



BIST-Teknoloji Endeksinde İşlem Gören Firmaların Nakit Akışlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahminlenmesi*

Serpil ÇELİK¹

Haluk BENGÜ²

Hüseyin Nazmi Kartal DEMİRGÜNEŞ³

Öz

Firmaların günlük faaliyetlerini sürdürebilmesi, yatırım fırsatlarını değerlendirebilmesi ve finansman sağlama imkanlarını artırabilmesi, likidite yeterliliğinin sağlanması ile yakından ilişkilidir. Yatırımcılar ve hissedarlar gibi paydaşlar, firmanın mali durumunu değerlendirirken likidite düzeyine de odaklanmaktadır. Bu nedenle, nakit akışlarının etkili bir şekilde yönetilebilmesi için gelecekteki nakit akışlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmanın amacı, 2016-2021 döneminde hisse senetleri BIST Teknoloji Endeksi'nde işlem gören 19 adet firmanın nakit akışlarının yapay sinir ağları yöntemi ile tahminlenmesini yapmaktır. Araştırma modeline dahil edilen değişkenler; firmanın faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları, yatırım faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları ve finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları ile nakit ve nakit benzeri varlıkları, ticari alacakları, stokları, kısa vadeli yabancı kaynakları, özkaynakları, satışları, faaliyet giderleri, vergileri, dönem net kâr/zarar toplamaları ve toplam varlıklar kalemleridir. Bu değişkenlere ilişkin veriler ileri beslemeli yapay sinir ağları tahminleme modeli ile test edilmiştir. Araştırma sonucunda R^2 değeri 0.9932 olarak tespit edilmiştir. Bu değer araştırma modelinin gerçek değerlerin %99.32'sini doğru bir şekilde tahminlediğini ifade etmektedir. Araştırma sonucunda yapay sinir ağlarının firmaların nakit akış tahminlenmesinde yüksek bir tahminleme gücüne sahip olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Nakit Akışı, Tahminleme, Makine Öğrenmesi, Yapay Sinir Ağı, BIST Teknoloji Firmaları.

JEL Kodları: C5, C45, G17.

Cash Flows Forecasting of BIST-Technology Listed Firms with Artificial Neural Networks

Abstract

The ability of firms to continue their daily activities, to evaluate investment opportunities and to increase their financing opportunities is closely related to ensuring liquidity adequacy. Stakeholders such as investors and shareholders mostly focus on liquidity while assessing the financial condition of the firm. Therefore, it is crucial to forecast accurately the future cash flows of firms to manage cash flows effectively. The aim of this study is to make cash flow forecasts of 19 BIST-Technology Index listed firms for the period 2016-2021 by using the artificial neural networks method. The variables included in the research model are firms' cash flows from operating activities, cash flows from investing activities, cash flows from financing activities, cash and cash equivalents, trade receivables, inventories, short-term liabilities, shareholders' equity, sales, operating expenses, tax, net profit/loss for the period and total assets. The data is tested by the feed-forward artificial neural networks forecasting model. The empirical findings indicate that the R^2 value is as 0.9932. This value indicates that the research model accurately predicts 99.32% of the actual values. The concluding results of the study imply that artificial neural networks have a high forecasting power in cash flow forecasting of firms in subject.

Keywords: Cash Flow, Forecasting, Machine Learning, Artificial Neural Network, BIST Technology Firms.

JEL Codes: C5, C45, G17.

* Bu çalışma 11. Uluslararası Muhasebe ve Finans Araştırmaları Kongresinde özet bildirisi olarak sunulmuştur.

¹ Sorumlu Yazar (Corresponding Author): Serpil ÇELİK, (Öğr. Gör. Dr.), Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, Niğde Sosyal Bilimler MYO, Muhasebe ve Vergi Bölümü Öğretim Elemanı, Niğde/Türkiye, serpilcelik@ohu.edu.tr; ORCID ID: 0000-0002-2340-0010.

² Haluk BENGÜ, (Prof. Dr.), Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü Öğretim Üyesi, Niğde/Türkiye, hbengu@ohu.edu.tr; ORCID ID: 0000-0001-7751-0285.

³ Hüseyin Nazmi Kartal DEMİRGÜNEŞ, (Prof. Dr.), Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Finans ve Bankacılık Bölümü Öğretim Üyesi, Niğde/Türkiye kartaldemirgunes@ohu.edu.tr; ORCID ID: 0000-0002-6305-0967.

APA 6 Stili Kaynak Gösterimini: (To Cite This Article)

Çelik, S., Bengü, H., Demirgüneş, H. N. K. (2025). BIST-Teknoloji endeksinde işlem gören firmaların nakit akışlarının yapay sinir ağları ile tahminlenmesi. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*, 18(2), 381-398. doi: <https://doi.org/10.29067/muvu.1639976>



EXTENDED SUMMARY

Introduction

Artificial neural networks are parallel and distributed information processing structures inspired by the human brain, consisting of processing elements connected through weighted links, each with its own memory. These networks are computer programs that mimic biological neural networks. Artificial neural networks function as computer software that replicates the human brain's learning process, enabling the generation of new data from collected information through learning, memory, and generalization. Examining the historical development of artificial neural networks, research on the human brain and its functions began in the 1890s. However, the foundational studies of artificial neural networks are considered to have been laid in the 1940s, when research started gaining engineering significance.

The ability of companies to maintain their daily operations, evaluate investment opportunities, and enhance financing options is closely linked to ensuring liquidity adequacy. Stakeholders, such as investors and shareholders, focus on liquidity levels when assessing a company's financial position. Therefore, accurately forecasting future cash flows is of great importance for the effective management of cash flows. The aim of this study is to predict the cash flows of 19 companies listed in the BIST Technology Index during the 2016-2021 period by using artificial neural networks.

Literature on Research

Artificial neural networks are widely used for forecasting purposes in various fields, including finance, economics, engineering, healthcare, and agriculture. In the financial sector, artificial neural networks are extensively utilized for stock price predictions, index and exchange rate forecasting, and credit risk scoring, as observed in the literature. However, no studies on the use of artificial neural networks for cash flow forecasting have been identified in the national literature, while only a limited number of studies have been found in the international literature.

The nonlinear nature of financial data and the complex interactions between variables increase the importance of nonlinear models in financial forecasting. In this context, several studies emphasize that artificial neural networks have a more effective and functional predictive power compared to traditional and linear models (Talebi et al., 2022: 329). In a study by Weytjens et al. (2019), the predictive power of artificial neural networks in accounts receivable cash flow forecasting was compared with classical forecasting techniques (ARIMA and Prophet). The results showed that artificial neural networks outperformed classical methods in cash flow forecasting.

Similarly, studies conducted by Ashour (2019), Dadteev et al. (2020), Faricha et al. (2022), and Talebi et al. (2022) concluded that artificial neural networks provide higher forecasting accuracy, especially for complex financial data, compared to traditional methods. Šuleř (2016) investigated the use of artificial neural networks in cash flow forecasting and found that ANNs could be effectively utilized to predict cash flow developments in a business.

Furthermore, Zhu et al. (2022) employed a feedforward artificial neural network model for corporate free cash flow forecasting and concluded that the model demonstrated high predictive power.

Method of The Research

The variables used in the study are categorized into two main groups: input (independent) and output (dependent) variables.

Input variables represent the financial structure and performance of companies and include cash and cash equivalents, trade receivables, inventories, short-term liabilities, equity, sales, operating expenses, taxes, net profit/loss for the period, and total assets.

On the other hand, output (dependent) variables consist of cash flows from operating activities, cash flows from investing activities, and cash flows from financing activities.

The data used in the study were included on an annual basis. Financial data regarding the companies' income statements, cash flow statements and financial position statements were obtained from the financial statements on the companies' websites. MATLABR2023b software was used to forecast cash flows through artificial neural networks. The analysis began with data preprocessing. In artificial neural networks, extremely large or small values in the data can lead to inaccurate results. To address this issue, data normalization is necessary. Various normalization methods exist in the literature, and the choice of method is left to the discretion of the artificial neural network designer. In this study, the min-max normalization method was used to normalize the data.

In the study, the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm, which propagates errors backward during artificial neural network training, was used. The Levenberg-Marquardt (LM) algorithm is an effective method that can be used with feedforward-backpropagation algorithms. Its fast convergence property provides a significant advantage in training processes. Additionally, the algorithm's ability to operate with only first-order partial derivatives and its inclusion of a limited number of parameters make it computationally efficient and highly applicable.

Findings of The Research

The performance analysis of the model clearly demonstrates its high predictive accuracy. Achieving a remarkably high correlation coefficient (R^2) of 99.32% on the training dataset indicates that the model has achieved near-perfect alignment with the provided training data. The correlation coefficient of 95.69% on the validation dataset and 98.80% on the test dataset further highlight the model's strong generalization ability. With an overall prediction accuracy of 99.11%, the model proves to be a highly effective forecasting mechanism.

Another crucial metric supporting the model's predictive performance is the Root Mean Squared Error (RMSE), which was calculated as 0.0079 in this study. This low RMSE value indicates that the discrepancies between the predicted and actual values are minimal, meaning the model produces results with high precision and reliability. This outcome confirms that the model is not only well-trained on existing data but can also generate accurate and effective predictions for new datasets.

Conclusion

Cash flow is critically important for ensuring the financial sustainability of companies. Predicting cash flows allows firms to anticipate future cash inflows and outflows, facilitating effective financial planning. The aim of this study is to assess the ability of artificial neural networks to predict cash flows and to analyze the accuracy and effectiveness of these methods. The study examined the performance of artificial neural networks in cash flow forecasting, and the results demonstrated high predictive power. The accuracy rates of the model for the training, validation, and test datasets were calculated as 99.95%, 95.69%, and 98.80%, respectively. These high accuracy rates indicate that the model effectively learns from the data and generalizes well. When all datasets were considered together, the model's overall predictive accuracy was found to be 99.11%, confirming its high level of success. Additionally, the Root Mean Squared Error (RMSE) was determined as 0.0079, a low value indicating that the model's predictions closely align with actual values, with minimal error rates.

The model's ability to predict cash flows from different activities was also evaluated separately. In forecasting cash flows from operating activities, the model produced results with almost no difference between actual and predicted values, demonstrating its capability to accurately predict operational cash flows. In terms of investment activities, the model effectively captured general trends from 2016 to 2021 and generated highly accurate predictions with only minor deviations. Similarly, the model's predictions for financing activities were found to be highly reliable, as it accurately identified overall trends in these activities.

In conclusion, this study clearly highlights the effectiveness of artificial neural networks in financial processes, demonstrating their strong performance in complex tasks such as cash flow forecasting.

1. GİRİŞ

Yaradılışından beri doğayla iç içe yaşayan ve karşılaştığı birçok sorunu çevresinde gerçekleşen olaylardan ilham alarak çözme yoluna giden insanoğlu, doğada gerçekleşen olayları anlayıp açıklayabilmek için düşüncelerini, aklını ve duygularını kullanmış olup; her dönemin bilgi birikimi ve teknolojik imkanları doğrultusunda bu olayların sebep-sonuç ilişkilerini çözümlemeye çalışmıştır. 1950’li yıllardan itibaren, özellikle bilgisayar teknolojilerinin gelişmesini takiben, sayısal hesaplamaların da hızlanmasıyla birlikte, insanoğlu doğadaki canlı organizmaların işleyişini anlamaya ve bunu matematiksel bir dille ifade etmeye yönelmiştir. Bu süreç, biyolojik sistemlerden esinlenen ve bu sistemleri modelleyen algoritmik yöntemlerin ortaya çıkmasını sağlamış, böylelikle de canlılardan ilham alan yenilikçi hesaplama yöntemlerinin temelleri atılmıştır (Şen, 2004: 1). Bu bağlamda, ilk etapta biyolojik sinir bağlantılarından ilham alınarak geliştirilmiş bir yapay sinir hücresi modeli olarak tanımlanan yapay sinir ağları (YSA) modelleri ortaya çıkmıştır. Söz konusu modeller, günümüzde özellikle geleneksel istatistiksel yöntemlerin yetersiz kaldığı karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleme konusunda güçlü bir araç olarak kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının herhangi bir varsayımı karşılama gerekliliklerinin bulunmaması, doğrusal olmayan verilerle çalışabilmeleri, yüksek dereceli korelasyonları kolayca yakalayabilmeleri, karar alma ayrıntılarının karmaşıklıklarını daha etkin bir şekilde modellenebilmesine imkan sağlamaları ve bu modellerde eksik veriler kullanılsa bile çoklu doğrusallık performansının bundan etkilenmemesi tahminleme ve analizlerde yapay sinir ağları modellerinin kullanım alanlarını oldukça genişletmiştir (Namazı ve diğerleri, 2016; Faricha ve diğerleri, 2022).

Tahmin ve öngörü modelleri, yatırımcıların ve finans kuruluşlarının doğru kararlar alabilmesi için önemlidir. Son yıllarda tahminleme konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde kullanılan yöntemlerden birinin de makine öğrenmesi olduğu görülmektedir. Makine öğrenimi, finans alanında finansal başarısızlık, fiyat tahmini, döviz kuru tahmini gibi alanlarda alternatif bir istatistiksel yöntem olarak sıklıkla kullanılmaktadır (Can, 2023: 168). Firmalar açısından likidite yönetimi, finansal sürdürülebilirliğin ve stratejik başarılarının temel unsurlarından biridir. Etkin bir likidite yönetimi sayesinde firmalar, hem günlük faaliyetlerini sorunsuz bir şekilde sürdürebilir hem de geleceğe yönelik fırsatları değerlendirebilir. Bu nedenle, likidite yönetimi sadece finans biriminin değil, firmanın tüm birimlerinin yöneticilerinin öncelikli alanı olmalıdır. Yapay sinir ağları, firmaların nakit akışlarını optimize ederek ödeme yükümlülüklerini zamanında karşılamasına yardımcı olabilir ve etkin bir likidite yönetimini mümkün kılabilir.

Bu çalışmanın amacı; 2016-2021 dönemi itibarıyla Borsa İstanbul (BIST) Teknoloji Endeksi’nde işlem gören firmaların nakit akışlarını yapay sinir ağları yöntemiyle tahmin etmektir. Bu bağlamda, nakit akışı tahminlemesinde ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli kullanılmaktadır. Borsa İstanbul örneğinde yapay sinir ağlarının finansal tahminleme amacıyla kullanıldığı çalışmalarda genellikle endeks tahminlemesi (Özer ve diğerleri, 2018; Kayahan Karakul, 2020) ve hisse senedi fiyatı tahminlemesi (Yürük, 2021; Bardak ve diğerleri, 2024) konularına odaklanıldığı görülmektedir. Bu çalışmanın bahsi geçen çalışmalardan farklılaşarak nakit akışı tahminlemesine odaklanması nedeniyle, literatüre önemli katkı sağlaması beklenmektedir.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. Yapay Sinir Ağları

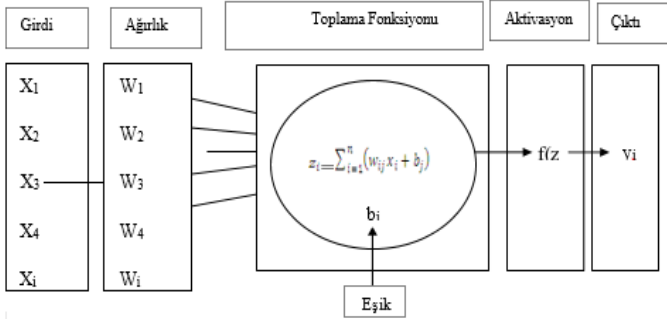
Yapay sinir ağları, insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapıları, biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır (Elmas, 2003). Yapay sinir ağları, insan beyninin öğrenme yolunu taklit ederek beynin öğrenme, hatırlama, genelleme yapma yolu ile topladığı verilerden yeni veri üretebilme gibi temel işlevlerin gerçekleştirildiği bilgisayar yazılımlarıdır (Öztürk ve Şahin, 2018: 27).

Yapay sinir ağlarının tarihsel gelişimine bakıldığında; sinir ağlarına ilişkin ilk çalışmaları 1890'lı yıllardan itibaren başlayan insan beyni ve fonksiyonları üzerine yapılan çalışmalarla ilişkilendirmek mümkündür. Ancak, modern bağlamda bu çalışmaların ilk temellerinin 1940 yıllarında yapılan mühendislik çalışmalarından dolayı atıldığı düşünülmektedir. 1943 yılında McCulloch ve Pitts'in nörol sistem modelleri ile ilgili geliştirdikleri teoremler ve kurdukları modeller sayesinde herhangi bir sonlu işlem çözümlemesi yapılmış ve bunun sonucunda ilk biyolojik nöron modelleri ortaya çıkmıştır. Hebb, 1949 yılında nöronların beyindeki bilgi yrtılması ve depolanması üzerine geliştirdiği hipotezi ile bu alana önemli katkı sağlamıştır. Sonrasında, nöropsikolog Karl Lasley, 1950 yılında beyin bilgi depolamasının dağıtılmış sistemler şeklinde gerçekleştiğini ileri sürmüştür. Rosenblatt, 1958'de gözün işleyiş biçiminden ilham alarak, algılayıcı ve Hebbian Öğrenme Kuralına dayalı öğrenmeyi McCulloch-Pitts sinir modeline dâhil etmiştir. Widrow ve Hoff, 1960 yılında telefon hatlarındaki yankıları önlemek amacıyla, yapay sinir ağlarını ADALINE (Adaptive Linear Neuron) adı altında ilk olarak ticari amaçla kullanmaya başlamıştır. 1976-1980 yılları arasında Stephen Grossberg yapay sinir ağlarını matematiksel olarak ele almış ve Gail Corpenner ile birlikte "Adaptif Rezonans Teorisi (ART)"ni şekillendirmişlerdir. Teuvo Kohonen, 1982 yılında "Kohonen haritaları" olarak adlandırılan "özörgütlemeli haritalar" adlı çalışmasını yayınlamıştır. John Hopfield, 1982 ve 1984 yıllarında "Hopfield ağları"ni geliştirmiş ve yaptığı çalışmalarla yapay sinir ağları kullanarak çok sayıda problemi çözebileceğini tespit etmiştir. Bu çalışmaları geliştiren Geoffrey E. Hinton ve arkadaşları "Boltzman makinesi"ni geliştirmişlerdir. Miyake ve Ito Fukushima 1983 yılında el yazısı karakterlerini tanıyan "Neocognitron" adlı yapay sinir ağı modelini geliştirmişlerdir. Rumelhart 1986 yılında çok katmanlı algılayıcı modelin öğrenmesini sağlamak amacıyla "geriye yayılım öğrenme algoritması" geliştirmiştir. Bu yıldan itibaren yapay sinir ağları yoğun bir biçimde ticari amaçlarla kullanılmaya başlanmıştır. David E. Rummelhart ve James MacClelland tarafından 1986 yılında "paralel dağıtımli işleme" alanında çalışmalar yapılmış ve çok katmanlı algılayıcılar ile XOR problemine çözüm bulunmuştur. Sejnowski ve Rosenberg 1987 yılında yüksek sesle okumayı kendi kendine öğreten NETalk ANN tabanlı konuşma programı geliştirmiştir. David Broomhead ve David Lowe 1988 yılında "radyal tabanlı fonksiyonlar" ile filtreleme problemlerinde başarılı sonuçlar veren çok katmanlı algılayıcılara alternatifler geliştirmiştir. Martin'in Birleşik Devletler Postanesi için 1990 yılında posta kodlarını tanımak üzere geliştirmiş olduğu yapay sinir ağları tabanlı el yazısı çalışmaları, yapay sinir ağlarının zor görevlerin üstesinden gelebilen potansiyel bir uygulama aracı olarak öne çıkmasını sağlamıştır (Clarence, 1997; Saatçioğlu ve Özçakar, 2016).

2.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve İşleyişi

Yapay sinir ağlarının temel mantığı, biyolojik sinir sistemleridir. Bu nedenle, yapay sinir ağlarını tam anlamıyla kavrayabilmek için öncelikle biyolojik sinir sisteminin nasıl çalıştığını anlamak önemlidir. Sinir ağının temel birimi sinir hücresi, diğer bir ifadeyle nörondur. Nöronlar birbirlerini uyararak bilgiyi bir nörondan diğer nörona iletirler ve elektriksel sinyaller sinir ağı boyunca taşınırlar (Öğücü, 2006: 22). Biyolojik sinir ağını oluşturan nöronlar; soma, dendrit akson ve sinaps bileşenlerinden oluşmaktadır. Her nöronun merkezinde "soma" olarak isimlendirilen bir çekirdeği olan hücre gövdesi yer almaktadır. Soma, hücrenin temel işlevlerini belirleyen ve DNA molekülü üzerinde kodlanmış olan genetik bilgiyi içerir. Dendritler ise kısa, ağaç dalları şeklinde olan çok sayıda hücre gövdesinden çıkan uzantılar olup; görevi nöronlardan aldığı sinyalleri bir dizi elektriksel darbe aracılığı ile sinapslere iletmektir. Akson, her nöronda bir adet bulunmakta olup işlevi hücre gövdesinde üretilen sinyalleri diğer nöronların dendritlerine taşımaktır. Akson ve dendritlerin veri aktarımını gerçekleştirmek amacıyla bir araya geldikleri birleşim yerlerine ise sinaps adı verilmektedir. Sinapsların görevi; çıktı işaretinin verici nöronun aksonundan, alıcı nöronun dendritlerine ulaştırılmasını sağlamaktır. Bu sayede biyolojik sinir sisteminde öğrenme nöronlar arasındaki sinaptik bağlantılar ile gerçekleşir (Öğücü, 2006; Yazıcı ve diğerleri, 2007; Süssler, 2022). Basit bir yapay sinir ağı modeli ise girdi, ağırlık, toplama fonksiyonu, transfer (aktivasyon) fonksiyonu ve çıktı elemanlarından oluşmaktadır (Urgan ve Tamgöz, 2020: 9). (Bkz. Şekil 1.).

Dış çevreden, diğer hücrelerden veya hücrelerin kendi iç süreçlerinden gelen bilgiler girdi olarak adlandırılmaktadır. Ağırlık yapay sinir hücresine ulaşan bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini ortaya koyar. Ağırlıklar değişken ya da sabit değer olabilir. Toplama fonksiyonu, bir hücreye ulaşan net girdiyi hesaplar. Toplama fonksiyonunda Şekil 1’de görüldüğü üzere ulaşan girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır ve net girdi hesaplanır. Aktivasyon fonksiyonu hücreye ulaşan net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Çıktı, aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış çevreye ya da diğer bir hücreye gönderilir (Öztemel, 2006: 49-51).



Şekil 1. Yapay Sinir Ağı Hücresi (Kaynak: Yavuz ve Deveci, 2012:170)

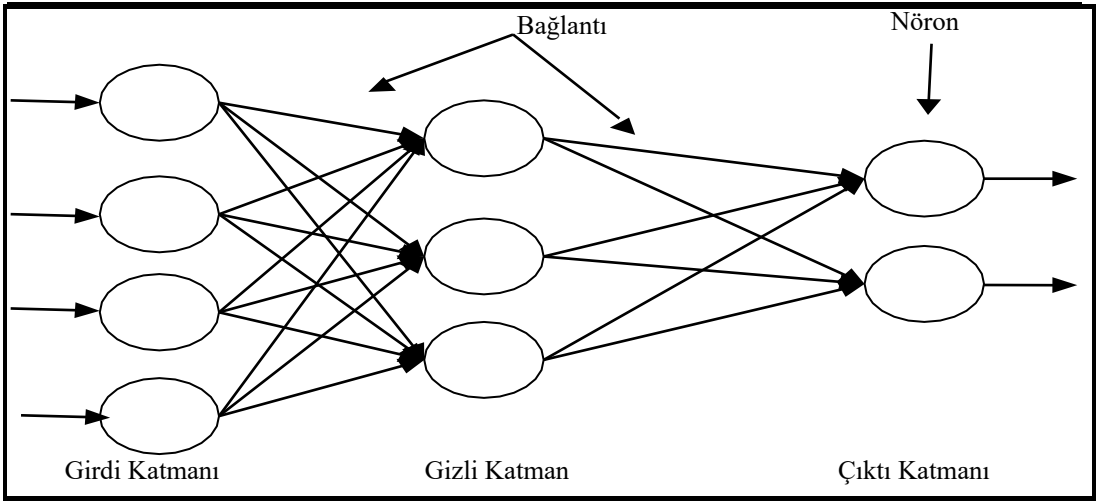
Biyolojik sinir sistemi ile yapay sinir hücreleri, bilgi işleme yöntemleri bakımından benzerlik gösterir. Her iki sistemde de nöronlar, bilgiyi almak, işlemek ve diğer birimlere iletmek üzere tasarlanmıştır. Biyolojik nöronlar sinyalleri dendritlerden alıp somada işlerken, yapay nöronlar sayısal girişleri toplar, ağırlıklandırır ve bir aktivasyon fonksiyonuyla sonuç üretir. Öğrenme süreçleri, her iki sistemde de bağlantıların kuvvetini değiştirme prensibine dayanır; biyolojik sistemde sinapslar, yapay sistemde ise ağırlıklar bu rolü üstlenir. Biyolojik sinir sistemi ve yapay sinir hücresi öğelerinin ilişkisi Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 1. Biyolojik Sinir Sistemindeki Öğelerin Yapay Sinir Hücresindeki Öğelere Karşılıkları

Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Hücresi
Nöron	İşlemci Elemanı
Sinapslar	Ağırlık
Dendrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Aktivasyon Fonksiyonu
Aksonlar	Yapay Nöron Çıkışı

Kaynak: Öztürk ve Şahin, 2018: 28.

Yapay sinir ağının yapısı Şekil 2’de sunulmuştur. Geleneksel yapay sinir ağları, bir dizi katman halinde düzenlenmiş nöronlara sahiptir. Model girdi katmanı, gizli katman ve çıktı kalmanı olmak üzere 3 katmandan oluşur. İlk katman olan girdi katmanındaki nöronların sayısı, kullanılan bağımsız değişkenlerin sayısına karşılık gelir (Detienne ve diğerleri, 2003: 242). Bu katmanda girdi değerleri bir sonraki tabakaya herhangi bir işlem uygulanmadan iletilir. Çıktı katmanı ise çıktıları dışarı ileten nöronları içeren tabakadır. Girdi ve çıktı katmanları tek tabakadan oluşurken bu iki tabaka arasında birden fazla gizli tabaka bulunabilir. Bu gizli tabakalar çok sayıda nöron içerirler ve bu nöronlar tamamen ağ içindeki diğer nöronlarla bağlantılıdır (Ataseven, 2013:103).



Şekil 2: Yapay Sinir Ağı Modeli (Kaynak: Yıldız ve Yezegel, 2010:151)

Yapay sinir ağlarında girdi katmanı sisteme sunulan verilerin alındığı başlangıç noktasıdır ve her bir nöron, veri özelliklerini temsil eder. Gizli katmanlar veriyi işleyen ve modelin öğrenme yeteneğini sağlayan katmanlardır; her bir gizli katmandaki nöronlar, girdilerden gelen bilgiyi belirli ağırlıklarla çarpar, aktivasyon fonksiyonları aracılığıyla işler ve bir sonraki katmana aktarır. Son olarak, çıkış katmanı modelin ürettiği tahmin ya da sınıflandırma sonuçlarını ortaya koyar.

2.2. Yapay Sinir Ağları ve Nakit Akış Tahminlemesi

Geçmiş verilerle eğitilen ve bu eğitim sonucunda veriler arasındaki ilişkileri öğrenen yapay sinir ağları; hisse senedi fiyatı, döviz kurları, iflas, satış ve talep tahminlemeleri, kredi risk değerlendirmesi ve portföy optimizasyonu gibi finansın farklı alanlarında uygulanabilirliğe sahiptirler (Tam ve Kiang, 1992; Kim, 2003). Genellikle doğrusal olmayan yapılar sergileyen finansal veriler, yalnızca doğrusal ilişkileri ifade edebilen regresyon gibi geleneksel yöntemlerle doğru bir biçimde analiz edilemezler. Söz konusu verilerdeki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri öğrenme kapasitesine sahip yapay sinir ağları (Zhang ve diğerleri, 1998) ise özellikle volatilitesi yüksek piyasa verilerinin analizinde büyük avantajlar sağlar.

Yapay sinir ağları geçmiş verilerle eğitildiklerinde, daha önceleri karşılaşılmayan benzer verilerde de başarılı tahminleme yapabildiklerinden, yeni durumlara adapte olma potansiyeli taşırlar (Haykin, 2009). Yapay sinir ağlarının bir diğer özelliği de belirli ön kabullerle veya normal dağılım, sabit varyans, otokorelasyonun olmaması gibi belirli istatistiksel varsayımlarla çalışmak zorunda kalmamalarıdır. Daha açık bir ifadeyle, bu ağlar varsayımlara ihtiyaç duymadan veriyle doğrudan öğrenme gerçekleştirir (Sharda ve Patil, 1992). Politik gelişmelerden tutun da doğal afetlere kadar birçok faktörden etkilenebilen finansal piyasaları tahminlemede kullanılan sistemlerin esnek olması önemlidir. Sürekli olarak güncellenebilen ve yeniden eğitilebilen yapay sinir ağları, belirlenen özellikleri ile oldukça esnek ve dinamik bir yapıya sahiptirler ve finansal piyasalara kolaylıkla ve hızlı bir biçimde uyum sağlarlar (Vellido ve diğerleri, 1999).

Ancak, her tahminleme yöntemi gibi yapay sinir ağlarının da birtakım dezavantajları bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarının en büyük dezavantajlarından biri “kara kutu” şeklindeki çalışmalar olup, bu çalışmalarda modelin neden belirli bir çıktıyı ürettiği kolay bir biçimde açıklanamamaktadır. Bu durum, özellikle açıklanabilirlik gerektiren kredi puanlama, denetim ve regülasyon süreçlerinde sorunlar yaşanmasına yol açabilmektedir (Olden ve Jackson, 2002). Bununla birlikte, eğitim verilerine çok iyi uyum sağlayan bir yapay sinir ağı, yeni veriler üzerinde düşük başarılı ya da başarısız olabilmektedir. Bu durum over-fitting olarak adlandırılmakta olup, yeterli veriye sahip olmamak veya eğitim sürecinde fazla sayıda parametre kullanmak bu riski artırabilmektedir (Geman

ve diğerleri, 1992). Yapay sinir ağlarının bir diğer dezavantajı da sürecin karmaşık zaman alıcı olması ve yüksek bilgi birikimi gerektirmesidir, çünkü yapay sinir ağlarının doğru tahminler yapabilmesi için veri hazırlama, ağ mimarisi seçimi ve hiper-parametre ayarlamaları gibi teknik işlemler gerekmektedir (Masters, 1993). Ayrıca, yapay sinir ağları eğitim süreci boyunca verilerdeki bozulmalara, eksikliklere ve tutarsızlıklara karşı oldukça hassas yapılardır. Bu nedenle, bazı durumlarda veri temizleme ve ön işleme yapılmadan eğitilen modeller sağlıklı tahminlerde bulunabilmektedir (Piramuthu, 1999).

Nakit, ödeme yükümlülüklerini yerine getirme, krizleri yönetme ve fırsatları değerlendirme açısından büyük avantajlar sağlamaktadır. Eski bir atasözünde söylendiği üzere “nakit kraldır” ifadesi bugün de geçerliliğini korumaktadır (Weytjens ve diğerleri, 2019: 2). Nakit akışları, işletmelerin kredi, finansman, yatırım, büyüme ve maliyet yönetimi kararlarında büyük önem taşır. Düzenli ve güçlü nakit akışları, işletmenin kredi geri ödeme kapasitesini gösterirken, aynı zamanda da firmanın yatırımcılar için de güvenli bir tercih olmasını sağlar. Nakit akışları aynı zamanda bir firmanın finansal kriz içinde olup olmadığını anlamak için temel göstergelerden biridir. Yeterli nakde sahip olmayan firmalar kredi ödemelerini erteleyerek veya yeni fonlar sağlayarak kısa vadede nakit ihtiyaçlarını karşılayabilir. Ancak, firmaların uzun vadede borçları geri ödemekte zorlanmaları, finansal başarısızlığın en yaygın nedenlerinden biridir (Ali ve Ali, 2021: 4). Bu nedenle, firmaların sürdürülebilir bir nakit akışına sahip olmaları oldukça önemlidir.

Nakit akışlarını ve dalgalanmalarını ekonomik bir olay olarak tahmin etmek uzun zamandan bu yana araştırmacıların, yatırımcıların, yöneticilerin, finansal analistlerin ve borç verenlerin odak noktası olmuştur. Nakit akışlarını tahmin etmek, hisse senedi değerlendirme, borç ve risk analizi, yönetim performans oranları ve karar alma bileşenlerinde kritik bir rol oynar (Talebi, 2022: 328). Nakit akışlarını doğru bir şekilde tahmin edebilmek, firmaların mali sürdürülebilirliğini sağlamalarının yanı sıra, kaynakların etkin bir şekilde dağıtılmasını da mümkün kılar. Bununla birlikte, bu tahmin süreci genellikle belirsizlikler ve dış faktörlerin etkisiyle karmaşık hale gelir. Ekonomik dalgalanmalar, piyasa trendleri, faiz oranlarındaki değişimler ve firmaya özgü riskler gibi unsurlar, nakit akış tahminlerini doğrudan etkileyebilir (Yılmaz ve Cavlak, 2020). Bu nedenle, güçlü analitik araçların ve veri tabanlı modellerin kullanılması, daha güvenilir tahminler yapılmasına olanak tanır. Özellikle, yapay zekâ ve büyük veri teknolojilerinin finansal analiz süreçlerine entegrasyonu, nakit akışı projeksiyonlarının doğruluğunu artırmakta ve karar alma süreçlerinde önemli bir avantaj sağlamaktadır (Şahin, 2024).

3. LİTERATÜR İNCELEMESİ

Yapay sinir ağları, genellikle finans, ekonomi, mühendislik, sağlık ve tarım gibi çeşitli alanlarda tahminleme amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle finans alanında, literatürde hisse senedi fiyat, endeks döviz kuru tahminlemesi ile kredi risk skorlaması gibi alanlarda YSA'nın yoğun bir şekilde kullanıldığı görülmektedir. Yapay sinir ağlarının nakit akışlarının tahminlemesinde kullanımına yönelik ulusal literatürde bir çalışmaya rastlanmamış olup, uluslararası literatürde sınırlı sayıda çalışmanın yer aldığı tespit edilmiştir.

Finansal verilerin doğrusal olmayan yapısı ve değişkenler arasındaki karmaşık etkileşimler, finansal veri tahmininde doğrusal olmayan modellerin önemini artırmaktadır. Bu bağlamda, geleneksel ve doğrusal modellere kıyasla yapay sinir ağlarının tahminleme gücünün daha etkili ve işlevsel olduğu (Talebi, Abdi, Hajiha ve Rezaei, 2022: 329) pek çok çalışmada vurgulanmıştır. Weytjens, Lohmann ve Kleinstüber (2019) tarafından yapılan çalışmada; alacak hesapları nakit akışlarının tahmininde klasik (ARIMA ve Prophet) tahmin teknikleri ile yapay sinir ağlarının tahminleme gücü karşılaştırılması yapılmış ve çalışma sonucunda yapay sinir ağlarının nakit akış tahminlemesinde klasik yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar elde ettiği görülmüştür. Benzer şekilde Ashour (2019), Dadteev, Shchukin ve Nemeshaev (2020), Faricha ve diğerleri (2022) ile Talebi, Abdi, Hajiha ve Rezaei (2022) tarafından gerçekleştirilen çalışmalarda da yapay sinir ağlarının, özellikle karmaşık

finansal verilerde, geleneksel yöntemlere göre daha yüksek tahmin doğruluğu sağladığı sonucuna ulaşılmıştır.

Şulef (2016) tarafından yapılan çalışmada yapay sinir ağlarının nakit akış tahminlemede kullanımı araştırılmış ve yapay sinir ağlarının bir işletmedeki nakit akışı gelişmelerini tahmin etmek için etkili bir şekilde kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Zhu, Yan ve Bai (2022) tarafından işletme serbest nakit akış tahminlemesi için ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli kullanılmış ve modelin yüksek tahmin gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

4. ARAŞTIRMA

2016-2021 yılları arasında BIST Teknoloji Endeksi'nde işlem gören firmaların nakit akışlarını yapay sinir ağları yöntemiyle tahmin etmeyi amaçlayan bu çalışmada ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli kullanılarak 19 firmaya ait verilerden yararlanılarak tahminleme yapılmıştır.

Türkiye'de nakit akışı tablosuna ilişkin ilk düzenleme 29.01.1989 tarihinde yayımlanan Sermaye Kurulu'nun XI. Seri No'lu Tebliği olup, bu tebliği ile Sermaye Piyasası Kanunu'na tabii olan özel sektör işletmelerinden nakit akış tablosu talep edilmiştir. Sermaye Piyasası Kurulu, bu Tebliğ'le işletmelerden nakit akış tablosunu düzenlemesini istese de yayını zorunlu kılmamaktaydı. Daha sonra 1994 yılında yürürlüğe giren Muhasebe Sistemi Uygulama Genel Tebliği (MSUGT)'nde, ek tablolar arasında sayılan nakit akış tablosunu ekinde sunularak belirli büyüklükte olan işletmelerin hazırlaması zorunlu tutulmuştur. Ancak, her ne kadar nakit akış tablosu hazırlanması zorunlu tutulmuş olsa da bunların halka açık bir biçimde yayımlanması ve ulaşılabilmesi özellikle 2016 yılından sonra gerçekleşmiştir. Bu nedenle çalışmanın araştırma dönemi 2016 yılında başlamaktadır.

Türkiye'de 2005-2020 arasında yıllık enflasyon oranı sürekli olarak %10'un altında seyrederek nispeten istikrarlı bir eğilim göstermiştir. Ancak, 2021 (%36,08) ve 2022 (%79,6) yıllarında enflasyon hızla yükselmiştir. Bu açıdan değerlendirildiğine, Türkiye'de özellikle 2020 yılından sonra finansal tabloların enflasyon düzeltilmesine tabi olması gereklilik haline gelmiştir. Çalışmanın araştırma döneminin 2021 yılı ile sonlandırılmasının temel nedeni, yüksek enflasyonun analize dâhil edilen veriler üzerindeki etkilerini minimuma indirmektir.

4.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmanın temel amacı, 2016-2021 yılları arasında BIST Teknoloji Endeksi'nde işlem gören işletmelerin nakit akışlarının yapay sinir ağları yöntemi ile tahmin edilmesi ve tahmin yöntemiyle elde edilen sonuçlar doğrultusunda yöntemin uygulanabilirliğini değerlendirmektir. Araştırma; Covid-19 salgınının dünya genelinde ve Türkiye'de teknoloji kullanımını ve çeşitliliğini önemli ölçüde artırmasından dolayı, teknoloji sektöründe yaşanan büyüme ve dönüşümle doğrudan ilişkili olması açısından oldukça önem taşımaktadır.

Bu dönemde, teknoloji işletmeleri hızlı değişimlere ayak uydurabilmek ve rekabet avantajlarını sürdürebilmek için araştırma ve geliştirme (Ar-Ge) yatırımlarına daha fazla odaklanmışlardır. Bu durum, firmaların yenilikçi ürün ve hizmet geliştirme süreçlerine hız kazandırmasını gerektirirken, aynı zamanda bu yatırımların yaratacağı nakit ihtiyacının doğru şekilde öngörülmesini ve etkin bir biçimde yönetilmesini kritik bir gereklilik haline getirmiştir. Bu bağlamda, teknoloji işletmelerinin nakit akışlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi, stratejik planlama, kaynak yönetimi ve finansal istikrar sağlama açısından büyük önem taşımaktadır.

4.2. Araştırmanın Örneklemi

BIST Teknoloji Endeksi'nde 2024 yılı itibarıyla toplam 38 adet hisse senedi işlem görmektedir. Ancak, araştırmanın örneklemini, 2016-2021 yılları arasında hisse senetleri BIST Teknoloji Endeksi'nde işlem gören, finansal raporlama standartlarına uygun şekilde düzenli olarak nakit akış tablosu, gelir tablosu ve finansal durum tablosu yayınlayan 19 firmadan oluşturmaktadır. 2016-2021

döneminde sürekli olarak endekste işlem görmeyen, finansal raporlama standartlarına uygun şekilde düzenli olarak nakit akış tablosu, gelir tablosu ve finansal durum tablosu yayınlamayan firmalar örnekleme dâhil edilmemiştir.

4.3. Araştırmanın Değişkenleri

Araştırmada kullanılan değişkenler, girdi (bağımsız) ve çıktı (bağımlı) olmak üzere iki ana gruba ayrılmaktadır. Girdi değişkenleri, firmaların finansal yapısını ve performansını temsil eden unsurları içermekte olup nakit ve nakit benzeri varlıklar, ticari alacaklar, stoklar, kısa vadeli yabancı kaynaklar, özkaynaklar, satışlar, faaliyet giderleri, vergi, dönem net kâr/zarar, toplam varlıklardan oluşmaktadır. Çıktı değişkenleri (bağımlı) ise firmanın esas faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları, yatırım faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları ve finansman faaliyetlerden kaynaklanan nakit akışlarından oluşmaktadır.

4.4. Verilerin Analizi

Çalışmada kullanılan veriler yıllık olarak araştırmaya dâhil edilmiştir. Firmaların gelir tabloları, nakit akış tabloları ve finansal durum tablolarına ilişkin veriler işletmelerin web sayfasındaki mali tablolarından elde edilmiştir. Nakit akışlarının yapay sinir ağları aracılığıyla tahmin edilmesinde MATLABR2023b programı kullanılmıştır.

Analize verilerin düzenlenmesi ile başlanmıştır. Yapay sinir ağlarında kullanılan verilerin aşırı büyük ya da küçük değerlere sahip olması, ağına yanlış sonuçlar üretmesine yol açabilmektedir. Bu sorunu gidermek için verilerin normalizasyon işlemine tabi tutulması gerekmektedir. Literatürde farklı normalizasyon yöntemleri bulunmakta olup, hangi yöntemin seçileceği yapay sinir ağı tasarımcısının tercihine bırakılmıştır (Süsler, 2022: 107). Bu çalışmada verilerin normalize edilmesinde min-max yöntemi kullanılmıştır. Verileri $[0,1]$ aralığına dönüştürmek için kullanılan min-max yönteminin formülü aşağıdaki denklemde verilmiştir (Güneri Tosunoğlu ve Keskin Benli, 2014: 77):

$$x'_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (4.1)$$

(4.1)'de yer alan denklemde, x'_i normalize edilmiş x değerini, x_i girdi değerini, $\max(x_i)$ girdi setinde yer alan en büyük değeri, $\min(x_i)$ ise girdi setinde yer alan en küçük değeri simgelemektedir. Veriler normalleştirildikten sonra verilerin eğitimi aşamasına geçilmektedir.

Veriler normalleştirildikten sonra modelin eğitim aşamasına geçilir. Verilerin eğitimi sırasında ortaya çıkan sorunlardan biri olan aşırı uyumu önlemek için veri seti eğitim, test ve doğrulama seti olmak üzere üç alt gruba ayrılır. Eğitim sürecinde, sisteme girdi değerleri ile hedeflenen çıktı değerleri sunulur. Model, bu değerler arasında bir ilişki kurarak hedeflenen çıktıya ulaşmak için çalışır. Eğitim aşamasını takiben, test aşaması devreye girer. Bu aşamada, eğitim sırasında kullanılan değerlerin tümü yeniden sisteme sunulur. Ancak, eğitim aşamasından farklı olarak, test aşamasında hedef değerler sisteme gösterilmez. Sisteme yalnızca girdi değerleri sağlanır ve algoritmanın bu girdilere dayanarak doğru çıktıyı üretebilme yeteneği değerlendirilir. Bu süreç, modelin genel performansını ve gerçek verilere ne kadar iyi genelleme yapabildiğini ölçmek için kritik bir adımdır. Yapay sinir ağlarının eğitim aşamasındaki bir adım da ağına öğrenmek için kullanılabileceği desenleri sağlamaktır. Doğrulama verilerinin kullanımı, ağı daha genelleştirilebilir hale getirir ve ağına eğitim noktalarına çok fazla odaklanmasını önler. YSA'ları eğitmenin bu yöntemine erken durdurma adı verilir (Ulusoy, 2010; Hajizadeh ve diğerleri, 2012; Tian ve diğerleri, 2021). Bu veri setinde kullanılacak % oranı belirlenirken, yapılan deneme sonuçları aşağıda sunulmuştur.

Train	Validation	Test	RMSE	R2
0.7	0.15	0.15	0.0079546	0.99321
0.6	0.2	0.2	0.065789	0.53561
0.8	0.1	0.1	0.021247	0.95156
0.5	0.25	0.25	0.019752	0.95814

Resim 1: Model Performansı: Eğitim, Doğrulama ve Test Oranlarına Göre Karşılaştırma

En iyi performans, RMSE değerinin en düşük, R^2 katsayısının ise en yüksek olduğu durumda ortaya çıkmaktadır. Bu bağlamda, %70 eğitim, %15 doğrulama ve %15 test oranı ile elde edilen model en başarılı model olarak öne çıkmaktadır. Bu modelde: RMSE değeri 0.0079 ile en düşük seviyededir. R^2 değeri 0.9932 ile modelin bağımlı değişkeni açıklama gücü oldukça yüksektir.

Bir sonraki aşama modelin yapılandırılması aşamasıdır. Bu aşamada, girdi, gizli ve çıktı katmanlarının sayısı; her katmandaki nöron sayısı, aktivasyon fonksiyonu; öğrenme algoritması ve algoritmanın parametreleri ile performans kriteri belirlenir. Öncelikle sinyalin akış yönü tercihi yapılır. YSA'larda sinyalin akış yönü ileri beslemeli ve geri beslemeli ağ olarak ikiye ayrılır. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında bilgi yalnızca bir yöne, yani gizli katmanlar aracılığıyla girdiden çıktıya doğru ileri yöne gider. Bir girdi katmanından, en az bir gizli katmandan ve bir çıktı katmanından oluşur. Geri beslemeli YSA'lar bilginin hem ileri hem de geri yönde akmasına olanak tanıyan geri bildirim yollarına sahiptir. Bu yapılarda bilgi, giriş katmanından gizli katmanlar aracılığıyla çıkış katmanına, oradan da tekrar giriş katmanına doğru akabilir. Çıkış katmanı, döngüler aracılığıyla giriş katmanlarına yeniden bağlanır (Gupta ve Gupta, 2022). Bu araştırmada oluşturulan model ileri beslemeli bir yapay sinir ağı olarak tasarlanmıştır.

Araştırmada, yapay sinir ağı eğitiminde hatayı geriye doğru yayan Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılmıştır. Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, ileri beslemeli-geriye yayımlı algoritmalarla birlikte kullanılabilen etkili bir yöntemdir. Bu algoritmanın hızlı yakınsama özelliği, eğitim süreçlerinde önemli bir avantaj sağlar. Bunun yanında, az sayıda parametre içermesi ve yalnızca birinci dereceden kısmi türevlerle çalışabilmesi hem hesaplama kolaylığı hem de uygulanabilirlik açısından algoritmayı öne çıkarır (Okkan, 2018: 354).

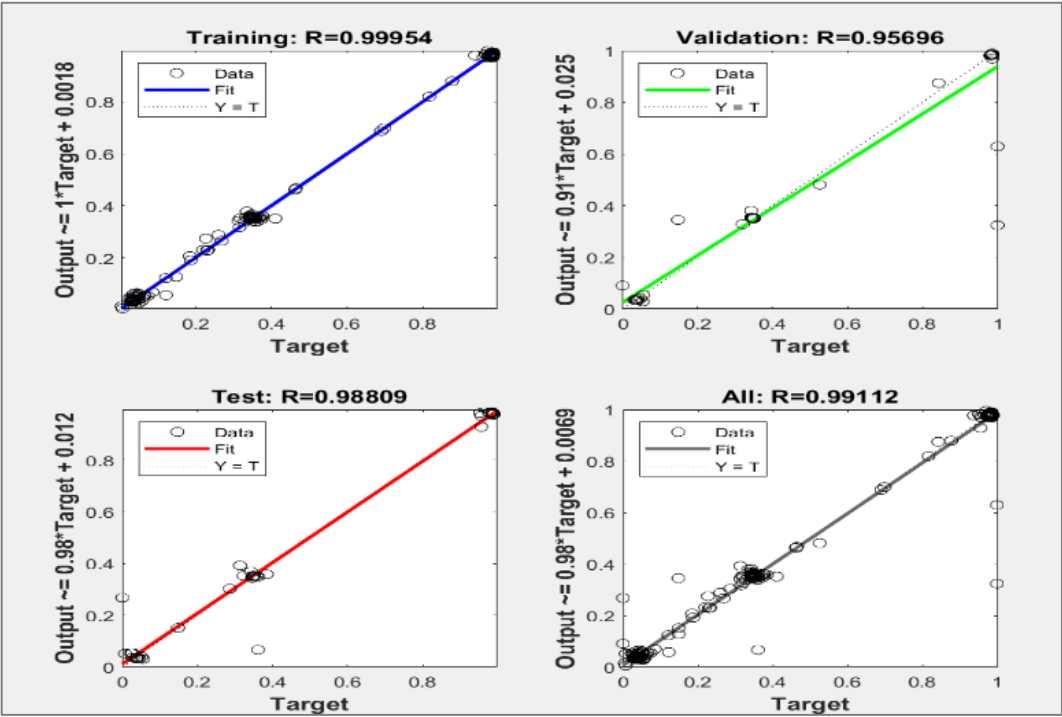
Bir sonraki aşama modelin eğitime sürecidir. Modelin eğitilmesine ilişkin Resim 2'de yer alan veriler incelendiğinde modelin doğrulama kriterine bağlı olarak 14. iterasyonda durdurulmuş olan eğitim süreci, 15. iterasyona gelmeden sona ermiştir. Bu durum, erken durdurma yönteminin etkin biçimde uygulandığını ve modelin aşırı öğrenme riskinden başarıyla kaçındığını göstermektedir.

Training Progress

Unit	Initial Value	Stopped Value	Target Value	
Epoch	0	15	1000	▲
Elapsed Time	-	00:00:00	-	
Performance	0.293	5.87e-05	0	
Gradient	1.47	0.00277	1e-07	
Mu	0.001	1e-05	1e+10	
Validation Checks	0	6	6	▼

Resim 2: Eğitim Süreci Parametreleri

Veri setiyle ilgili olarak gerçekleştirilen eğitim, test ve doğrulama testleri sonucu elde edilen verilerin tahmini değer sonuçları, Resim 3’te sunulmuştur. Eğitim aşaması, modelin veri setindeki desenleri öğrenmesine odaklanırken, test aşaması, modelin genelleme kapasitesini değerlendirmek için gerçekleştirilmiştir. Doğrulama aşaması, modelin aşırı öğrenme eğilimini önleme işlevini yerine getirmektedir. Bu süreçlerin her biri, modelin etkinliği ve güvenilirliği açısından kritik önem taşımaktadır.



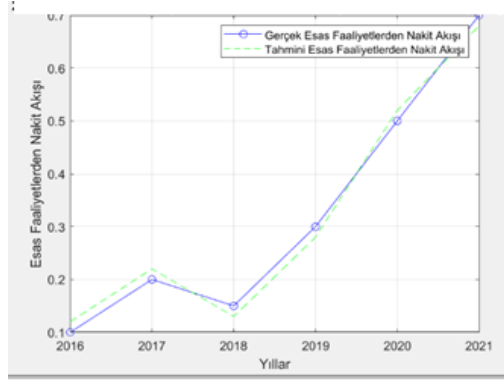
Resim 3. Eğitim, Doğrulama, Test ve Toplam Verileri Tahmin Değerleri

Modelin performans analizi, yüksek bir tahmin doğruluğu sergilediğini açıkça ortaya koymaktadır. Eğitim veri seti üzerinde %99,95 gibi oldukça yüksek bir doğruluk oranına ulaşılmış olması, modelin eğitim sürecinde verilen verilere mükemmele yakın uyum sağladığını göstermektedir. Doğrulama veri setinde %95,69 ve test veri setinde %98,80 doğruluk oranlarının elde edilmesi ise modelin genelleme yeteneğinin güçlü olduğunu göstermektedir. Modelin genel tahmin doğruluğunun %99,11 olarak hesaplanması, modelin toplamda oldukça başarılı bir tahmin mekanizmasına sahip olduğunu

ortaya koymaktadır.

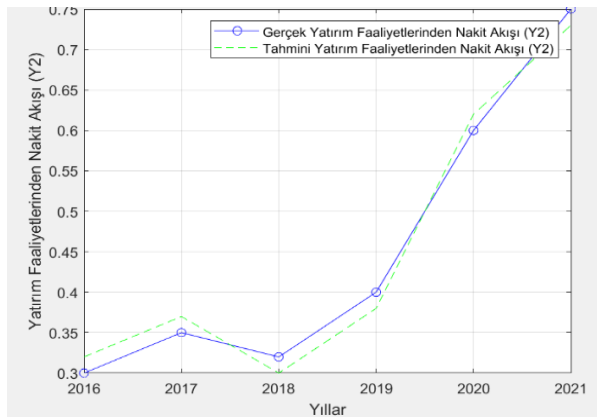
Tahmin performansını destekleyen bir diğer önemli metrik olan Root Mean Squared Error (RMSE) değeri, bu çalışmada 0.0079 olarak bulunmuştur. Bu düşük RMSE değeri, modelin tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki hatalarının oldukça küçük olduğunu, dolayısıyla tahmin sonuçlarının yüksek bir kesinlik ve güvenilirlikle gerçek değerlere yaklaştığını ortaya koymaktadır. Bu durum, modelin yalnızca eğitildiği verilerde değil, aynı zamanda yeni veri setlerinde de etkili ve doğru sonuçlar üretebileceğini göstermektedir.

Çıktı değişkenleri olan esas faaliyetlerden, yatırım ve finansman faaliyetlerinden nakit akışlarının tahmini ve gerçek değer grafikleri yıllar itibariyle incelendiğinde;



Grafik 1. Esas Faaliyetlerden Nakit Akışı Tahmini

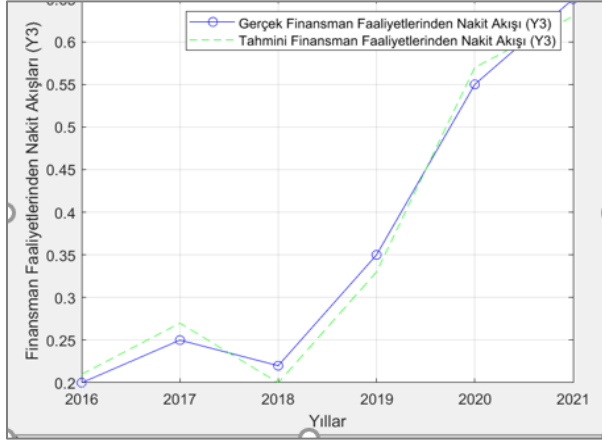
Grafik, 2016-2021 yılları arasında esas faaliyetlerden nakit akışı değerlerini gerçek ve tahmini olarak karşılaştırmaktadır. Genel olarak, tahmin değerleri gerçek değerlere yakın seyretmekte ve benzer bir trend izlemektedir, bu da tahmin modelinin güvenilirliğini göstermektedir. 2017 yılında değerlerde belirgin bir artış, 2018'de ise ani bir düşüş görülmektedir; bu dalgalanmalar ekonomik koşullar veya işletme içi faktörlere bağlı olduğu düşünülmektedir. 2020-2021 arası dönemde hem gerçek hem tahmini nakit akışında güçlü bir artış yaşanmış ve tahminler gerçeği büyük ölçüde yansıtmıştır.



Grafik 2. Yatırım Faaliyetlerinden Nakit Akışı Tahmini

2016-2021 yılları arasında yatırım faaliyetlerinden nakit akışı için yapılan tahminlerin gerçek değerlere oldukça yakın olduğu, modelin, özellikle genel eğilimi başarılı bir şekilde yakaladığı ve küçük sapmalar dışında yüksek doğrulukla tahminler üreterek başarılı bir performans sergilediği gözlemlenmiştir. Yıllar itibariyle incelendiğinde 2017 yılında gerçek nakit akışında önemli bir artış

gözlenirken, 2018 yılında ise dikkate değer bir düşüş yaşanmıştır. Bu tür dalgalanmalar, ekonomik belirsizlikler, yatırım stratejilerindeki değişiklikler veya sektörel faktörlerden kaynaklanabilir. 2019 yılından itibaren hem gerçek hem tahmin edilen nakit akışlarında düzenli bir artış trendi bulunmaktadır ve 2021 yılında bu artış en yüksek seviyeye ulaşmıştır.



Grafik 3. Finansman Faaliyetlerinden Nakit Akış Tahmini

Model, 2016-2021 yılları arasındaki finansman faaliyetlerinden nakit akışlarını başarılı bir şekilde tahmin etmiş ve genel trendi doğru bir şekilde yakalamıştır. Tahminler, gerçek değerlere oldukça yakın olup, modelin performansı iyi düzeydedir. 2016-2018 döneminde nakit akışları düşük seviyelerde seyrederken, 2019 yılından itibaren belirgin bir artış eğilimi başlamış ve 2021 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Özellikle 2018 yılı, gerçek ve tahmini değerlerin birbirine oldukça yakın olduğu, tahmin modelinin bu dönemde başarılı bir performans sergilediği bir yıl olarak öne çıkmaktadır. 2020-2021 döneminde ise gerçek ve tahmini değerler arasındaki farklılıklar sınırlı düzeyde olup, tahmin modelinin genel anlamda etkili bir doğruluk sunduğu değerlendirilebilir.

5. SONUÇ

Nakit akışı, firmaların finansal sürdürülebilirliğini sağlamak açısından kritik öneme sahiptir. Nakit akışlarının tahmin edilmesi firmaların gelecekteki nakit girişi ve çıkışlarını öngörerek finansal planlama yapmasına olanak tanır. Bu tahminler, olası nakit sıkıntılarını önceden fark etmeyi, yatırım ve borç ödeme kararlarını doğru bir şekilde almayı sağlar. Ayrıca, beklenmedik harcamalara karşı hazırlıklı olmayı ve firmanın büyüme fırsatlarını değerlendirmesini destekler. Bu çalışmanın amacı, nakit akışlarını yapay sinir ağları kullanarak tahmin etme yeteneğini değerlendirmek ve bu yöntemlerin doğruluk ve etkinliğini analiz etmektir. Bu çalışmada yapay sinir ağlarının nakit akış tahminindeki performansı analiz edilmiş ve elde edilen sonuçlar tahminleme gücünün yüksek olduğunu göstermiştir. Modelin eğitim, doğrulama ve test veri setlerindeki tahmin doğruluk oranları sırasıyla %99,95; %95,69 ve %98,80 olarak hesaplanmıştır. Bu yüksek doğruluk oranları, modelin veri setlerini etkili bir şekilde öğrenip genelleme yapabildiğini göstermektedir. Tüm veri setleri bir arada değerlendirildiğinde modelin genel tahmin gücünün %99,11 seviyesinde olduğu görülmüş ve bu sonuç, modelin oldukça başarılı bir şekilde çalıştığını kanıtlamıştır. Bununla birlikte, Root Mean Squared Error (RMSE) değeri 0.0079 olarak bulunmuş olup, bu düşük değer modelin tahminlerinin gerçek değerlere çok yakın olduğunu ve hata oranlarının minimal düzeyde kaldığını ifade etmektedir.

Modelin farklı faaliyetlerden nakit akışlarını tahmin etme yeteneği de ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Esas faaliyetlerden nakit akışlarının tahmininde modelin, gerçek değerlerle tahmini değerler arasında

neredeyse fark olmayan sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin operasyonel faaliyetlerin nakit akışını doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir. Yatırım faaliyetleri açısından bakıldığında, modelin 2016-2021 yılları arasındaki genel eğilimleri başarılı bir şekilde yakaladığı ve küçük sapmalar dışında yüksek doğrulukta tahminler ürettiği görülmüştür. Finansman faaliyetlerinden nakit akışlarının tahmini de benzer şekilde başarılı bulunmuş; model, bu faaliyetlerin genel trendlerini doğru bir şekilde tespit ederek güvenilir sonuçlar üretmiştir. Sonuç olarak, bu çalışma, yapay sinir ağlarının finansal süreçlerdeki etkinliğini açıkça ortaya koymuş ve bu modellerin özellikle nakit akış tahmini gibi karmaşık görevlerde yüksek performans sergilediğini göstermiştir. Minimal hata oranları, güçlü genelleme kabiliyeti ve farklı faaliyet alanlarındaki yüksek tahmin doğruluğu, yapay sinir ağlarının firmaların finansal karar alma süreçlerinde önemli bir araç olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Bu yöntem, finansal planlama ve risk yönetiminde firmalara değerli katkılar sağlayabilecek bir potansiyele sahiptir. Bu sonuçlar Şule (2016), Ashour (2019), Weytjens, Lohmann ve Kleinstüber (2019), Dadteev, Shchukin ve Nemeshaev (2020) ve Faricha ve diğerleri (2022), Talebi, Abdi, Hajiha ve Rezaei (2022) ile Zhu, Yan ve Bai (2022) tarafından gerçekleştirilen çalışmalarda da tespit edildiği gibi yapay sinir ağlarının bir işletmedeki nakit akışı gelişmelerini tahmin etmek için etkili bir şekilde kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Araştırmacılar, modelin genelleme yeteneğini daha iyi değerlendirebilmek için farklı sektörlerden ve işletme türlerinden alınan veri setleriyle çalışabilir. Bu, modelin performansının sektörler arası tutarlılığını incelemek açısından faydalı olacaktır. Çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modeline ek olarak, derin öğrenme tabanlı daha karmaşık modeller (örneğin, Long Short-Term Memory-LSTM veya transformer mimarileri) ile analiz yapılabilir. Bu, özellikle uzun vadeli tahminlerde daha iyi sonuçlar elde edilmesine olanak sağlayabilir.

Hakem Değerlendirmesi: Dış Bağımsız

Çıkar Çatışması: Yazarlar çıkar çatışması bildirmemiştir.

Finansal Destek: Yazarlar bu çalışma için finansal destek almadığını belirtmiştir.

Etik Onay: Bu makale, insan veya hayvanlar ile ilgili etik onay gerektiren herhangi bir araştırma içermemektedir.

Yazarların Katkıları: Öğr. Gör. Dr. Serpil ÇELİK (%34), Prof. Dr. Haluk BENGÜ (%33), Prof. Dr. Hüseyin Nazmi Kartal DEMİRGÜNEŞ (%33).

Peer-review: Externally peer-reviewed.

Conflict of Interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

Funding: The authors have received no financial support for the research, authorship, and/or publication of this article.

Ethical Approval: This article does not contain any studies with human participants or animals performed by the authors.

Authors Contributions: Öğr. Gör. Dr. Serpil ÇELİK (%34), Prof. Dr. Haluk BENGÜ (%33), Prof. Dr. Hüseyin Nazmi Kartal DEMİRGÜNEŞ (%33).

KAYNAKÇA

Ali, M. M. and Ali, K. M. (2021). Using a cash flow model to predict future cash flow from historical cash flow: A Malaysian perspective. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(5), 1-11.

Ashour, M. (2019). Cash flow forecasting using probabilistic neural networks. *Journal of Arab American University*, 5(1), 1-14.

Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.

Bardak, S., Ersen, N., Polat, K. ve Akyüz, K. C. (2024). Makine öğrenmesi yöntemleri ile hisse senedi fiyat tahmini: kâğıt firması örneği. *Artvin Çoruh Üniversitesi Orman Fakültesi Dergisi*, 25(2), 47-58.

Can, R. (2023). Forecasting Turkey and BRICS Country Indices by machine learning. *VII Congress of International Applied Social Sciences C-iasoS*.

Çelik, Ş. (Ed.). (2020). *Veri madenciliği yöntemleri: Tarım alanında uygulamaları*. İnık, O. ve Yavuz, S. Topraklarda bazı maddelerin CaCO₃'e olan etkisinin yapay sinir ağları ile incelenmesi. Rating Academy.

Clarence, N. W. T. (1997). An artificial neural networks primer with financial applications examples in financial distress predictions and foreign exchange hybrid trading system. Bond University, Australia.

Dadteev, K., Shchukin, B. and Nemshaev, S. (2020). Using artificial intelligence technologies to predict cash flow. *Procedia Computer Science*, 169, 264-268.

Detienne, K. B., Detienne, D. H. and Joshi, S. A. (2003). Neural networks as statistical tools for business researchers. *Organizational Research Methods*, 6(2), 236-265.

Elmas, Ç. (2003). *Yapay sinir ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama)*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Faricha, A., Ulyah, S. M., Susanti, R., Mardhiana, H., Nanda, M. A., Rahmayanti, I. A. and Andreas, C. (2022). Comparison study of transfer function and artificial neural network for cash flow analysis at Bank Rakyat Indonesia. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 12(6), 6635-6644.

Geman, S., Bienenstock, E. and Doursat, R. (1992). Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*, 4(1), 1-58.

Güneri Tosunoğlu, N. ve Keskin Benli, Y. (2014). Avrupa Birliği üyesi ülkelerin Morgan Stanley Capital International endekslerinin değerlendirilmesi ve yapay sinir ağları ile öngörüsü. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 16(2), 72-87.

Gupta, R. and Gupta, P. C. (2022). Implementation of cognitive radio networks for optimum spectrum utilization through feed forward backpropagation artificial neural network. *Materials Today: Proceedings*, 66(8), 3563-3571. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.07.015>.

Hajizadeh, E., Seifi, A., Zarandi, M. F. ve Turksen, I. B. (2012). S&P 500 Endeksi getirisinin oynaklığını tahmin etmek için hibrit bir modelleme yaklaşımı. *Uygulamalı Uzman Sistemler*, 39(1), 431-436.

Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines*. 3rd ed. Prentice Hall.

Kayahan Karagül, A. (2020). Yapay sinir ağları ile BIST-100 endeks değerinin tahmin edilmesi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(2), 497-509.

Kim, H. Y. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55(1), 307-319.

Masters, T. (1993). *Practical Neural Network Recipes in C++*. Academic Press.

Namazi, M., Shokrolahi, A. and Maharluie, S. M. (2016). Detecting and ranking cash flow risk factors via artificial neural networks technique. *Journal of Business Research*, 69(5), 1801-1806. ISSN 0148-2963

Öğücü, M.O. (2006). *Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanıma*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

- Okkan, U., Serbeş, Z. A. ve Gedik, N. (2018). MATLAB ile Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı YSA uygulaması: Aylık yağış-akış modellemesi. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 9(1), 351–362.
- Olden, J. D. and Jackson, D. A. (2002). Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 154(1-2), 135-150.
- Olson, D. and Mossman, C. (2003). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 453-465.
- Özer, A., Sarı, S. S. Ve Başakın, E. E. (2018). Bulanık mantık ve yapay sinir ağları ile borsa endeks tahmini: gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler örneği. *Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(1), 99-124.
- Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Öztürk, K. ve Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
- Pirumuthu, S. (1999). Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 112(2), 310-321.
- Saatçioğlu, D. ve Özçakar, N. (2016). Yapay sinir ağları yöntemi ile aralıklı talep tahmini. *Beykoz Akademi Dergisi*, 4(1), 1-32.
- Şahin, S. (2024). Finans sektöründe yapay zekâ, makine öğrenmesi ve büyük veri kullanımı: fırsatlar, zorluklar ve politika yapıcılar için çıkarımlar. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 9(4), 364-381.
- Şen, Z. (2004). *Yapay Sinir Ağları İlkeleri*. İstanbul: Su Vakfı Yayınları.
- Sharda, R. and Patil, R. B. (1992). Neural networks as forecasting experts: an empirical test. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 491-494.
- Šuleř, P. (2016). Cash management of a company using neural networks. *Littera Scripta*, 9(3), 125-140.
- Süsler, B. (2022). Finansal başarısızlığın yapay sinir ağları ve çok değişkenli istatistiksel analiz teknikleri ile tahmin edilmesi: Borsa İstanbul’da bir uygulama. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Talebi, B., Abdi, R., Hajiha, Z. and Rezaei, N. (2022). The evaluation of the capability of the regression and neural network models in predicting future cash flows. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 7(2), 327–343.
- Tam, K. Y. and Kiang, M. Y. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. *Management Science*, 38(7), 926-947.
- Tian, S., Arshad, N. I., Toghraie, D., Eftekhari, S. A. and Hekmatifar, M. (2021). Using perceptron feed-forward Artificial Neural Network (ANN) for predicting the thermal conductivity of graphene oxide-Al₂O₃/water-ethylene glycol hybrid nanofluid. *Case Studies in Thermal Engineering*, 26, 101055.
- Ulusoy, T. (2015). İMKB endeks öngörüsü için ileri beslemeli ağ mimarisine sahip yapay sinir ağı modellemesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 3(5), _.
- Urgan, N. N. ve Tamgöz, M. (2020). Yapay sinir ağları ile aktif kullanıcı sayısı tahmin üzerine bir uygulama. *European Journal of Engineering and Applied Sciences*, 3(2), 8-14.
- Vellido, A., Lisboa, P. J. and Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: a survey of applications (1992-1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1), 51-70.

- Weytjens, H., Lohmann, E. and Kleinstaub, M. (2019). Cash flow prediction: MLP and LSTM compared to ARIMA and Prophet. *Electronic Commerce Research*, 1-21.
- Yavuz, S. ve Deveci, M. (2015). İstatiksel normalizasyon tekniklerinin yapay sinir ağı performansına etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (40), 167-187.
- Yazıcı, A. C., Ögüş, E., Ankaralı, S., Canan, S., Ankaralı, H. ve Akkuş, Z. (2007). Yapay sinir ağlarına genel bakış. *Türkiye Klinikleri Tıp Bilimleri Dergisi*, 27(1), 65-71.
- Yıldız, B. and Yalama, A. (2010). Döviz kuru tahmininde yapay sinir ağları ve zaman serisi modellerinin karşılaştırılması. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(2), 131-144.
- Yıldız, B. ve Yezegel, A. (2010). Fundamental analysis with artificial neural network. *The International Journal of Business and Finance Research*, 4 (1), 149-157.
- Yılmaz, C. ve Cavlak, H. (2020). Nakit akış yapısı-işletme yaşam döngüsü ile finansal sıkıntının birlikte değerlendirilmesi: BIST Sürdürülebilirlik Endeksi'nde bir araştırma. *Journal of Yaşar University*, 15(60), 806-832.
- Yürük, F. (2021). Yapay sinir ağları ile hisse senedi fiyat tahmin modeli: Türk Hava Yolları uygulaması. *Journal of Aviation*, 5(2): 282-289.
- Zhang, G., Eddy Patuwo, B. and Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62.
- Zhu, L., Yan, M. ve Bai, L. (2022). Prediction of enterprise free cashflow based on a backpropagation neural network model of the improved genetic algorithm. *Information*, 13, 172.