

Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Talep Tahmini: Madeni Eşya İmalat Sektöründe Bir Uygulama

Tuğba SARI¹, Sermet Rıza ŞENSOY², Adem Enes NURBAKİ³, İsmet Alperen AĞAÇ⁴

ÖZET

Amaç: Bir ürüne yönelik talebin tahmin edilmesi, o ürünün tedarik zinciri süreçlerinin verimli bir biçimde gerçekleştirilmesi için kritik önem taşır. Bu çalışmanın amacı, imalatçı firmalar için, Yapay Sinir Ağları (YSA) yaklaşımı ile içsel ve dışsal değişkenlerin sistematik olarak analiz edildiği, hibrit bir tahmin modeli ortaya koymaktır.

Yöntem: Çalışma kapsamında, madeni eşya imalat sektöründe faaliyet gösteren bir firma tarafından üretilen bir ürün grubunun talep tahminini gerçekleştirmek üzere YSA modellerinden yararlanılmıştır. İlk aşamada, firmanın geçmiş satış verileri kullanılarak geleneksel zaman serisi modelleri oluşturulmuştur. Daha sonra bu yöntemler tek tek YSA modeline eklenerek çok değişkenli hibrit modeller kurulmuş olup, ardından bu modellere kademeli olarak dışsal değişkenler eklenerek çok değişkenli hibrit YSA modelleri elde edilmiştir. Oluşturulan modellerin tahmin hatalarının ölçülmesi ile en iyi modeller belirlenerek, bu yöntemlerle gelecek dönemlerin tahminleri gerçekleştirilmiştir.

Bulgular: Analiz aşamasında toplam 48 hibrit YSA modeli kurulmuş olup, en düşük hata oranına sahip model, %18,01 ile "Winters' Ekleme Mevsimsel" yöntemi ile Reel Efektif Döviz Kuru ve İmalat Sanayi Üretim Endeksi dışsal değişkenlerinin kullanıldığı hibrit YSA modelidir.

Özgünlük: Bu çalışmanın, madeni eşya imalat sektöründe sınırlı bir araştırma alanına sahip olan talep tahmini probleminin çözümüne için önerilen sistematik, kapsamlı ve uyarlanabilir tahmin modeliyle, literatürdeki boşluğun kapatılmasına katkıda bulunması beklenmektedir.

Anahtar Kelimeler: Talep Tahmini, Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters, Yapay Sinir Ağları, Tedarik Zinciri, Madeni Eşya İmalat Sanayi.

JEL Kodları: M11, C45, C53.

Demand Forecasting with Artificial Neural Networks Approach: An Application in the Metal Goods Manufacturing Industry

ABSTRACT

Purpose: Forecasting the demand for a product is critical for the efficient management of its supply chain processes. The aim of this study is to present a hybrid forecasting model for manufacturing firms, in which endogenous and exogenous variables are systematically analyzed using an Artificial Neural Network (ANN).

Methodology: In this study, ANN models are utilized to forecast the demand for a product group produced by a firm operating in the metal goods manufacturing industry. In the first stage, traditional time series models were created using the firm's historical sales data. Then, univariate hybrid models were constructed by adding these methods to the ANN model one by one, and then multivariate hybrid ANN models were obtained by gradually adding exogenous variables to these models. By measuring the prediction errors of the models, the best hybrid models were determined and the future demands were forecasted by these methods.

Findings: A total of 48 hybrid ANN models were constructed in the analysis phase. It was founded that the best model with 18,00% error rate is the hybrid ANN model including the "Winters' Additive Seasonal" method and the exogenous variables, "Real Effective Exchange Rate" and "Manufacturing Industry Production Index".

Originality: By providing a systematic, comprehensive and adaptive forecasting model, this study is expected to contribute to the literature gap in solving the demand forecasting problem, which has a limited research area in the metal goods manufacturing industry.

Keywords: Demand Forecasting, Simple Exponential Smoothing, Holt-Winters, Artificial Neural Networks, Manufacturing Supply Chain, Metal Goods Manufacturing.

JEL Codes: M11, C45, C53.

¹ Doç. Dr., Konya Gıda ve Tarım Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, Konya, Türkiye, tugba.sari@gidatarim.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9536-5541 (*Sorumlu Yazar-Corresponding Author*).

² Konya Gıda ve Tarım Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik Bölümü Konya, Türkiye, sermet.sensoy@gmail.com, ORCID: 0000-0002-8165-9960.

³ Konya Gıda ve Tarım Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik Bölümü Konya, Türkiye, enesnurbaki@gmail.com, ORCID: 0009-0001-1255-7805.

⁴ Konya Gıda ve Tarım Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik Bölümü Konya, Türkiye, ismetalperenagac@gmail.com, ORCID: 0009-0002-4836-2839.

DOI: 10.51551/verimlilik.1327524

Araştırma Makalesi / Research Article | Geliş Tarihi / Submitted Date: 12.01.2022 | Kabul Tarihi / Accepted Date: 14.06.2022

Atf: Sarı, T., Şensoy, S.R., Nurbaki, A.E. ve Ağaç, İ.A. (2023). "Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Talep Tahmini: Madeni Eşya İmalat Sektöründe Bir Uygulama", *Verimlilik Dergisi*, 57(4), 701-718.

EXTENDED ABSTRACT

All over the world, production and consumption of metal products are among the main indicators of industrialization. The metal goods manufacturing industry is one of the five most important sectors in Turkey in terms of its share in gross domestic product, share in manufacturing industry production, exports, net foreign exchange inflow, employment, competitiveness, investments, openness to foreign trade and macroeconomic aggregates (T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı, 2017). This industry is characterized by limited financial resources and capacity problems. In recent years, the metal industry in Turkey has faced various challenges such as rising energy costs, increasing competition from low-cost producers in Asia and global economic uncertainty.

Forecasting future sales of products and services is vital in production and supply chain management. Manufacturers minimize the risks of having products in stock for a long time or not having enough products to meet the demand by accurately forecasting the future demand for the product (Wijaya et al., 2020; Karaatlı et al., 2012). Improving demand forecasting increases supply chain efficiency and reduces waste by enabling accurate inventory management, accurate and timely production planning and resource optimization. However demand forecasting studies for the metal goods manufacturing industry are quite limited in the literature. This study is expected to fill this gap and provide manufacturers with an effective and comprehensive demand forecasting approach that they can adapt to their products. Hence, this study aims to provide a forecasting approach that will increase productivity by ensuring optimum utilization of resources in the metal goods manufacturing industry.

In this study, the historical sales data of the product group were first analyzed with the two common statistical methods: Simple Exponential Smoothing (ES) and Holt-Winters Additive Seasonal method. In order to overcome the constraints of traditional methods, Artificial Neural Network (ANN) modeling is used. In the next stage, hybrid forecasting models are created by combining ES and Holt-Winters' with ANN. In these models, forecasting values, which are the outputs of the analyses performed with statistical methods, constitute the inputs of ANN models. Afterwards exogenous variables are systematically added to Hybrid-ANN models as other inputs. The best models are determined by calculating the error rates by MAPE and MSE methods. Afterwards, future sales values are forecasted with these models.

Forecasts with the ES method, a MAPE value of 23.343% and an MSE value of 97784469 are obtained, while Holt-Winters' yields a MAPE of 23.049% and an MSE value of 94558665. More accurate forecasts are obtained from the outputs of the new hybrid models augmented with ANN. While the MAPE of the ES method is 23.343%, the MAPE of the Hybrid ANN-ES model is decreased to 22.85%. Similarly, the Hybrid ANN-Holt-Winters' method with a MAPE of 21.45% is more accurate than the 23.049% MAPE of Holt-Winters' method. The Hybrid ANN-ES-Holt Winters' model, where both methods are used together, yield a MAPE ratio of 23.12%. In the next stage of the analysis, the following exogenous variables are added as inputs to the models: Industrial Production Index, Manufacturing Industry Capacity Utilization Rate, Real Effective Exchange Rate and GDP. According to the results, the common feature of the most successful models is found as that they all include the exogenous variables Real Effective Exchange Rate and Industrial Production Index. The model with the most accurate prediction result is the Hybrid ANN model based on Holt Winters' with Real Effective Exchange Rate and Industrial Production Index with a MAPE of 18.01% and an MSE of 61549127. The forecasts for the future periods are conducted with the best performing models.

In future studies, the proposed models can be adapted to different product groups in different sectors. The data analyzed in this study includes the sales of the product group, whose demand is relatively stable, between 2018 and 2022. This time period includes data from the peak periods of the Covid-19 pandemic. Since the impact of the pandemic will gradually decrease or completely disappear over time, it is expected that repeating the analysis by adding sales data for future periods will increase the accuracy of the forecasts.

1. GİRİŞ

Tüm dünyada, madeni eşya üretim ve tüketim büyüklükleri sanayileşmenin temel göstergeleri arasında yer almakta olup; kişi başına tüketilen çelik, alüminyum ve bakır ürünlerinin toplam miktarı ülkelerin gelişmişlik düzeyini belirleyen önemli göstergeler olarak kabul görmektedir. Madeni eşya imalat sektörü, ülkemizde Makina, Taşıtlar ve Madeni Eşya Sektörü kategorisi altında sınıflandırılmakta olup; demir çelik üretimi, demir dışı metaller ve metal ürünleri dahil olmak üzere çeşitli alt sektörlerden oluşmaktadır. Sektör gayri safi yurtiçi hasıladaki payı, imalat sanayi üretimindeki payı, ihracat, net döviz girdisi, istihdam, rekabet edebilirlik, yatırımlar, dışa açıklık ve makroekonomik büyüklükler açısından Türkiye'deki en önemli beş sektörden biridir (T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı, 2017:4).

Makina, Taşıtlar ve Madeni Eşya Sektörü, Türkiye'de faaliyet gösteren toplam esnaf ve sanatkârların %11'lik bölümünü temsil etmektedir. Diğer yandan sektör, binlerce kişiyi istihdam ederek ve kayda değer bir ihracat geliri elde ederek Türkiye ekonomisine önemli bir katkı sağlamaya devam etmektedir. T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı (2017)'nin yayınladığı sektör raporuna göre demir-çelik eşya sektöründe faaliyet gösteren yaklaşık 31 bin işyerinde 150 bin kişi istihdam edilmektedir. Sektördeki firmalar Türkiye genelinde, sırasıyla İstanbul, İzmir, Ankara, Konya, illerinde yoğunlukla faaliyet göstermektedir. Yine aynı tarihli rapordan anlaşıldığı üzere, Makina, Taşıtlar ve Madeni Eşya Sektörü bünyesinde faaliyette bulunan esnaf ve sanatkârların yeni teknolojileri öğrenme ve bunlara uyum sağlama potansiyeli bulunmasına rağmen, büyük oranda eski yöntemleri kullanmaya devam etmekte oldukları ve modern teknolojilerin kendilerine sunduğu fırsatları yeterince değerlendiremedikleri tespit edilmiştir. Çoğunluğunu KOBİ'lerin oluşturduğu sektörde, finansal kaynakların kısıtlı olması ve işyeri kullanım alanlarının yeterli büyüklükte olmaması nedeniyle yaşanan kapasite sorunları dikkat çekmektedir. Bununla birlikte son yıllarda Türkiye'deki madeni eşya endüstrisi, artan enerji maliyetleri, Asya'daki düşük maliyetli üreticilerin artan rekabeti ve küresel ekonomik belirsizlik gibi çeşitli zorluklarla karşı karşıya kalmıştır. Özellikle kaynakları sınırlı olan KOBİ ölçeğindeki firmalarda üretimin, ürün talebine uygun olarak planlanması, mevcut kaynakların optimum kullanımı açısından büyük önem arz etmektedir. (T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı, 2017:75-76).

İmalat sektöründe, üretilen ürünler için gelecekte oluşacak talebi en doğru şekilde belirleyebilmek için sıklıkla talep tahmini hesaplamalarından yararlanılır. Ürün ve hizmetlerin gelecek dönem satışlarının tahmin edilmesi, üretim ve tedarik zinciri yönetiminde önemli bir yere sahiptir. Tahmin çalışmaları firmaların planlama, strateji, pazarlama, lojistik, depolama ve kaynak yönetimine ilişkin kararlarını doğrudan etkiler. Talep tahmini sayesinde, işletmeler gelecekte ürüne olan talebin doğru olarak tahmin edilmesi ile ürünlerin stokta uzun süre kalması veya talebi karşılayacak yeterli ürün bulunmaması risklerini en aza indirir (Wijaya ve diğerleri, 2020; Karaatlı ve diğerleri, 2012). Talep tahmininin iyileştirilmesi; doğru stok yönetimi, doğru ve zamanında üretim planlaması ve kaynak optimizasyonu sağlayarak, tedarik zincirinin verimliliğini artırır ve israfı azaltır.

Talep tahminine yönelik çalışmalarda ağırlıklı geleneksel zaman serisi tahmin yöntemleri kullanılmaktadır (Sohrabpour ve Oghazi et al. 2021). Ancak geleneksel tahmin yöntemlerinin tahmin doğruluğunu etkileyen ciddi sınırları bulunmaktadır. Bu nedenle son yıllarda tahmin çalışmalarında Yapay Sinir Ağlarının (YSA) kullanımında artış görülmektedir. YSA algoritmalarının doğrusal olmayan verileri barındırma ve veriler arasındaki ince işlevsel ilişkileri yakalama yetenekleri nedeniyle, alta yatan ilişkilerin bilinmediği veya tanımlanmasının zor olduğu durumlarda bile tahmin hatalarını düşürerek isabetli sonuçlar verdiği bilinmektedir (Kochak ve Sharma, 2015; Vhatkar ve Dias, 2016).

Bu noktadan hareketle bu çalışmada, madeni eşya imalat sektöründe kaynakların doğru şekilde kullanılmasını sağlayarak verimliliği artıracak bir talep tahmini çalışması yapılması amaçlanmaktadır. Tahmin çalışmasında klasik istatistik yöntemlerin yanında, son yıllarda gelişen makine öğrenmesi yaklaşımının bir devamı olan YSA modellemesi kullanılmıştır.

Yerli ve yabancı literatürde madeni eşya imalat sektörüne yönelik talep tahmini çalışmalarının oldukça kısıtlı olduğu gözlemlenmektedir. Yapılan çalışmanın, literatürdeki bu açığı kapatarak, sektörde faaliyet gösteren işletmelere, kendi ürünleri için uyarlayabilecekleri, etkili ve kapsamlı bir talep tahmini yaklaşımı sunması beklenmektedir.

Bu doğrultuda, çalışmanın bir sonraki bölümünde, talep tahminine yönelik literatür taramasına yer verilmiştir. Çalışmanın üçüncü kısmını oluşturan Yöntem bölümünde, bu çalışmada oluşturulan modellerde kullanılan temel metodların işleyişi ile tahminlerdeki hata oranının nasıl hesaplandığı belirtilmiştir. Dördüncü bölümde, hibrit YSA modelleri ile gerçekleştirilen tahminlerin sonuçları verilmiştir. Sonuç ve değerlendirmeleri içeren beşinci ve son bölümde ise elde edilen bulgular, literatür ile karşılaştırmalı olarak yorumlanmıştır. Yine aynı bölümde çalışmanın beklenen faydaları ve kısıtları ile gelecek için öneriler belirtilmiştir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Literatürde, talep tahminine odaklanan pek çok alıřmada YSA'dan yararlanıldıđı gözlemlenmektedir. Tablo 1'de YSA modellerinin tek başına veya geleneksel istatistiksel yöntemlerle beraber kullanıldıđı talep tahmini alıřmalarına yer verilmiřtir. alıřmaların amacı, kullanılan yöntemler ve elde edilen bulgular Tablo 1'de verilmiřtir. Buna göre, talep tahmininde zaman serileri analizine dayanan yöntemler literatürde sıka kullanılmaktadır. Ayrıca son yıllarda hibrit YSA yönteminin kullanımında da artış olduđu gözlemlenmektedir.

Karaatlı ve diđerleri (2012); Kaya ve diđerleri (2022:1478); Arslankaya ve Vildan (2018); Han ve diđerlerinin (2022) alıřmalarında olduđu gibi, YSA yaklaşımı Türkiye'de satılan toplam otomobil satış rakamlarının tahmin edilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Kaya ve diđerleri satış tahminlerini hesaplariken, YSA modelinin yanı sıra ARIMA ve Regresyon yöntemlerini de kullanmışlardır. Han ve diđerleri de YSA yöntemine ek olarak Holt-Winters' yönteminde yararlanmışlar ve YSA'nın daha isabetli tahmin sonucu verdiđini belirlemiřlerdir.

Al-Saba & El-Amin (1999); Hamzaebi ve Kutay (2004); Chang ve diđerleri (2011) ile Jaramillo-Morán ve diđerleri (2013) ise YSA yaklaşımını elektrik enerjisine olan talebin tahmininde kullanmışlardır.

Chen (2000) ile Satır ve Köksal (2006) tahmin hesaplamalarını ARIMA yöntemi üzerinden yapmışlardır. Her iki alıřmanın sonuçlarına göre, model tatmin edici bulunmuřtur. ARIMA yöntemine ek olarak YSA modelini kullanan Ergül (2018); Aburto ve Weber (2003: 1076); Al-Saba ve El-Amin (1999) alıřmalarında hibrit YSA-ARIMA modelinin geređe daha yakın sonuçlar verdiđini ortaya koymuşlardır.

Bhadouria ve Jayant (2017), ele aldıkları ürünün son 36 aylık satış verilerini, Hareketli Ortalama, Ağırlıklı Hareketli Ortalama, Üstel Düzeltme ve YSA yöntemlerini kullanarak analiz ederek, başarılı talep tahminleri gerekleřtirmiřtir.

Hasin ve diđerleri (2011) ile Alon ve diđerleri (2001) alıřmalarında Holt Winter ve YSA modellerinin tahminlerindeki doğruluk oranını artırdıđını belirtmişlerdir. Ayrıca Alon ve diđerleri (2001) uygulanan tahmin analizleri sonucunda, ikinci dönemde daha istikrarlı makroekonomik koşulların daha düşük hata değerlerine yol atıđını gözlemlemiřlerdir.

Carlson ve Umble (1980) Amerika'daki standart ve lüks otomobil kategorilerinde beř farklı tür otomobilin gelecek beř yıllık talep tahminini Çoklu Regresyon yöntemi ile hesaplamış olup, tüketici gelirleri, otomobil fiyatları, benzin fiyatları ve Amerikan otomotiv sanayi işisi grevlerinin, talebi etkileyen faktörler olduđunu belirlemiřlerdir.

Ballı (2014:116) ile Jain ve diđerleri (2001) hesaplamalarını YSA modeli üzerinden gerekleřtirmişlerdir. Arařtırmacılar, YSA modeline ek olarak Regresyon ve LMRM yöntemlerinden de faydalanmışlar ve YSA modellerinin diđer yöntemlere kıyasla daha isabetli olduđu sonucuna ulaşmışlardır.

Bu örneklerde olduđu gibi, üretim seviyelerinin tahmin edilmesi, süreç optimizasyonu, önleyici bakım faaliyetleri için karar destek sistemi oluşturulması gibi alanlarda tek başına ya da hibrit modellerde sıklıkla YSA'dan faydalanılmaktadır. YSA, karmařık sistemleri modelleyebilme ve tahmin etme yeteneđi sayesinde bu tür problemlerde oldukça etkili sonuçlar vermektedir. Hibrit YSA modeller ise geleneksel yöntemlerle yapılan tahminlerin isabet oranını yükseltmekte başarılı sonuçlar vermektedir. Ayrıca, bu örneklerde görüldüđu gibi, YSA yaklaşımı, verinin yetersiz olduđu durumlarda da alternatif bir yol sunulabilmekte ve sistemin dengesini sağlamak için kullanılabilirliktedir.

Mevcut literatürde, madeni eşya imalat sektöründe talep tahminine odaklanan alıřmalar sınırlıdır ve genellikle geleneksel yöntemlere dayalıdır. Bu alıřmanın, madeni eşya imalat sektöründe sınırlı bir arařtırma alanına sahip olan talep tahmini probleminin özümü için önerdiđi sistematik, kapsamlı ve uyarlanabilir tahmin modeliyle, literatürdeki boşluđun kapatılmasına önemli bir katkı sağlaması beklenmektedir. Yapılan bu alıřma, YSA'nın kullanım alanı aısından diđer alıřmalardan ayrıřmaktadır. alıřmanın bir diđer farkı ise gemiş satış verisinin yanı sıra, bir dizi makro ekonomik deđiřkeni sistematik olarak YSA modeline dahil ederek, alana özgü hibrit bir tahmin modeli ortaya koymasıdır.

Tablo 1. Talep tahminine yönelik literatür taraması

<i>Çalışma</i>	<i>Amaç</i>	<i>Yöntem</i>	<i>Bulgular</i>
Carlson ve diğerleri (1980)	Amerika'daki standart ve lüks otomobil kategorilerinde beş farklı tür otomobilin gelecek beş yıllık talep tahminini yapmıştır.	Çoklu Regresyon	Araştırmada, tüketici gelirleri, otomobil fiyatları, benzin fiyatları, benzin kıtlığının piyasaya etkileri ve Amerikan otomotiv sanayi işçilerinin grevlerinin talebi etkileyen faktörler olduğu belirlenmiştir.
Al-Saba ve El-Amin (1999)	Çalışmada, uzun vadeli yük taşımaya ilişkin tahmin analizi yapılmıştır.	YSA, ARIMA	Çalışma sonucunda YSA'nın gerçeğe daha yakın sonuçlar verdiği ortaya konmuştur.
Chen (2000)	Çalışmada, örnek olarak seçilen 3 Amerikan Milli Parkına giriş yapan ziyaretçi sayıları gibi verilerle talep tahminleri yapılmıştır.	ARIMA	Diğer yöntemlere göre daha isabetli tahminler üretmek için ARIMA, hem yıllık hem de sezonluk verilere göre yapılan tahmin sonuçlarında çok iyi performans göstermiştir.
Alon ve diğerleri (2001)	Bu çalışma, trend ve mevsimsel modellere sahip bir zaman serisi olan ABD toplam perakende satışlarını tahmin etmekle ilgilidir.	Winter Üstel Düzeltme, YSA, Çoklu Regresyon	Uygulanan tahmin yöntemleri sonucunda ikinci dönemde daha istikrarlı makroekonomik koşulların daha düşük hata değerlerine yol açtığı görülmüştür.
Jain ve diğerleri (2001)	Hindistan'daki Kanpur Teknoloji Enstitüsü'nde kısa vadeli su talebi için yapay sinir ağları tekniği incelenmiştir.	YSA, Regresyon, LMRM	Yapay sinir ağı modelleri diğer yöntemlere kıyasla daha iyi sonuçlar vermiştir. Ayrıca, Hint Teknoloji Enstitüsü Kanpur kampüsündeki su talebinin yağış yoğunluğundan ziyade yağış oluşumu ile ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır.
Aburto ve Weber (2003:1076)	Şili'de bir süpermarket zinciri adına tedarik zincirinde tahmin modeli kurulması amaçlanmıştır.	YSA, ARIMA	Çalışma sonucunda ARIMA ve YSA ile hibrit bir çözüm önerisi getirilmiştir ve talep tahmini çalışmasına farklı bir boyut kazandırmıştır.
Satır ve Köksal (2006)	Çalışmada, entegre tavuk üretimi yapan bir organizasyonun finansal planlaması için talep tahmini yapılmıştır.	ARIMA	Çalışma sonuçlarına göre, model tatmin edici bulunmuş ve bazı küçük düzenlemelerle diğer entegre tavuk üretimi organizasyonlarında da kullanılabileceği önerilmiştir.
Hasin ve diğerleri (2011)	Bangladeş'teki büyük bir zincir markette erişte talebini tahmin etmek için sinir ağı analizi uygulanmıştır.	Holt-Winter, Mevsimsellik, YSA	Araştırma, Holt-Winter yaklaşımındaki hata seviyelerinin, YSA yaklaşımından elde edilenlerden daha yüksek olduğunu buldu. Ayrıca tahmin periyodu küçüldükçe YSA yaklaşımının tahminde daha fazla doğruluk sağladığı gözlemlendi.
Karaatlı ve diğerleri (2012)	Türkiye'de satılan otomobil sayısı tahmin edilmiştir.	YSA	Ekim ve kasım ayları haricinde, hesaplanan tahmin değerlerinin gerçekleşen rakamlara oldukça yakın olduğu bulunmuştur.
Ballı (2014:116)	Bir gıda sektörünün 5 ayrı ürünü üzerinden talep tahmini yapılmıştır.	YSA	YSA ile yapılan tahminlerdeki isabet oranı, talepte gözlemlenen dalgalanmalara rağmen oldukça yüksek seviyede gerçekleşmiştir.
Bhadouria ve Jayant (2017)	Şirketin son 3 yılın aylık satış verileri toplanmış ve ardından gelecek yılın talep tahminlerini hesaplanmıştır.	Hareketli Ortalama, Ağırlıklı Hareketli Ortalama, Üstel Düzeltme, YSA	Önerilen YSA modellerini, şirketlerinin ürününün gelecekteki talebini tahmin etmek için kullanabilir olduğunu saptamışlardır.
Arslankaya ve Vildan (2018)	Türkiye'nin önde gelen otomotiv endüstrisi şirketlerinden birinin gelecek aylar için satış sayısını tahmin edilmiştir.	YSA, Çoklu Regresyon	YSA ile yapılan analizlerde, tahmin sonuçlarının oldukça isabetli olduğu görülmüştür.

Tablo 1. (Devamı)

Çalışma	Amaç	Yöntem	Bulgular
Ergül (2018)	Türkiye'de gerçekleşen iş kazalarına yönelik olarak, talep tahmini çalışması gerçekleştirilmiştir.	YSA, ARIMA	Bu YSA modeli ile 2016-2020 dönemi için iş kazalarının artacağı öngörülmüştür
Arslankaya (2019)	Çalışmanın amacını sözü geçen firmanın ev tekstili ürün grubu sevkiyat talep tahmini oluşturmaktadır.	Basit Ortalama, Ağırlıklı Hareketli Ortalama, Trend Analizi ve Mevsimsellik, YSA	YSA yönteminin her bir ölçütte diğer kullanılan tüm yöntemlerden daha iyi sonuçlar verdiği ve talep tahmininde kullanıldığı takdirde daha doğru sonuçlar alınacağı görülmektedir.
Han ve diğerleri (2022)	Yapay zekâ tabanlı tahmin yöntemleri kullanarak Türkiye'deki yeni otomobil satışları tahmin edilmiştir.	YSA, Holt-Winter	Holt-Winters' ile karşılaştırıldığında, YSA yaklaşımının daha isabetli sonuçlar verdiği belirlenmiştir.
Kaya ve diğerleri (2022:1478)	Türkiye genelinde otomobile olan talebin tahmin edilmesi Otomobil satışlarını etkileyen amaçlanmıştır.	YSA, ARIMA, Regresyon	Regresyon sonuçlarına göre, Dolar döviz kuru değişiklikleri, hane halkının finansal durum beklentisi, mevsimsel olarak düzeltilmiş sanayi üretim endeksi ve bir ay önceki otomobil satışlarının logaritmik formu gibi otomobil satışları üzerinde önemli bir etkisi olan değişkenlerin anlamlı olduğu bulunmuştur.

3. YÖNTEM

Yapılan çalışmada, seçilen ürün grubunun geçmiş satış verileri, ilk olarak geleneksel istatistik yöntemlerinden Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters Eklemeli Mevsimsel modelleri ile analiz edilmiştir. Başlangıç olarak bu iki yöntemin seçilme nedeni, yöntemlerin veri setine olan uygunluğudur. Bir sonraki aşamada, Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters Eklemeli Mevsimsel yöntemlerinin YSA ile bir araya getirildiği hibrit modeller oluşturulmuştur. Bu modellerde istatistiksel yöntemlerle yapılan analizlerin çıktıları olan geriye dönük tahmin değerleri, YSA modellerinin girdisini oluşturmuştur. YSA modelleri, her seferinde farklı nöral bağlantılar kurduğundan, her YSA modeli beşer kez çalıştırılarak, tahmin değerlerinin ortalamaları alınmıştır. Uygulanan modellere ilişkin hata oranları hesaplanarak en iyi modeller belirlenmiştir. Sonrasında ise belirlenen bu modellerle geleceğe yönelik tahminler yapılmıştır. Çalışma kapsamında yararlanılan yöntemler aşağıda açıklanmıştır.

3.1. Basit Üstel Düzeltme

Bu tahmin yöntemi, tüm tahmin teknikleri arasında en yaygın olarak kullanılanıdır. Bu yöntem, veri deseni yaklaşık olarak yatay olduğunda kullanılır. Gözlenen zaman serisi y_1, y_2, \dots, y_n ise, buna göre basit Üstel Düzeltme denklemi aşağıdaki şekilde ifade edilir (Eşitlik 1).

$$\hat{y}_{i+1} = a y_i + (1 - a) \hat{y}_i \quad (1)$$

Burada y_i , i zaman periyodu için gerçek bilinen dizi değerini, y_i zaman periyodu için değişken Y 'nin tahmin değerini, y_{i+1} ise $i + 1$ zaman periyodu için tahmin değerini ifade ederken, a düzeltme sabitidir. Tahmin y_{i+1} , en son gözlem y_i 'yi a ağırlığıyla ve en son tahmin \hat{y}_i $1-a$ ağırlığıyla hesaplanır (Ostertagová ve Ostertag, 2011).

3.2. Holt-Winters' Eklemeli Mevsimsel Yöntemi

Holt-Winters Eklemeli Mevsimsel modeli, mevsimselliğin toplamsal olarak kabul edilmesi dışında, çarpımsal modelle aynıdır. Bu, her bir veri ögesi için tahmin edilen değer taban çizgisi, eğilim ve mevsimsellik bileşenlerinin toplamı olduğu anlamına gelir. Birbirini takip eden c dönem için mevsimsellik bileşenlerinin toplamı yaklaşık olarak 1'dir. (Hyndman ve Athanasopoulos, 2021: 39). Yönteme ait denklemler Eşitlik 2-4'te verilmiştir.

$$u_i = \alpha(y_i - s_{i-c}) + (1 - \alpha)(u_{i-1} + v_{i-1}) \quad (2)$$

$$v_i = \beta(u_i - u_{i-1}) \quad (3)$$

$$s_i = \gamma(y_i - u_i) + (1 - \gamma)s_{i-c} \quad (4)$$

Burada kullanılan sabitler 0 ile 1 arasındadır ($0 \leq \alpha \leq 1$, $0 \leq \beta \leq 1$ ve $0 \leq \gamma \leq 1$) ve y_i 'nin tahminleri Eşitlik 5'teki gibidir.

$$\hat{y}_i = u_{i-1} + v_{i-1} + s_{i-c} \quad (5)$$

Gelecek dönemlere ait tahminler için aşağıdaki Eşitlik 6 ve 7 kullanılır.

$$\hat{y}_{i+h} = u_i + hv_i + s_{i+h-ch} \quad (6)$$

$$h' = \text{INT}\left(\frac{h-1}{c}\right) + 1 \quad (7)$$

3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA)

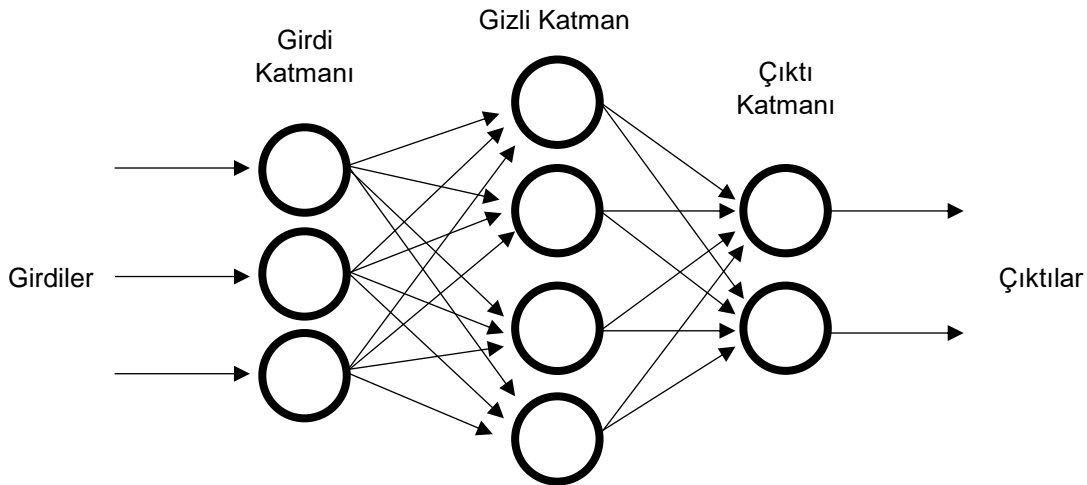
İlk olarak 1943 yılında McCulloch ve Pitts (1943) tarafından önerilmiş olan yapay sinir ağları, insan beyninde bulunan sinir hücrelerinin çalışmasını taklit eden, birbirine bağlı düğümlerden oluşan yapılardır. YSA modelleri, geleneksel yaklaşımlarla çözümü güç olan tanıma, optimizasyon, kontrol, ve tahmin gibi, girdilerle çıktılar arasındaki ilişkinin karmaşık olduğu problemlerin çözümünde oldukça başarılı sonuçlar vermektedir (Çoban ve Demir, 2021; Elmas, 2016).

YSA modelleri biyolojik sinir ağlarından ilham alan modellerdir ve çok sayıda girdiye bağlı olabilen ve genellikle bilinmeyen işlevleri tahmin etmek için kullanılır. Düğümlerin giriş katmanından, bir veya daha fazla gizli katmandan ve düğümlerin çıkış katmanından oluşurlar. İleri yayımlı ağlar (Feed Forward), geri yayımlı ağlar (Back Propagation Networks), radyal temel işlevler (Radial Basis Functions), Kohonen kendini düzenleyen ağlar (Kohonen Self Organizing Networks) vb. gibi farklı sinir ağları türleri vardır.

İleri yayımlı ağlardaki işlemci bileşenleri tipik olarak katmanlara ayrılır. Tek yönlü bağlantılar, giriş katmanından çıkış katmanına sinyal göndermek için kullanılır. İşleme bileşenleri aynı katman içinde bağlanmazlar, ancak bir katmandan diğerine bağlanırlar. Çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve sayısallaştırılmış öğrenme vektörü (LVQ) ağları, ileri yayımlı ağlara örnektir. Sıklıkla kullanılan çok katmanlı algısal sinir ağları (MLP), bir girdiye, bir veya daha fazla gizli katmana ve bir çıktı katmanına sahiptir. Veriler, ileri yayımlı sinir ağı giriş katmanında işlenmeden bir sonraki katmana iletilir. Sistem veya tasarımcı, tamamen uygulanan problemlere girdi miktarına bağlı olarak, gizli katmandaki işlenecek parça miktarını seçebilir. Deneme yanılma, gizli katmandaki ara katman miktarını ve ara katmandaki işlemci bileşenlerinin miktarını belirlemek için de kullanılabilir (Shaik ve Verma, 2020). Bu çalışmada MLP temelli ileri yayımlı YSA analizleri uygulanmıştır. Eşitlik 8, çok katmanlı algılayıcı sinir ağının herhangi bir nöron çıktısını nasıl formüle ettiğini göstermektedir (Ballı, 2014:78).

$$Y_j = f\left(\sum_i w_{ij}X_{ij}\right) \quad (8)$$

Burada Y_j , j düğümünün çıktısıdır, f transfer fonksiyonudur, w_{ij} , alt katmandaki j düğümü ile i düğümü arasındaki bağlantı ağırlığıdır ve X_{ij} , alt katmandaki i düğümünden j düğümüne giriş sinyalidir. YSA modellemesinde, belirli bir zaman serisine ait geçmiş veriler girdi verileri, çıktılar ise tahmin edilen veriler olacaktır (Vhatkar ve Dias, 2016). İleri yayımlı YSA'nın yapısı Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. İleri yayımlı yapay sinir ağı modeli

3.4. Tahmin Hatalarının Ölçülmesi

Tahmin yöntemlerinin doğruluğunu belirlemek ve bu yöntemleri birbirleriyle karşılaştırmak için tahmin hata paylarının ölçülmesi gerekir. Hata paylarının ölçümünde sıklıkla yararlanılan temel yöntemler,

ortalama mutlak hata yüzdesi (MAPE), ortalama hata kareleri (MSE) ve ortalama mutlak hata (MAD) yaklaşımlarıdır. Bu yöntemlerin arasında, hatanın yüzdesel olarak ifade edilmesine olanak veren ve tahmin çalışmalarının isabet oranını göstermekte yaygın olarak kullanılan MAPE hesaplamaları kullanılmıştır. Bunun yanında, yapılan tahminlerin doğruluğunu teyit etmek amacıyla en iyi yöntemlerin hata hesaplamalarında MSE yönteminden de yararlanılmıştır. MAPE hesabının Eşitlik 9'da verilmiştir (Krajewski ve diğerleri, 2010: 291).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{A_t}}{n} \times 100 \quad (9)$$

Ortalama hata kareleri (MSE) yaklaşımında ise her hatanın veya kalanın karesi alınarak toplanır ve gözlem sayısına eklenir. MSE yönteminin formülü Eşitlik 10'daki gibidir (Prayudani ve diğerleri, 2019). Burada; A_t gerçek veri, F_t tahmin değeri ve n ise veri miktarıdır.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n |A_t - F_t|^2}{n} \quad (10)$$

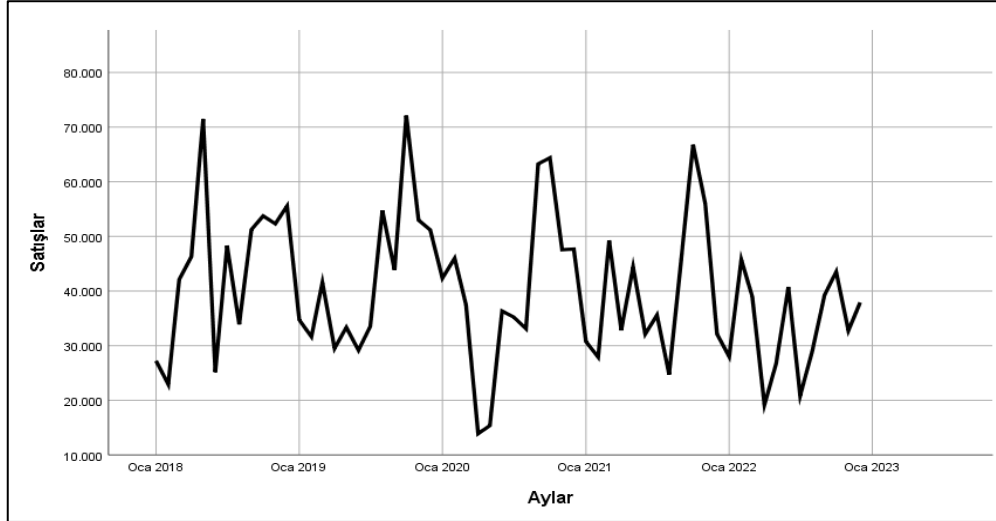
4. BULGULAR

Araştırmanın uygulama bölümünde madeni eşya imalatçısı bir firmanın ürettiği bir ürün grubunun satış verileri temel alınmıştır. Söz konusu firma, 120 çalışanı ile toplam 70.000 m^2 büyüklüğündeki çalışma sahasında faaliyet göstermekte olup, kendi sektöründe orta-büyük üreticiler arasında bulunmaktadır. Satışı yapılan ürün grubunun belirlenmesinde satış hacminin büyüklüğü göz önünde bulundurulmuştur. Bu kapsamda söz konusu ürün grubunun 2018-2022 yılları arasındaki 60 aylık satış verisi, ilgili firmanın satış gerçekleşme raporlarından alınarak analiz edilmiştir.

Tablo 2. Ürün grubunun geçmiş satış verileri

Satış Periyodu	Satış Verisi	Satış Periyodu	Satış Verisi	Satış Periyodu	Satış Verisi
Ocak 2018	27.224	Ocak 2020	42.361	Ocak 2022	27.997
Şubat 2018	22.917	Şubat 2020	45.988	Şubat 2022	45.745
Mart 2018	42.091	Mart 2020	37.541	Mart 2022	38.959
Nisan 2018	46.280	Nisan 2020	13.886	Nisan 2022	19.214
Mayıs 2018	71.497	Mayıs 2020	15.387	Mayıs 2022	26.772
Haziran 2018	25.149	Haziran 2020	36.333	Haziran 2022	40.739
Temmuz 2018	48.313	Temmuz 2020	35.218	Temmuz 2022	20.841
Ağustos 2018	33.908	Ağustos 2020	33.095	Ağustos 2022	29.052
Eylül 2018	51.231	Eylül 2020	63.254	Eylül 2022	39.234
Ekim 2018	53.740	Ekim 2020	64.387	Ekim 2022	43.523
Kasım 2018	52.307	Kasım 2020	47.563	Kasım 2022	32.761
Aralık 2018	55.551	Aralık 2020	47.674	Aralık 2022	37.912
Ocak 2019	34.715	Ocak 2021	30.733		
Şubat 2019	31.627	Şubat 2021	27.898		
Mart 2019	41.572	Mart 2021	49.264		
Nisan 2019	29.502	Nisan 2021	32.810		
Mayıs 2019	33.349	Mayıs 2021	44.408		
Haziran 2019	29.156	Haziran 2021	32.125		
Temmuz 2019	33.510	Temmuz 2021	35.597		
Ağustos 2019	54.742	Ağustos 2021	24.713		
Eylül 2019	43.837	Eylül 2021	45.985		
Ekim 2019	72.110	Ekim 2021	66.783		
Kasım 2019	52.987	Kasım 2021	55.990		
Aralık 2019	51.183	Aralık 2021	32.125		

Tablo 2'deki tarihsel satış verileri incelendiğinde satışlarda mevsimsellik etkisinin olduğu ve özellikle her yılın Ekim ayında satışların tepe noktasına ulaştığı söylenebilir. Şekil 2'deki grafik yardımı ile görselleştirilen veriler, satışlardaki mevsimsel dalgalanmayı net olarak göstermektedir.



Şekil 2. Ürün grubunun geçmiş satış grafiği

Ürün grubunun geçmiş satış grafiğine göre, 2018 yılının ikinci çeyreğinde talep bir sıçrama göstermiş, aynı yılın üçüncü çeyreğinde ise yine bir yükseliş yaşanmıştır. Takip eden diğer yılların üçüncü çeyreklerinde yine yükseliş görülmüştür. Grafikte bir diğer dikkat çeken nokta ise 2020 yılının ilk çeyreğinde talebin keskin bir düşüş göstermesidir. Bu durumun seçilen ürün grubunu oluşturan kurutmalık ve platform merdiven ürünlerinin yaz dönemlerinde kullanımlarının artmasından kaynaklandığı söylenebilir. Geçmiş satış verilerinin analizinde SPSS 25.0 programından yararlanılmıştır.

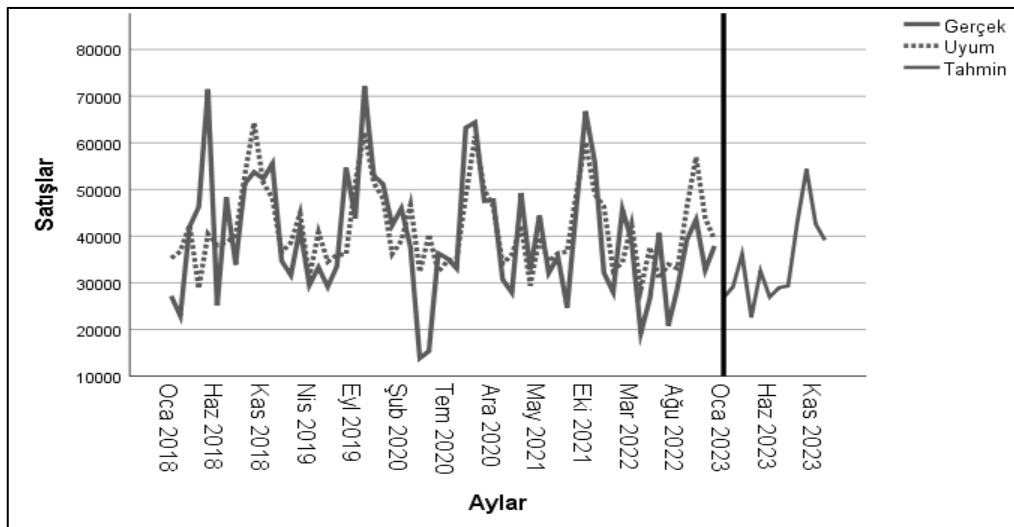
4.1. Geleneksel Zaman Serisi Modelleri

Analiz sonuçlarına göre veriye en uygun modellerin "Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters' Eklenebilir Mevsimsel" geleneksel yöntemleri olduğu belirlenmiştir.

Tablo 3. Basit üstel düzeltme yöntemi sonuçları

Model	Model Uyum İstatistikleri					
	Durağan R^2	R^2	MSE	MAPE	MAE	MaxAPE
Basit Üstel Düzeltme	0,795	0,449	97784469	23,343	7601,438	162,595

Geleneksel yöntemlerden, Basit Üstel Düzeltme yöntemi, geçmiş verilerin tahmininde ne kadar başarılı olduğu test edilmiş olup, %23,343 MAPE değeri ve 97784469 MSE değeri elde edilmiştir. Daha sonra, bu model kullanılarak gelecekteki 12 ayın talebi tahmin etmek için kullanılmıştır. Bu tahmin sonuçlarına dayanarak, bu şirketin talebi hakkında bilgi edinilmiştir. Şekil 3'teki grafik, tahmin edilen değerler ile gerçekleşen satışlar arasındaki uyumluluğu ifade eder.



Şekil 3. Basit üstel düzeltme modeli ile talep tahmini

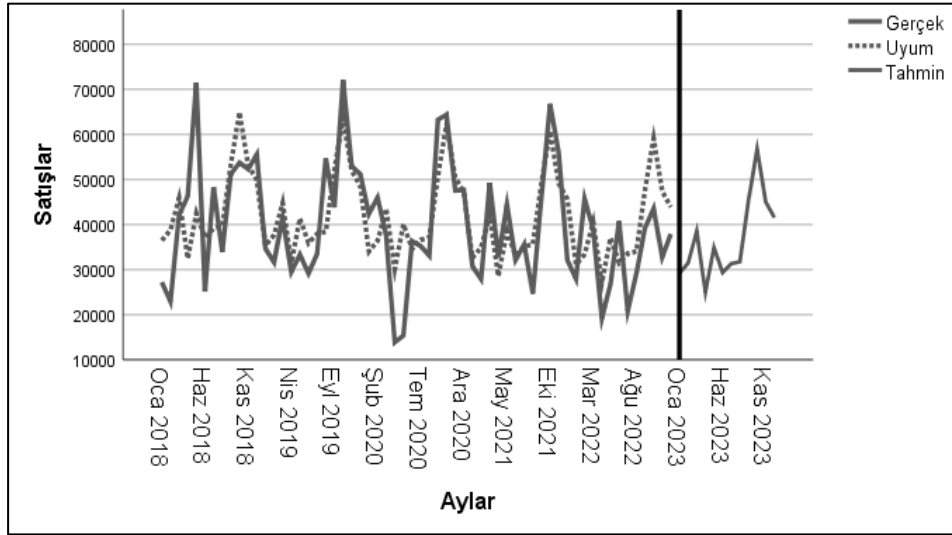
Şekil 3'teki Basit Üstel Düzeltme ile tahmin grafiğine göre, 2018 yılındaki uyum verileri, gerçekleşmiş verilere oranla daha yüksek tahmin yapma eğiliminde olduğu görülmektedir. Ancak, modelin 2019 yılından sonraki uyum verileri, gerçekleşen verilere oldukça yakın olduğu ve özellikle 2020-2021-2022 yılları arasında yüksek isabetle tahmin ettiği görülmektedir. Diğer yandan mevsimselliğin yapılan bu tahmin çalışmasındaki önemi grafikten de anlaşılacağı üzere gözle görülür seviyededir.

Sonraki adımda geçmiş satış verileri Holt-Winters' Eklemlerli Mevsimsel tahmin yöntemi ile analiz edilmiş ve sonuçlar Tablo 4'te verilmiştir. Tablo 4'e göre, Holt-Winters' Eklemlerli Mevsimsel tahmini %23,049 MAPE oranı ile 94558665 MSE değeri vermiştir.

Tablo 4. Holt-Winters' eklemlerli mevsimsel yöntemi sonuçları

Model	Model Uyum İstatistikleri					
	Durağan R^2	R^2	MSE	MAPE	MAE	MaxAPE
Holt-Winters Eklemlerli Mevsimsel	0,801	0,476	94558665	23,049	7527,415	160,681

Geleneksel istatistikî yöntemlerden, Holt-Winters' Eklemlerli Mevsimsel metodu ile yapılan analizlerden elde edilen gelecek 12 ayın talep tahmini ve tahmin-gerçekleşen değerlerin uyumu Şekil 4'te gözlemlenebilir. Buna göre Holt-Winters Eklemlerli Mevsimsel modelinin talepteki dalgalanmaları başarılı bir şekilde yansıttığı söylenebilir.



Şekil 4. Holt-Winters eklemlerli mevsimsel modeli ile talep tahmini

4.2.Yapay Sinir Ağları Modeli

Çalışmanın bir sonraki aşamasında, "Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters' Eklemlerli Mevsimsel" yöntemleri ile yapılan geriye dönük satış tahminlerinin tek tek bağımsız değişken olarak kullanıldığı hibrit YSA modelleri elde edilmiştir. Bu şekilde iki ayrı yöntem için iki ayrı YSA modeli oluşturulmuş ve her bir modelin girdisini, kullanılan istatistiksel yöntemle yapılmış olan tahmin değerleri oluşturmuştur. Bunlara ek olarak bu iki yöntemin ikisinin beraber dahil edildiği üçüncü bir model oluşturulmuştur. Bu şekilde YSA ile güçlendirilmiş yeni hibrit modellerin çıktılarında daha isabetli tahmin değerlerine ulaşılmıştır. Basit Üstel Düzeltme yönteminin MAPE oranı %23,343 iken, Hibrit YSA-Basit Üstel Düzeltme modelinin MAPE değeri %22,85'e gerilemiştir. Benzer şekilde Hibrit YSA-Holt-Winters' yöntemi %21,45 MAPE oranı ile Holt-Winters' yönteminin %23,049 MAPE değerinden daha isabetli bir sonuca ulaşmıştır. Her iki yöntemin beraber kullanıldığı Hibrit YSA-Basit Üstel Düzeltme-Holt Winters' modeli ise %23,12 MAPE oranı vermiştir.

Sonraki adımda ise tahmin sonucunu etkileyebilecek dışsal değişkenler, literatür taraması ve uzman görüşlerine dayanarak belirlenmiş ve bu değişkenler sistematik olarak YSA modellerine dahil etmiştir. Çeşitli makroekonomik değişkenler ön analizden geçirilerek, mevcut veri setine en fazla etkisi olan değişkenler aşağıdaki şekilde belirlenmiştir:

- Sanayi Üretim Endeksi (2015=100) (TÜİK)(Aylık) İmalat sanayi (Bin TL)- Düzey (İSÜE)
- İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı (%) (NACE REV.2) (Aylık) İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı- Düzey (İSKKO)
- Kurlar-Reel Efektif Döviz Kuru-Yİ-ÜFE Bazlı (2003=100) (Aylık) (REDK)

- GSYİH-İktisadi Faaliyet Kollarına (A10) Göre-Zincirlenmiş Hacim (TÜİK) (Bin TL) (Üç Aylık) (GSYİH)

Yukarıda listelenen İSÜE, İSKKO, REDK ve GSYİH değişkenleri tek tek ve diğer dışsal değişkenlerle beraber, bir önceki adımda kurulmuş olan Hibrit YSA-Basit Üstel Düzeltme ve Hibrit YSA-Holt-Winters' ve Hibrit YSA-Basit Üstel Düzeltme-Holt-Winters' modellerine yeni girdiler olarak sistematik bir şekilde eklenmiştir.

Girdi ve çıktı katmanlar arasında eğitim-test dağılımı ve YSA modellerinin oluşturduğu gizli katmanların her çıktı sonucunda farklı bağlantılar kurması sebebiyle, modellerin her biri beşer kez çalıştırılmış ve her bir tekrarın hata değeri ayrı ayrı hesaplanmıştır. Elde edilen hata değerlerin ortalamaları alınarak, sıralamalar oluşturulmuş olup, bu şekilde analizlerin güvenilirliği artırılmıştır.

Literatürde, YSA yaklaşımı ile yapılan pek çok çalışmada eğitim-test verisi yüzdelerinin %70-%30 oranlarında kullanılması ile optimum sonuçlar elde edilmiştir (Faraji, 2020; Calp, 2019; Sönmez ve Zengin, 2019; Alduailij, 2021; Huang, 2023). Bu sebeple, bu çalışmadaki YSA modellerinde de aynı eğitim-test oranları kullanılmıştır. Kurulan tüm modellerin çıktılarından elde edilen tahminlere ilişkin hata oranları Tablo 5'te listelenmiştir.

Tablo 5'te verilen sonuçlar incelendiğinde, oluşturulan hibrit YSA modellerinin büyük çoğunluğunun geleneksel yöntemlere kıyasla daha düşük hata oranı verdiği gözlemlenmektedir. İstatistiksel modellerin çıktılarının kullanıldığı modellere yeni dışsal değişkenlerin eklenmesi ile elde edilen Hibrit YSA modellerinin hata oranlarının, birkaç model haricinde, farklı oranlarda iyileştiği ve daha isabetli tahmin sonucu verdiği gözlemlenmiştir. Yukarıdaki tahmin sonuç tablolarına bakılarak, 6 farklı hibrit YSA modelinin %20'nin altında MAPE oranı ile daha iyi tahminlerde bulunduğu tespit edilmiştir. Bu modellerin hata oranları yine beşer kez MSE yöntemi ile hesaplanarak sonuç tablosuna eklenmiştir. Buna göre isabetli tahmin değerini veren ilk altı Hibrit YSA modeli Tablo 6'da listelenmiştir.

Tablo 6'ya göre, en başarılı modellerin ortak özelliğinin, hepsinin Reel Efektif Döviz Kuru ve Sanayi Üretim Endeksi dışsal değişkenlerini içermesi olduğu söylenebilir. Tüm sonuçlar birbirine oldukça yakın çıkmakla beraber, mevcut ürün grubu için en isabetli tahmin sonucunu veren model, %18.01 MAPE oranı ve 61549127 MSE değeri ile Holt Winters' Ekleme Mevsimsel yöntemi ile Reel Efektif Döviz Kuru ve Sanayi Üretim Endeksini temel alan Hibrit YSA modelidir.

Tablo 5. Hibrit YSA modellerinin hata oranları

<i>Yöntem</i>	<i>Dışsal Değişkenler</i>	<i>MAPE (Ortalama)</i>
Basit Üstel Düzeltme		22,85
	SÜE	21,54
	İSKKO	20,70
	REDK	22,05
	İSKKO, SÜE	21,10
	İSKKO, REDK	21,30
	REDK, SÜE	23,84
	İSKKO, REDK, SÜE	21,19
	GSYİH	22,00
	SÜE, GSYİH	20,68
	İSKKO, GSYİH	21,44
	REDK, GSYİH	23,20
	İSKKO, SÜE, GSYİH	22,63
	İSKKO, REDK, GSYİH	20,59
	REDK, SÜE, GSYİH	18,85
	İSKKO, REDK, SÜE, GSYİH	19,52
Holt-Winters' Ekllemeli Mevsimsel		21,45
	SÜE	21,38
	İSKKO	22,86
	REDK	23,58
	İSKKO, SÜE	21,73
	İSKKO, REDK	20,20
	REDK, SÜE	18,01
	İSKKO, REDK, SÜE	19,86
	GSYİH	21,11
	SÜE, GSYİH	21,08
	İSKKO, GSYİH	22,47
	REDK, GSYİH	22,14
	İSKKO, SÜE, GSYİH	22,95
	İSKKO, REDK, GSYİH	21,74
	REDK, SÜE, GSYİH	20,70
	İSKKO, REDK, SÜE, GSYİH	22,61
Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters' Ekllemeli Mevsimsel		23,12
	SÜE	20,75
	İSKKO	20,63
	REDK	21,04
	İSKKO, SÜE	22,63
	İSKKO, REDK	21,10
	REDK, SÜE	19,72
	İSKKO, REDK, SÜE	19,48
	GSYİH	21,19
	SÜE, GSYİH	21,34
	İSKKO, GSYİH	22,35
	REDK, GSYİH	20,86
	İSKKO, SÜE, GSYİH	22,01
	İSKKO, REDK, GSYİH	21,33
	REDK, SÜE, GSYİH	20,27
	İSKKO, REDK, SÜE, GSYİH	20,19

Tablo 6. Hata oranı %20'nin altındaki hibrit YSA modelleri

Yöntem	Dışsal Değişkenler	MAPE (Ortalama)	MSE (Ortalama)
Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel	REDK, SÜE	18,01	61549127
Basit Üstel Düzeltme	REDK, SÜE, GSYİH	18,85	72561725
Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel	İSKKO, REDK, SÜE	19,48	72270607
Basit Üstel Düzeltme	İSKKO, REDK, SÜE, GSYİH	19,52	75369302
Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel	REDK, SÜE	19,72	74342669
Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel	İSKKO, REDK, SÜE	19,86	69828252

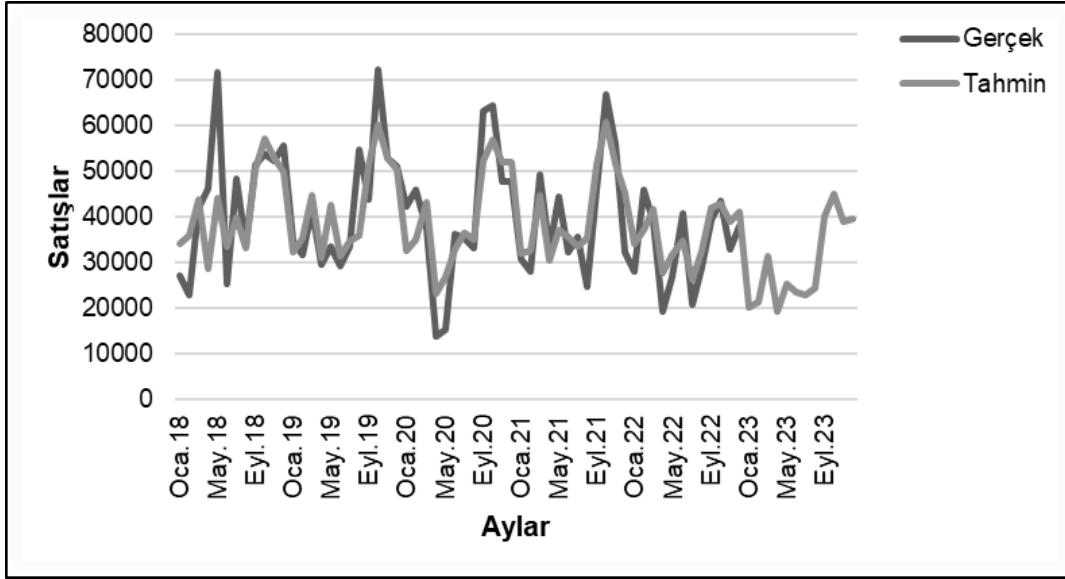
Ürün grubunun satışlarını en isabetli tahmin eden modellerin belirlenmesinin ardından, bu modeller geleceğe yönelik talebin tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Tablo 7 en iyi tahmin sonucu veren, 6 Hibrit YSA modelinin, 2023 yılına yönelik 12 aylık talep tahminlerini göstermektedir.

Tablo 7. Hata oranı %20'nin altındaki hibrit YSA modelleri ile 2023 yılı tahminleri

Satış Dönemi	Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel (REDK, SÜE)	Basit Üstel Düzeltme (REDK, SÜE, GSYİH)	Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel (İSKKO, REDK, SÜE)	Basit Üstel Düzeltme (İSKKO, REDK, SÜE, GSYİH)	Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel (REDK, SÜE)	Holt-Winters' Ekleneleli Mevsimsel (İSKKO, REDK, SÜE)
Ocak	20.240	24.101	26.036	27.500	32.446	24.261
Şubat	21.302	24.083	26.783	28.856	33.922	24.832
Mart	31.435	29.899	30.008	32.440	36.345	30.322
Nisan	19.208	25.235	24.530	27.303	31.086	23.705
Mayıs	25.159	25.899	27.430	27.742	34.596	28.055
Haziran	23.485	27.254	26.036	29.434	32.612	25.435
Temmuz	23.000	25.221	26.689	27.881	33.510	25.463
Ağustos	24.318	25.842	27.112	27.571	32.962	26.141
Eylül	40.115	36.419	36.556	38.344	41.301	38.373
Ekim	45.031	45.882	46.810	48.381	48.677	46.797
Kasım	39.061	34.694	34.973	33.918	39.867	36.705
Aralık	39.474	33.788	33.832	31.972	38.664	36.002

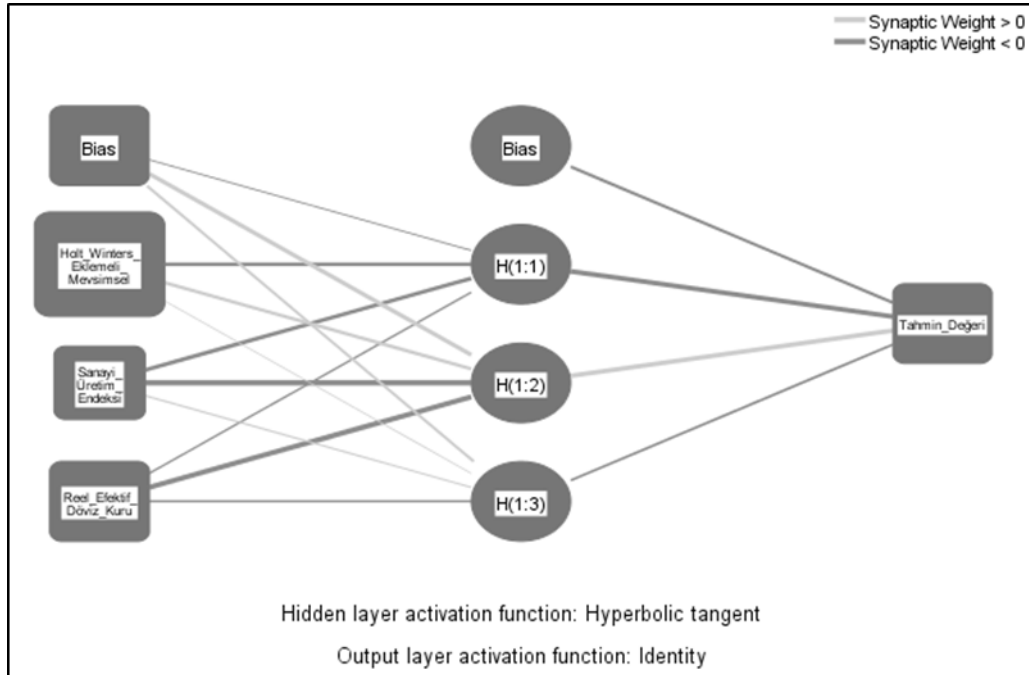
Not: Başlangıç öğrenme hızı: 0,4; öğrenme hızının alt sınırı: 0,001, döngülerde öğrenme oranı azalması:10, momentum: 0,9; aralık merkezi: 0 aralık ofseti: +/-0,5

Tablo 7'de gelecek aylara yönelik tahmin değerleri sıralanan modeller arasında, en isabetli sonucu veren Hibrit YSA-Holt Winters'-REDK-SÜE modeline ait tahminler Şekil 5'deki grafik yardımı ile görselleştirilmiştir. Şekil 5'te gerçek satış verileri ile geçmiş tahminlerin uyumu ve gelecek 12 aya yönelik tahminler grafik üzerinde izlenebilir.



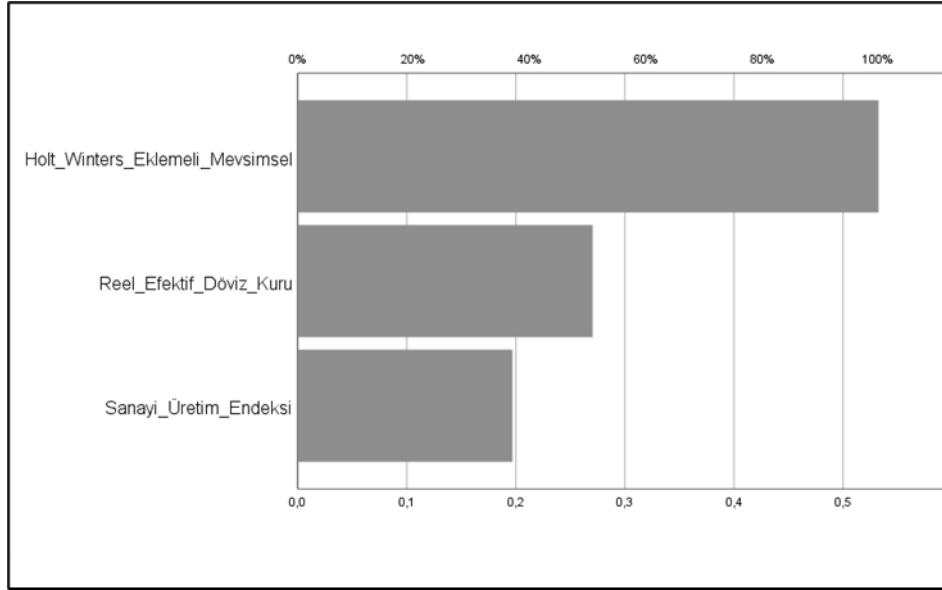
Şekil 5. Holt-Winters eklemeli mevsimsel modeli ile talep tahmini

Şekil 5'e göre, Hibrit YSA-Holt Winters'-REDK-SÜE modelinin oldukça başarılı bir sonuç ortaya koyduğu söylenebilir. Özellikle, 2019 yılından sonraki tahmin verileri ile gerçekleşen veriler arasında uyumun arttığı görülmektedir. Kurulan modelin yapısı Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. Çok katmanlı Hibrit YSA-Holt Winters'-REDK-SÜE modelinin yapısı

Hibrit YSA-Holt Winters'-REDK-SÜE modelinin yapısı incelendiğinde, Holt Winters' yöntemi tahminleri, Reel Efektif Döviz kuru ve Sanayi Üretim Endeksi olmak üzere üç ayrı girdiye sahip olduğu görülmektedir. Bu girdiler ile modelin çıktısı olan tahmin değerleri 3 gizli katmanlı ileri beslemeli bir sinir ağı yapısı ile birbirine bağlanmıştır. Modeli oluşturan girdilerin modelin çıktısına olan etkileri, diğer bir deyişle model için önem dereceleri farklı düzeylerde. Şekil 7, bu bağımsız değişkenlerin önem analizi sonuçlarını gösterir.



Şekil 7. Bağımsız değişken önem analizi

Şekil 7’de verilen grafiğe göre, Holt-Winters’ Eklemeli Mevsimsel tahminlerinin tüm bağımsız değişkenler arasında en yüksek öneme sahip olduğu görülmektedir. Reel Efektif Döviz Kurunun modele etkisi daha düşük seviyede olup, en az önemli değişken ise Sanayi Üretim Endeksi olarak belirlenmiştir.

5. SONUÇ ve DEĞERLENDİRME

Ürüne olan talebin isabetli olarak tahmin edilmesi, üretim planlama, stok yönetimi, kaynak kullanımı, maliyet kontrolü ve genel karlılık açısından, şirketlerin tedarik zinciri süreçlerinin verimliliğini önemli ölçüde etkiler (Korucuk ve Tatlı, 2017). Diğer imalat sektörlerinde olduğu gibi, Madeni Eşya İmalat sektörünün karlılığının ve sürdürülebilirliğinin sağlanması için talep tahmininin doğruluğu büyük önem taşımaktadır. Bu doğrultuda bu çalışma kapsamında, Madeni Eşya İmalat sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin üretmekte olduğu bir ürün grubuna yönelik talep tahmini modelleri geliştirilmiştir. Bu çalışmanın amacı, Madeni Eşya İmalat sektörüne yönelik kısıtlı uygulama örneği bulunan literatüre bir katkı sağlamak ve diğer yandan sektör liderlerine stratejik planlama çabalarında yardımcı olacak analitik bir karar aracı sunmaktır.

Çalışmada, ele alınan ürün grubunun gelecekteki talebini tahmin etmek amacı ile, o ürün grubunun 2018-2022 periyodunda gerçekleşmiş olan 60 aylık satış verisi kullanılmıştır. Bu veriler, SPSS 25.0 programı ile analiz edilmiştir. Analizlerde veri setine en uygun istatistiksel tahmin yöntemleri olarak Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters’ Eklemeli Mevsimsel yöntemleri belirlenmiş ve bu yöntemlerle yapılan tahminlerin, çeşitli dışsal değişkenlerle YSA aracılığı ile bir araya getirildiği hibrit tahmin modelleri oluşturulmuştur.

Literatürde kullanılan yöntemlerin tek başına ve YSA ile tahmin amaçlı kullanıldığı farklı çalışmalar bulunmaktadır. Karaatlı ve diğerleri, (2012); Kaya ve diğerleri, (2022:1478); Arslankaya ve Vildan (2018); Han ve diğerleri, (2022) çalışmalarında YSA tahmin modelinden yararlanırken, Hasin ve diğerleri, (2011); Alon ve diğerleri, (2001); Han ve diğerleri, (2022), Holt Winters’ ve YSA’dan oluşan hibrit modelleri tercih etmişlerdir. Bhadouria ve Jayant, (2017), Üstel Düzeltme ve YSA yöntemlerini beraber kullandığı hibrit bir modelden faydalanmıştır.

Yapılan çalışmada ilk olarak Basit Üstel Düzeltme ve Holt-Winters’ Eklemeli Mevsimsel yöntemleri tek başlarına kullanılmış ve sırasıyla %23.343 ve %23.049 hata oranları vermiştir. Daha sonra bu yöntemlerle elde edilen tahminler YSA modelinde analiz edilerek iyileştirilmeye çalışılmıştır. Son aşamada ise, Sanayi Üretim Endeksi, İmalat Sanayi Kapasite Kullanım Oranı, Reel Efektif Döviz Kuru ve GSYİH değişkenleri modellere kademeli olarak dahil edilerek en iyi modeller belirlenmeye çalışılmıştır.

Literatürde makro ekonomik göstergeleri içeren dışsal değişkenlerin tahmin modellerinde kullanımının çeşitli örnekleri bulunmaktadır. Karaatlı ve diğerlerinin tahmin çalışması, (2012), tüketici güven endeksi reel kesim güven endeksi, gayri safi yurt içi hasıla, yatırım harcamaları, tüketim harcamaları, dolar kuru değişkenlerini kapsarken; Kaya ve diğerlerinin çalışması, (2022:1478), sanayi üretim endeksi, hane halkının finansal durum beklentisi ve döviz kuru değişkenlerini içermektedir. Han ve diğerlerinin gerçekleştirmiş olduğu 2022 tarihli analizlerde gayri safi yurt içi hasıla, döviz kuru, reel kesim tüketici güven endeksi ve tüketici güven endeksi gibi dışsal değişkenler, YSA tahmin modelinde bağımsız değişken olarak

kullanılmıştır. Bunların yanında imalat sanayi kapasite kullanım oranı değişkeni ise firma ile yapılan uzman görüşmelerinden hareketle, tahmin sonucunu etkileyebileceği gerekçesi ile analizlere dahil edilmiştir.

Bu çalışma kapsamında yapılan analizlerde geleneksel istatistik yöntemlerinin tek tek kullanıldığı hibrit YSA modellerinin hata oranları “Basit Üstel Düzeltme” modeli için %22,85 ve “Holt-Winters’ Eklemeli Mevsimsel” modeli için ise %21,45 düzeyindedir. Bu iki istatistiksel metodun tek tek ve bir arada olmak üzere, toplam 4 ayrı dışsal değişkeninin bütün olası kombinasyonları ile beraber analiz edilerek, toplamda 48 Hibrit YSA modeli kurulmuştur. Bunların arasında en düşük hata oranına sahip model, %18,01 ile “Holt-Winters’ Eklemeli Mevsimsel” yöntemi ile “Reel Efektif Döviz Kuru” ve “İmalat Sanayi Üretim Endeksi” dışsal değişkenlerinin kullanıldığı Hibrit YSA-Holt Winters’-REDK-SÜE modelidir.

Bu çalışmada ele alınan veriler, talebi nispeten stabil olduğu belirlenen ürün grubunun 2018-2022 arasındaki beş yıllık satışlarını içermektedir. Ele alınan zaman periyodu Covid-19 salgının tepe yaptığı dönemlerin verilerini de içermektedir. Salgının etkisinin giderek azaldığı veya tamamen ortadan kalktığı gelecek dönemlerin satış verilerinin mevcut modellere eklenerek analizlerin yinelenmesinin, tahminlerdeki isabet oranını artırması beklenmektedir. Buna ek olarak gelecekteki çalışmalar, farklı ürün grupları ve farklı sektörlerle uyulanabilir.

Yazar Katkıları / Author Contributions

Tuğba Sarı: Kavramsallaştırma, Metodoloji, Makale Yazımı-inceleme ve düzeltme Sermet Rıza Şensoy: Veri Derleme, Analiz Adem Enes Nurbaki: Veri Derleme, Literatür Taraması, Makale yazımı-rijinal taslak İsmet Alperen Ağaç: Veri Derleme, Literatür Taraması
Tuğba Sarı: Conceptualization, Methodology, Writing-review and editing Sermet Rıza Şensoy: Data Curation, Analysis Adem Enes Nurbaki: Data Curation, Literature Review, Writing-original draft; İsmet Alperen Ağaç: Data Curation, Literature Review

Çatışma Beyanı / Conflict of Interest⁴

Yazarlar tarafından herhangi bir potansiyel çıkar çatışması beyan edilmemiştir.
No potential conflict of interest was declared by the authors.

Fon Desteği / Funding

Bu çalışma, TÜBİTAK 2209-A Üniversite Öğrencileri Araştırma Projeleri Desteği Programı, 2022 Yılı 2. Dönemi kapsamında desteklenmiştir.
This study was supported by TÜBİTAK-2209-A University Students Research Projects Support Program, 2nd Semester of 2022.

Etik Standartlara Uygunluk / Compliance with Ethical Standards

Yazarlar tarafından, çalışmada kullanılan araç ve yöntemlerin Etik Kurul izni gerektirmediği beyan edilmiştir.
It was declared by the authors that the tools and methods used in the study do not require the permission of the Ethics Committee.

Etik Beyanı / Ethical Statement

Yazarlar tarafından bu çalışmada bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan edilmiştir.
It was declared by the authors that scientific and ethical principles have been followed in this study and all the sources used have been properly cited.



Yazarlar, Verimlilik Dergisi’nde yayımlanan çalışmalarının telif hakkına sahiptirler ve çalışmaları CC BY-NC 4.0 lisansı altında yayımlanmaktadır.
The authors own the copyright of their works published in Journal of Productivity and their works are published under the CC BY-NC 4.0 license.

KAYNAKÇA

- Aburto, L. ve Weber, R. (2003). "Demand Forecast in a Supermarket Using a Hybrid Intelligent System", *Design and Application of Hybrid Intelligent Systems*, (Editörler: Abraham, A., Köppen, M., Franke, K.), IOS Press, Amsterdam, 1076-1083.
- Adalı, E. (2020). "Makine İmalat Sanayiinde Talep Tahmini: Elektromekanik Sanayiinde Bir Uygulama", Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Balıkesir.
- Alduailij, M.A., Petri, I. ve Rana, O. (2021). Forecasting Peak Energy Demand for Smart Buildings. *Journal of Supercomput* 77, 6356-6380.
- Alon, I., Qi, M. ve Sadowski, R.J. (2001). "Forecasting Aggregate Retail Sales: A Comparison of Artificial Neural Networks and Traditional Methods", *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(3), 147-156.
- Al-Saba, T. ve El-Amin, I. (1999). Artificial Neural Networks as Applied to Long-Term Demand Forecasting", *Artificial Intelligence in Engineering*, 13(2), 189-197.
- Arslankaya, S. (2019). "Bir Lojistik Firmasında Zaman Serileri Analizi ve Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahminin Karşılaştırılması", *4th International Symposium on Innovative Approaches in Engineering and Natural Sciences, (ISAS WINTER-2019)*, Samsun, Türkiye, 4(6), 239-245.
- Arslankaya, S. ve Vildan, Ö.Z. (2018). "Time Series Analysis Of Sales Quantity in An Automotive Company and Estimation By Artificial Neural Networks", *Sakarya University Journal of Science*, 22(5), 1482-1492.
- Ballı, M.T. (2014). "Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini ve Gıda Sektöründe Uygulanması", Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bhadouria, S. ve Jayant, A. (2017). "Development of ANN Models for Demand Forecasting", *American Journal of Engineering Research*, 6(12), 142-147.
- Calp, M.H. (2019). "İşletmeler için Personel Yemek Talep Miktarının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi", *Politeknik Dergisi*, 22(3), 675-686.
- Carlson, R.L. ve Umble, M.M. (1980). "Statistical Demand Functions For Automobiles and Their Use for Forecasting in An Energy Crisis", *Journal of Business*, 53(2), 193-204.
- Chang, H.J., Kalinin, S.V., Morozovska, A.N., Huijben, M., Chu, Y.-H., Yu, P., Ramesh, R., Eliseev, E.A., Svechnikov, G.S., Pennycook, S.J. ve Borisevich, A.Y. (2011). "Atomically Resolved Mapping of Polarization and Electric Fields Across Ferroelectric/Oxide Interfaces by Z-Contrast Imaging", *Advanced Materials*, 23(21), 2474-2479.
- Chen, C.F., Lai, M.C. ve Yeh, C.C. (2012). "Forecasting Tourism Demand Based on Empirical Mode Decomposition and Neural Network", *Knowledge-Based Systems*, 26, 281-287.
- Çoban, F. ve Demir, L. (2021). "Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Regresyonu ile Talep Tahmini: Gıda İşletmesinde Bir Uygulama", *Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 23(67), 327-338.
- Elmas, Ç. (2016). "Yapay Zekâ Uygulamaları", Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- Ergül, B. (2018). "Türkiye'deki İş Kazalarının Zaman Serisi Analiz Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Tekniği ile İncelenmesi", *Karaelmas Journal of Occupational Health and Safety*, 2(2), 63-74.
- Faraji, J., Hashemi-Dezaki, H. ve Ketabi, A. (2020). "Multi-Year Load Growth-Based Optimal Planning of Grid-Connected Microgrid Considering Long-Term Load Demand Forecasting: A Case Study of Tehran, Iran", *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 42, 100827.
- Han, G., Sönmez, E.F. Avci, S. ve Aladağ, Z. (2022). "Uygun Normalizasyon Tekniği ve Yapay Sinir Ağları Analizi ile Otomobil Satış Tahminlemesi", *İşletme Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 19-45.
- Hamzaçebi, C. ve Kutay, F. (2004). "Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini", *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19(3), 227-233.
- Hyndman, R.J. ve Athanasopoulos, G. (2021) "Forecasting: Principals and Practice", OTexts, Melbourne, Australia.
- Hasin, M.A.A. Ghosh, S. ve Shareef, M.A. (2011). "An ANN Approach to Demand Forecasting in Retail Trade in Bangladesh", *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 2(2), 154-160.
- Huang, Y., Liu, G.P. ve Hu, W. (2023). "Priori-Guided and Data-Driven Hybrid Model for Wind Power Forecasting", *ISA Transactions*, 134, 380-395.
- Jain, A., Kumar Varshney, A. ve Chandra Joshi, U. (2001). "Short-Term Water Demand Forecast Modelling at IIT Kanpur Using Artificial Neural Networks". *Water Resources Management*, 15, 299-321.
- Jaramillo-Morán, M.A., González-Romera, E. ve Carmona-Fernández, D. (2013). "Monthly Electric Demand Forecasting With Neural Filters", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 49, 253-263.
- Karaatlı, M., Helvacıoğlu, Ö.C., Ömürbek, N. ve Tokgöz, G. (2012). "Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Otomobil Satış Tahmini", *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 8(17), 87-100.

- Kaya, A., Kaya, G. ve ebi, F. (2022). "Forecasting Automobile Sales in Turkey with Artificial Neural Networks", *International Journal of Business Analytics*, 6(4), 50-60.
- Kochak, A. ve Sharma, S. (2015). "Demand Forecasting Using Neural Network for Supply Chain Management", *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 4(1), 96-104.
- Korucuk, S. ve Tatlı, Y. (2017). "Talep Tahminin İşletmelere Sağladığı Yararlar: İmalat İşletmelerinde Bir Araştırma", *İğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12, 223-238.
- Krajewski, L.J., Ritzman, L.P. ve Malhotra, M.K. (2010). "Operations Management: Processes and Supply Chains", Pearson Publishing, New Jersey, USA.
- McCulloch W.S. ve Pitts W. (1943). "A Logical Calculus of Ideas İmmanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133.
- Ostertagová, E. ve Ostertag, O. (2011). "The Simple Exponential Smoothing Model", *4th International Conference on Modelling of Mechanical and Mechatronic Systems*, Technical University of Košice, Slovak Republic, Proceedings of Conference, 380-384.
- Prayudani, S., Hizriadi, A., Lase, Y.Y. ve Fatmi, Y. "Analysis Accuracy of Forecasting Measurement Technique on Random K-Nearest Neighbor Using MAPE And MSE", *Journal of Physics: Conference Series*, 1361(1), 1-8
- Satır, B. ve Köksal, M. (2006). "Entegre Tavuk Organizasyonları İçin Genel Üretim ve Finansal Planlama Modeli", <http://academic.cankaya.edu.tr>, (Erişim Tarihi: 04.10.2022)
- Shaik, M.A. ve Verma, D. (2020). "Enhanced ANN Training Model to Smooth and Time Series Forecast", IOP Conference Series: Material Science and Engineering, *International Conference on Recent Advancements in Engineering and Management (ICRAEM-2020) 9-10 October 2020, Warangal, India*, 1-9.
- Sohrabpour, V., Oghazi, P., Toorajipour, R. ve Nazarpour, A. (2021). "Export Sales Forecasting Using Artificial Intelligence", *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120480, 1-10.
- Sönmez, O. ve Zengin, K. (2019). "Yiyecek ve İçecek İşletmelerinde Talep Tahmini: Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Yöntemleriyle Bir Karşılaştırma", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Özel Sayı, 302-308.
- T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı (2017), Esnaf ve Sanatkarlar Özelinde Sektör Analizleri Projesi Makine, Taşıtlar ve Madeni Eşya Sektörü Raporu.
- Vhatkar, S. ve Dias, J. (2016). "Oral-Care Goods Sales Forecasting Using Artificial Neural Network Model", *Procedia Computer Science*, 79, 238-243.
- Wijaya, A.T., Lefta, F., Gozali, L. ve Daywin, F.J. (2020). "Forecasting Analysis at PT. Lion Metal Works Using Artificial Neural Network", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, The 3rd Tarumanagara International Conference of the Applications of Technology and Engineering (TICATE) 2020 3-4 August 2020, Jakarta, Indonesia, 1007 012184, 1-6.