



MULTILAYER PERCEPTRON (MLP) İLE TÜRKİYE İŞLENMEMİŞ ALÜMİNYUM SEKTÖRÜ İTHALAT TAHMİNİ: 2023 YILI NİSAN-ARALIK AYLARI DÖNEMİ ÜZERİNE BİR İNCELEME

KAMİL ABDULLAH EŞİDİR¹ & YUNUS EMRE GÜR^{2*}

¹Dr., Fırat Kalkınma Ajansı, Elazığ Yatırım Destek Ofisi, abdullahesidir@yahoo.com, <https://orcid.org/0000-0002-8106-1758>. ²Dr. Öğr. Üyesi, Fırat Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, yegur@firat.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0001-6530-0598>.

ÖZ

Bu çalışma, Yapay Sinir Ağı modellerinden biri olan Multilayer Perceptron (MLP) kullanarak Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründeki gelecekteki ithalat değerini tahmin etmeyi hedeflemektedir. Çalışma, Nisan-Aralık 2023 dönemi için ithalat tahminlerine odaklanarak, Türkiye'nin önemli bir endüstriyel sektörü olan işlenmemiş alüminyum sektörünün ekonomik büyümeye katkısını değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Doğru bir şekilde ithalat miktarını tahmin etmek, sektörün gelecekteki stratejik planlamasını ve alınacak tedbirleri belirlemek açısından büyük önem arz etmektedir.

Çalışmada, "Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)" ve "Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB)" tarafından sağlanan veriler derlenmiştir. Sonuçlar, MLP modelinin işlenmemiş alüminyum sektörü ithalat tahminlerinde etkili bir araç olduğunu göstermiştir. Tahminler, 2023 Nisan-Aralık dönemi için Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ithalatının 285 ile 322 milyon dolar arasında gerçekleşmesinin beklendiğini göstermiştir. Bu tahminler, sektörün gelecekteki stratejik kararlarını ve politikalarını belirlemek isteyen yöneticilere ve planlamacılara yol gösterebilir. Ayrıca, MLP modelinin endüstri ve ekonomik tahminleme alanında kullanım potansiyelinin başarısını da vurgulamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, MultiLayer Perceptron (MLP), Arima, Zaman Serileri, İşlenmemiş Alüminyum.

Editör / Editor:

Ayşe CİNGÖZ,
Erciyes Üniversitesi, Türkiye

*Sorumlu Yazar/ Corresponding Author:

Yunus Emre GÜR,
yegur@firat.edu.tr

JEL:

C45, C53, F1

Geliş: 5 Haziran 2023

Received: June 5, 2023

Kabul: 29 Nisan 2024

Accepted: April 29, 2024

Yayın: 31 Ağustos 2024

Published: August 31, 2024

Atıf / Cited as (APA):

Eşidir, K.A. & Gür, Y.E. (2024),
Multilayer Perceptron (Mlp) ile Türkiye
İşlenmemiş Alüminyum Sektörü İthalat
Tahmini: 2023 Yılı Nisan-Aralık Ayları Dönemi
Üzerine Bir İnceleme, Erciyes Üniversitesi
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,
68, 57-64,
doi: 10.18070/erciyesiibd.1310116

IMPORT FORECAST OF TURKISH RAW ALUMINUM INDUSTRY WITH MULTILAYER PERCEPTRON (MLP): A REVIEW ON APRIL-DECEMBER 2023 PERIOD

ABSTRACT

This study aims to predict the future import value of Turkey's unprocessed aluminum sector by using Multilayer Perceptron (MLP), one of the artificial neural network models. The study aims to evaluate the contribution of the unprocessed aluminum sector, which is an important industrial sector of Turkey, to economic growth by focusing on import forecasts for the period April- December 2023. Accurately estimating the amount of imports is of great importance in terms of determining the future strategic planning of the sector and the measures to be taken.

In the study, data provided by "The Turkish Statistical Institute (TURKSTAT)" and "The Central Bank of the Republic of Turkey (CBRT)" were compiled. The results showed that the MLP model is an effective tool in rough aluminum sector import forecasts. Estimates show that Turkey's monthly unprocessed aluminum imports are expected to be between \$285 and \$322 million for the April-December 2023 period. These forecasts can guide managers and planners who want to determine the future strategic decisions and policies of the industry. It also highlights the success of the MLP model's potential for use in industry and economic forecasting.

Keywords: Artificial Neural Networks, MultiLayer Perceptron (MLP), Arima, Time Series, Unprocessed Aluminum

GİRİŞ

Alüminyum, dünyanın en zengin rezervlere sahip olduğu üçüncü element olup, yer kabuğunda bol miktarda bulunan bir metaldir. Ayrıca, son dönemlerde demir-çelikten sonra endüstriyel sektörlerde en yaygın kullanılan metal olarak öne çıkmaktadır (Yağcı, Cöcen, Çulha ve Korkmaz, 2021, s. 1192). Alüminyum, dünyada yaklaşık olarak %8 oranında bulunan bir metaldir ve oksijen ile silisyumdan sonra en yaygın üçüncü element konumundadır. Ancak, İngiliz bilim insanı Sir Humphry Davy tarafından 1808 yılında keşfedilmesine rağmen, alüminyumun ticari üretimi ancak 1886 yılında elektrodializ yönteminin kullanılmaya başlamasıyla gerçekleşmiştir (Özbay ve Kavaklı, 2008, s. 171).

Tarihsel olarak, birincil alüminyum üretimi sürekli olarak daha enerji verimli hale getirilmiş ve madencilik faaliyetlerinin çoğu şu anda düşük maliyetli, gelişmekte olan ülkelerde yoğunlaşmıştır. Cevher kalitesinde büyük bir değişiklik henüz gerçekleşmemiştir. Sadece demir, yaklaşık 1450 milyon tonluk yıllık üretimle alüminyumdan daha büyük bir maden üretimine sahiptir. 1920'lerden önce alüminyum çok az miktarda üretilmiştir, ancak yeni üretim süreçlerinin geliştirilmesiyle birlikte metal, büyük miktarlarda ve nispeten düşük maliyetle üretilebilir hale gelerek önem kazanmıştır (Sverdrup, Ragnarsdottir ve Koca, 2015, s. 139).

Alüminyum, küresel endüstrinin neredeyse tüm sektörlerinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Makine mühendisliği, savunma sanayi, havacılık ve denizcilik, enerji üretimi ve inşaat malzemeleri imalatı gibi alanlar özellikle vurgulanmalıdır. Bu sebeple, alüminyum stratejik bir metal olarak kabul edilmekte ve bu metalin ihtiyaçlarını karşılama yetenekleri, ulusal enerji, ekonomik, askeri ve ulaşım güvenliğini doğrudan etkilemektedir (Dudin vd., 2017, s. 255).

Bununla birlikte, küresel alüminyum piyasası, diğer birçok hammadde piyasası gibi döngüsel bir yapıya sahiptir ve büyük ölçüde küresel ekonomik dalgalanmalara bağlıdır. Demir dışı metaller piyasası, birincil alüminyum ve alüminyum ürünleri olmak üzere farklı segmentlerden oluşurken, finans sektöründeki iklim ve enerji maliyetlerindeki dalgalanmaların etkisi altındadır. Ham alüminyum ithalatı ve ihracatı, hazır alüminyum ürünlerine kıyasla keskin talep ve fiyat değişimlerine tabi olduğundan, üreticiler ve tüketiciler için belirsizlik ve dalgalanma unsurları yaratmaktadır (Dudin vd., 2017, s. 255).

Türkiye'de birincil alüminyum üretimini gerçekleştiren tek şirket, Eti Alüminyum'dur. Burada yıllık ihtiyacın %10'unu karşılayan 82 bin ton üretim gerçekleştirilmektedir. Eti Alüminyum, 1973 yılında Seydişehir ilçesinde kurulmuş bir madencilik şirkettir. 2005 yılında özelleştirme süreci kapsamında Cengiz Holding tarafından devralınmıştır. Özel sektör kuruluşları ise genellikle ikincil alüminyum ve buna dayalı yarı veya tamamlayıcı ürünlerin üretim alanında faaliyet göstermektedir (Adıgüzel, 2022, s. 2794).

Türkiye, alüminyum sektöründe önemli bir rol oynamaktadır; birincil alüminyum tedarikçisi ve yarı mamul alüminyum üreticisi ve ihracatçısı konumundadır. Coğrafi açıdan değerlendirildiğinde, Türkiye doğu ile batı arasında bir köprü görevi görmektedir. Alüminyum hammaddesini özellikle Rusya gibi doğu ülkelerinden temin etmekte ve ihracatını ise başta ABD ve AB ülkeleri olmak üzere batıya gerçekleştirmektedir (Demirci, 2012, s. 27). Öte yandan, Türkiye'nin işlenebilir boksit rezervi 63,3 milyon ton olarak tahmin edilmektedir. Bu rezerv, yaklaşık olarak 15,8 milyon ton alüminyum üretimine olanak sağlamaktadır. Türkiye'de yaklaşık olarak 1 milyon tonluk bir birincil alüminyum tesisi kurulduğunda bu rezerv, 15 yıl boyunca yeterli olacak şekildedir. Benzer şekilde, yaklaşık olarak 500 bin tonluk bir alüminyum tesisi kurulduğunda ise bu rezerv, 30 yıl boyunca kullanılabilir seviyededir (Çırakoğlu, 2022).

Tablo 1'deki verilere göre, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum (GTİP:7601) ve alüminyum ürünleri (GTİP:76) dış ticaret verileri yıllara göre incelendiğinde, geçen 22 yılda dış ticaret hacmi büyük bir ölçüde artmıştır. Özellikle işlenmemiş alüminyum sektöründe, ülke dış ticaret açığı yaşamaktadır ve 2022 yılında yaklaşık 5 milyar Dolar değerinde işlenmemiş alüminyum ithal edilmiştir (TÜİK, 2023).

TABLO 1 İşlenmemiş Alüminyum (GTİP:7601) ile Alüminyum Ürünleri (GTİP:76) Dış Ticaret Verileri

Yıllar	GTİP:7601 İhracatı (Bin USD)	GTİP:7601 İthalatı (Bin USD)	GTİP:76 İhracatı (Bin USD)	GTİP:76 İthalatı (Bin USD)
2000	15.362	292.079	289.361	548.245
2001	9.484	212.092	321.041	417.912
2002	5.145	292.066	346.720	525.880
2003	6.812	433.354	497.338	715.174
2004	12.552	599.142	649.488	960.582
2005	49.968	785.431	875.609	1.232.036
2006	116.594	1.239.573	1.233.803	1.797.133
2007	154.045	1.619.895	1.619.640	2.353.479
2008	150.976	1.715.744	1.776.509	2.543.704
2009	60.018	1.073.850	1.399.411	1.602.482
2010	170.913	1.752.178	1.916.086	2.487.744
2011	112.864	2.353.232	2.285.695	3.258.885
2012	81.484	2.110.921	2.251.943	2.984.940
2013	67.537	2.188.966	2.363.206	3.236.691
2014	91.952	2.490.682	2.546.906	3.499.929
2015	104.559	2.326.951	2.370.053	3.333.532
2016	58.536	1.854.285	2.237.340	2.865.840
2017	91.101	2.272.962	2.512.216	3.469.055
2018	144.321	2.555.100	2.994.942	3.872.388
2019	219.956	2.244.922	3.106.907	3.432.009
2020	99.482	2.124.955	2.989.839	3.292.294
2021	482.717	4.302.871	5.100.838	6.094.108
2022	582.845	5.042.433	6.383.453	7.398.774

Kaynak: TÜİK, 2023

Güntümüzde, ekonomik analizler ve tahminler için yapay sinir ağları gibi güçlü veri analitiği yöntemleri büyük bir öneme sahiptir. Bu teknikler, karmaşık ilişkileri ve eğilimleri tespit etmek için büyük veri setlerini kullanarak değerli bilgiler sağlayabilir. Bu bağlamda, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahminlerinin yapılması, endüstriyel planlama, ticaret politikalarının oluşturulması ve kaynak yönetimi açısından büyük bir öneme sahiptir. Bu çalışmada, yapay sinir ağlarının temel formlarından biri olan MLP yöntemi kullanarak Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründeki ithalat tahminlerine odaklanılacaktır. Türkiye, alüminyum sektöründe önemli bir oyuncu olup, geçmiş yıllarda dış ticaret hacmindeki büyük artışlarla dikkat çekmiştir. Ancak, işlenmemiş alüminyum ithalatındaki değişkenlikler ve trendlerin doğru bir şekilde analiz edilmesi, sektörün gelecekteki performansını anlamak için kritik bir gerekliliktir. Bu çalışmada, işlenmemiş alüminyum sektöründeki geçmiş ithalat verilerini kullanarak, yapay sinir ağları modeli oluşturulacak ve gelecek yıllardaki ithalat tahminlerini yapmak için model eğitilecektir.

Bu çalışmanın temel hedefi, işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahminlerini geliştirmek için yapay sinir ağlarının etkinliğini ve doğruluğunu göstermektir. Bu tahminler, işlenmemiş alüminyum ithalatı konusunda stratejik kararlar almak isteyen şirketler, yöneticiler ve politika yapıcılar için değerli bir rehber olabilir. Sonuç olarak, bu çalışma, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahminlerinin geliştirilmesinde yapay sinir ağlarının potansiyelini ve etkinliğini ortaya koyarak, sektörün gelecekteki eğilimlerini anlamak ve karar alma süreçlerini iyileştirmek için önemli bir kaynak olmayı hedeflemektedir.

LİTERATÜR İNCELEMESİ

Çalışmanın bu bölümünde, yapay sinir ağları yöntemleri kullanılarak yapılan tahminleme çalışmaları ile ilgili literatür incelenmiştir. Literatürde yer alan çalışmalardan bazılarında değinilecek olursa; Liao,

Xu ve Gao (2008) yaptıkları bir çalışmada, çekme yorulma yüklemesi altındaki malzemelerin çeşitli yorulma çevrimlerindeki elektriksel dirençlerini ve uygulanan gerilme seviyelerini tespit etmiştir. Ayrıca, kırılma veya yorulma çevrimleri 106'ya eşit olarak karbon malzemelerin yorulma ömrü olarak kabul edilmiştir. Yapay sinir ağları uygulanarak elektriksel direnç değeri baz alınarak yorulma ömrü tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Yapay Sinir Ağlarının karbon malzemelerin yorulma ömrünü başarılı bir şekilde tahmin edebildiğini ortaya koymuştur. Buna ek olarak, YSA'nın malzeme çalışmasında özellik tahmini, hasar tahmini ve arıza tespiti gibi uygulamaları gözden geçirilmiştir.

Jimenez-Martinez ve Alfaro-Ponce (2021) yaptıkları bir çalışmada, alüminyumun nihai gerilme mukavemetine dayalı olarak yorulma ömrünü tahmin etmek için bir YSA önermiştir. Çalışmada 5056, 2198-T851, 2024-T3 ve 7050-T7451 gibi farklı alüminyum türleri ile literatürdeki sonuçlarla yapılan değerlendirme sonucunda, YSA'nın geleneksel ve değiştirilmiş hasar kurallarına göre doğruluğu iyileştirerek yorulma ömrünü tahmin edebildiği kanıtlanmıştır.

Bir başka çalışmada, Syed, Kiran ve Qureshi (2022), Pakistan'ın ithalat ve ihracatını ayırıştırılmış bir düzeyde (hem örnek içi hem de örnek dışı dönem) tahmin etmek için geleneksel ekonometrik zaman serisi modelleri ve bir makine öğrenimi yaklaşımı olan Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanmıştır. Tahmin performansı, Kök Ortalama Karesel Hata (RMSE) kullanılarak rapor edilmiştir. Çalışmada YSA, örneklem içindeki diğer modelden daha iyi performans göstermiştir. Örnek dışı dönem için, otoregresif (AR) ve YSA modeli, içe aktarılan gruplar için diğer modellerden daha iyi performans gösterirken, tüm tek değişkenli yaklaşımlar, örnek dışı tahminlerde altı alt gruptan ikisinde birbirinden daha iyi performans göstermiştir.

Bununla birlikte, Yang ve diğerleri (2022), YSA modeli kullanarak deformasyon davranışını analiz etmek ve geçerli bir yapısal ilişki oluşturmak için bir çalışma gerçekleştirmiştir. Haddelenmiş 7075 alüminyum alaşımı üzerinde sıcak sıkıştırma çalışmaları, 573 ila 733 K sıcaklıkta ve 0,001 ila 1,0 s-1 arasında değişen bir gerinim hızında bir TA DIL805 D termal simülasyonu kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ardından, sıcak sıkıştırma deneylerinin sonlu eleman simülasyonlarını gerçekleştirmek için tahmin edilen akış gerilimi verileri uygulanmıştır. Korelasyon katsayısı ve hata analizi bulguları, YSA modelinin akış stresi için yüksek tahmin doğruluğuna sahip olduğunu ortaya koymuştur. Yine bulgulara göre, sıcak sıkıştırılmış numunelerdeki etkili gerinim dağılımı tekdüze değildir ve deformasyon numunenin merkezinden yan ve uç yüzlere doğru kademeli olarak azalır. Etkin gerinim dağılımının homojenliği ve çatlak oluşumu eğilimi deformasyon parametrelerinden etkilenir. Bu çalışmanın deneysel koşullarında, 653 K'nin üzerindeki sıcaklık ve 0,01 ila 0,1 s-1 arasındaki gerinim hızı olan optimum deformasyon parametreleri elde edilmiştir.

Alobaidi (2022), Türkiye'de en çok satılan araçlar arasında yer alan C segmenti otomatik şanzımanlı araçlar için aylık satış tahminleri yapmıştır. Çalışmada, 2012-2021 yılları arasındaki 120 aylık veri seti kullanılmıştır. Bağımsız değişken olarak tüketici fiyat endeksi, üretici fiyat endeksi, faiz oranı, tüketici güven endeksi, GSYİH, aylık satışlar ve dolar kurları, bağımlı değişken olarak ise C segmenti araç satış adetleri alınmıştır. Niceliksel ve niteliksel olmak üzere iki tür talep tahmini olmakla birlikte, bu çalışma nicel tahmin yöntemlerinden biri olan nedensel yaklaşımla uyumludur. Yöntemde regresyon ve yapay sinir ağı modelleri kurulmuştur. İki modelin doğruluk oranları karşılaştırıldığında yapay sinir ağlarının %90 oranında daha yüksek olduğu görülmüştür. C segmenti otomatik şanzımanlı araçların talep tahmini, başarı oranı yüksek olan yapay sinir ağları modeli sonuçlarına göre yorumlanmıştır.

Khalil ve Harnad (2023) yaptıkları bir çalışmada, Türkiye'den Irak'a ihraç edilen aylık alüminyum ürünleri miktarını belirlemede en iyi tahmin modelini keşfetmek için iki ana tahmin yaklaşımını incelemiştir. İlk teknikte Box-Jenkins olarak bilinen Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA) modeli, ikinci teknikte ise Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli kullanılmıştır. BM Comtrade ve TÜİK resmi web sitelerinden alınan veriler, 2010-2019 yılları arasında ihraç edilen alüminyum ürünlerinin aylık hacmini içermiştir. Analiz için Alyuda NeuroIntelligence, R ve SPSS adlı üç yazılım aracı kullanılmıştır. Bu karşılaştırma aynı zamanda Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Ortalama Mutlak

Hata (MAE), Ortalama Kare Hata Kökü (RMSE) ve R²'yi de içermiştir. Çalışmanın sonuçları, İleri Beslemeli Sinir Ağı (FFNN) modelinin, ARIMA modeline göre daha iyi uyum sağladığını göstermiştir. Ayrıca, FFNN modeli, ARIMA modelinden daha az hata sergilemiş ve daha düşük MAE, RMSE ve AIC değerleri nedeniyle uyum iyiliği açısından çok daha iyi olduğu tespit edilmiştir.

Li, Sengupta, Mohammed, ve Jamaani (2023), Çin'deki lityum mineral kaynak fiyatlarının tahmin etmek amacıyla 5 Kasım 2018 ile 1 Kasım 2022 arasındaki günlük tarihsel verileri kullanarak Facebook Prophet (Fb-P) ve YSA tekniklerini kullanmıştır. Bunu yaparken ampirik tahminler, 20 Nisan 2023'e kadar gelecekteki fiyatları tahmin etmeye yardımcı olmuştur. Fb-P'nin bulguları teknik, lityum mineral fiyatlandırmasının çok yüksek bir doğruluk derecesine sahip olduğunu ve diferansiyel frekans gün aralıklarında uzun-kısa süreli bir belleğe sahip olduğunu göstermiştir. Mevcut 572.500 yuan/ton fiyatın aksine, pazarın önümüzdeki altı ay içinde aniden yükselerek 800.000 yuan/ton'un üzerine çıkacağı tahmin edilmiştir.

Sonuç olarak literatür incelendiğinde yukarıda anlatılan çalışmalarda, Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılmıştır. YSA, farklı disiplinlerde, malzeme yorulma tahmini, satış tahmini, alüminyum ürünleri ihracat tahmini ve lityum mineral fiyat tahmini gibi çeşitli uygulamalarda kullanılmıştır.

I. ARAŞTIRMANIN METODOLOJİSİ

Sektör düzeyinde ithalat tahminleri, ekonomik planlama ve karar verme süreçlerinde büyük bir rol oynamaktadır. Bu çalışmada, öncelikle işlenmemiş alüminyum sektöründeki ithalat talebine etki eden faktörler, ilgili literatür taranarak belirlenmiştir. Faktörlerin belirlenmesinin ardından, analiz için gerekli veriler derlenmiştir. Özellikle ekonometrik analizlerde, doğru veri kaynaklarından elde edilen ve modele uygun şekilde hazırlanan bağımlı ve bağımsız değişken verilerinin, tahminlerin tutarlılığı üzerinde önemli bir etkisi bulunmaktadır (Gujarati, 2003, s. 636). Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründeki ithalat tahmini, gelecekteki talep ve arz koşullarını öngörmek için büyük öneme sahiptir. Gelişmiş analitik yöntemler arasında yer alan YSA gibi ileri teknikler, geçmiş verilere dayalı tahminlerin yapılarak sektörün gelecekteki ihtiyaçlarının belirlenmesine yardımcı olmaktadır.

Bu doğrultuda, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektörü ithalat tahmini için resmi kaynaklardan elde edilen veriler kullanılmıştır. Analizde kullanılan veri seti, "Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)" ve "Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB)" tarafından sağlanmıştır ve Şubat 2006 ile Mart 2023 arasındaki 206 aylık dönemi (~17 yıl) kapsamaktadır. Toplamda, 5 bağımsız değişken ve bir bağımlı değişken için 206 adet veri bulunmaktadır. Veri setinde eksik veya kayıp veri bulunmamaktadır. Bağımlı değişken, Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ithalat değerini temsil etmektedir. Bağımsız değişkenler ise aylık ortalama Amerikan Doları Kuru, aylık Türkiye ithalatı, İmalat Sanayi Üretim Endeksi, Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi ve Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ihracatını içermektedir.

Daha sonra, Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ithalatını tahmin etmek için MLP modeli kullanılmıştır. Modelin mimarisi belirlenerek, katmanlar, nöron sayısı ve aktivasyon fonksiyonları tanımlanmıştır. Modelin eğitimi için veri seti rastgele olarak eğitim (%70.4) ve test (%29.6) veri setlerine ayrılmıştır. Eğitim sürecinde, hata fonksiyonunu minimize etmek için Hata Kareler Toplamı kullanılmıştır. İthalat tahmin sonuçları, gerçek işlenmemiş alüminyum ithalat verileriyle karşılaştırılarak modelin doğruluğu değerlendirilmiştir. Modelin ürettiği hatalar, korelasyon, regresyon, MSE (Ortalama Kare Hatası) ve MAPE (Ortalama Yüzde Hatası) istatistiksel hata metrikleri kullanılarak ölçülmüştür.

Sonraki aşamada, Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ithalatıyla ilgili tahminler yapılmıştır. Her bir bağımsız değişken için, zaman serisi analizi teknikleri kullanılarak, 2023 yılı Nisan-Aralık ayları için uygun Arima modelleriyle bağımsız değişken değerleri tahmin edilmiştir. Tahmin edilen bağımsız değişken verileri, MLP analizine dâhil edilerek, 2023 yılı Nisan-Aralık ayları için işlenmemiş alüminyum ithalat değerleri tahmin edilmiştir.

A. YAPAY SİNİR AĞLARI VE MULTILAYER

PERCEPTRON (MLP) MODELİ

Yapay sinir ağları, zaman serisi tahminine bir alternatiftir ve son birkaç yılda büyük bir popülerlik kazanmıştır. Sinir ağlarının ana görevi, bir bilgisayar kullanarak insan beyninin zekasını simüle edecek bir model oluşturmaktır. Sinir teknolojileri, girdi verilerindeki kalıpları tanımayla çalışıp, modelin davranışından sonuçlar çıkarmakta ve daha sonra önceki bilgilerine dayalı olarak genelleştirilmiş sonuçlar sağlamaktadır. Sinir ağları kendi kendine uyarlanabilir, bu nedenle kesin bir model belirlemeye veya verilerin istatistiksel dağılımı hakkında önsel varsayımlar yapmaya gerek yoktur; tahmin modeli, istatistiksel verilere dayanarak sunulan özelliklere dayanmaktadır (Luchko, Dziubanovska, ve Arzamasova, 2021, s. 916).

Bir YSA, yüksek paralellik, sağlamlık, gerçek zamanlı uyarlanabilirlik gibi çeşitli özelliklere sahip bir insan beynini taklit eden ve onları farklı mühendislik alanlarına uygulamaya uygun hale getiren hesaplamalı bir modeldir (Jimenez-Martinez ve Alfaro-Ponce, 2021, s. 1). Ayrıca, nöronların nasıl bağlandığını yansıtan birçok farklı YSA topolojisi vardır ve seçilen topoloji YSA işlevinde ve öğrenmede belirleyici bir faktör olacaktır (Mikkulainen, 2010, s. 988). YSA'lar ele aldıkları soruna göre belirli bir karmaşıklık düzeyine sahip olsalar da, veri tabanı olarak kullanılan bilgilerin hazırlanması, YSA topolojisinin seçimi ve YSA'nın eğitimi ve doğrulamaları şeklinde genel olarak üç adımdan oluşmaktadır (Jimenez-Martinez ve Alfaro-Ponce, 2021, s. 2).

Denetimli bir eğitim sürecinde, YSA ağırlıkları sunulan verilere ve istenen çıktıya göre ayarlanmaktadır (Tian, Wong ve Safaei, 2010, s. 1545). Bu olay, farklı ağırlıkları analiz eden yinelemeli bir süreçle gerçekleştirilmektedir. Eğitim sürecinde, eğitim verileriyle iyi performans gösteren ancak yeni verilerle zayıf performans gösteren bir YSA'nın fazla uyarlanmasını önlemek önemlidir. Fazla uyumu önlemek için farklı teknikler uygulanabilir ve bunların çoğu, eğitim ve doğrulama süreci için kullanılan örnek sayısına dayanmaktadır (Quan, Lu, Mao, Zhang ve Zhou, 2013, s. 54).

Doğal biyolojik evrime dayalı algoritmalar olan Sinir Ağları (NN), daha geniş bir sorun yelpazesine uyum sağlamak için tasarlanmıştır. Yapay sinir ağları yapıları gereği genellikle çok yönlüdür ve yalnızca küçük ayarlamalarla çok çeşitli sorunlara uygulanabilmektedir. Bu alan, nörofizyoloji, bilgisayar nörobilimi, hesaplama yöntemleri, örüntü tanıma, kontrol teorisi, bilgisayar bilimi, yapay zekâ, istatistik, matematik, bilgisayarla görme, paralel işleme ve donanım (dijital, analog, optik vb.) bilgisini gerektirmektedir (Khalil ve Hamad, 2023, s. 4262-4263). YSA'lar şu anda makine öğrenimi sektöründe çok fazla araştırma ilgisini çekiyor ve ekonomi, işletme, finans, mühendislik vb. alanlarda tahminleme için yoğun bir şekilde kullanılmaktadır (Khalil ve Hamad, 2023, s. 4263).

Günümüzde popüler YSA'lardan biri olan Multilayer Perceptron (MLP) modeli, bilinen çıktılara sahip veri örnekleri ile denetimli eğitim prosedürü uygulamaktadır (Bishop, 1995, s. 141). Ek olarak, verilen girdi verileri üzerinden çıktı tahminleri yapabilen, doğrusal olmayan bir fonksiyon modeli oluşturma yeteneğine sahiptir (Taud ve Mas, 2018, s. 451).

MLP, bilginin ileri doğru beslemeli bir sinir ağı olarak, girdi katmanından geçerek gizli katmanlara ve nihayetinde çıktı katmanına tek yönlü olarak aktığı bir yapıdır (Bishop, 1995, s. 116). Her bir sinaps bağlantısının kendi özgün ağırlığı bulunur ve aynı katmandaki nöronlar aynı aktivasyon fonksiyonuna sahip olurlar. Genellikle, gizli katmanlar sigmoiddir. Bağlı olduğu uygulamaya göre, çıktı katmanında hem sigmoid hem de doğrusal bir fonksiyon tercih edilebilir. Diğer pek çok algoritma arasında yaygın olarak bilinen MLP öğrenme algoritması, En Küçük Ortalama Kareler kuralının genelleştirilmiş hali olan bir geri yayılımdır (Du ve Swamy, 2014, s. 85). Ağırlıklar, çıktı katmanından başlayarak ve geriye doğru çalışarak, hataları katmandan katmana yayarak düzeltilir, bu nedenle geri yayılım adı verilmektedir.

MLP modelinin performansı, değişken seçiminden gizli katman düğümlerinin sayısı, eğitim verilerinden öğrenme hızı, momentum kontrolü ve yineleme sayısı gibi eğitim parametrelerine kadar çeşitli faktörlere bağlıdır. Bir MLP modeli, gizli katmanı kullanarak doğrusal olmayan işlevleri daha düşük doğruluk seviyeleriyle tanımlayabilir. Ekstra gizli katmanlara sahip ağların, eğitim verilerine gereğinden fazla uyma eğiliminde olduğu düşünülmektedir. Öğrenme oranı ve ivme,

öğrenme sürecinin hızını ve etkililiğini kontrol etmektedir (Taud ve Mas, 2018, s. 454).

B. MODEL KURULUMU

İşlenmemiş alüminyum sektöründeki ithalat talebini etkileyen faktörler çeşitlilik gösterebilmektedir. Model kurulumu için literatürdeki bazı yayınlar ve akademik çalışmalar incelendiğinde, işlenmemiş alüminyum ithalat talebini etkileyebilecek faktörler tespit edilmiş olup aşağıda sunulmaktadır

- **Ekonomik Büyüme:** Bir ülkenin ekonomik büyüme düzeyi, işlenmemiş alüminyum ithalatını etkileyen önemli bir faktördür. Ekonomik büyüme genellikle endüstriyel üretimi artırır, alüminyum talebini artırabilir. Bu nedenle, ekonomik büyüme oranı, işlenmemiş alüminyum ithalat tahmininde dikkate alınması gereken bir faktördür. Ayrıca, ihracat ve ithalat arasındaki ilişki, ülkenin ekonomik ve endüstriyel gücü genişledikçe son yıllarda hararetle tartışılan bir konu olmuştur. İhracat ve ithalat arasındaki bağı ve bunların ekonomik kalkınmadaki rolünü ortaya çıkarmak için çok sayıda sosyal ve bilimsel araştırma yapılmıştır. Örneğin; Bakari ve Mabrouki (2017)'nin çalışması, gelişmekte olan ülkelerde ihracat ve ithalatın, ülkelerin ticari dengelerinin yanı sıra ekonomik sürdürülebilirliklerinin sağlanmasında da kritik bir rol oynadığını göstermiştir. Bir diğer çalışmada Amiri ve Gerdtham (2011), herhangi bir ülkenin ihracatındaki artışın, o ülkenin teknolojik ilerlemesi ve diğer sektörler açısından ekonomik performansı üzerinde önemli etkileri olduğu sonucuna varmıştır. Utonga ve Dimoso (2019) çalışmalarında, ihracat ve ithalat malları arasında hem pozitif hem de negatif ilişki olduğunu tespit etmiştir.

- **İnşaat Sektörü ve Sanayi Üretimi:** İşlenmemiş alüminyum, inşaat sektöründe ve sanayi üretiminde yaygın olarak kullanılır. İnşaat faaliyetlerinin ve sanayi üretiminin büyüklüğü, işlenmemiş alüminyum ithalat talebini etkileyebilir (Seigné-Itoiz, Gasol, Rieradevall, ve Gabarrell, 2014, s. 95).

- **Döviz Kuru Değişimleri:** İthalat, genellikle yerel para birimine karşı döviz kuru üzerinden gerçekleşir. Dolayısıyla, işlenmemiş alüminyum ithalat tahmininde döviz kuru değişimleri önemli bir faktör olabilir. Döviz kuru artışları, ithalat maliyetini etkileyerek işlenmemiş alüminyum ithalatını azaltabilir veya artırabilir. Döviz kuru değişiklikleri, beklenen endüstri karlılığını etkileyerek, yatırım faaliyetinin modelini ve ölçeğini de etkiler. Örneğin, ABD'de döviz kuru hareketleri ile yatırım kalıpları arasında gözlemlenen ilişki zaman içinde değişmiştir. Bu nedenle doların değer kaybetmesi, net olarak genişlemelerin ziyade imalat sektörlerindeki sözleşmeli yatırımlarla ilişkilidir. Bu kaymanın bir açıklaması, ABD endüstrilerinin artık ihracat pazarlarından ziyade üretime ithal edilen girdilerin maliyetleri nedeniyle döviz kurlarına daha fazla maruz kalmasıdır (Campa ve Goldberg, 1995, s. 297-298).

- **Ticaret Politikaları:** Ticaret kısıtlamaları, gümrük vergileri, ithalat kotaları veya özellikle dış pazarlarda, herhangi bir malın ve eşyanın daha ucuza satılmasının önüne geçme adına hükümetler tarafından ithalat anlamında bazı sınırlandırmalara yönelik önlemler gibi faktörler, ithalat tahminini etkileyebilir. Örneğin, Wang vd. (2021), en yüksek alüminyum ticaretinin yapıldığı dört ekonomiyi analiz etmişlerdir. Çalışmada, kaynaklarla ilgili ticaret eşitsizliklerinin ekonomik ve çevresel etkiler genelinde tekdüze olmadığını ve ticaret politikalarının çeşitli boyutlarıyla dikkatle ele alınması gerektiğini öne sürmüşlerdir. Bununla birlikte, ithalat talep fonksiyonu uygulamalarını çekici kılan diğer nedenler, makroekonomik politika konularını test etmek ve görelî fiyatlardaki bir değişikliğin ülkeler arasındaki ticaret akışlarını nasıl değiştirdiğini gözlemlemektir (Durmaz ve Lee, 2015, s. 16).

Bu faktörler, ülkelerin işlenmemiş alüminyum ithalat tahminlerinin oluşturulmasında önemli bir rol oynamaktadır. Analizde, "Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)" ve "Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB)" verileri kullanılmıştır. Yukarıdaki bilgiler doğrultusunda; modelin bağımlı değişkeni; işlenmemiş alüminyum ithalat değeri, bağımsız değişkenler ise aylık ortalama dolar kuru, Türkiye'nin aylık ithalatı, İmalat Sanayi Üretim Endeksi, Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi ve Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ihracatı şeklinde oluşturulmuştur.

II. UYGULAMA VE ANALİZ SONUÇLARI

Tasarlanan MLP modelinin 5 adet bağımsız değişkeni bulunmaktadır. Tablo 2’de çalışmada kullanılan değişkenlere ait veri setinin bir bölümü görülmektedir.

TABLO 2 | Çalışmada Kullanılan Değişkenlere Ait Veri Setinin Bir Bölümü

Dönemler	Aylık Ortalama Dolar Kuru	Türkiye İthalatı-USD	İmalat Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	İşlenmemiş Alüminyum İhracatı (USD)	İşlenmemiş Alüminyum İthalatı (USD)
2006-2	1,327	9.796.220.249	55	62,3	3.775.764	87.739.290
2006-3	1,335	11.605.026.095	65,8	77,8	12.185.430	96.634.621
2006-4	1,337	11.587.101.994	62,6	76,1	22.394.323	100.379.126
2006-5	1,421	12.694.201.568	66,8	73,1	4.919.522	113.124.987
2006-6	1,601	12.465.724.883	67,4	73,2	16.964.881	121.354.316
...
2022-11	18,624	28.297.921.962	153,6	137,5	38.885.607	328.750.484
2022-12	18,671	30.749.482.171	169,2	134	20.433.078	342.730.004
2023-1	18,791	31.842.537.023	138,3	134,7	23.909.683	326.488.895
2023-2	18,857	28.899.809.811	125,6	123,6	20.427.494	362.253.547
2023-3	19,004	30.317.789.375	156,3	144,1	28.433.196	350.538.681

Tablo 3’te sunulan MLP modelinin özetinde, 145 adet eğitim veri seti ve 61 adet test veri seti kullanıldığı görülmektedir.

TABLO 3 | Tasarlanan MultiLayer Perceptron (MLP) Model Özeti

Örneklem	Veri Seti Sayısı		Yüzde
	Eğitim	Test	
	145	61	70,40%
Toplam	206		100%

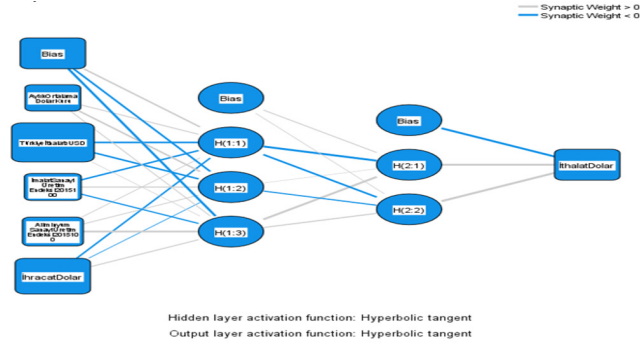
Tablo 4, MLP modelinin giriş gizli ve çıktı katmanındaki ayrıntıları içermektedir. MLP modelinde Hata Kareleri Toplamı hata fonksiyonu olarak kullanılmış ve gizli katman için Hiperbolik Tanjant aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir.

TABLO 4 | Tasarlanan MLP Modeli Bilgileri

Yapay Sinir Ağının Yapısı		
Giriş Katmanı	Bağımsız Değişkenler	1 Aylık Ortalama Dolar Kuru
		2 Türkiye İthalatı
		3 İmalat Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)
		4 Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)
		5 İşlenmemiş Alüminyum İhracatı
	Değişken Sayısı ^a	5
	Yeniden Ölçeklendirme	Normalize
	Gizli Katman Sayısı	2
Gizli Katman	1. Gizli Katmandaki Birim Sayısı	3
	2. Gizli Katmandaki Birim Sayısı	2
	Aktivasyon Fonksiyonu	Hiperbolik Tanjant
	Bağımlı Değişken	1 adet İşlenmemiş Alüminyum İthalatı
Çıktı Katmanı	Çıktı Katmanı Birim Sayısı	1
	Yeniden Ölçeklendirme Yöntemi	Normalize
	Aktivasyon Fonksiyonu	Hiperbolik Tanjant
	Hata Fonksiyonu	Hata Kareleri Toplamı
a. Bias birimi hariç		

Şekil 1’de tasarlanan MLP modelinin mimarisi ve katmanları gösterilmiştir. Giriş katmanı, modele girdi verilerini alır ve bunları gizli katmanlara iletir. Her bir gizli katman, girdi verilerini işlemek ve çeşitli öznelikleri öğrenmek için aktivasyon fonksiyonlarını kullanır. Daha fazla gizli katman, modelin daha karmaşık ilişkileri öğrenmesine olanak tanır. Çıkış katmanı, son tahmin sonuçlarını üretir. Bu katmanda kullanılan aktivasyon fonksiyonu, çıkış değerlerini hesaplamak için kullanılır. Çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonu olarak, Identity fonksiyonu kullanılmıştır.

ŞEKİL 1 | Tasarlanan MLP Modelinin Mimarisi ve Katmanları



MLP modelindeki her katmanda ağırlıklar ve bias değerleri bulunur. Bu değerler, modelin öğrenme süreci sırasında optimize edilir ve girdi verilerine en iyi şekilde uyum sağlaması sağlanır. Tablo 5’te MLP modelinin eğitim ve test aşamalarındaki performans ölçümleri verilmiştir.

TABLO 5 | MLP Modelinin Eğitim ve Test Aşamalarındaki Performans Ölçümleri

Eğitim Aşaması	Hata Kareleri Toplamı	
	Bağlı Hata	0,8
Test Aşaması	Hata Kareleri Toplamı	0,236
	Bağlı Hata	0,65

Modelin eğitimi sonucunda Tablo 5’de görüldüğü üzere, hata kareleri toplamı değeri eğitim aşamasında 0,8 ve test aşamasında ise 0,236’dır. Bağlı hata değeri eğitim aşamasında 0,89, test aşamasında ise 0,65 olarak gerçekleşmiştir. Her iki hata değerinde de düşük söz konusudur. Ortaya çıkan azalış, modelin geçmiş verilerden öğrenme sürecini başarıyla gerçekleştirdiğini ve hata miktarını azalttığını göstermektedir. Dolayısıyla model, öğrenme ve test aşamalarında da etkili bir şekilde performans göstermiştir. Düşük hata değerleri, modelin işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahminlerinin doğru ve güvenilir olduğunu göstermektedir.

Tablo 6, bağımsız değişkenlerin modeldeki önem sıralamasını ve normalize edilmiş önemlerini sunarak, her bir değişkenin MLP modelinin performansına olan katkısını göstermektedir. Ölçümler, her bir bağımsız değişkenin modele olan etkisini göstermektedir. Aylık Türkiye ithalat değeri en yüksek öneme sahipken, aylık ortalama Amerikan Dolar Kuru ise en düşük öneme sahip bağımsız değişken olarak belirlenmiştir.

TABLO 6 | Bağımsız Değişkenlerin Önemi

Bağımsız Değişkenler	Önem	Normalize Önem
Aylık Ortalama Amerikan Dolar Kuru	0,084	22,10%
Aylık Türkiye İthalatı	0,378	100%
İmalat Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	0,098	25,80%
Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	0,142	37,50%
İşlenmemiş Alüminyum İhracatı	0,299	78,90%

Tablo 7’de gerçekleşen işlenmemiş alüminyum ithalatı, MLP ile tahmin edilen değerler ve tahmin farkı ve mutlak yüzde hata (%)

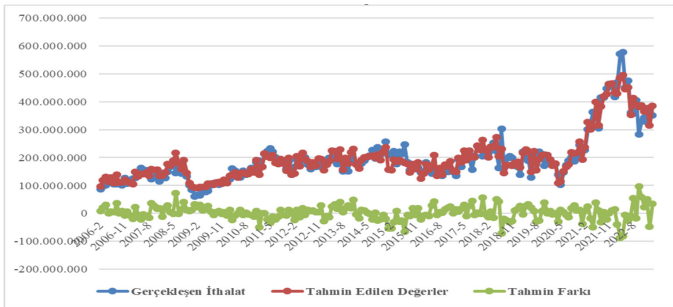
gösterilmiştir. Liste uzun olduğundan dolayı, veri setinin sadece bir bölümü gösterilmiştir.

TABLO 7 | Gerçekleşen İthalat ve Tahmin Edilen Değerlerin Kıyaslanması

Dönemler	Gerçekleşen İthalat	Tahmin Edilen Değerler	Tahmin Farkı	Mutlak Yüzde Hata (%)
2006-2	87.739.290	95.855.052	8.115.762	9
2006-3	96.634.621	118.233.653	21.599.032	22
2006-4	100.379.126	131.828.642	31.449.516	31
2006-5	113.124.987	113.415.484	290.497	0
2006-6	121.354.316	128.717.564	7.363.248	6
...
...
2022-10	283.628.291	380.870.793	97.242.502	34
2022-11	328.750.484	387.378.832	58.628.348	18
2022-12	342.730.004	366.026.538	23.296.534	7
2023-1	326.488.895	376.454.258	49.965.363	15
2023-2	362.253.547	314.553.446	-47.700.101	13
2023-3	350.538.681	385.285.563	34.746.882	10

Şekil 2'de gerçekleşen işlenmemiş alüminyum ithalatı, MLP modeli ile tahmin edilen değerler ve tahmin farkı grafiksel ortamda gösterilmiştir. Buradan da anlaşılacağı üzere gerçekleşen ithalat değerleri ile tahminlenen değerler birbirlerine oldukça yakındır ve tahmin farkı düşük seviyelerdedir.

ŞEKİL 2 | Gerçekleşen İthalat, Tahmin Değerleri ve Tahmin Farkı



Tablo 8'de MLP modeline ait istatistiksel hatalar gösterilmiştir. Korelasyon değeri, gerçek ve tahmini değerler arasındaki ilişkiyi ölçmektedir. Korelasyon değeri 1'e yaklaştıkça, gerçek ve tahmini değerler arasındaki ilişki daha güçlüdür. Korelasyon değeri 0,958 olduğu için, gerçek ve tahmini değerler arasında güçlü bir pozitif ilişki olduğu söylenebilir. Regresyon değeri, tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere ne kadar yakın olduğunu göstermektedir. Regresyon değeri 1'e yaklaştıkça, tahminler gerçek değerlere daha yakındır. Regresyon değeri 0,919 olduğu için, MLP modelinin işlenmemiş alüminyum ithalatını başarılı bir şekilde tahmin ettiği söylenebilir. MAPE, tahminlerin gerçek değerlere göre yüzde olarak ne kadar hata yaptığını ölçmektedir. Daha düşük bir MAPE değeri, modelin tahminlerinin gerçek değerlere daha yakın olduğunu göstermektedir. Tablodaki MAPE değeri %10,5 olduğu için, YSA modelinin işlenmemiş alüminyum ithalatını %10 hata oranına oldukça yakın bir doğrulukla tahmin ettiği değerlendirilmektedir.

TABLO 8 | YSA Modeline Ait İstatistiksel Hatalar

Korelasyon	0,958
Regresyon	0,919
MSE	1.695.969.724.264.930
MAPE	0,105
Veri Seti Sayısı	206

Tablo 8'deki istatistikler, YSA modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan ölçümleri sunmaktadır. Korelasyon, Regresyon ve MAPE değerleri, modelin gerçek değerlerle uyumlu tahminler yaptığını göstermektedir.

Analizin bundan sonraki aşamasında ise, işlenmemiş alüminyum sektörü gelecek tahmini aşamasına geçilmiştir. Öncelikle, bağımsız değişkenlere ait 2023 yılı Nisan-Aralık ayları değerleri zaman serileri analiz modellerinden çeşitli Arima modelleri ile tahmin edilmiştir. Tablo 9'da Arima modelleri ile yapılan analizler sonrası, bağımsız değişkenlere ait istatistiksel hatalar gösterilmiştir.

TABLO 9 | Bağımsız Değişkenlere Ait İstatistiksel Hatalar

İstatistiksel Hatalar	Aylık Ortalama Amerikan Dolar Kuru	Aylık Türkiye İthalatı	İmalat Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi (2015=100)	Aylık İşlenmemiş Alüminyum İhracatı
R2	0,998	0,893	0,961	0,953	0,907
RMSE	0,175	1.584.293.174	5,524	6,551	4.220.401
MAPE	2,319	7	4,471	4,903	38,722
MaxAPE	9,864	44,592	16,945	19,426	392,276
Normalize BIC	-3,316	42,54	3,599	3,932	30,783

R2 değerleri, bağımsız değişkenlerin Arima modelleri tarafından oldukça iyi açıklandığını göstermektedir. RMSE, tahmin edilen değerlerin gerçek değerlerden sapma miktarını göstermektedir. Daha düşük bir RMSE değeri, modelin daha doğru tahminler yaptığını ifade eder. RMSE değerleri, yapılan tahminlerin bazı değişkenler için düşük, bazıları için ise yüksek çıkmıştır. MAPE hata değerleri %10'dan düşük olan tahmin modelleri "yüksek doğruluklu" tahmin modelleri şeklinde değerlendirilmektedir (Eşidir, Gür, Yoğunlu ve Çubuk, 2022, s. 274). Tablo 9'da okunduğu üzere bağımsız değişkenlerde "Aylık İşlenmemiş Alüminyum İhracatı" haricindeki bütün MAPE değeri %10'dan düşüktür. Normalize BIC, Arima modelinin kalitesini değerlendiren bir bilgidir. Daha düşük bir Normalize BIC değeri, modelin daha iyi bir uyum sağladığını gösterir. Tablo 9'daki Normalize BIC değerleri, bağımsız değişkenlerin Arima modelleri tarafından iyi bir uyumla tahmin edildiğini göstermektedir.

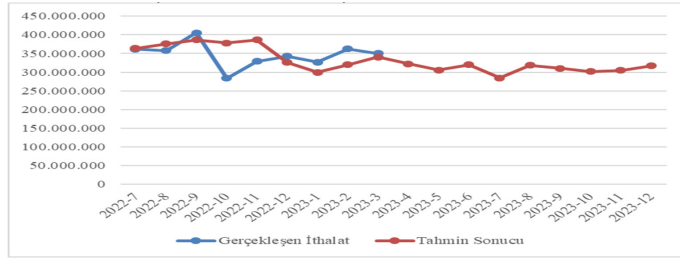
Tablo 10'da, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum aylık ithalat tahmini sonuçları verilmektedir. Tablodan, önümüzdeki dönemler için yapılan tahminlere göre, işlenmemiş alüminyum aylık ithalatının 2023 yılı Nisan ayında en yüksek değere sahip olması beklenmektedir (yaklaşık 322 milyon USD). Aynı şekilde, Temmuz 2023 ayında ise en düşük tahmin değeri (yaklaşık 285 milyon USD) öngörülmektedir.

TABLO 10 | İşlenmemiş Alüminyum Aylık İthalat Değeri Tahmin Sonuçları

Dönemler	Gerçekleşen İthalat (USD)	Tahmin Sonucu
2022-7	361.415.423	363.520.543
2022-8	357.755.466	375.769.270
2022-9	405.528.669	386.873.903
2022-10	283.628.291	378.491.732
2022-11	328.750.484	386.311.349
2022-12	342.730.004	325.853.595
2023-1	326.488.895	299.836.015
2023-2	362.253.547	319.984.228
2023-3	350.538.681	340.608.053
2023-4		322.059.424
2023-5		305.561.517
2023-6		319.862.978
2023-7		284.725.179
2023-8		318.770.524
2023-9		310.211.114
2023-10		302.134.214
2023-11		305.037.069
2023-12		317.309.562

Şekil 3'te işlenmemiş alüminyum için aylık ithalat tahmin sonuçları grafiksel ortamda gösterilmiştir. Yapılan analize göre, işlenmemiş alüminyum ithalat değerlerinin, 2023 yılında aylık 300 milyon USD civarlarında gerçekleşeceği tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçlarının grafiksel olarak gösterilmesi, bu tahminin zaman içindeki değişimini ve eğilimini daha açık bir şekilde ifade etmektedir.

ŞEKİL 3 | Türkiye İşlenmemiş Alüminyum İthalat Tahmini Sonuçları



SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

İşlenmemiş alüminyum, ülkenin önemli ithalat kalemlerinden biridir. Sektördeki ithalatın doğru olarak tahmin edilmesi, ekonomik planlama ve politika oluşturma açısından önemlidir. Yüksek teknoloji, yüksek katma değerli ürünlerin üretilmesi ve ihraç edilebilmesi için teknolojik gelişmelerin takip edilmesi önem arz etmektedir. Sektörde ARGE'nin artırılması ve yüksek teknoloji ürün yatırımlarına devlet destek ve teşviklerinin sağlanması sektör geleceği açısından önemlidir. Geri dönüşüm oranlarının artırılması döviz, enerji ve kaynak tasarrufu sağlayacaktır. Sonuç olarak, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektörü, hammadde temini, üretim ve ithalat açısından büyük bir potansiyele sahiptir. İşlenmemiş alüminyum sektöründeki gelişmelerin izlenmesi, stratejik planlamaların yapılması ve işbirlikleriyle sektörün rekabet gücünün artırılması, Türkiye'nin uluslararası alanda daha da güçlenmesini sağlayacaktır. Dolayısıyla bu çalışmanın sonuçları, sektörün ekonomik planlama ve politika oluşturma süreçlerinde kullanılabilir ve ithalat seviyelerinin daha doğru bir şekilde tahmin edilmesine yardımcı olabilir.

Bu çalışmada kullanılan veriler, "Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)" ve "Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB)" tarafından sağlanan verilerden elde edilmiştir. Veri seti, Şubat 2006 ile Mart 2023 yılları arasındaki 206 aylık verileri kapsamaktadır. Kullanılan veri setinde eksik veri bulunmamaktadır. Modelin bağımlı değişkeni, Amerikan Doları bazında Türkiye'nin aylık olarak ithal ettiği işlenmemiş alüminyum ithalat değeridir. Modelin 5 adet bağımsız değişkeni vardır. Bağımsız değişkenler; aylık ortalama Amerikan Doları Kuru, aylık Türkiye ithalatı, İmalat Sanayi Üretim Endeksi, Alüminyum Sanayi Üretim Endeksi, aylık işlenmemiş alüminyum ihracatıdır.

Yapılan çalışmada, çok katmanlı bir sinir ağı yapısına sahip olan MLP modeli kullanılmış ve Hiperbolik Tanjant aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Modelde, giriş katmanında 5 adet değişken bulunmaktadır. Sinir ağı yapısında iki adet gizli katman bulunurken, çıktı katmanında bir adet bağımlı değişken yer almaktadır.

Çalışmada kullanılan MLP modelinin hata kareleri toplamı ve bağıl hata değerinin eğitim ve test aşaması karşılaştırıldığında, iki hata değerinde de düşüş olduğu tespit edilmiştir. Oluşan bu azalma, modelin geçmiş verilerden öğrenme sürecini başarıyla gerçekleştirdiğini ve hata oranını azalttığını göstermektedir. Düşük hata değerleri, modelin işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahminlerinin doğru ve güvenilir olduğunu göstermiştir. Bununla birlikte, modelin Korelasyon değeri 0,958 Regresyon değeri 0,919 ve MAPE değeri %10,5'tir. Gerçek ve tahmini değerler arasında güçlü bir pozitif ilişki olduğu söylenebilir. Korelasyon, Regresyon ve MAPE değerleri, modelin gerçek değerlerle uyumlu tahminler yaptığını göstermektedir. MAPE değeri %10,5 olduğu için, MLP modelinin işlenmemiş alüminyum ithalatını %10 hata oranına oldukça yakın bir doğrulukla tahmin ettiği görülmüştür.

Öte yandan, gelecek tahmini için Arima modelleri ile yapılan analizler sonrası, bağımsız değişkenlere ait istatistik hatalar değerlendirildiğinde; R2 değerleri, bağımsız değişkenlerin Arima

modelleri tarafından oldukça iyi açıklandığını göstermiştir. RMSE değerleri, yapılan tahminlerin bazı değişkenler için düşük, bazıları için ise yüksek çıkmıştır. Bağımsız değişkenlerde "Aylık İşlenmemiş Alüminyum İhracatı" haricindeki bütün MAPE değeri %10'dan düşük olarak tespit edilmiştir. Ek olarak, Normalize BIC değerleri, bağımsız değişkenlerin Arima modelleri tarafından iyi bir uyumla tahmin edildiğini göstermiştir.

MLP gelecek tahmini sonuçlarına göre, 2023 yılı Nisan-Aralık ayları arasında, Türkiye'nin aylık işlenmemiş alüminyum ithalatının 285 ile 322 milyon USD arasında gerçekleşmesi beklenmektedir. Tahmin sonuçları, kullanılan veriler ve modelin performansı dikkate alınarak elde edilmiştir. İşlenmemiş alüminyum aylık ithalatının 2023 yılı Nisan ayında en yüksek Temmuz ayında ise en düşük değere ulaşacağı ve aylık değerlerin 300 milyon USD civarlarında gerçekleşeceği tahmin edilmiştir. 2023 yılı Nisan-Aralık ayları dönemini kapsayan verilerin incelenmesi sonucunda, MLP modelinin etkili bir şekilde ithalat tahmini yapabileceği görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar, işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat talebinin belirli faktörlere dayandığını göstermektedir. Ekonomik büyüme, döviz kuru, uluslararası piyasa fiyatları gibi değişkenlerin işlenmemiş alüminyum ithalatını etkilediği tespit edilmiştir. MLP modelinin kullanılmasıyla elde edilen tahminlerin gerçek verilere oldukça yakın olduğu ve modelin işlenmemiş alüminyum ithalatının gelecekteki seviyelerini tahmin etmek için güvenilir bir araç olduğu sonucuna varılmıştır.

Sonuç olarak, bu çalışma, Türkiye'nin işlenmemiş alüminyum sektöründe ithalat tahmini yapmak için MLP modelinin başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Bu bulgular, sektör paydaşlarına ve karar vericilere, ithalat stratejileri ve politikalarının oluşturulmasında yol gösterici olabilecek önemli bilgiler sunmaktadır.

KAYNAKÇA

- [1] Adıgüzel, M. (2022). Dünya'da ve Türkiye'de Alüminyum Sektörü, Dış Ticareti ve Türkiye'nin Rekabet Gücü, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57(4), 2782-2813. doi:10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.22.11.1821
- [2] Alobaidi, D. (2022). *Evaluation of Automobile Demand Forecast In Turkey Using Artificial Neural Networks (Doctoral dissertation)*. Karabuk University Institute of Graduate Programs Department of Industrial Engineering, Master Thesis, Karabuk.
- [3] Amiri, A., ve Gerdham, U. (2011). Relationship between exports, imports, and economic growth in France: evidence from cointegration analysis and Granger causality with using geostatistical models. MPRA Paper No. 34190. Retrieved from <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/34190/>. Erişim Tarihi:25.05.2023.
- [4] Bakari, S. ve Mabrouki, M. (2017).The nexus between exports, imports, Domestic investment and Economic growth in Japan, *Economic Policy*, (2116), 0-33. doi.org/10.1227/01.NEU.0000349921.14519.2A
- [5] Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*, Oxford University Press, Oxford 482.
- [6] Campa, J. ve Goldberg, L. S. (1995). Investment in manufacturing, exchange rates and external exposure, *Journal of International Economics*, 38(3-4), 297-320.
- [7] Çırakoğlu, Z. (2022). İstanbul Demir ve Demir Dışı Metaller İhracatçıları Birliği (İDDMİB) Alüminyum Sektörü Şubat 2022 Değerlendirmesi, https://turkishmetals.org/storage/files/ihracat_files/1646729168.pdf Erişim Tarihi: 10.05.2023.
- [8] Demirci, K. M. (2012). Dünya alüminyum ticaretinde Türkiye'nin yeri, *Türk Mühendis ve Mimar Odaları Birliği Metalürji Mühendisleri Odası*, 17-29.
- [9] Du, K-L ve Swamy, M. N. S. (2014). *Neuronal networks and statistical learning*, Springer, Berlin.
- [10] Dudin, M. N., Voykova, N. A., Frolova, E. E., Artemieva, J. A., Rusakova, E. P., ve Abashidze, A. H. (2017). Modern trends and challenges of development of global aluminum industry, *Metalurgija*, 56(1-2), 255-258.
- [11] Durmaz, N. ve Lee, J. (2015). An empirical analysis of import demand function for Turkey: An ARDL bounds testing approach, *The Journal of Developing Areas*, 215-226.
- [12] Eşidir, K. A., Gür, Y. E., Yoğunlu, V. ve Çubuk, M. (2022). Yapay Sinir Ağları (YSA) ve ARIMA Modelleri ile Türkiye'de Aylık Sıfır km Otomobil Satış Adetlerinin Tahmin Edilmesi, *Pamukkale Üniversitesi İşletme Araştırmaları Dergisi*, 9(2), 260-277. doi: 10.47097/piar.1132101
- [13] Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics*, McGraw Hill, Newyork.
- [14] Jimenez-Martinez, M. ve Alfaro-Ponce, M. (2021). Fatigue Life Prediction of Aluminum Using Artificial Neural Network, *Engineering Letters*, 29(2), 1-6.
- [15] Khalil, D. M. ve Hamad, S. R. (2023). A Comparison of Artificial Neural Network Models and Time Series Models for Forecasting Turkey's Monthly Aluminium Exports to Iraq, *Journal of Survey in Fisheries Sciences*, 10(1S), 4262-4279.
- [16] Li, X., Sengupta, T., Mohammed, K. S. ve Jamaani, F. (2023). Forecasting the lithium mineral resources prices in China: Evidence with Facebook Prophet (Fb-P) and Artificial Neural Networks (ANN) methods, *Resources Policy*, 82, 103580.

- [17] Liao, X. L., Xu, W. F. ve Gao, Z. Q. (2008). Application of artificial neural network to forecast the tensile fatigue life of carbon material, *In Key Engineering Materials*, Vol. 385, 533-536.
- [18] Luchko, M. R., Dziubanovska, N. ve Arzamasova, O. (2021). Artificial Neural Networks in Export and Import Forecasting: An Analysis of Opportunities. In 2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), Vol. 2, 916-923.
- [19] Mikkulainen, R. (2010), *Topology of a Neural Network*, Boston, MA: Springer US, 988–989.
- [20] Özbay, İ. ve Kavaklı, M. (2008), Alüminyum Sektörü Endüstriyel Atıksu Arıtma Tesislerinin Kontrolü Ve İşletme Sorunlarının Çözümlerine Yönelik Uygulanabilir Öneriler, *Karadeniz Uluslararası Çevre Sempozyumu*, 25-29 Ağustos, Giresun, 171-184.
- [21] Quan, G. Z., Lv, W. Q., Mao, Y. P., Zhang, Y. W. ve Zhou, J. (2013). Prediction of flow stress in a wide temperature range involving phase transformation for as-cast Ti–6Al–2Zr–1Mo–1V alloy by artificial neural network, *Materials & Design*, 50, 51-61.
- [22] Seigné-Itoiz, E., Gasol, C. M., Rieradevall, J. ve Gabarrell, X. (2014). Environmental consequences of recycling aluminum old scrap in a global market. *Resources, conservation and recycling*, 89, 94-103.
- [23] Sverdrup, H. U., Ragnarsdottir, K. V. ve Koca, D. (2015). Aluminium for the future: Modelling the global production, market supply, demand, price and long term development of the global reserves, *Resources, Conservation and Recycling*, 103, 139-154.
- [24] Syed, A. A. S., Kiran, H., ve Qureshi, S. (2022). Forecasting Group-Wise Imports And Exports Of Pakistan, *Pakistan Journal Of Applied Economics*, 32(2), 169-190.
- [25] Taud, H. ve Mas, J. F. (2018). Multilayer perceptron (MLP), *Geomatic approaches for modeling land change scenarios*, 451-455.
- [26] Tian, Z., Wong, L. ve Safaei, N. (2010), A neural network approach for remaining useful life prediction utilizing both failure and suspension histories, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, no. 5, 1542–1555.
- [27] Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (TCMB-EVDS), <https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?evds/serieMarket>, Erişim Tarihi: 24.05.2023.
- [28] Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK), www.tuik.gov.tr, Erişim Tarihi: 25.05.2023.
- [29] Utonga ve Dimoso, (2019), The Nexus Between Export and Economic Growth in Tanzania, *Journal of Business School*, vol.2, issue.6, pp.49-59.
- [30] Wang, W., Chen, W. Q., Diao, Z. W., Ciacci, L., Pourzahedi, L., Eckelman, M. J., ... ve Shi, L. (2021). Multidimensional analyses reveal unequal resource, economic, and environmental gains and losses among the global aluminum trade leaders, *Environmental Science & Technology*, 55(10), 7102-7112.
- [31] Yağcı, T., Cöcen, Ü., Çulha, O. ve Korkmaz, A. (2021). Alüminyum Döküm Alaşımına Dair Son Yıllardaki Akademik Ve Endüstriyel Gelişmelere Genel Bakış Ve Değerlendirme, *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 26(3), 1191-1210.
- [32] Yang, H., Li, M., Bu, H., Lu, X., Yang, H., ve Qian, Z. (2022). Modeling of Flow Stress of As-Rolled 7075 Aluminum Alloy during Hot Deformation by Artificial Neural Network and Application, *Journal of Materials Engineering and Performance*, 1-12.