Ş.	Personel Taşımacılığı/Bireysel ve Filo Araç Kiralama/İş Makinası Kiralama
THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI A.O.	Ulaştırma, Haberleşme ve Depolama/Ulaştırma/Hava Taşımacılığı

**Kaynak:** kap.org.tr

Günümüzde endeks performanslarını ölçme, finansal kriz tahmini, hisse senedi fiyatlarının yönünü tahmin etme gibi finansal konularda yaşanan belirsizliklerin çözümünde YSA sıklıkla kullanılmaktadır (Sakarya vd., 2015: 53). Bu çalışmada, XULAS değerlerinin Doğrusal Olmayan Otoregresif Eksojen (NARX) sinir ağı modeli ile tahmin ve öngörüsü amaçlanmıştır. Akademik yazında YSA NARX sinir ağı modelinin tahminleme gücünün oldukça başarılı olduğu vurgulanmıştır (Acuna & Curilem, 2012; Godarzi vd., 2014; Ruslan vd., 2014; Karasu vd., 2017; Mohebbi vd., 2019; Karaatlı vd., 2020; Selçi, 2020). Çalışmanın amacı doğrultusunda, XULAS üzerinde etkisinin olabileceği düşünülen makroekonomik değişkenlerin belirlenmesi araştırma açısından oldukça önemlidir. Bu nedenle makroekonomik değişkenlerin incelendiği çalışmalar ayrıntılı şekilde araştırmanın ikinci bölümünde yer verilmiştir. Bunun yanı sıra uzman görüşü desteği alınarak çalışmada kullanılan makroekonomik değişkenler tespit edilmiştir. Bu değişkenler ile hem aylık hem de günlük bazda veri setleri hazırlanmıştır ve bu verilere ait bilgiler çalışmanın üçüncü bölümünde yer almıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde ise aylık ve günlük bazda verilerden yararlanılarak ayrı ayrı YSA NARX Modeli önerilmiş ve modellerin tahmin sonuçları performans ölçütleri ile değerlendirilmiştir. Son olarak beşinci bölümde çalışmanın sonucuna yer verilmiş ve gelecekte yapılacak olan çalışmalara öneri sunulmuştur.

## 2. LİTERATÜR

Bu çalışmada iki farklı literatür taraması yapılmıştır. Öncelikle çalışmada kullanılan makro ekonomik değişkenlerle ilgili literatüre değinilmiş olup, ardından yapay sinir ağı ile yapılmış öngörü ve tahmin çalışmaları ile ilgili literatür taramasına yer verilmiştir. Literatürde hisse senedi ve endeksler üzerinde nedensellik ilişkisi ile ilgili yapılmış pek çok çalışma olup, genellikle Brent petrol, Borsa İstanbul 100 (BIST 100), BIST Sanayi, BIST Kimya, Üretici Fiyat Endeksi (ÜFE), Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE), döviz kuru (USD/TL), Mevduat Faiz oranı gibi değişkenler kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan makro ekonomik değişkenlere ait literatür taramasının özeti şu şekildedir:

Gençtürk (2009)'ün çalışmasında, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda (İMKB) işlem gören hisse senedi fiyatları ile makroekonomik değişkenler arasındaki ilişki tespit edilmeye

çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan değişkenler; İMKB-100 endeksi, TÜFE, hazine bonusu faiz oranı, para arzı (M2), Sanayi Üretim Endeksi (SÜE), Amerikan Doları, altın fiyatları şeklindedir. Araştırmada “Çoklu Doğrusal Regresyon Yöntemi” kullanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre İMKB-100 endeksi ile altın, TÜFE ve para arzı ile endeks arasında pozitif, SÜE, Amerikan Doları ve hazine bonusu faiz oranları ile negatif yönlü bir ilişki olduğu tespit edilmiştir.

Gencer & Demiralay (2013)’ın yaptıkları çalışmada, Borsa İstanbul'dan 18 alt endeksin sektörel getirileri ile ham petrol fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Ocak 2002 ile Nisan 2013 arasındaki dönem için aylık verileri kullanılmıştır. Kısa vadeli ve uzun vadeli dinamikleri keşfetmek için VAR (Vektör Otomatik Regresyon) ve VECM (Vektör Hata Düzeltme Modeli) metodolojisini yürüterek çok değişkenli zaman serisi analizi uygulanmıştır. Uzun dönemli bir denge ilişkisi ve petrol fiyatlarından XULAS alt endeksine doğru herhangi bir nedensellik tespit edilmemiştir.

Kapusuzoğlu vd. (2014)’nin yaptıkları çalışmada, Türkiye'deki döviz kuru (Euro) ile İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'ndaki (İMKB) 22 endeks arasındaki ilişki ve bu ilişkinin yönü ekonometrik tekniklerle analizi amaçlanmıştır. Araştırmada kullanılan Johansen Eşbütünleşme testine göre Avro ve XULAS arasında bir ilişki olduğu ortaya konulmuştur. Bu ilişkinin uzun dönemli bir ilişki olduğu ayrıca belirtilmiştir. Granger nedensellik testi sonucuna bakıldığında da aralarında tek yönlü bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur.

Kendirli & Çankaya (2016), çalışmalarında ham petrol varil fiyatı ile bazı makroekonomik değişkenler arasında herhangi bir nedensellik ilişkisi olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan değişkenler; ham petrol varil fiyatı, BIST 100 ve XULAS şeklindedir. Analiz için kullanılan veriler 04.01.2000-30.04.2015 aralığındaki döneme ait günlük verilerdir. Çalışmada, Granger Nedensellik Testi uygulanmıştır. Araştırma sonuçlarına göre değişkenler arasında nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir.

Büberkökü (2017), çalışmasında petrol fiyatındaki değişimlerin Türk hisse senedi piyasaları üzerinde herhangi bir etkisi olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan değişkenler; BIST100, BIST Mali, BIST Sınai ve BIST Hizmet, Brent petrol fiyatları şeklindedir. Analiz sonuçlarına göre Brent petrol ile Türk hisse senedi piyasaları arasında nedensellik ilişkisi olduğu tespit edilmiştir. Bu ilişkinin uzun dönemli ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Karcıoğlu vd., (2017)’nin yapmış oldukları çalışmada, Brent petrol ile bazı makroekonomik değişkenler arasında herhangi bir ilişki olup olmadığı araştırılmıştır. Bu doğrultuda çalışmada kullanılan değişkenler; Brent petrol fiyatları, BIST 100, BIST Kimya, BIST Ulaştırma ve BIST Sanayi endeksleri şeklindedir. Çalışmada Johansen Eşbütünleşme testinden yararlanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre petrol fiyatı ile sektörler arasındaki ilişki yönü pozitif olduğu vurgulanmıştır.

Eyüboğlu (2018) çalışmasında, Borsa İstanbul sektör endeks getirileri ile Reel Kesim Güven Endeksi arasındaki ilişki incelenmiştir. Araştırma yöntemi olarak ARDL Sınır Testi kullanılmıştır. Kısa dönemde reel kesim güven endeksindeki artışın XULAS borsa endeks getirilerini pozitif yönde etkilemediği sonucuna varılmıştır.

Şahin & Durmuş (2018) yapmış oldukları çalışmada, hisse senedi fiyatları ile bazı makroekonomik değişkenler arasındaki ilişki incelenmiştir. Bu doğrultuda çalışmada

kullanılan değişkenler; hisse senedi fiyatı, ekonomik büyüme, Sanayi Üretim Endeksi, Enflasyon, TÜFE (2010=100), Reel İhracat, Döviz Kuru şeklindedir. Değişkenlere ait veriler Ocak 2005 ve Aralık 2017 aralığındaki döneme aittir. Araştırmada, Toda-Yamamoto, Hatemi-J (2012) Asimetrik Nedensellik Testi kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre hisse senedi piyasasındaki değişimler ile ekonomik büyüme, döviz kuru arasında nedensellik olduğu görülmüştür.

Oralbaykızı (2019) çalışmasında, petroldeki fiyat değişimlerinin bazı Borsa İstanbul endeksi üzerindeki etkileri incelenmiştir. Bu doğrultuda çalışmanın değişkenleri; petrol fiyatı, BIST 100, XULAS, XKMYA ve XUSIN değerleri şeklindedir. Araştırmada kullanılan veri seti aylık bazda olup Mayıs 2001 – Nisan 2017 dönemini kapsamaktadır. Analizler VAR yönteminden faydalanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, petrol fiyatında meydana gelen değişimler araştırmaya dâhil edilen değişkenleri etkilediği sonucuna varılmıştır.

Açık, vd., (2020)'nin çalışmasında, XULAS ve döviz kuru (Dolar/TL) arasındaki ilişki incelenmiştir. Analizlerd kullanılan veri seti 2 Ocak 2000 ve 16 Eylül 2018 aralığındaki döneme aittir. Değişkenlere ait veriler haftalık olarak analize dâhil edilmiştir. Analizler asimetrik nedensellik ilişkisi testi ile gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçlarına göre USD/TL ile XULAS arasında nedensellik ilişkisi olduğu görülmüştür.

Alıcı (2020), döviz kuru (USD) ile bazı makroekonomik değişkenler arasında nedensellik ilişkisi olup olmadığı tespit etmeye çalışmıştır. Araştırmada kullanılan değişkenler; döviz kuru (USD), faiz oranı (devlet tahvil faiz oranı), XULAS ve Borsa İstanbul 100 (BIST 100) endeksi şeklindedir. Araştırmada Toda-Yomamoto (1995) ile Hatemi J (2012) nedensellik testleri kullanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre elde edilen nedensellik ilişkisi tek yönlü olup, BIST 100' den Ulaştırma endeksine doğrudur.

Kıracı (2020), XULAS, petrol ve Dolar kuru arasında herhangi bir nedensellik olup olmadığını tespit etmeye çalışmıştır. Araştırmada günlük veriler kullanılmıştır. Granger nedensellik ve Hatemi-J asimetrik nedensellik analizi uygulanmıştır. Analiz sonuçlarına bakıldığında hem Granger nedensellik hem de asimetrik nedensellik olduğu tespit edilmiştir.

Süsay & Eyüboğlu (2021) yapmış oldukları çalışmada, BIST Hizmet sektörüne ait alt endeksler ile Hizmet Güven Endeksi arasında herhangi bir nedensellik ilişkisi olup olmadığı Granger nedensellik testi uygulanarak anlaşılmaya çalışılmıştır. Negatif bileşenlerde XULAS ve hizmet güven endeksi arasında çift yönlü yapısal kırılmalı nedensellik olduğu tespit edilmiştir.

Münyas (2021), ham petrol fiyatının, BIST Kimyasal, Petrol & Plastik (XKMYA), BIST Sanayi (XUSIN) ve XULAS endeksleri üzerindeki etkilerini hem uzun hem de kısa dönem için incelemiştir. Araştırmada Bayer ve Hanck (2013) tarafından geliştirilen eşbütünleşme analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçlarına göre petrol değişkeninin XULAS sektör endeksi üzerinde etkiye sahip olduğu görülmüştür. Bu etkinin pozitif yönlü bir etki olduğu belirtilmiştir.

Literatürde çok sayıda YSA ile öngörü çalışması yer almaktadır. Bu öngörü çalışmalarından çok azı NARX modeli ile gerçekleştirilmiştir. Genel bir çerçeve ile literatür, YSA NARX modelinin tahmin ve öngörü çalışmalarında oldukça başarılı olduğunu göstermektedir. Yapay Sinir Ağları ile ilgili tahmin ve öngörü çalışmalarına ait literatür taraması şu şekilde sunulmuştur:

Tektaş & Karataş (2004), YSA yöntemini finans alanında uygulayarak, işletme problemlerinde kullanılabilirliğini ortaya koymayı amaçlamışlardır. Çalışmada yedi adet şirkete ait hisse senedi

fiyatı hem YSA hem de regresyon yöntemi ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Ampirik çalışmada haftalık ve günlük veriler analize dâhil edilmiş olup günlük veriler ile daha iyi bir tahmin yapıldığı sonucuna ulaşılmıştır. Analiz sonuçlarına göre YSA modelinin tahminlemede daha başarılı olduğu vurgulanmıştır.

Menezes & Barret (2008)'in yapmış oldukları çalışmada, NARX ağının orijinal mimarisinin, tek değişkenli zaman serilerinin uzun vadeli tahminine kolayca ve verimli bir şekilde uygulanabileceği gösterilmiştir. Önerilen yaklaşımı iki gerçek dünya veri seti, yani iyi bilinen kaotik lazer zaman serisi ve değişken bit hızı (VBR) video trafiği zaman serisi kullanarak değerlendirilmiştir. Tüm sonuçlar, önerilen yaklaşımın tutarlı bir şekilde zaman gecikmeli sinir ağı ve Elman mimarileri gibi standart sinir ağı tabanlı öngörücülerden daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Tsai, vd. (2011), Tayvan borsasında işlem gören şirketlerin getirilerini tahmin etmek için, 2511 elektronik şirketini örneklem olarak seçmişlerdir. 2002 yılının 2.çeyreği ile 2006 yılının 3.çeyreği arasındaki 3'er aylık veriler, veri seti olarak belirlenerek, şirketlerin finansal rasyoları (sermaye yapıları, karlılık rasyoları, likidite rasyoları vb.) ve ekonomik göstergeler (faiz oranı, para arzı, borsa endeksi, enflasyon verileri vb.) değişken olarak modele dâhil edilmiştir. YSA, Karar Ağaçları ve Lojistik Regresyon yöntemleri kullanılarak hisse senetlerinin getirileri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Karar Ağaçları % 59,44 oranında, Lojistik Regresyon % 60,28 oranında YSA ise % 63,33 oranında hisse senedi getirilerini doğru tahmin etmiştir.

Acuna & Curilem (2012) çalışmalarında, ATM'lere yönelik nakit talebini tahmin etmek için YSA ve SVM ile geliştirilen NARMAX ve NARX modelleri arasında karşılaştırmalı bir çalışma yapılmıştır. SVM-NARMAX modelleri geliştirmek için basit bir yöntem önerilmiştir. En iyi sonuçlar YSA NARX modelleri ile elde edilmiştir.

Özkan (2012), çalışmasında Amerikan Doları ve Euro kuru fiyat tahmini yapmaya çalışmıştır. Çalışmada kullanılan makroekonomik değişkenler; yerli ve yabancı ülkeye ait enflasyon, para arzı, faiz oranı ve milli gelir, USD/TL ve Euro/TL kuru şeklindedir. Çalışma kullanılan değişkenlere ait verilerin dönem aralıkları USD/TL kuru için 1986-2010, Euro/TL KURU için ise 1999-2010 olarak analize dahil edilmiştir. Verilerle Parasal Model ve YSA modeli (Back Propagation Algoritması) ile tahminleme yapılmaya çalışılmıştır. Elde edilen bulgulara göre YSA'nın yüksek tahmin gücüne sahip olduğu belirtilmiştir.

Akel & Karacameydan (2012)'nin çalışmalarında, Türkiye'deki yatırım fonlarının net varlık değerleri, YSA ve regresyon modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada, kullanılan değişkenler; aktif tahvilin faiz oranı (AT faiz), İMKB-100 endeksi (İMKB100), ABD doları/TL kuru (DK), para arzı (M2), sanayi üretim endeksi (SUE) ve toptan eşya fiyat endeksi (TEFE) şeklindedir. Kullan bu değişkenler Ocak 2001-Aralık 2008 aralığında yer alan dönemi kapsamaktadır. Analiz sonuçlarına göre, YSA modellerinin, Regresyon yöntemine göre daha iyi tahmin yaptığı tespit edilmiştir.

Ticknor, (2013), finansal piyasa davranışını tahmin etmek için yeni bir yöntem olarak Bayesian düzenlenmiş bir yapay sinir ağı önermiştir. Çalışmada üç katmanlı bir ileri beslemeli YSA kullanılmıştır. Çalışmada, 04.01.2010'dan 31.12.2012'ye kadar olan dönem dikkate alınarak 734 adet veri kullanılmıştır. Analizde kullanılan değişkenler; düşük fiyat, yüksek fiyat, açılış fiyatı, kapanış fiyatı ve işlem hacmidir. Analiz sonuçlarına göre Bayesian düzenlenleştirilmiş YSA iyi bir tahminleme performansı göstermiştir.

Godarzi, vd. (2014)'nin çalışmalarında, YSA Doğrusal Olmayan Oto-Regresif model NARX ile petrol fiyatı tahmini yapılmıştır. OECD ülkelerinden alınan makroekonomik veriler kullanarak YSA NARX modeli önerilmiştir. Eğitim veri seti için 1974'ten 2004'e kadar olan dönem dikkate alınmış ve doğrulama veri seti için 2005'ten 2009'a kadar olan dönem kullanılmıştır. Sonuçlar, NARX modelinin genel olarak petrol fiyatlarını tahmin etmede başarılı olduğunu ortaya koymuştur.

Ruslan vd., (2014), taşkın suyu seviyesi modellemesi ve tahmini önermektedirler. Çalışmada, 10 saat önceden taşkın suyu seviyesi tahmini için NARX modeli kullanılmıştır. Bu modelde kullanılan girdi ve çıktı parametreleri Maledefrzya Sulama ve Drenaj Departmanından elde edilen gerçek zamanlı verilere dayanmaktadır. Sonuçlar, NARX modelinin sel su seviyesini 10 saat önceden başarılı bir şekilde tahmin ettiğini göstermiştir.

Jabin (2014) çalışmasında, Hindistan Devlet Bankası (SBI) Magnum vergi kazancı şemasını (büyüme opsiyonlu düzenli plan) Net Varlık Değerini (NAV) tahmin etmek için yapay sinir ağları kullanılmıştır. Önerilen modelde kullanılan veriler 01.04.2012 – 04.04.2014 dönemini kapsamaktadır. Önerilen model, çok iyi bir tahmin doğruluğu ile borsa trendlerini tahmin etmeyi başarmıştır.

Çalışkan & Deniz (2015) yaptıkları çalışmada, BIST 30 endeksine ait 30 hisse senedi fiyatları YSA modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler günlük olup, 14.12.2009-21.11.2014 aralığındaki döneme aittir. Analiz sonuçlarına göre, BIST 30'daki hisse senetleri için yapılan tahmin başarısı ortalama %58 olarak verilmiştir.

Karasu, vd., (2017), Türkiye'de Zonguldak ilindeki rüzgâr santralinden alınan üç aylık veri setinde rüzgâr hızını tahmin etmek için NARX yapay sinir ağı kullanmışlardır. Tahmin çalışmasında ölçülen sıcaklık, basınç, nem ve güneş radyasyonu parametrelerinin birinci ve ikinci dereceden eğri uydurma katsayıları rüzgâr hızı ile birlikte kullanılmıştır. En az tahmin hatasını veren model parametrelerini elde etmek için NARX ağ yapısındaki gecikme adımlarının sayısı 3 ila 15 arasında ve gizli nöronların sayısı 3 ila 15 arasında değişmiştir. NARX modellemesinin iyi bir performans gösterdiği belirtilmiştir.

Yiğiter vd. (2017)'nin yapmış oldukları çalışmada, Borsa İstanbul'da işlem gören hisse senedi kapanış fiyatı tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Araştırmada kullanılan tahminleme yöntemleri; regresyon, bulanık mantık ve YSA şeklindedir. Değişkenlere ait veriler, 2006-2016 dönemini kapsayan haftalık kapanış fiyatlarından oluşmaktadır. Araştırma bulgularına göre tahminleme başarısı en yüksek olan yöntemlerin bulanık mantık ve yapay sinir ağları olduğu anlaşılmıştır.

Mohebhi vd., (2019), dinamik sinir ağlarının, özellikle doğrusal olmayan otoregresif eksojen (NARX) ağının Şiraz'daki hava karbon monoksit konsantrasyonunu tahmin etme yeteneğini araştırmışlardır. Araştırmada kullanılan veriler Fars Çevre Koruma kurumuna ait 2005-2008 dönemini kapsamaktadır. Araştırma sonuçlarına göre YSA NARX Modelinin karbon monoksit konsantrasyonunu tahmin etmede oldukça başarılı olduğu görülmüştür.

Karaatlı, vd., (2020)'nin çalışmasında, ticari kredi faiz oranları YSA NARX ve VAR modelleri ile öngörülmeye çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler Ocak 2010-Haziran 2019 dönemi aylık verilerini kapsamaktadır. Elde edilen araştırma sonuçlarına göre MAD, MAPE, MSE, RMSE performans ölçütlerine bakıldığında YSA NARX Modelinin, VAR Modeline göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Çınaroğlu & Avcı (2020)'nin çalışmalarında, Borsa İstanbul'da işlem gören Türk Hava Yolları hisse senedi fiyatları, YSA Modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Analize ait değişkenler; BIST 100, XULAS, petrol ve Dolar fiyatları şeklindedir. Çalışmada kullanılan veriler 2015 ve 2018 dönem aralığına ait günlük değerlerden oluşmaktadır. Araştırma sonucuna göre elde edilen YSA Modelinin THY hisse senedi fiyatını tahmin etmede oldukça başarılı olduğu anlaşılmıştır.

Selçi (2020), Türkiye'nin konut satışı değerlerinin YSA ile öngörmeyi amaçlamıştır. Araştırma modelinde kullanılan değişkenler; konut fiyatlarına ait endeksler, konut satışı (yabancılara yapılan), konut kredilerine açılan faiz oranları (TL), TÜFE ve Dolar kuru, konut satış miktarı şeklindedir. Araştırmada kullanılan değişkenlere ait veriler 01.2013-12-2019 dönemini kapsamaktadır. Tahmin ve öngörü analizi için NARX ağı kullanılmıştır. Sonuç olarak YSA modelinin konut satışı tahmininde ve öngörüsünde güçlü olduğu anlaşılmıştır.

### 3. VERİ VE METODOLOJİ

Araştırmanın bu bölümünde; araştırmada kullanılan değişkenler, veri seti, çalışmanın eksiklikleri ve kısıtları, ardından Yapay Sinir Ağı NARX Modeline değinilmiştir.

#### 3.1. Araştırmada Kullanılan Değişkenler ve Veri Seti

Türkiye'nin ekonomisine doğrudan katkı sağlayan sektörlerden birisi de ulaştırma sektörüdür. Ulaştırma sektörünün en önemli finansal göstergisi BIST Ulaştırma Endeksi olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu araştırma makalesinde amaç XULAS'ın belli dönemlere ait zaman serilerini kullanarak NARX ağı modeli ile ileriye yönelik hem aylık hem de günlük tahmin yapmak olup, bu yapılan tahmin ve öngörülerin finans yatırımcılarına ya da sektör dinamiklerini takip eden tüzel ve tüzel olmayan kişilere fayda sağlayacağı düşünülmüştür. Bu amaç doğrultusunda, bağımlı değişken olan XULAS üzerinde doğrudan ya da dolaylı olarak etkiye sahip olduğu belirlenen aylık bazda on ve günlük bazda altı adet makroekonomik değişken tespit edilmiştir. Aylık bazda önerilen YSA NARX modelinde yer alan bağımsız değişkenler, BIST 100 (XU100), Brent Petrol (varil/USD), Altın USD (XAU/USD), Bitcoin (BTC/USD), Mevduat Faiz Oranı (TL/3 ay) ve Sepet Kur, Üretici Fiyat Endeksi (ÜFE), Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE), İthalat (Bin USD) ve İhracat (Bin USD) şeklindedir. Günlük olarak önerilen YSA NARX modelinde ise BIST 100 (XU100), Brent Petrol (varil/USD), USD Altın (XAU/USD), Bitcoin (BTC/USD), Mevduat Faiz Oranı (TL/3 ay) ve Sepet Kur bağımsız değişken olarak modele dâhil edilmiştir. Kullanılan değişkenler literatürle uyumlu olup, BTC/USD, ithalat ve ihracat gibi değişkenler uzman görüşü alınarak belirlenmiştir. Çalışmaya ait veri seti ile ilgili bilgiler, ayrıntılı olarak Tablo 2'de verilmiştir.

**Tablo 2. Makroekonomik Değişkenlere Ait Günlük ve Aylık Veri Seti**

Veri Seti	Değişkenler	E-Kaynak	Erişim Tarihi	Erişim Kaynağı	Tarih Aralığı
GÜNLÜK	XULAS	<a href="https://tr.investing.com/indices/ise-transportation">https://tr.investing.com/indices/ise-transportation</a>	20.10.2021	Investing	19/07/2010-15/10/2021
	XU100	<a href="https://tr.investing.com/indices/ise-100">https://tr.investing.com/indices/ise-100</a>	19.10.2021	Investing	
	BRENT	<a href="https://tr.investing.com/commodities/brent-oil-historical-data">https://tr.investing.com/commodities/brent-oil-historical-data</a>	19.10.2021	Investing	
	XAUUSD	<a href="https://tr.investing.com/currencies/xau-usd">https://tr.investing.com/currencies/xau-usd</a>	20.10.2021	Investing	



	BTC-USD	<a href="https://tr.investing.com/indices/investing.com-btc-usd">https://tr.investing.com/indices/investing.com-btc-usd</a>	18.10.2021	Investing	
	Mevduat Faiz Oranı (TL-3 ay)	<a href="https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket">https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket</a>	19.10.2021	EVDS	
	SEPET KUR	<a href="https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket">https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket</a>	20.10.2021	EVDS	
AYLIK	XULAS	<a href="https://tr.investing.com/indices/ise-transportation">https://tr.investing.com/indices/ise-transportation</a>	20.10.2021	Investing	08/2010-08/2021
	XU100	<a href="https://tr.investing.com/indices/ise-100">https://tr.investing.com/indices/ise-100</a>	19.10.2021	Investing	
	BRENT	<a href="https://tr.investing.com/commodities/brent-oil-historical-data">https://tr.investing.com/commodities/brent-oil-historical-data</a>	19.10.2021	Investing	
	XAUUSD	<a href="https://tr.investing.com/currencies/xau-usd">https://tr.investing.com/currencies/xau-usd</a>	20.10.2021	Investing	
	BTC-USD	<a href="https://tr.investing.com/indices/investing.com-btc-usd">https://tr.investing.com/indices/investing.com-btc-usd</a>	18.10.2021	Investing	
	Mevduat Faiz Oranı (TL-3ay)	<a href="https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket">https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket</a>	19.10.2021	EVDS	
	SEPET KUR	<a href="https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket">https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket</a>	19.10.2021	EVDS	
	ÜFE	<a href="https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=enflasyon-ve-fiyat-106">https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=enflasyon-ve-fiyat-106</a>	20.10.2021	TUIK	
	TÜFE	<a href="https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=enflasyon-ve-fiyat-106">https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=enflasyon-ve-fiyat-106</a>	20.10.2021	TUIK	
	İTHALAT	<a href="https://data.tuik.gov.tr/Search/Search?text=ithalat">https://data.tuik.gov.tr/Search/Search?text=ithalat</a>	20.10.2021	TUIK	
	İHRACAT	<a href="https://data.tuik.gov.tr/Search/Search?text=ihracat">https://data.tuik.gov.tr/Search/Search?text=ihracat</a>	20.10.2021	TUIK	

### 3.2. Çalışmanın Eksikleri ve Kısıtları

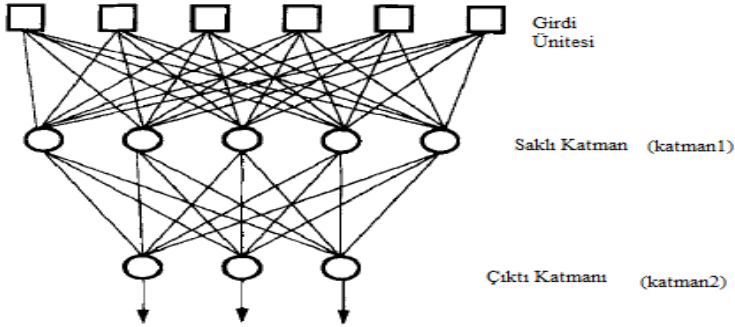
Çalışmada temel eksiklikler ve kısıtlar, tahmin ve öngörü modelleri için hazırlanmış veri setleri ile ilgilidir. Çalışmada kullanılan ÜFE, TÜFE, İthalat ve İhracat makroekonomik değişkenlerine ait veriler sadece aylık bazda yayınlandığı için günlük olarak oluşturulmuş olan tahmin ve öngörü modeline dâhil edilememiştir. Buna ek olarak Bitcoin (BTC-USD) bağımsız değişkeninin en eski tarihli verisi 18/07/2010 itibari ile başlamasından dolayı, çalışmada kullanılan veri seti 19/07/2010-15/10/2021 tarih aralığında yer alan veriler ile analize hazır hale getirilmiştir. Bitcoin (BTC-USD) verisine ait tarih kısıtından ötürü Tablo 2’de yer aldığı gibi günlük veri seti 19/07/2010 ve aylık veri seti 08/2010 tarihlerinde başlamıştır.

### 3.3. Yapay Sinir Ağı NARX Modeli

Çeşitli tahmin modelleri geliştirmek için yapay sinir ağlarına (YSA) olan ilgi, son on yılda muazzam bir artış yaşamıştır (Zhang vd., 1998:35). Yapay sinir ağları, insan beyninin işleyişinden esinlenmiştir. İnsan beyni öğrenme yeteneğine sahiptir. Yeni bilgileri türetebilir, oluşturabilir ve keşfedebilir. İşte YSA da tam olarak bu becerileri otomatik olarak, kendi

kendine gerçekleştirmek amacı ile geliştirilmiş olan bir bilgisayar sistemleridir. Bu yeteneklerin alışılmış bilgisayar programlama yöntemleri ile oluşturulması oldukça zordur. Bu durumdan ötürü YSA'yı programlanması güç olaylar için geliştirilmekte olan bilgi işleme ile ilgilenen bir bilgisayar bilim dalı olarak görmek uygundur (Öztemel, 2012: 29).

YSA, eksik, normal olmayan, belirsiz bilgileri işleme konusunda yetenekli olan bir problem çözme tekniğidir ve bu yönü ile avantajları büyüktür. Yapay sinir ağlarının tarihçesine bakıldığında, 1970'li yılların bir milat noktası olduğu görülmektedir. Bu yılı izleyen 10 yıl içerisinde de birbirinden farklı YSA modelleri geliştirilmiştir. Artık YSA laboratuvar sınırları aşarak günlük hayatta kullanılan sistemler haline gelmiştir (Öztemel, 2012: 42). Yapay sinir ağlarını öğrenebilme yeteneğine sahip olması ve farklı öğrenebilme algoritmalarının olması onun güçlü yönlerini yansıtır (Aydemir, 2018: 33).



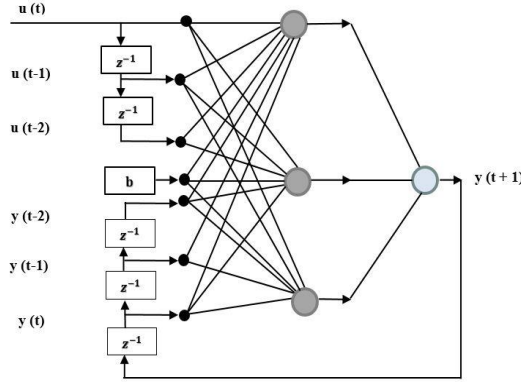
**Şekil 1. Giriş Birimleri ve İki Aktif Nöron Katmanına Sahip Sinir Ağı**

**Kaynak:** Gasteiger, Zupan, 1993: 503-521

Çeşitli nöral modellerin beynin farklı yeteneklerini taklit etmesi gibi, farklı problem türlerini çözmek için de kullanılabilirler: nesnelere sınıflandırılması, işlevsel ilişkilerin modellenmesi, bilginin depolanması ve geri alınması ve büyük miktarda verinin temsili gibi. Şekil 1'de görüldüğü üzere, bir yapay sinir ağında, birbiri ile bağlantılı sinir hücrelerinin yer aldığı girdi katmanı, çıktı katmanı ve saklı katman bulunmaktadır. Birinci nöron katmanının çıkış değerleri, ikinci nöron katmanının giriş değerleridir. Böylelikle üst katmandaki her bir nöron çıktı değerini alt katmandaki her nörona aktarır. Farklı ağırlıklar nedeniyle, tek tek bağlantılarda (sinapslar) aynı çıktı değeri, her bir nöron üzerinde farklı bir etkiye sahiptir. Sinir ağının bir bütün olarak sonucu, yalnızca ağıdaki son katman tarafından verilir (Gasteiger, Zupan, 1993: 503-521). YSA, doğrusal olmayan durumları çözmek için iyi bilinen bir tekniktir ve Dışsal Girdi ile Doğrusal Olmayan Otoregresif (NARX) modeli YSA modelinin bir sınıfıdır (Ruslan vd., 2014: 204).

NARX, veri olarak belirli bir girdi ve çıktı kullanan doğrusal olmayan dinamik sistemler için tekrarlayan bir sinir ağı tekniğidir. NARX'in AR terimi otomatik gerilimli olup, mevcut zaman adımının yanıtının, çıktının geçmiş zaman adımlarının işlevi ile tanımlanmasına izin verir. Dışsal parça, X, işleme geçmiş dış uyarımı ekler, yani geçmiş dış uyarmanın mevcut sistem çıktısını da etkilediği anlamına gelir (Yasseri, vd., 2010: 200–207). Başka bir ifade ile NARX ağı, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin girdi-çıkışı modellemesi için yaygın olarak kullanılan dinamik bir sinir mimarisidir. Zaman serisi tahminine uygulandığında, NARX ağı,

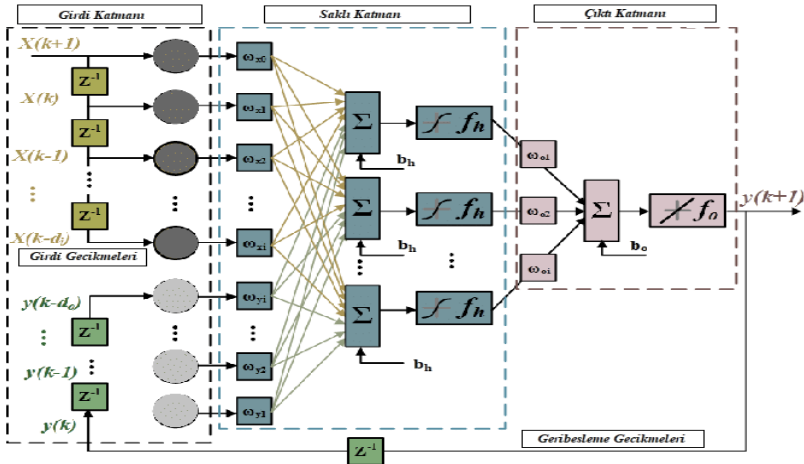
bir ileri besleme zaman gecikmeli sinir ağı (TDNN) olarak tasarlanır, yani gecikmiş çıktılarının geri besleme döngüsü olmadan, tahmin performansını büyük ölçüde azaltır (Menezes & Barreto, 2008: 3335–3343). Zaman serisi tahminine uygulandığında, NARX ağı, bir ileri beslemeli zaman gecikmeli sinir ağı (TDNN) olarak tasarlanır, bu durumda gecikmeli çıktıların geri besleme döngüsü olmadan, tahmin performansını önemli ölçüde azalır (Xie vd., 2009: 1275). Kısaca NARX ağları, diğer sinir ağı türlerine kıyasla daha etkili bir öğrenme sürecine sahiptir (Gao & Er, 2005: 331–350). Basit bir NARX ağı Şekil 2’de gösterildiği gibidir.



Şekil 2. NARX Ağ Modelinin Yapısı.

**Kaynak:** Kulkarni vd. (2018: 10)

NARX ağının eğitiminde kullanılan iki mod vardır. İlki, çıkışın standart NARX mimarisinin bir parçası olarak ileri beslemeli sinir ağına geri beslendiği paralel (P) modu olarak adlandırılır. Diğeri ise tahmini çıktıyı geri beslemek yerine gerçek çıktının kullanıldığı seri paralel (SP) modu olarak adlandırılır. (Xie vd., 2009:1276). Şekil 3’te YSA NARX modeline ait bir ağ yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3. YSA NARX Yapısı. (Structure of NARX Neural Network)

**Kaynak:** Zhao, vd. (2017: 9)

Bir zaman serisi, tipik olarak tek tip zaman aralıklarında zaman içinde ardışık noktalar üzerinden ölçülen, sıralı bir veri noktaları kümesidir. NARX modelinde, bir  $y(t)$  zaman serisinin gelecekteki değerleri,  $y(t)$  ve başka bir harici  $x(t)$  serisinin geçmiş değerlerinden tahmin edilir. Bu nedenle, Doğrusal Olmayan Otoregresif (NAR) modeliyle karşılaştırıldığında, NARX,  $y(t)$  zaman serisini tahmin etmek ve Eşitlik (1)'de görüldüğü gibi dış koşullar nedeniyle model parametrelerindeki değişiklikleri tespit etmek için harici (dışsal) girdiyi dikkate alabilir.

$$y(t) = f(x(t-1), \dots, x(t-d), y(t-1), \dots, y(t-d)) \quad (1)$$

burada  $x(t)$ ,  $t$  zamanında dışsal girdinin gözlemidir (Raptodimos & Lazakis, 2020: 448).

#### 4. AMPİRİK BULGULAR VE SONUÇLAR

Uygulama bölümünde, Yapay Sinir Ağları NARX Modelinin hem aylık hem de günlük uygulama sonuçlarına yer verilmiştir.

##### 4.1. YSA NARX Modeli ile Uygulama

Yapay sinir ağlarında çalışma yapmaya başlamadan önce veriler, araştırma için kullanılacak olan döneme göre düzenlenip, kayıp veriler tespit edilmelidir. Veriler düzenli hale getirilmesinin ardından normalizasyon aşamasına geçilmelidir. Normalize işleminden önce uygun olan normalizasyon tekniğine karar verilmelidir. Literatürde birçok normalizasyon tekniği içeren çalışma mevcuttur. İleri vd. (2018)'nin yaptıkları çalışmada Min-Maks Normalizasyonunun oldukça başarılı sonuçlar verdiğinin altı çizilmiştir. Bu çalışmaya ek olarak Doğan vd. (2007)'nin yapmış oldukları çalışmada D\_Min-Maks tekniğinden faydalanılmıştır (2007: 4119-4131). Yapılan bu çalışmada da Min-Maks Normalizasyon tekniği uygulanmıştır. Kullanılan tekniğe ait formülasyon Eşitlik 2'de gösterilmiştir.

$$xi = \frac{0.8(Xi - Xmin)}{(Xmak - Xmin)} + 0.1 \quad (2)$$

Modelin uygulanabilmesi için Eşitlik 2'de verilen formülasyon kullanılarak araştırmada kullanılan tüm veriler 0,1 ile 0,9 arasında normalize edilmiştir. Burada,  $Xi$  normalize edilmiş değerleri temsil etmektedir. Eşitlik 2'deki  $Xmak$  her bir değişkene ait maksimum değeri ifade etmektedir.  $Xmin$  ise minimum ölçülen değerlerdir. Verilerin boyutsuz hale getirilebilmesi için verilen Eşitlik 2 kullanılarak normalizasyon işleminin gerçekleştirilmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada YSA NARX Modelinin öngörü başarısını ölçmek için kullanılan performans ölçütlerinin formülleri Eşitlik (3), Eşitlik (4), Eşitlik (5) ve Eşitlik (6)'da verilmiştir.

Ortalama Mutlak Sapma (Mean Absolute Deviation-MAD):

$$MAD = \frac{1}{N-n} \sum_{t=n+1}^N |y_t - \hat{y}_t| \quad (3)$$

Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error -MSE):

$$MSE = \frac{1}{N-n} \sum_{t=n+1}^N \left( \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right)^2 \quad (4)$$

Ortalama Kare Hatanın Karekökü (Root Mean Squared Error-RMSE):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N-n} \sum_{t=n+1}^N \left( \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right)^2} \quad (5)$$

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

$$MAPE = \frac{1}{N-n} \sum_{t=n+1}^N \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (6)$$

Tablo 3'te görüldüğü üzere Lewis (1982)'de yapmış olduğu çalışmada MAPE değerine göre tahminin doğruluğunu yorumlamıştır. Buna göre MAPE değeri %10'un altında olan çalışmalar için "çok iyi" modellenmiş oldukları söylenebilir (Utama vd., 2019: 117 – 126).

**Tablo 3. MAPE Değer Özellikleri**

MAPE (%)	Tahmin Doğruluğunun Yorumlanması
< 10	Çok iyi
10 – 20	İyi
20 - 50	Kabul Edilebilir Tahmin
>50	Düşük Tahmin

#### 4.1.1. En Uygun YSA NARX Modelinin Eğitimi ve Testi (Aylık)

Bu çalışmada, Matlab yazılımında bulunan Neural Time Series aracı içinde yer alan NARX modelinden faydalanılmıştır. Elde edilen YSA modeli, NARX aracı ile çözümlenmeye çalışılmıştır. Ayrıca bu çalışmada NARX ağı, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılarak eğitilmiştir. LM algoritması, ilk olarak Kenneth Levenberg ve Donald Marquardt tarafından tanıtılmıştır. Bu algoritma en eski öğrenme algoritmasıdır. LM algoritması, hata fonksiyonunu daha etkin bir şekilde azaltması yönüyle araştırmalarda sıklıkla tercih edilmektedir. Levenberg-Marquardt algoritması minimizasyon yöntemini olan gradyan iniş ve Gauss-Newton yöntemini birleştirir. Gradyan iniş yönteminde, en dik iniş yönünde parametreler güncellenerek karesel hataların toplamı azaltılır. Gauss-Newton yönteminde, karesel hataların toplamı, en küçük kareler fonksiyonunun yerel olarak ikinci dereceden olduğu varsayılmaktadır. Bu noktada, ikinci dereceden minimumu bulunarak azaltılır. LM yöntemi, parametreler optimal değerlerinden uzak olduğunda daha çok gradyan iniş yöntemi gibi davranmaktadır. Bunun yanında, parametreler optimal değerlerine yakın olduğunda daha çok Gauss-Newton yöntemi gibi davranır (Khaled vd., 2022: 386; Lourakis, 2005; Madsen vd., 2004; Marquardt, 1963). Bu iki yöntemin de güçlü yönlerini birleştiren LM yöntemi ile ağ başarılı bir şekilde eğitilmektedir. Model oluşturulurken 08/2010-08/2021 dönemine ait aylık veriler kullanılmıştır. Gecikme uzunluğu hem aylık hem de günlük veriler için VAR modeli Akaike bilgi kriterine göre belirlenmiştir.

Uygulamada oluşturulan modellerin performans değerleri Tablo 4'te gösterilmiştir. Tablo 4'te yer alan değerler dışında birçok model denemiş ancak daha iyi performans değerlerine sahip olan modeller çalışmaya dâhil edilmiştir. Performans ölçütleri olan MAD, MSE, RMSE, MAPE değerleri sırasıyla Eşitlik (3), Eşitlik (4), Eşitlik (5) ve Eşitlik (6) yardımı ile bulunmuştur.

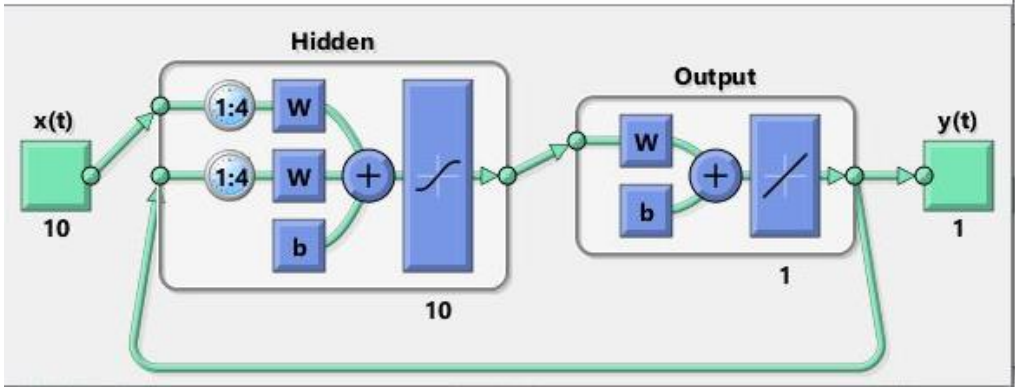
**Tablo 4. Eğitim, Doğrulama ve Test Değerleri İçin Hesaplanan Performans Ölçütleri (Aylık)**

Performans Ölçütleri	%65 eğitim %15 doğrulama	%80 eğitim %10 doğrulama	%65 eğitim %15 doğrulama	%70 eğitim %10 doğrulama	%65 eğitim %15 doğrulama	%65 eğitim %10 doğrulama	%75 eğitim %10 doğrulama
	%20 test 10 nöron	%10 test 15 nöron	%20 test 15 nöron	%20 test 10 nöron	%20 test 20 nöron	%25 test 10 nöron	%15 test 25 nöron
MAD	36,36062	41,12258	51,52127	<b>29,24084</b>	50,43483	33,96013	59,805389
MSE	4905,269	6176,305	7861,288	<b>4686,489</b>	6768,641	5744,550	6331,2675

RMSE	70,03762	78,58947	88,66390	<b>68,45794</b>	82,27175	75,79281	79,569262
MAPE	4,732	5,706	6,576	<b>3,941</b>	6,521	4,732	8,200

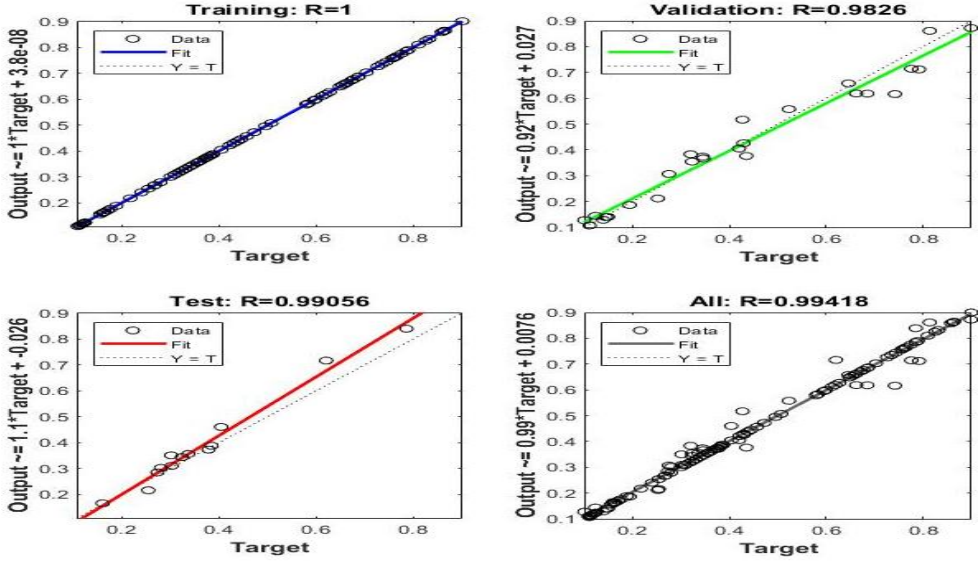
Tablo 4’te verilen eğitim, doğrulama ve test için hesaplanan MAD, MSE, RMSE değerlerinin düşük olması (Selçi, 2020: 35) özellikle de MAPE’nin %10’un altında olması ağın iyi öğrendiğini göstermektedir (Utama vd., 2019: 123). En iyi tahminleme “%70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test” modeli aracılığıyla gerçekleştirilmiştir.

Bu modele ait NARX kapalı döngü modeli Şekil 4’te verilmiştir. Şekil 4’te yer alan modelde bağımsız değişken sayısı  $x(t)$  ile gösterilirken, bağımlı değişken sayısı  $y(t)$  ile gösterilmektedir. Buna ek olarak,  $x(t)$  değeri 10 ve  $y(t)$  değeri 1’dir. Modelde “hidden” şeklinde verilen kısım gizli katman olup on adet nörona sahiptir. Çıktı katmanı “output” olarak gösterilmiştir ve bu katmanda 1 adet nöron bulunmaktadır.



Şekil 4. Kapalı Döngü NARX Modeli (Aylık)

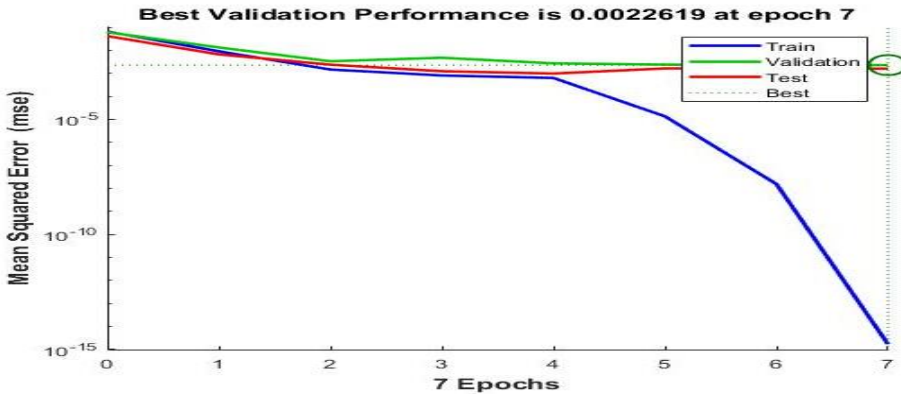
Ağın çıktıları ve hedefler arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için eğitim, doğrulama ve test için doğrusal regresyon analizi yapılır. R (Regresyon) parametresi ve hata oranı eğitim işleminin başarısını göstermektedir. Araştırmada kullanılan eğitim, test, doğrulama ve tümü için elde edilen regresyon sonuçlarına ilişkin değerler Grafik 1’de yer almaktadır. Grafik 1’de hedeflenen değerler de eğitim 1 olup; hepsi, test ve doğrulama 1’e oldukça yakın değerlere sahiptir.



**Grafik 1. YSA Eğitim, Doğrulama ve Test ve Hepsini İçin Regresyon Analizine İlişkin Grafikselsel Sonuçlar (Aylık)**

R değerleri 0,90'dan büyük ise, mevcut ve tahmini değerler arasındaki uyuşma gücünün mükemmel olduğunu, 0,80 ile 0,90 arasındaki değerlerin önemli olarak kabul edildiğini, 0,65 ile 0,80 arasındaki değerlerin ise 0,65'in altında olması durumunda orta ve zayıf olarak kabul edildiğini göstermektedir (Shine vd. 2018: 74-87; Raptodimos & Lazakis, 2020: 446). Grafik 1'de gösterilen Regresyon sonuçları eğitim, doğrulama ve test için sırasıyla 1, 0,9826 ve 0,99056'dır. Bu sonuçların tümünden (All) elde edilen R değeri 0,99418 olarak görülmektedir.

NARX ağının performansı MSE ile ölçülmektedir. MSE, çıktılar ve hedefler arasındaki ortalama kare farkını ifade etmektedir. Düşük değerler daha başarılı olduğu, sıfır ise hata olmadığı anlamına gelmektedir. Grafik 2'de NARX modelinin her adımındaki MSE değerleri ve performans grafiği verilmiştir.



**Grafik 2. NARX Ağ Performans Grafiği (Aylık)**

Grafik 2’de görüldüğü üzere eğitim 7 iterasyonda tamamlanmış ve 7. iterasyonda en düşük MSE değeri elde edilmiştir. En iyi doğrulama performansının da 7. iterasyonda 0,0022619 olduğu görülmektedir.

#### 4.1.1.1 YSA NARX Modeli ile Öngörü Çalışması (Aylık)

XULAS değerlerinin Eylül 2021- Nisan 2023 dönemine kadar 20 aylık öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Fakat açıklanan veriler Eylül 2021-Ekim 2021 aylarına ait olduğu için sadece iki aylık öngörü değerlerinin performans başarıları hesaplanabilmiştir. Gerçek değerler ile öngörü değerleri arasındaki performans ölçüt değerleri Tablo 5’te verilmiştir.

**Tablo 5. YSA NARX Tüm Modeller İçin Gerçekleştirilen İki Aylık Tahmin ve Performans Ölçüt Değerleri (Aylık)**

Performans Ölçütleri	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 10 nöron	%80 eğitim %10 doğrulama %10 test 15 nöron	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 15 nöron	%70 eğitim %10 doğrulama %20 test 10 nöron	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 20 nöron	%65 eğitim %10 doğrulama %25 test 10 nöron	%75 eğitim %10 doğrulama %15 test 25 nöron
MAD	62,575807	65,851143	78,891311	<b>49,467951</b>	78,891311	56,453712	80,925288
MSE	6279,2015	6364,7339	6997,3659	<b>2857,9399</b>	6997,3659	5154,3111	7557,3139
RMSE	79,241413	79,779282	83,650259	<b>53,459703</b>	83,650259	71,793531	86,932812
MAPE	3,3703259	3,5360300	4,1905434	<b>2,6325837</b>	5,5956540	3,0414558	4,3042245

Tablo 5’te yer alan modellerin performans ölçütleri değerlendirildiğinde, en iyi modelin “%70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test” seçilen model olan grup olduğu görülmektedir. Burada ayrıca belirtmek gerekirse, Tablo 4’te öğrenme, doğrulama ve test değerlerinde çıkan en iyi model olan %70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test grubu Tablo 5’te de en iyi model olduğu anlaşılmaktadır. Tablo 6’da ise NARX ağı ile uygulaması gerçekleştirilen çalışmadan elde edilen 20 aylık öngörü yer almaktadır.

**Tablo 6. Yirmi Aylık Öngörü Değerleri (Aylık)**

Zaman (Ay/Yıl)	Öngörülen 20 Aylık XULAS Değerleri	Zaman (Ay/Yıl)	Öngörülen 20 Aylık XULAS Değerleri
1.09.2021	1913,06	1.07.2022	1870,02
1.10.2021	1999,52	1.08.2022	1864,98
1.11.2021	1973,96	1.09.2022	1860,03
1.12.2021	1955,60	1.10.2022	1856,47
1.01.2022	1914,83	1.11.2022	1853,83
1.02.2022	1930,54	1.12.2022	1851,84
1.03.2022	1902,94	1.01.2023	1850,53
1.04.2022	1891,28	1.02.2023	1849,65
1.05.2022	1885,74	1.03.2023	1849,07
1.06.2022	1876,45	1.04.2023	1848,70

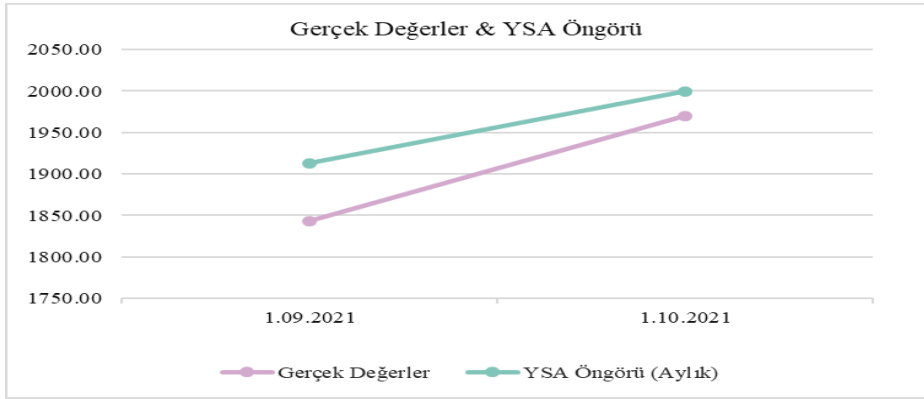
Elde edilen “%70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test” modeli (en iyi) için hesaplanan tahmin ve performans ölçüt değerlerine Tablo 7’de yer verilmiştir.



**Tablo 7. En İyi YSA NARX Modeli için İki Aylık Tahmin ve Performans Ölçüt Değeri (Aylık)**

Tarih	Gerçek Değerler	Öngörülen Değerler	Performans Ölçütleri	Performans Ölçüt Değerleri
01.09.2021	1843,32	1913,06	MAD	49,467951
01.10.2021	1970,32	1999,52	MSE	2857,9399
			RMSE	53,459703
			MAPE	2,6325837

Tablo 7’de verilen performans ölçütlerine bakıldığında, YSA NARX en iyi modeli için 2 aylık öngörü ve performans ölçüt değerleri çok iyi bir tahminleme yapıldığını göstermektedir. Uygulama sonucunda YSA NARX Modelinin iki aylık öngörüsü ve gerçek değerler, Grafik 3’te karşılaştırılmıştır.

**Grafik 3. YSA NARX Modelinin İki Aylık Öngörüsü ve Gerçek Değerler (Aylık)**

Grafik 3’e bakıldığında gerçek değerler ile YSA öngörü (aylık) değerler birbirlerine oldukça yakındır.

#### 4.1.2. En Uygun YSA NARX Modelinin Eğitimi ve Testi (Günlük)

Çalışmanın bu bölümünde günlük bazda veriye sahip olan makroekonomik değişkenlerle oluşturulan YSA modeli NARX aracı ile çözülmeye çalışılmıştır. Model oluşturulurken 19/07/2010-15/10/2021 dönem aralığına ait günlük veriler kullanılmıştır. Bu veri seti içerisinde sadece Mevduat Faiz Oranına (TL-3ay) ait verilerin aylık olarak paylaşıldığı görülmüştür ve aylık veriler günlük verilere dönüştürülmüştür. Uygulamada oluşturulan modellerin MAD, MSE, RMSE ve MAPE değerleri Tablo 8’de gösterilmiştir.

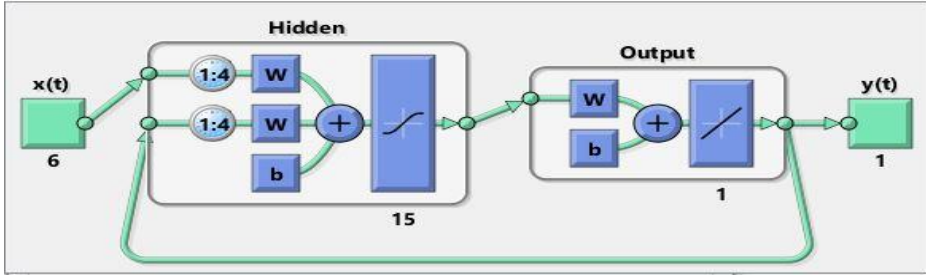
**Tablo 8. Eğitim, Doğrulama ve Test Değerleri İçin Hesaplanan Performans Ölçütleri (Günlük)**

Performans Ölçütleri	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 10 nöron	%80 eğitim %10 doğrulama %10 test 15 nöron	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 15 nöron	%70 eğitim %10 doğrulama %20 test 10 nöron	%65 eğitim %20 test 20 nöron	%65 eğitim %10 doğrulama %25 test 10 nöron	%75 eğitim %10 doğrulama %15 test 25 nöron
MAD	1,0488313	1,0386716	1,0655147	1,0937505	1,0803640	1,1150620	<b>1,0194261</b>
MSE	42,700675	<b>37,638471</b>	39,957587	40,225902	39,777952	42,776040	39,433884

RMSE	6,5345753	<b>6,1350200</b>	6,3212013	6,3423893	6,3069765	6,5403394	6,2796405
MAPE	1,837563	<b>1,808051</b>	1,833140	1,848281	1,847398	1,838311	1,818319

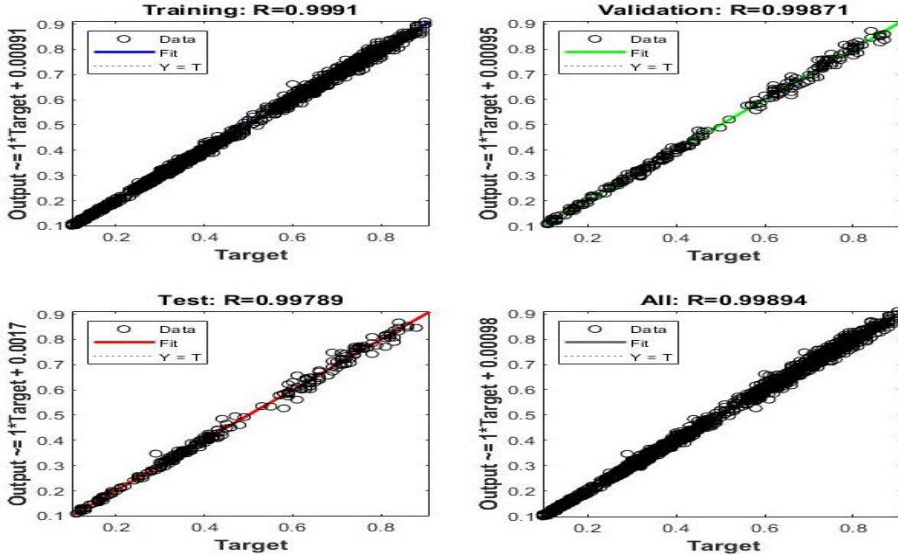
Tablo 8’de verilen performans değerlerine bakıldığında genel olarak en düşük değere sahip olan model “%80 eğitim, %10 doğrulama, %10 test, 15 nöron” şeklindedir. MAPE değerlerinin %10’un altında olması ağın iyi öğrendiğini göstermektedir.

Gizli katmanında 15, çıkış katmanında ise 1 adet nöronun yer aldığı, bu modele ait kapalı döngü NARX modeli Şekil 5’te verilmiştir.



Şekil 5. Kapalı Döngü NARX Modeli (Günlük)

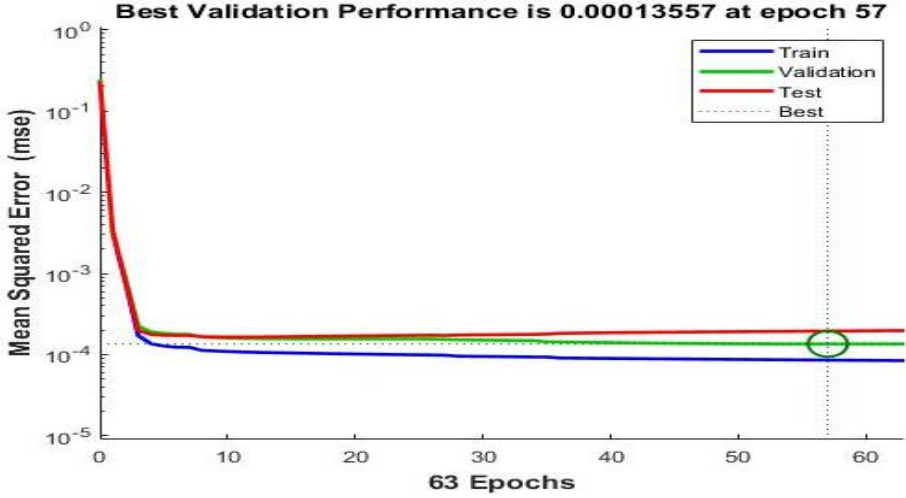
Araştırmada kullanılan eğitim, test, doğrulama ve tüm aşamalar için oluşan regresyon sonuçlarına ilişkin değerler Grafik 4’te yer almaktadır.



Grafik 4. YSA Eğitim, Doğrulama ve Test ve Hepsi için Regresyon Analizine İlişkin Grafikselleştirilmiş Sonuçlar (Günlük)

Regresyon analizi Grafik 4’te hedeflenen R değerlerinden Eğitim 0,9991 olup, Doğrulama 0,99871, Test 0,99789 ve Hepsi 0,99894 olarak görülmektedir. R değeri 1’e yaklaştığında, doğrusal bir ilişkiden bahsedilebilir. Bu değerlere göre mevcut ve tahmini değerler arasındaki uyuma gücünün mükemmel olduğu söylenebilir (Raptodimos & Lazakis, 2020: 446).

NARX ağının performansı MSE ile ölçülmektedir. MSE, çıktılar ve hedefler arasındaki ortalama kare farkını ifade etmektedir. Düşük değerler daha başarılı olduğu, sıfır ise hata olmadığı anlamına gelmektedir. Modelin en iyi doğrulama performansı Grafik 5'te verilmiştir.



**Grafik 5. NARX Ağ Performans Grafiği (Günlük)**

Grafik 5'te de görüldüğü üzere eğitim 63 iterasyonda tamamlanmış ve 57. iterasyonda en düşük MSE değeri elde edilmiştir. En iyi doğrulama performansının da 57. iterasyonda 0,00013557 olduğu görülmektedir

#### 4.1.2.1. YSA NARX Modeli ile Öngörü Çalışması (Günlük)

Tablo 8'de yer alan en uygun eğitim, doğrulama ve test modeli için XULAS değerlerinin 18.10.2021 – 26.11.2021 dönemi dikkate alınarak 30 günlük öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Tablo 9'da modellere ait öngörü performans ölçütlerine yer verilmiştir.

**Tablo 9. YSA NARX Tüm Modeller İçin 30 Günlük Tahmin ve Performans Ölçüt Değerleri (Günlük)**

Performans Ölçütleri	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 10 nöron	%80 eğitim %10 doğrulama %10 test 15 nöron	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 15 nöron	%70 eğitim %10 doğrulama %20 test 10 nöron	%65 eğitim %15 doğrulama %20 test 20 nöron	%65 eğitim %10 doğrulama %25 test 10 nöron	%75 eğitim %10 doğrulama %15 test 25 nöron
	MAD	42,436753	51,408477	40,884804	<b>34,974535</b>	38,637121	56,919293
MSE	2650,3073	3602,9559	2788,8286	<b>1587,2872</b>	1876,4653	4428,6518	10539,578
RMSE	51,481135	60,024627	52,809361	<b>39,840773</b>	43,318186	66,548116	102,66245
MAPE	2,203453	2,713602	2,109339	<b>1,845289</b>	2,022312	3,003181	4,886611

Tablo 9'da yer alan modellerin performans ölçütleri incelendiğinde “%70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test” modelinin en iyi model grubu olduğu görülmektedir. Özellikle belirtmek gerekirse, Tablo 8'de yer alan eğitim, doğrulama ve test için hesaplanan performans değerlerine göre grup olarak en iyi performansın “%80 eğitim %10 doğrulama %10 test” modelinde olduğu görülmüştür, fakat Tablo 9'a göre 30 gün için gerçekleştirilen tahmin modellerinde en iyi modelin “%70 eğitim %10 doğrulama %20 test” grubu olduğu

anlaşılmıştır. Tablo 10’da NARX ağı ile uygulaması gerçekleştirilen çalışmadan elde edilen 30 günlük öngörü yer almaktadır.

**Tablo 10. Otuz Günlük Öngörü Değerleri (Günlük)**

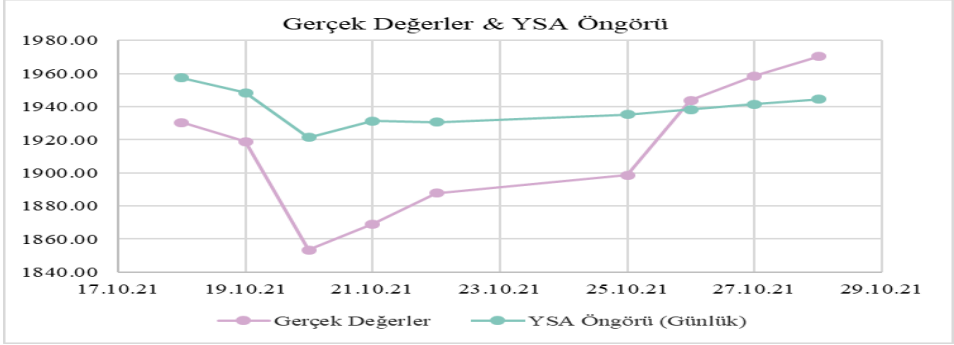
Zaman (Ay/Yıl)	Öngörülen 30 Günlük XULAS Değerleri	Zaman (Ay/Yıl)	Öngörülen 30 Günlük XULAS Değerleri
18.10.2021	1957,3988	8.11.2021	1958,5176
19.10.2021	1948,4859	9.11.2021	1959,6106
20.10.2021	1921,3941	10.11.2021	1960,5339
21.10.2021	1931,4426	11.11.2021	1961,3087
22.10.2021	1930,7346	12.11.2021	1961,9553
25.10.2021	1935,3660	15.11.2021	1962,4923
26.10.2021	1938,2824	16.11.2021	1962,9364
27.10.2021	1941,6037	17.11.2021	1963,3023
28.10.2021	1944,5551	18.11.2021	1963,6030
29.10.2021	1947,3106	19.11.2021	1963,8494
01.11.2021	1949,8012	22.11.2021	1964,0509
02.11.2021	1952,0333	23.11.2021	1964,2154
03.11.2021	1954,0082	24.11.2021	1964,3496
04.11.2021	1955,7363	25.11.2021	1964,4588
05.11.2021	1957,2331	26.11.2021	1964,5477

Tablo 11’de ise 18.10.2021- 28.10.2021’e kadar bulunan 9 günlük öngörü ve gerçek değerlere yer verilmiştir.

**Tablo 11. En İyi YSA NARX Modeli İçin 9 Günlük Tahmin ve Performans Ölçüt Değeri (Günlük)**

Tarih	Gerçek Değerler	Öngörülen Değerler	Performans Ölçütleri	Performans Ölçüt Değerleri
18.10.2021	1930,47	1957,3988	MAD	34,97453
19.10.2021	1918,99	1948,4859	MSE	1587,287
20.10.2021	1853,47	1921,3941	RMSE	39,84077
21.10.2021	1869,00	1931,4426	MAPE	1,845289
22.10.2021	1887,88	1930,7346		
25.10.2021	1898,54	1935,3660		
26.10.2021	1943,75	1938,2824		
27.10.2021	1958,67	1941,6037		
28.10.2021	1970,32	1944,5551		

Tablo 11’de yer alan öngörü değerlerinin performans ölçütlerine bakıldığında YSA NARX modelinin “eğitim, doğrulama ve test” için seçilmiş en başarılı modele ait 9 günlük tahmin ve performans ölçüt değeri çok iyi bir tahminleme yapıldığı görülmektedir. Uygulama sonucunda YSA NARX Modelinin 9 günlük öngürüsü ve gerçek değerler karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan değerler Grafik 6’da gösterilmiştir.



**Grafik 6. YSA NARX Modelinin Günlük Öngörüsü ve Gerçek Değerler (Günlük)**

Grafik 6'da görüldüğü gibi öngörü değerleri (günlük) ile gerçek değerler birbirlerine oldukça yakındır. 25.10.2021 tarihinden sonra YSA öngörü (günlük) değerleri gerçek değerlerin altında kalmıştır.

## 5. SONUÇ

Ulaştırma sektörünün karlılık getirisi ülke ekonomisine yüksek katma değer sağlamaktadır. Sürdürülebilir bir katma değer için sektörün önemli bir finansal göstergesi olan XULAS değerlerinin aşağı veya yukarı yönlü hareketlerinin etkili ve verimli bir şekilde gözlenmesi gerekmektedir. Literatürde de bahsedildiği gibi XULAS değerleri çeşitli makroekonomik değişkenler ile ilişki içerisindedir. Bu değişkenler genellikle; döviz kuru (Euro/TL) (Kapusuzoğlu vd.,2014), Brent petrol, ham petrol, BIST 100 (Kendirli & Çankaya, 2016; Karcıoğlu vd., 2017; Oralbaykızı, 2019; Açık, vd., 2020; Alıcı, 2020; Kiracı, 2020; Münyas, 2021) şeklindedir. Küresel bir köy haline gelen dünyada yaşanan herhangi bir kriz artık aşırı duyarlı hale gelen ekonomilerin sürdürülebilir katma değerler yaratmasının önüne geçmektedir. Özellikle Dünya sağlık örgütü tarafından küresel pandemi olarak ilan edilen COVID-19 salgını döneminde ekonomide yaşanan aksaklıklar bu durumun oldukça hayati olduğunu ortaya koymuştur. Bu sektörün makroekonomik değişkenlere olan duyarlılığı nedeni ile stratejik istikrarın sağlanması zorlaşmaktadır. Bu noktada, akademik camiada da konunun önemini vurgulayarak literatürdeki boşluğu kapatmak, aynı zamanda sektördeki önemli aktörlere, kurumlara, mevcut ve potansiyel yatırımcılara faydalı olması için hem aylık hem de günlük veriler ile YSA NARX modeli oluşturularak XULAS değerleri üzerinde bir tahmin ve öngörü çalışması yapılmıştır.

YSA NARX modeli, zaman serisi analizlerinde oldukça yüksek doğrulukta tahmin ve öngörü sonuçları vermektedir. Bu doğrultuda, XULAS üzerinde doğrudan ya da dolaylı olarak etkisinin var olduğu tespit edilen aylık bazda on, günlük bazda altı değişken ile YSA NARX modeli oluşturulmuştur. Aylık bazda önerilen YSA NARX modelinde yer alan bağımsız değişkenler, BIST 100 (XU100), Brent Petrol (varil/USD), Altın USD (XAU/USD), Bitcoin (BTC/USD), Mevduat Faiz Oranı (TL/3 ay) ve Sepet Kur, Üretici Fiyat Endeksi (ÜFE), Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE), İthalat (Bin USD) ve İhracat (Bin USD) şeklindedir. Günlük olarak önerilen YSA NARX modelinde ise BIST 100 (XU100), Brent Petrol (varil/USD), USD Altın (XAU/USD), Bitcoin (BTC/USD), Mevduat Faiz Oranı (TL/3 ay) ve Sepet Kur bağımsız değişken olarak modele dâhil edilmiştir. Aylık veriler 08/2010-08/2021 dönemini, günlük veriler ise 19/07/2010-15/10/2021 tarih aralığında yer almaktadır. Çalışmada elde edilen tahmin ve öngörü sonuçlarının performanslarını değerlendirmek adına MAD, MSE, RMSE ve

MAPE değerleri hesaplanmıştır. XULAS aylık olarak elde edilen değerler için sırayla MAD, MSE, RMSE ve MAPE değerleri; 49,467951, 2857,9399, 53,459703, %2,6325 olarak elde edilmiştir. Günlük olarak elde edilen XULAS değerleri için MAD değeri 34,97453, MSE değeri 1587,287, RMSE 39,84077 ve MAPE değeri %1,8452 şeklinde hesaplanmıştır. İki modelde de MAPE performans değerlerinin %10'un altında olması çok iyi bir tahmin doğruluğuna sahip olduğunu göstermektedir (Utama vd., 2019: 117 – 126; Lewis, 1982). Yapılan tahminleme ve öngörü sonucunda önerilen YSA NARX ağ modellerinin XULAS değerlerinin tahmininde ve öngörüsünde oldukça başarılı bir performans göstermiştir. Her iki model karşılaştırıldığında günlük verilerle çalışmanın tahmin ve öngörü açısından daha başarılı sonuçlar verdiği saptanmıştır. Ayrıca Covid-19 salgını, ulaştırma sektörü üzerinde negatif etkisi olmasına rağmen (Batır & Salihoğlu, 2021: 493), kurulan tahmin modelleri üzerinde etki etmemiş, öngörü ve tahmin yeteneğini bozmamıştır. Bu sonuç pandemi sebebi ile oluşan ekonomik darboğazların (Nicola vd., 2020: 185) olduğu finansal kırılganlık dönemlerinde mevcut ve potansiyel yatırımcılar için önemlidir. Literatürde finansal piyasa davranışlarının tahmini (Tsai, vd. 2011; Akel & Karacameydan, 2012; Jabin 2014; Çalışkan & Deniz, 2015; Yiğiter vd., 2017; Çınaroğlu & Avcı, 2020) ile ilgili yapılmış çalışmalar mevcuttur. Ancak bu çalışmanın literatürde yer alan diğer çalışmalardan farkı doğrusal olmayan sistemleri ve özellikle zaman serilerini modellemek için çok uygun olduğu kanıtlanmış güçlü bir model sınıfı olan NARX sinir ağı modeli (Simon, 1999; Diaconescu, 2008: 182) ile tahmin ve öngörü yapılmasıdır. Buna ek olarak literatürde XULAS üzerine yapılmış herhangi bir tahmin ve öngörü çalışması bulunmamaktadır. Bu yönü ile çalışma alan yazınına katkı sağlamaktadır. Gelecekte yapılacak olan akademik çalışmalarda XULAS değerleri farklı tahminleme yöntemleri ile öngörülüp yöntemler arası karşılaştırma yapılabilir.

## KAYNAKÇA

- ACUNA, G., & CURILEM, M. (2012). "WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence", Brisbane, Australia, June, 10-15.
- AÇIK, A., AYAZ, S. İ. & KASAPOĞLU, B. E. (2020). "Exchange Rate and Stock Price Interactions: an Evidence from Turkish Transportation Sector ". Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 31: 109-119.
- AKEL, V. & KARACAMEYDAN, F. (2012). "Yatırım Fonları Net Varlık Değerlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmin Edilmesi". Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 12 (2): 87-106.
- ALICI, A. (2020). "Döviz Kuru, Faiz Oranı ile BIST100 ve BIST Ulaştırma Endeksi Arasındaki İlişkinin Ampirik Analizi", İşletme Araştırmaları Dergisi, 12(2): 1573-1584.
- AYDEMİR, E. (2018). Weka ile Yapay Zekâ. Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- BATIR, E. T. & SALİHOĞLU, E. (2021). "COVID-19'un Kısıtlamalardan Etkilenen BIST Sektör Endeks Getirileri Üzerindeki Etkisi "Seçilmiş Sektörler Üzerine Bir Uygulama". Muhasebe ve Finansman Dergisi, Ağustos, 491-500.
- BAYGÜL, S. (2020). "Küreselleşme ve Teknoloji Üzerine Bir Değerlendirme", International Journal of Humanities and Education (IJHE), 6 (13): 395 – 411.

- BÜBERKÖKÜ, Ö. (2017). "Çoklu Yapısal Kırılmalar Altında Petrol Fiyatlarının Türk Hisse Senedi Piyasaları Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi". Bankacılık ve Sermaye Piyasası Araştırmaları Dergisi-BSPAD, 1(2): 15-32.
- ÇALIŞKAN, M. M. T. & DENİZ, D. (2015). "Yapay Sinir Ağlarıyla Hisse Senedi Fiyatları ve Yönlerinin Tahmini", Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 31: 177-194.
- ÇINAROĞLU, E. & AVCI, T. (2020) "THY Hisse Senedi Değerinin Yapay Sinir Ağları ile Kestirimi", Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 34(1): 1-20.
- DIACONESCU, E. (2008). "The use of NARX Neural Networks to predict Chaotic Time Series", Wseas Transactions On Computer Research, 3 (3): 182-191.
- DOĞAN, E., IŞIK, S., & SANDALCI, M. (2007). "Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmin Edilmesi", İMO Teknik Dergi, 271: 4119 -4131.
- EYÜBOĞLU, S., & EYÜBOĞLU, K. (2018). "Reel Kesim Güven Endeksi ile Borsa İstanbul Sektör Endeksleri Arasındaki İlişkinin Test Edilmesi", Business and Economics Research Journal, 9 (1): 75-86.
- GAO, Y., & ER, M. J. (2005). "NARMAX Time Series Model Prediction: Feedforward and Recurrent Fuzzy Neural Network Approaches", Fuzzy Sets and Systems 150: 331–350.
- GASTEIGER, J., & ZUPAN, J. (1993). "Neural Network in Chemistry", Angew. Chem. Int. Ed. En., 32: 503- 527.
- GENCER, G., & DEMİRALAY, S. (2013). "The Impact of Oil Prices on Sectoral Returns: An Empirical Analysis from Borsa İstanbul", 20 (12): 7-24.
- GENÇTÜRK, M. (2009). "FİNANSAL KRİZ DÖNEMLERİNDE MAKROEKONOMİK FAKTÖRLERİN HİSSE SENEDİ FİYATLARINA ETKİSİ". Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 14 (1): 127-136.
- GODARZI, A. A., AMIRI, R. M., TALAEI, A., & JAMASB, T. (2014). "Predicting Oil Price Movements: Adynamic Artificial Neural Network Approach", Energy Policy, 68: 371–382.
- GÜNAY, F. (2021). "Çalışma Sermayesi Etkinliği Ölçümünde Endeks Yöntemi: Borsa İstanbul Yiyecek- İçecek, Konaklama ve Havayolu Ulaştırma İşletmelerinde Bir Uygulama", Alanya Akademik Bakış, 5(3): 1411-1431.
- JABIN, S. (2014). "Stock Market Prediction Using Feed-Forward Artificial Neural Network", International Journal of Computer Applications, 99 (9): 4-8.
- KANTAR, L. (2020). "BIST100 Endeksinin Yapay Sinir Ağları Ve Arma Modeli İle Tahmini". MUFİDER, 3 (2): 121 – 131.
- KAP, Kamu Aydınlatma Platformu, "BIST Endeksler", <https://www.kap.org.tr/tr/Endeksler>, 26.04.2022.

- KAPUSUZOĞLU, A., BUYUKKARA, G., & TAŞDEMİR, A. (2014). "Testing for Cointegration and Causality Between Sectoral Indices and Euro Exchange Rate in Turkey", *Business Management Dynamics*, 3 (7): 01-13.
- KARAATLI, M., DEMİRCİ, E., & BAYKALDI, A. (2020). "Ticari Kredi Faiz Oranlarının YSA NARX ve VAR Modelleri ile Öngörülmesi", *İŞLETME ARAŞTIRMALARI DERGİSİ*, 12(3), 2327- 2343.
- KARASU, S., ALTAN, A., SARAÇ, Z., HACIOĞLU, R., & KARASU, S. (2017). "Estimation of Fast Varied Wind Speed Based on NARX Neural Network by Using Curve Fitting", In *International Journal of Energy Applications and Technologies*, 4 (3): 137-146.
- KARCIOĞLU, R., ÖZCAN, M., & AĞIRMAN, E., (2017). "The Relationship of Petroleum Price and BIST Sector Indexes", *International Conference on Eurasian Economies*, Oturum 4B: Finans II: 301- 306.
- KENDİRLİ, S. & ÇANKAYA, M. (2016), "Ham Petrol Fiyatlarının BIST 100 ve BIST Ulaştırma Endeksleri İle İlişkisi", *Kastamonu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12: 136- 141.
- KHALED, A., FAKHRY, M., ESMAIL, H. EZZAT, A., & HAMAD, E.K.I. (2022). "Analysis of Training Optimization Algorithms in the NARX Neural Network for Classification of Heart Sound Signals", *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 13 (2): 382-390.
- KİRACI, K., (2020). "BIST Ulaştırma Endeksi İle Dolar Endeksi Ve Petrol Fiyatları Arasındaki İlişkinin Ampirik Olarak Analizi". *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12 (20): 180-189.
- KULKARNI A. P., DHOBLE S. A., & PADOLE, M. P. (2018). "Deep Neural Network-Based Wind Speed Forecasting and Fatigue Analysis of A Large Composite Wind Turbine Blade". *J Mechanical Engineering Science*, 0(0): 1–19.
- MENEZES J. M. P. & BARRETO, G. A. (2008). "Long-Term Time Series Prediction with the NARX Network: an Empirical Evaluation", *Neurocomputing*, 71 (16-18): 3335-3343.
- MOHEBBI, M. R., JASHNI, A. K., DEGHANI, M., & HADAD, K. (2019). "Short-Term Prediction of Carbon Monoxide Concentration Using Artificial Neural Network (NARX) Without Traffic Data: Case Study: Shiraz City", *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 43: 533–540.
- MÜNYAS, T., (2021). "Petrol Fiyatlarının Borsa İstanbul Kimyasal, Petrol & Plastik, Sanayi Ve Ulaştırma Sektörlerinin Pay Senetleri Getirilerine Etkisi". *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, (656) Haziran: 207-224.
- NICOLA, M., ALSAFI, Z., SOHRABI, C., KERWAN, A., AL-JABIR, A., IOSIFIDIS, C. & AGHA, R. (2020). "The socioeconomic implications of the coronavirus pandemic (COVID-19): a review", *International Journal of Surgery (London, England)*, 78: 185-193.



- ORALBAYKIZI, S. A. (2019). " Petrol Fiyat Değişimlerinin BIST Endeks Getirileri Üzerindeki Etkisinin Analizi, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 4(1): 247-265.
- ÖZKAN, F. (2012). "Döviz Kuru Tahmininde Parasal Model ve Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması". Business & Economics Research Journal, 3 (1): 27-39.
- RAPTODIMOS, Y. & LAZAKIS, I. (2020). "Application of NARX Neural Network For Predicting Marine Engine Performance Parameters". Ships and Offshore Structures, 15 (4): 443-452.
- RUSLAN, A. F., SAMAD, A. M., ZAIN, M. Z., & ADNAN, R. (2014). "Flood Water Level Modeling and Prediction Using NARX Neural Network: Case Study at Kelang River", 2014 IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA2014), 7 - 9 Mart, Kuala Lumpur, Malaysia, 204-207.
- SAKARYA, Ş., YAVUZ, M., KARAOĞLAN, A. D., & ÖZDEMİR, N. (2015). "Stock Market Index Prediction with Neural Network During Financial Crises: A Review On Bist-100", Financial Risk and Management Reviews, 1 (2): 53-67.
- SELÇİ, B. Y. (2020). "Türkiye'nin Konut Satışı Değerlerinin Yapay Sinir Ağları İle Öngörülmesi". Ekoist: Journal of Econometrics and Statistics, (35): 19-32.
- SÜSAY, A. & EYÜBOĞLU, K. (2021). "Hizmet Güven Endeksi ile BIST Hizmet Sektör Endeksleri Arasındaki Saklı İlişkilerin Yapısal Kırılmalar Altında İncelenmesi". Çankırı Karatekin Üniversitesi İİBF Dergisi, 11 (1): 195-220.
- ŞAHİN, D., & DURMUŞ, S. (2018). "Türkiye'de Ekonomik Büyüme, İhracat ve Hisse Senedi Fiyatları Arasındaki Nedensellik İlişkisinin Analizi". AVRASYA Uluslararası Araştırmalar Dergisi, 6(15): 808-825.
- TEKTAŞ, A., & KARATAŞ, A. (2004). "Yapay Sinir Ağları ve Finans Alanında Hisse Senedi Fiyat Tahminlemesi". İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 3(4): 37-349.
- TICKNOR, J. L. (2013). "A Bayesian Regularized Artificial Neural Network For Stock Market Forecasting". Expert Systems With Applications, 40 (14): 5501-5506.
- TSAI, C.F.L., YUAH, C.Y., DAVID C. & CHEN, Y.M. (2011). "Predicting Stock Returns by Classifier Ensembles". Applied Soft Computing, 11: 2452-2459.
- UTAMA, F., WARSITO F, & SUGITO, B. (2019). "Model Feed Forward Neural Network (FFNN) Dengan Algoritma Particle Swarm Sebagai Optimasi Bobot", Jurnal Gaussian, 8 (1): 117- 126.
- YASSERI, S.F., BHAI, H., BAZARGAN, H., & AMINZADEH, A. (2010). "Prediction of Safe Sea-State Using Finite Element Method And Artificial Neural Networks", Ocean Engineering 37: 200– 207.
- YİĞİTER, Ş. Y., SARI, S. S. & BAŞAKIN. E. E. (2017). "Hisse Senedi Kapanış Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Çıkarım Sistemleri İle Tahmin Edilmesi". Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 7(1). 1-22.

- ZHAO, M., ZHANG, R., LIN, C., ZHOU, H. & SHI, J. (2017). "Stochastic Model Predictive Control for Dual-Motor Battery Electric Bus based on Signed Markov Chain Monte Carlo Method". IEEE Access, 20: 1-9.
- XIE, H., TANG, H., & LIAO, Y. (2009). "Time Series Prediction Based On NARX Neural Networks: An Advanced Approach". Proceedings of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Baoding, 12-15 Haziran: 1275-1279.