



İşletme Nakit Akışları ile Net Döviz Pozisyonu Arasındaki İlişki: BIST 100 Endeksi Üzerine Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Algoritmaları Uygulaması

Yusuf GALİP¹

Öz

Ülkemizde son yıllarda artan döviz kuru neticesinde, işletmelerin yabancı paraya bağlı varlık ve kaynaklarındaki değişimlerin etkisi de artmaktadır. Yabancı paraya bağlı varlık ve yükümlülüklerin farkı ile ortaya çıkan “Döviz Pozisyonu” kavramı, birçok makro ve mikro unsurdan etkilenmekte ve işletmeden ekonomik değer çıkışına sebep olmaktadır. Çalışmanın amacı, nakit akış tablolarındaki bilgiler ile net döviz pozisyonu arasındaki ilişkinin araştırılması ve sonrasında nakit akışlarından oluşan veri seti ile net döviz pozisyonu durumunun sınıflandırma algoritmaları ile test edilmesidir. Borsa İstanbul (BIST) 100 Endeksi’nde yer alan ve finans sektörü dışında kalan işletmeler, çalışmanın kapsamını oluşturmaktadır. Veriler arasında ilişkinin ölçümü için “Çoklu Doğrusal Regresyon” modelinden; sınıflandırma için ise, “K-En Yakın Komşu (KNN), Rastgele Orman, Destek Vektör Makineleri (SVM), Karar Ağacı ve Naive Bayes” algoritmalarından faydalanılmıştır. Yapılan analiz kapsamında yatırım faaliyetlerinden olan nakit akışları dışında kalan diğer verilerin, net döviz pozisyonuna etkisinin anlamlı olduğu görülmüştür. Sınıflandırma algoritmaları uygulamasında ise, net döviz pozisyonu negatif olan işletmelerdeki sınıflandırma başarısının, pozitif olan işletmelere göre yüksek olduğu ortaya çıkmıştır.

Anahtar Sözcükler: Nakit Akış Tablosu, Net Döviz Pozisyonu, Makine Öğrenmesi, BIST 100, Sınıflandırma Algoritmaları.

JEL Kodları: C38, M40, M41.

The Relationship Between Corporate Cash Flows and Net Foreign Exchange Position: Application of Machine Learning Classification Algorithms on BIST 100 Index

Abstract

As a result of the increasing exchange rate in our country in recent years, the effect of the changes in the foreign currency assets and resources of enterprises is also increasing. The concept of “Foreign Currency Position”, which is the difference between assets and liabilities denominated in foreign currencies, is affected by many macro and micro issues and it causes economic value outflow from the entity. The purpose of the article is to analyze the relationship between the information in the cash flow statements and the net foreign currency position, and then to examine the net foreign currency position with the data set consisting of cash flows by using classification algorithms. The scope of the study includes the enterprises in the Borsa İstanbul (BIST) 100 Index, excluding the financial sector. “Multiple Linear Regression” model was used to measure the relationship between the data and “K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, Support Vector Machines (SVM), Decision Tree and Naive Bayes” algorithms were used for classification. Within the scope of the analysis, it has been observed that the effect of other data other than cash flows from investing activities on the net foreign currency position is significant. In the application of classification algorithms, it was found that the classification success of enterprises with negative net foreign exchange position was higher than that of enterprises with positive net foreign exchange position.

Keywords: Cash Flow Statement, Net Foreign Currency Position, Machine Learning, BIST 100, Classification Algorithms.

JEL Codes: C38, M40, M41.

¹ **Sorumlu Yazar (Corresponding Author):** Yusuf GALİP, (Öğr. Gör. Dr.), Pamukkale Üniversitesi, Kale Meslek Yüksekokulu, Muhasebe ve Vergi Bölümü Öğretim Elemanı, Denizli/Türkiye, ygalip@pau.edu.tr; ORCID ID: 0000-0002-6598-2186.

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

Galip, Y. (2025). İşletme nakit akışları ile net döviz pozisyonu arasındaki ilişki: BIST 100 endeksi üzerine makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları uygulaması. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*, 18(2), 283-298. doi: <https://doi.org/10.29067/muvu.1537800>



EXTENDED SUMMARY

Introduction

In Türkiye, according to IFRS 7 Financial Instruments: Disclosures Standard, the “Foreign Currency Position Table” in the foreign currency risk disclosures section shows the monetary and non-monetary assets and liabilities of the companies in foreign currency. The item in this table, which is calculated by subtracting liabilities from assets denominated in foreign currency, is called “Net Foreign Currency Position (NFCP)”. In particular, it is expected to be one of the variables that business investors will take into consideration in their decisions. Especially with the disclosures of foreign exchange risk, which is one of the financial risks of the enterprises, it is easier for the stakeholders of the enterprises to access the NFCP disclosures and to learn the details of the factors affecting the NFCP.

It is thought that the NFCP situation may cause cash inflows and outflows for the enterprise. However, when the studies conducted so far are examined, it is seen that they are aimed at measuring the effect of exchange rate changes on operating cash flows (Yıldız et al., 2023; Huefner et al., 1989, Alfaro et al., 2021; Ahmed 2015). In this study, it is aimed to investigate the effect of the items in the cash flow statement on the NFCP status of the enterprises. In addition, with the help of artificial intelligence techniques, classification algorithms were applied due to the possibility of similarities between the two concepts.

Literature on Research

Foreign currency position is defined as the assets and liabilities of the entities that will be affected by foreign exchange rates in the future periods and assets and liabilities items that depend on foreign exchange rates. TFRS 7 Financial Instruments: Disclosure Standard, foreign currency position information is disclosed to the public by companies. The foreign currency position of the companies depends on foreign trade activities, foreign currency denominated liabilities and assets, interest and inflation rates, political factors and other factors (Isramaulina ve Ismaulina, 2021; Andriyani et al., 2020; Sulasmiyati, 2019).

Cash flows (CF) are the set of time-dependent returns and payments of funds generated by the economic activities of enterprises. Optimisation of CF is an important factor in ensuring the financial viability and sustainability of a company (Gafurova, 2015: 79). CF data are accessed through the “Cash Flow Statement” recommended by IAS 7. Based on this table, cash flows are classified as cash inflows and outflows from operating, investing and financing activities. Gup et al. (1993) evaluated the characteristics of cash flows from these 3 activities on the basis of 8 profiles with the cash profile model they created.

As a result of the literature review, no study on the effect of cash flows on the net foreign currency position (NFCP) was found. NFCP, which is formed as a result of foreign currency assets and liabilities, can be affected by the cash flow statement data as well as other financial statement items of the entity. Therefore, in this study, the effect of inputs and payments arising from cash flows on the net foreign currency position, rather than the effects of exchange rate changes, will be analysed. By this means, it is aimed to change the perspective of financial statement users on both the cash flow statement items and the foreign currency position statement. In their study, Yıldız and Yılmaz (2022) stated that there are important indicators that NFCP affects operating profitability. It has been observed in studies that cash flows also affect profitability (Ali et al., 2018: 57; Kamran et al., 2017: 146). Based on this, the research was designed with the suspicion that there may be a relationship between these two concepts.

Method of The Research

Multiple Linear Regression model was applied to test the relationship between cash flow data and net foreign exchange position, followed by K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, Support Vector Machines (SVM), Decision Tree and Naive Bayes algorithms for classification. Within the

framework of the study, the quarterly financial statements and notes for the 2018-2019-2020-2021-2022 accounting period of enterprises other than financial institutions traded on Borsa İstanbul (BIST) and within the framework of the BIST 100 Index (XU 100) were examined. As the financial statements and footnotes of financial institutions may differ, they are not included in the scope.

Findings of The Research

In the regression model, CF from operating, investing and financing activities in the statement of CF and cash profile models are designed as independent variables and net foreign currency position is designed as an independent variable. The volume of total assets is also included in the equation as a control variable. In the model, the effect of CF from Investing Activities on Net Foreign Currency Position with t statistic ($p > t$) value greater than 0.05 is not significant (0.239). The level of influence of other variables on NFCP is significant at the regression model level.

The machine learning classification algorithms mentioned in the research methodology were applied to the data set of the same companies. NFCP was determined as the classification label (variable) and divided into “Negative-Positive” in this section. In the research, the data was not partitioned as training and test data for training the algorithm and the Cross Validation method was utilised. In this case, the data set is not divided into two for training the machine and testing the trained machine; instead, the entire available data set is divided and tested by applying these data to the entire data set in parts. It is seen that the success of classifying the data of the enterprises with NFCP Position Negative is higher than the enterprises with NFCP Positive. The algorithm with the highest successful classification is the Decision Tree algorithm with 99.29%. The KNN algorithm has the lowest classification success rate with 61.17%.

Conclusion

The assumption that the foreign currency position status varies depending on many micro and macro factors related to the enterprise has been tried to be measured with the CF data obtained from the cash flow statement. For this purpose, a multiple linear regression equation was utilised. The missing part of the model is that the assumption of normal distribution of error terms is not taken into account. The regression model here is not used to test the main hypothesis of our research topic, but only to check whether there may be a relationship between CF data and NFCP.

The research data set was tested by means of machine learning classification algorithms. Within the scope of the study, 5 classification algorithms were used and the NFCP positive/negative variable (label) was classified through the clusters created by cash flow data. Within the scope of the classification algorithms, it was observed that the success rate of the enterprises with negative NFCP was higher than those with positive NFCP. Furthermore, a data set has been created for these two basic business financial statement variables that can be used in future studies. In addition, classification differences between the two variables can also be determined by statistical methods. With different artificial intelligence and machine learning applications, the underlying causes of data mines consisting of NA and NDP items can be revealed.

In this study, in which CF and NFCP data are the subject, it is revealed that machine learning applications, one of the artificial intelligence techniques, can be used for information emerging from accounting processes. Thus, the importance of the study emphasises that financial statement data can be analysed by business stakeholders with artificial intelligence applications. In future studies, data pools obtained from the accounting information system can be used in future decision-making processes by filtering algorithms.

1. GİRİŞ

Ülkemizde TFRS 7 Finansal Araçlar: Açıklama Standardı kapsamında kamuoyuna duyurulan ve döviz kuru riski açıklamaları bölümünde yer alan “Yabancı Döviz Pozisyonu Tablosu” ile şirketlerin yabancı para cinsinden parasal ve parasal olmayan varlık ve yükümlülükleri görülmektedir. Bu tabloda yer alan ve yabancı para cinsinden olan varlıklardan, yükümlülüklerin çıkarılması ile bulunan kaleme de “Net Döviz Pozisyonu (NDP)” denilmektedir. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) Ekonomi Notları (2012) dergisinde yayınlanan bir makalede, NDP hesaplamasının kur hareketlerinden daha farklı olarak, ilerleyen dönemlerde ekonomiyi etkileyebileceği belirtilmiştir. Buradan hareketle NDP kavramı, özellikle işletme yatırımcıları için alacakları kararlarda göz önünde bulundurulacakları değişkenlerden biri olması beklenilmektedir. Böylelikle, işletmelerin finansal risklerinden olan kur riski açıklamaları sayesinde, işletme paydaşlarının NDP açıklamalarına ulaşmaları ve NDP’yi etkileyen faktörlerin detaylarını öğrenmeleri kolaylaşmaktadır.

NDP durumunu sonucunda, işletmenin nakit girişleri ve çıkışlarının etkilenebileceği düşünülmektedir. Ancak, bugüne kadar yapılan çalışmalara bakıldığında döviz kuru değişimlerinin, işletme nakit akışlarına etkisini ölçmeye yönelik olduğu görülmüştür (Yıldız, İsmailoğlu, Toptan ve Yanık, 2023; Huefner, Ketz ve Largay, 1989, Alfaro, Calani ve Varela, 2021; Ahmed, 2015). Yapılan bu çalışmada ise, nakit akış tablosunda bulunan kalemlerin, işletmelerin NDP durumuna olan etkisinin araştırılması hedeflenmiştir. Ayrıca, yapay zekâ tekniklerinden yardım alınarak, iki kavram arasında benzerliklerin oluşabilme ihtimali nedeniyle, sınıflandırma algoritmalarına başvurulmuştur.

Çalışma kapsamında, Yabancı Para (Döviz) Pozisyonu ile TMS 7 Nakit Akış Tablosu Standardı kapsamında işletmelerin açıklamış olduğu Nakit Akışlarının (NA) kavramsal çerçevesi açıklanmış; işletme nakit akışlarının, NDP’ye etkisini tespit etmeye yönelik araştırma yapılmış ve bunun için Çoklu Doğrusal Regresyon modelinden faydalanılmıştır. Bu iki unsur arasında ilişki düzeyi ele alındıktan sonra, NA verileri ile işletmelerin NDP durumunun pozitif veya negatif olarak sınıflandırılması, makine öğrenmesi algoritmaları vasıtasıyla gerçekleştirilmiştir.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Çalışmanın kavramsal çerçevesini, yabancı para pozisyonu ve nakit akışları kavramlarının tanımı ile bu iki kavram arasındaki ilişki oluşturmaktadır.

2.1. Yabancı Para (Döviz) Pozisyonu

Merkez Bankası, finansal tablolara endeksli yabancı para pozisyonu veri ihtiyacını karşılamak için, 2007 yılı temmuz ayında ilk kez bir çalışma başlatmıştır. Bu çalışma sayesinde, işletmelerin üçer aylık dönemler itibarıyla tekdüzen hesap planına göre düzenlenmiş finansal tablolarında bulunan, yabancı para ve yabancı paraya endeksli varlık ve kaynakları ile bilanço dışı türev enstrüman kullanımlarına ilişkin verileri toplanmaya başlanmıştır (TCMB İstatistik Genel Müdürlüğü). Döviz pozisyonu olarak da adlandırılan bu durum, işletmelerin gelecek dönemlerde döviz kurundan etkilenecek varlık ve yükümlülükleri ile döviz kuruna bağlı aktif-pasif kalemleri olarak tanımlanmaktadır. TFRS 7 Finansal Araçlar: Açıklama Standardı kapsamında şirketler tarafından döviz pozisyonu bilgileri kamuoyuna açıklanmaktadır. Piyasa risklerinden olan döviz kuru (yabancı para) riski açıklamaları çatısı altında bulunan yabancı para pozisyonu tablosu ve bilgileri; işletmenin bilanço günü karşılaştığı her türlü belirsizlikleri ve bunların duyarlılık analizlerini içermelidir (Muthupandian, 2008: 6).

İşletmelerin kamuoyuna sunduğu döviz pozisyonu bilgileri ise, birçok faktörden etkilenmektedir. Söz konusu faktörler; işletmelerin bulunduğu sektörler, uluslararası ticaret hacmi ve çok uluslu oluşu, büyüklüğü gibi farklı değişkenlere bağlı bir şekilde sıralanabilmektedir. Literatür analizi kapsamında, döviz pozisyonunu etkileyen ana faktörler aşağıdaki biçimde gruplandırılmıştır (İsramaulina ve Ismaulina, 2021; Andriyani, Marwa, Adnan ve Muizzuddin, 2020; Sulasmiyati,

2019):

1. **Dış ticaret Faaliyetleri (İthalat/İhracat):** Bir şirketin uluslararası ticari faaliyetleri, döviz pozisyonu üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilir. Özellikle yurt dışından gelir elde etmesi veya yurt dışından mal ve hizmet satın alması ile işlem gereksinimi kapsamında daha fazla yabancı paraya ihtiyaç duyulacağından, döviz pozisyonu etkilenecektir. Yurt dışından gelir elde etmek bir işletmenin döviz pozisyonunu pozitif yönde artırabilir; yurt dışından mal satın almak ise, döviz talebini artırabilir. Ayrıca kredili alış veya satışlardan ötürü, aktif ve pasifte yer alan dövizde dayalı ticari borç ve alacak toplamında da artış olacaktır.
2. **Yabancı Para Cinsinden Borçlar ve Varlıklar:** Bir işletmenin yabancı para cinsinden yükümlülükleri veya varlıkları olduğu takdirde, döviz kurlarındaki değişiklikler işletmelerin yabancı para pozisyonunu etkileyecektir. Özellikle yabancı para cinsinden sağlanan krediler ile döviz kuru dalgalanmaları sayesinde, işletmelerin reel borcu artış gösterebilecek veya azalabilecektir.
3. **Faiz ve Enflasyon Oranları:** Faiz ve enflasyon oranlarının, döviz kuru üzerinde etkisi yapılan çalışmalarla ortaya konularak, işletmelerin döviz pozisyonunu etkileyen önemli makroekonomik değişkenler olduğu bilinmektedir. Özellikle, faiz oranı yüksek olan ekonomilerde, dövizde bağlı kredilerin sonucu olarak işletmelerde yabancı para gereksinimi artabilmektedir.
4. **Politik Faktörler:** Milletlerarası yaşanan siyasi krizler ve dolayısıyla yol açacağı politik riskler, döviz kurlarında ani dalgalanmalara yol açarak işletmelerin döviz pozisyonlarını etkileyebilmektedir.

Sıralanan bu faktörler dışında döviz pozisyonunu etkileyen başka unsurlar da bulunmaktadır. Döviz pozisyonundaki değişimler sonucunda gelecek dönemlerde işletmede ekonomik değer kaybı ortaya çıkarabilecek veya doğru yönetim kararları ile işletmeye ekonomik yarar sağlanabilecektir.

2.2. İşletme Nakit Akışları

İşletmelerin yapmış olduğu faaliyetlerinden sağladığı nakit ve bu nakdi nerelerde kullandığı, işletme hakkında bilgi talep edenler ve gelecekte oluşacak durumlar için önem arz etmektedir (Beyazgül ve Karadeniz, 2019: 619). Nakit akışları (NA), işletmelerin ekonomik faaliyetleri tarafından üretilen fonların zamana bağlı getirisi ve ödemeleri kümesidir. Nakit akışlarının optimizasyonu, bir şirketin finansal varlığını ve sürdürülebilirliğini sağlamada önemli bir faktördür. Verimli bir şekilde organize edilen NA, finansal yapının güçlü oluşuna yönelik bir işaret olabilmektedir. Nakit akışlarını optimize etme ihtiyacı, öncelikle fon akışlarının gerekli miktarlarda, en verimli finansman kaynaklarının kullanılmasıyla ve doğru zamanda harekete geçirilmesiyle olabilecektir (Gafurova, 2015: 79).

Nakit akış verileri, gelecek dönemde ortaya çıkabilecek NA için tahminlerde bulunabilme olasılığını meydana getirmektedir. Ulaşılan bu bilgiler ile işletmelerin dönemler bazındaki nakit akışlarının yönetimi ve kontrolü yapılabilmektedir (Bozkır ve Ataman Gökçen, 2023: 239). İşletmeler nakit akışlarına ilişkin verilerini, TMS 7 Nakit Akış Tablosu Standardı kapsamında kamuoyuna açıklamaktadır. Bu standart kapsamında işletmelerin nakit akışları 3 bölümde incelemektedir;

- **İşletme (Esas) faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları:** İşletme için ana faaliyet gelirinin veya maliyetinin kaynağı olan etkinliklerle ilgilidir. Ek olarak, net kâr veya zararın belirlenmesine etkisi bulunan işlemler ve olaylar ile ortaya çıkmaktadır.
- **Yatırım faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları:** Gelecekte işletmeye gelir ve nakit akışı sağlayabileceği düşünülen kaynaklar için yapılan harcamalar ile oluşan nakit giriş ve çıkışları, bu bölümde gösterilir.
- **Finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları:** Finans kuruluşları, bankalar, işletmenin ortakları veya ilişkili tarafları tarafından sağlanan fonları veya bunlara ilişkin yaşanan nakit çıkışları bu bölümde gösterilir. İşletme için ticari olmayan borç ve alacaklar ilgili NA bilgisi olarak da adlandırılabilir.

İşletmelerin TMS 7 kapsamında 3 bölümde sunduğu nakit akış verileri, piyasa katılımcıları tarafından farklı amaçlarla kullanılmaktadır. Nakit akış tablosunun sunduğu bilgilerin yorumlanmasında kullanılan bir teknik olan nakit profili analizi; işletme (esas), yatırım ve finansman operasyonlarına yönelik NA'nın pozitif veya negatif olmasına bağlı olarak oluşturulan modellerin özelliklerini değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir (Düzer, 2023: 395). Bu yöntemle göre nakit akış tablosundaki NA, her bir faaliyet bölümüne göre ayrı olarak, negatif ve pozitif NA şeklinde ayrılarak, nakit profillerini oluşturulmaktadır. Bunun sonucunda NA verilerine göre işletmelerin sahip olabileceği 8 farklı nakit profil modeli Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Nakit Akış Profilleri

Nakit Akış Profili	İşletme Faaliyetlerinden NA	Yatırım Faaliyetlerinden NA	Finansman Faaliyetlerinden NA	Nakit Akış Profili Tanımı
Model 1	+	+	+	Nadir Durum (pozitif)
Model 2	+	-	-	Başarılı İşletme
Model 3	+	+	-	Gerileyen İşletme
Model 4	+	-	+	Büyüyen İşletme
Model 5	-	+	+	Küçülen İşletme
Model 6	-	-	+	Genç İşletme
Model 7	-	+	-	Likiditasyona Giden İşletme
Model 8	-	-	-	Nadir Durum (negatif)

Kaynak: Gup ve diğerleri, 1993:74.

İşletmelerin finansal tablo verilerinden ulaşılan; likidite ve kârlılık, finansal yapı durumları ve kâr payı ödeme kararlarının nakit akış profillerinden etkilenebildiği bilinmektedir (Güleç ve Arda, 2019: 555). Nakit akış profili pozitif yönlü olan işletmelerin ise, negatif yönlü işletmelere göre daha yüksek güvenlik marjlarına sahip olduğu ve yatırım kararlarını verme ile sermaye maliyetine katlanma konusunda daha esnek olabileceği de görülmüştür (Mulford ve De Mesa, 2012).

3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Çalışma kapsamında NA'nın, döviz pozisyonu ile olan ilişkisine yönelik araştırmalara bakılmıştır. Döviz kuru riskine maruz kalan çok uluslu şirketlerin, nakit akış riskinden korunma muhasebesi uyguladığı yapılan araştırmalarda görülmüştür (Bartram, 2008: 17). Özellikle, döviz kuru hareketlerinden dolayı işletmelerin nakit akışlarında, varlıklarında ve yükümlülüklerinde, net kârında ve dolayısıyla borsa değerindeki doğrudan veya dolaylı kayıp olabilmektedir (Papaioannou, 2006: 134). Sayed ve Gayathri (2023) yapmış oldukları çalışmada; işletmelerde çok ulusluluğun, duran varlık kullanımının, riskten korunma muhasebesi uygulamalarının, sektörel farklılıkların, işletme büyüklüğünün ve yaşının; döviz kuru riskine maruz kalmada önemli belirleyiciler olduğunu göstermektedir.

Kahraman ve Tepeli (2023), 2011-2021 yılları arasında BIST'te yer alan işletmelerin finansal başarısızlıkları üzerine bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada yabancı para pozisyonu ile yabancı paraya bağlı borçların, Altman Z-skoru sonucunda ölçülen finansal başarısızlık durumuna etkisi olmadığı ortaya çıkmış; yabancı paraya bağlı aktiflerin ise, finansal başarısızlık ölçütüyle ters ilişkili olduğu görülmüştür. Baraklı ve Elmas da (2022) BIST 30'da bulunan işletmeleri incelemiş ve yabancı paraya bağlı aktiflerin piyasa değeri üzerinde negatif etkiye sahip olduğunu ortaya koymuş; ancak, işletmelerin yabancı paraya bağlı pasiflerinin ise, piyasa değerini pozitif yönde etkilediğini tespit etmişlerdir.

Çalışma kapsamında bağımsız değişken olarak ele alınan nakit akışlarının finansal tablolara etkisine yönelik literatür taraması yapılmıştır. Ikechukwu, Nwakaego ve Celestine (2015); çoklu doğrusal regresyon modelini kullanarak, Nijerya bankacılık sektöründe bulunan şirketlerin, işletme ve finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışlarının şirketin karlılığı üzerinde önemli olumlu

etkiye sahip olduğunu ortaya çıkarmıştır. Yatırım faaliyetlerinden olan nakit akışlarının ise, araştırılan şirketlerin karlılığı üzerinde önemli bir olumsuz etkiye sahip olduğunu da deneysel olarak doğrulamıştır. Ali, Ormal ve Ahmad (2018), nakit akışlarının kârlılığa etkisinin olduğunu belirtmiş; küçük ve orta büyüklükteki işletmelerinde nakit akışlarının da işletme karlılığına etkisini Wadesango, Tinarwo, Sitcha ve Machingambi (2019) yaptıkları çalışmalarında göstermişlerdir. Ayrıca, finansman ve yatırım faaliyetlerinden sağlanan NA'nın, kârlılığa karşı negatif fakat, anlamlı ilişkide olabileceği de görülmüştür (Maxim, 2021: 160). Yine bir çalışmada işletmenin nakit akış tablosundaki kalemlerinin, çoklu regresyon modeli kullanılarak kârlılık üzerindeki etkisi ölçülmeye çalışılmış ve bazı işletmelerde anlamlı sonuçlar elde edilmiştir (Uygurtürk ve Vargün, 2018: 705-725).

NA'nın etkilerini ölçmeye yönelik yapılan çalışmalarda, işletme (esas) faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışlarının cari oranla pozitif bir ilişkiye sahip olduğu görülmüştür (Noor, Nour, Musa ve Zorqan, 2012: 231). Yine, işletme faaliyetlerinden kaynaklanan NA ile aktif kârlılığı oranı tarafından gösterilen finansal performans göstergeleri arasında pozitif ve önemsiz bir etki görülmüştür (Liman ve Mohammed 2018: 1). Bu çalışmaya benzer olarak işletme faaliyetlerinden hesaplanan nakit akış oranının, firma değeri üzerinde pozitif ve anlamlı bir etkiye sahip olduğu ortaya konulmuştur. Ancak, yatırım ve finansman faaliyetlerinden kaynaklanan NA ile hesaplanan nakit akış oranlarının ise, firma değeri üzerinde negatif ve anlamlı etkisi olduğu görülmüştür (İtan ve Riana, 2021: 442).

İşletmelerin finansal operasyonlarından sağladığı NA, hisse senedine bağlı yatırımcı kazançları üzerinde anlamlı ve pozitif yönde etkisinin var olduğu görülmüştür. Aktif büyüklüğünden ve yatırım faaliyetlerinden sağlanan NA, özsermaye kârlılığına pozitif yönde etkisi, istatistiksel olarak anlamlı biçimde ortaya konulmuştur (Güvemli, Taysı ve Saygı, 2021: 233-248). Ek olarak, işletmelerin nakit akış tablosundan elde edilen nakit akış verileri ile likidite oranları arasında istatistikî olarak anlamlı bir ilişki bulunmadığı da görülmüştür (Dereköy, 2020: 3505).

Yapılan literatür incelemesi sonucunda, nakit akışlarının net döviz pozisyonu (NDP) üzerindeki etkisine yönelik bir çalışmaya ulaşılamamıştır. Yabancı parasal varlık ve yükümlülüklerin sonucunda oluşan NDP, işletmenin diğer finansal tablo kalemlerinde olduğu gibi, nakit akış tablosu verilerinden etkilenebilir. Buradan hareketle çalışmada, döviz kuru değişim etkilerinden değil; nakit akışlarından kaynaklanan girdi ve ödemelerin, net döviz pozisyonuna olan etkisi incelenecektir. Bunun sayesinde; finansal tablo kullanıcılarının hem nakit akış tablosu kalemlerine hem de yabancı para pozisyonu tablosuna bakış açısı değiştirilmek istenmektedir. Yıldız ve Yılmaz (2022) yaptıkları çalışmada, NDP'nin işletme karlılığını etkilediği konusunda önemli göstergeler olduğunu belirtmişlerdir. Nakit akışlarının da kârlılığı etkilediğine yönelik çalışmalar incelemelerde görülmüştür (Ali ve diğerleri, 2018: 57; Kamran, Zhao ve Ambreen, 2017: 146). Buradan hareketle, bu iki kavram arasında ilişki olabileceği şüphesiyle araştırma kurgulanmıştır.

4. ARAŞTIRMA

Bu bölümde araştırmanın; amacı, kapsamı, metodolojisi ve değişkenleriyle ilgili tanımlayıcı istatistiksel bilgileri ele alındıktan sonra, ortaya çıkan bulgular değerlendirilecektir.

4.1. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın amacı; nakit akış tablosu kalemleri ile net döviz pozisyonu arasındaki ilişkinin ortaya konulması ve nakit akış verilerinden oluşan veri seti ile net döviz pozisyonu durumunun (pozitif/negatif) sınıflandırılmaya tabi tutulmasıdır. İşletme nakit akışlarının NDP'yi etkileyebilme varsayımı göz önüne alınarak, yapay zekâ modellerinden olan makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları ile bu iki kavram arasındaki bağlantıyı açıklayabileceği hedeflenmiştir.

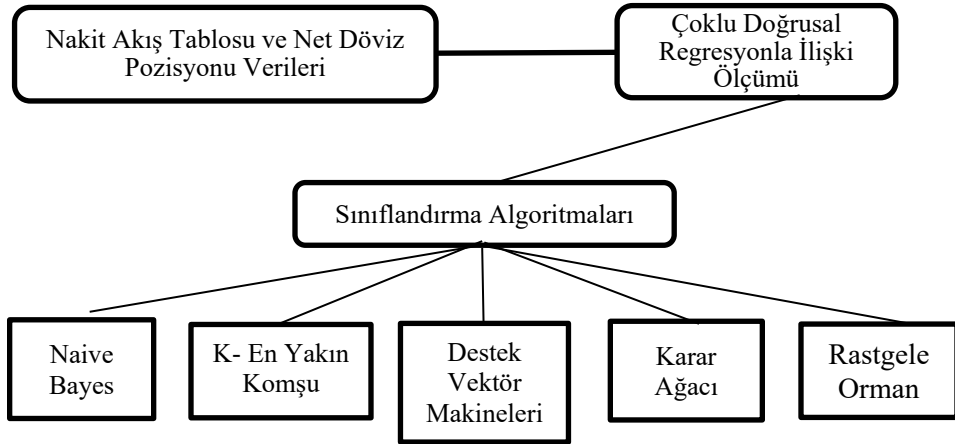
4.2. Araştırmanın Kapsamı ve Metodolojisi

Çalışma kapsamında Borsa İstanbul'da (BIST) bünyesinde yer alan, BIST 100 (XU 100) endeksinde

işlem gören finansal kuruluşlar dışında kalan işletmelerin; 2018-2019-2020-2021-2022 hesap dönemine ilişkin 3 aylık finansal tablo ve dipnotları incelenmiştir. Finansal kurumların, finansal tablo ve dipnotları farklılık gösterebileceğinden kapsama dahil edilmemiştir. 2023 yılına ilişkin tablolar ise, enflasyon muhasebesi uygulaması sonucunda oluşabilecek farklılıklar nedeniyle çalışmaya dahil edilmemiştir. Buna göre BIST 100 endeksinde işlem gören 100 şirketten 68'i analiz kapsamına dahil edilmiştir. Çalışmaya BIST 100'de yer alan 9 şirket, "Bankacılık" faaliyeti içerisinde bulunduğundan ötürü kapsam dahiline alınmamıştır. 22 şirket ise, çalışma kapsamındaki yılların her bir çeyreğine ilişkin finansal tablolarını yayınlamadıklarından dolayı, çalışma veri setine alınmamıştır (<https://www.kap.org.tr/tr/Endeksler>).

Çalışmanın hedefini gerçekleştirebilmek adına, Çoklu Doğrusal Regresyon yönteminden faydalanılmıştır. Çoklu lineer (doğrusal) regresyon; iki veya daha fazla belirleyici (bağımsız) değişkenin, bağımlı değişkendeki değişimi açıklamasında kullanılır. Bu değişkenler arasındaki doğrusal ilişki bu yöntemle ortaya konulabilmekte, ancak değişkenler arasındaki ilişkinin nedenleri tam olarak açıklanamamaktadır (Kılıç, 2013: 91). İşletmenin Net Döviz Pozisyonu bağımlı değişken olarak seçilmiş ve nakit akış verileri de bağımsız değişken olarak teste tabi tutulmuştur. Bu analiz için Stata 14.2 programından yararlanılmıştır.

Yapılan regresyon analizi vasıtasıyla işletme NA ile NDP arasındaki ilişki incelendikten sonra, araştırma veri tabanı için sınıflandırma algoritmalarına başvurulmuştur. Çalışma kapsamında; Naive Bayes (NY) K-En Yakın Komşu (KNN), Destek Vektör Makineleri (SVM), Karar Ağacı (DT), Rastgele Orman (RF) algoritmalarından yararlanılmıştır (Aydın, 2018: 172; Çoşkun ve Baykal, 2011: 1-8; Potur ve Eringel, 2021: 116). Bu metotlar, yapay zekâ tekniklerinden olan makine öğrenmesi içerisinde denetimli (gözetimli) öğrenme algoritmaları olarak ele alınmaktadır. Denetimli öğrenme algoritmaları, araştırma büyük verilerine bağlı bir şekilde fonksiyonu öğrenebilen, algoritma tasarımcısı tarafından kontrol edilebilen teknikler bütünüdür. Veri setinde yer alan etiketli (belirli) değişkenler üzerinden oluşturulan eğitim kümelerinden bir fonksiyon çıkarabilmektedir (Mahesh 2020: 381). İstatistiksel modellerin tam tersi olarak, makine öğrenme teknikleri, verinin dağılımı hakkında belirli bir varsayıma dayanmadığı için parametrik değildir (Akar ve Güngör, 2012: 140).



Şekil 1. Araştırmanın Modeli

Naive Bayes (NY): İstatistiksel olarak Bayes Teoremi'ne dayanan bir algoritmadır. Bu algoritmanın temeli, önceden belirlenmiş bir sınıfa ait değişken değerlerinin değişiminin, diğer değişkenlerden bağımsız olduğu varsayımına dayanır. Söz konusu varsayım, "sınıf-koşul bağımsızlığı" biçiminde ifade edilir ve bunun neticesinde, sınıflandırma esnasında gereken matematiksel işlemlerin kolaylıkla gerçekleştirilmesi sağlanmaktadır (Han ve diğerleri, 2011'den Aktaran Onan, 2017: 7).

K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbor-KNN): KNN algoritması, sınıflandırma algoritmaları içerisinde en yaygın şekilde kullanılan model olarak bilinmektedir. Sınıflandırma sonucunda oluşan belirli değişkenlerin, birbirlerine olan uzaklıkları en yakın olanları, aynı kategoride kümelemektedir. Söz konusu uzaklıklar ise, Öklit vb. matematiksel yöntemlerle ölçülmektedir (Kılınç ve diğerleri, 2016: 90). Sınıflandırma esnasında test örnekleri ve eğitim örnekleri, birbirleri ile karşılaştırılmaktadır (Ayдын, 2018: 172).

Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine-SVM): Birbirinden farklı veri setlerinin sınıflandırma sorununa çözüm olması amacıyla geliştirilen Destek Vektör Makineleri algoritması sürecinde, en küçük işlevin ele alınması ve belli bir zamanda parametre iyileştirmesi ile sınıflandırma gerçekleştirilmektedir. Yöntemin oluşturduğu en önemli avantaj ise, sınıflandırma sorununu kareli optimizasyon sorununa çevirerek, buna ilişkin çözüm oluşturmaktır. Böylelikle sorunun çözümüne yönelik eğitim aşamasında oluşan tekrar sayısı en aza indirgenmekte ve diğer gözetimli öğrenme algoritmalarına göre daha seri bir şekilde çözüme ulaşılmaktadır. (Ayhan ve Erdoğan, 2014: 176).

Karar Ağacı (Decision Tree- DT): “Karar ağaçları, giriş verilerinin bir sınıflandırma veya kümeleme algoritmasıyla, tüm elemanların aynı sınıf etiketine ait olana kadar ağaç dallanmasına benzer şekilde alt gruplara ayırma işlemidir.” Ayırma için entropi, bilgi kazancı veya doğruluk oranı gibi ölçümler kullanılır. Karar ağaçları sınıflandırma, özellik seçimi, özellik çıkarımı ve karar kurallarının oluşturulması için kullanılabilir. Ayrıca farklı algoritmalar ile melez (hibrit) teknikler kullanılarak daha iyi sonuçlar alınabilir” (Akçetin ve Çelik, 2014: 44).

Rastgele Orman (Random Forest-RF): Veri tabanında rassal seçilen verilerin alt evreninde gelişen karar ağaçlarında olasılık kümesi oluşturarak sınıflandırma yapan tekniktir (Parlak ve Kayrı, 2022: 680). Bu algoritma; bütün değişkenler arasında en ideal dalı kullanarak teker teker bağlantıları (dalları) bölmek yerine, her bir bağlantıyı rassal bir şekilde seçilen değişkenler içerisinde en iyisini belirleyerek yeni dallar türeterek ilerlemektedir (Archer, 2008 ve Breiman, 2001’den Aktaran Akar ve Güngör, 2012: 141). Bu yöntem karar ağacı modelinin gelişimi olarak, her bir farklı ağacı veri seti üzerinden eğiterek sınıflama yapmamıza olanak sağlamaktadır. Algoritmanın hızlı ve kesin tahminler yapmasına olanak tanıyan durum ise, girdi verilerinin özelliklerinin belirli bir sınıftan koşullu olarak bağımsız olduğu varsayımına dayanmaktadır (Ünal ve Erbuğa, 2024: 111).

Yukarıda belirtilen sınıflandırma algoritmalarından her biri, RapidMiner programı vasıtasıyla araştırma veri setini eğitmiş ve sonuçları alınmıştır. Test neticesinde ulaşılan sonuçların bilgileri karışıklık matrisi ile gösterilmiştir. Bu matriste satır üzerindeki değerler, test kümesindeki verilere ait reel değerleri; sütunlardaki değerler ise, modeller sonucunda ortaya çıkan tahmini değerleri ifade etmektedir. Modelin başarı ölçütü olarak en basit teknik olan doğruluk oranı kullanılmıştır. Bu da algoritma tarafından “Doğru (true)” sınıflandırılmış gözlem sayısının, toplam test edilen veriye oranı şeklindedir. (Coşkun ve Baykal, 2011: 3).

4.3. Araştırmanın Değişkenleri ve Tanımlayıcı İstatistikleri

Araştırmanın veri seti model ile uyumlu olarak oluşturulmuştur. Araştırma modeline öncelik, çoklu doğrusal regresyon modeli ile nakit akış verilerinin net döviz pozisyonuna etkisini ölçmeye yöneliktir. Buna ilişkin oluşturulan regresyon denklemi;

$$\text{Net Döviz Pozisyonu} = \beta_0 + \beta_1 \text{Aktif} + \beta_2 \text{Nakit Akışlar (NA) Toplamı} + \beta_3 \text{Finansman Faaliyetlerinden NA} + \beta_4 \text{Yatırım Faaliyetlerinden NA} + \beta_5 \text{İşletme Faaliyetlerinden NA} + \beta_6 \text{Nakit Profili} + \varepsilon$$

Yukarıdaki denklemde; “Net Döviz Pozisyonu (NDP)” bağımlı, nakit akış tablosu verileri ise bağımsız değişken biçimindedir. “Toplam Aktif” değişkeni de kontrol değişkeni olarak analize dahil edilmiştir. “Nakit Profili” sınıflandırma değişkeni olup, geriye kalan tüm değişkenler ise “nümerik” biçimindedir. “ε” ifade edilen kısım ise, hata terimidir. Bununla birlikte “nümerik” değişkenlerin mutlak değeri alınmış, aynı zamanda logaritmik dönüşüme tabi tutulmuştur. Regresyon modeli değişkenlerinin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 2 ve Tablo 3’teki gibidir.

Tablo 2. Regresyon Modelinde Kullanılan Nicel Değişkenler ve Değerleri

Değişkenler	Gözlem Sayısı	Ortalama	Standart Sapma	Minimum Değer	Maksimum Değer
Log Mutlak Değer NDP	1.340	20,182	1,937	12,738	25,446
Log Toplam Aktif	1.340	23,062	1,511	19,757	28,090
Log Mutlak Değer Toplam NA	1.340	19,438	1,987	8,471	24,424
Log Mutlak Değer Finansman NA	1.340	19,541	1,970	8,471	24,635
Log Mutlak Değer Finansman NA	1.340	19,152	2,210	10,209	25,182
Log Mutlak Değer İşletme NA	1.340	19,936	1,882	14,322	25,485

Tablo 2’de çoklu doğrusal regresyon modelinde kullanılan değişkenler belirtilmiştir. Regresyon denkleminde gösterildiği gibi; “NDP” bağımlı, diğer değişkenler ise bağımsız değişken olarak denkleme eklenmiştir. Bağımsız olarak denkleme yer alan “Nakit Profilleri” ise, Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3. Regresyon Modelinde Yer Alan İşletme Nakit Profilleri

Sıra	Nakit Profil Tipi	İşletme Sayısı	Oran (%)
1	Başarılı İşletme (Model 2)	603	45
2	Büyüyen İşletme (Model 4)	300	23
3	Genç İşletme (Model 6)	190	15
4	Gerileyen İşletme (Model 3)	136	10
5	Nadir Durum Negatif (Model 8)	58	4
6	Küçülen İşletme (Model 5)	20	1
7	Likiditasyona Giden İşletme (Model 7)	17	1
8	Nadir Durum Pozitif (Model 1)	16	1
Toplam		1340	%100

Gup ve diğerlerinin (1993)’nin ortaya attığı nakit akış modellerine göre, çalışma kapsamında en çok “Model 2” profilinde işletme olduğu görülmüştür. Model 5, Model 7 ve Model 8 de en az rastlanan nakit profilleri olmuştur.

Araştırma modelinde kullanılacak makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları için, Tablo 4 ve Tablo 5’teki nitel ve nicel değişkenlerden oluşan veri seti oluşturulmuş ve teste tabi tutulmuştur. NDP (No 1), sınıflandırma yapılacak etiket değişkeni olarak veri setinde yer almaktadır.

Tablo 4. Veri Setine İlişkin Nitel Veriler ve Değerleri

No	Değişken	Negatif Şirket Sayısı	Pozitif Şirket Sayısı
1	Net Döviz Pozisyonu (Etiket)	703	637
2	İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışlar	286	1054
3	Yatırım Faaliyetlerinden Nakit Akışlar	1150	190
4	Finansman Faaliyetlerinden Nakit Akışlar	814	526
5	Tüm Faaliyetlerden Sağlanan Nakit Akışlar	553	787

Yukarıdaki nominal değişkenlere ek olarak, nitel değişken olan ve Tablo 3’te yer alan “Nakit Akış Profilleri” de eklenmiştir. Finansal tablolarda değeri 0 olan kalemler, sistem tarafından otomatik olarak negatif veya pozitif şeklinde atanmıştır.

Tablo 5. Veri Setine İlişkin Nicel Veriler ve Değerleri

No	Değişken	Min.	Max (x1.000.000)	Ortalama (x1.000.000)
6	Mutlak Değer İşletme Faaliyetlerinden NA	0	117.012	2.259
7	Mutlak Değer Yatırım Faaliyetlerinden NA	0	86.421	1.556
8	Mutlak Değer Finansman Faaliyetlerinden NA	0	50.005	1.288
9	Mutlak Değer Tüm Faaliyetlerden Sağlanan NA	4.776	40.513	1.350
10	Tüm Faaliyetlerden Sağlanan NA/ Toplam Aktif	0	0.624	0.054

Tablo 5’te yer alan değişkenler, herhangi bir dönüşüme tabi tutulmadan algoritmaya dahil edilmiştir.

4.4. Bulgular

Araştırma temel sorusu çerçevesinde, nakit akış verileri ile net döviz pozisyonu arasında ilişki olup olmadığı, Çoklu Doğrusal Regresyon modeli ile ortaya konulmuştur.

Tablo 6. Regresyon Analizi Sonuçları

Değişken	Regresyon Katsayısı	Regresyon Katsayısı St. Hata	95% Güven Aralığı (conf.)	t İstatistiği	p > t
logAktif	0,824	0,058	0,711	14,22	0,000
logmdnaToplamNA	-0,127	0,033	-0,193	-3,78	0,000
logMDNAFinansman	-0,072	0,032	-0,136	-2,25	0,025
logMDNAYatırım	0,037	0,031	-0,024	1,18	0,239
logMDNAİşletme	0,082	0,040	0,003	2,05	0,040
NakitProfili	0,051	0,026	-0,007	1,93	0,043
Sabit Terim	2,553	0,701	0,177	3,64	0,000
Örnekleme Sayısı (n)		1.340	Düzeltilmiş R-Kare (R²)		0,554
R-Kare (R²)		0,557	Regresyon Standart Hata (S)		4989,542
Kök ortalama kare sapma (Root MSE)		1,568	Prob> F		0,000

St:Standart; t: Çoklu doğrusal regresyon analiz sonucunun t değeri, p: Olasılık değeri

Çoklu regresyon analizi sonucunda “Varyans Şişme Değeri (VIF)” 2,58 olarak ölçülmüştür (1 ile 5 arasında olması gerekmektedir). Çoklu açıklayıcılık katsayısı olan “R-squared (R²)” 0,55 olarak görülmektedir. F istatistiği 0,05’ten küçük çıktığı için, modelimiz anlamlıdır. Model üzerinde, t istatistik (p>t) değeri 0,05’ten büyük olan “Yatırım Faaliyetlerinden olan Nakit Akışlarının”, “Net Döviz Pozisyonu” üzerindeki etkisi anlamlı değildir (0,239). Diğer değişkenlerin NDP’yi etkileme düzeyi, regresyon modeli üzerinden anlamlı görülmektedir.

Çoklu regresyon analizi sayesinde nakit akış tablosu verileri ile NDP arasındaki ilişki ortaya koyulduktan sonra çalışmamızın ikinci kısmını oluşturan “Sınıflandırma” algoritmalarına geçilecektir. Araştırma metodolojisinde bahsi geçen makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları aynı şirketlerin oluşturduğu veri setine uygulanmıştır. Sınıflandırma etiketi (değişkeni) olarak “Net döviz Pozisyonu” belirlenmiş ve bu kısımda “Negatif -Pozitif” olarak ikiye ayrılmıştır.

Araştırmada algoritmanın eğitilmesi için veriler eğitim ve test verisi olarak bölünmemiş ve “çapraz doğrulama (cross validation)” yönteminden faydalanılmıştır. Bu durumda, veri seti makinenin eğitilmesi ve eğitilen makineye testi için ikiye bölünmemekte; bunun yerine, mevcut tüm veri seti bölünüp, bu veriler parçalar halinde yine tüm veri setine uygulanarak test edilmektedir (Sejuti ve Islam, 2023: 4). Veri seti ise, program tarafından 10 eşit parçaya bölünerek test edilmiştir. Bu bağlamda, kullanılan algoritmalara göre oluşturulan “Karışıklık (Hata) Matrisleri” alınan veriler, Tablo 7’de özetlenmiştir.

Tablo 7. Sınıflandırma Algoritmaları Sonuçları

Sınıflandırma Algoritması	Veri Sayısı (A)	Tahmin ile Doğru Sınıflanan Negatif Veri Sayısı (B)	Negatif Verilerin Sınıflandırma Başarısı (%)	Tahmin ile Doğru Sınıflanan Pozitif Veri Sayısı (C)	Pozitif Verilerin Sınıflandırılma Başarısı (%)	Toplam Başarı (%) (C+B)/A
Rastgele Orman	1340	643	91,47	139	21,82	58,36
Naive Bayes	1340	566	80,51	199	31,24	57,09
Destek Vektör Makineleri	1340	629	89,33	137	21,51	57,09
KNN	1340	430	61,17	331	51,96	56,79
Karar Ağacı	1340	698	99,29	31	4,87	54,40

Tablo 7’de verilen toplam sınıflandırma başarısı yüzdesi; algoritma sonrası tahmin ile doğru sınıflanan pozitif ve negatif verilerin (C+B), ilk başta bulunan toplam veri sayısına (A) bölünmesi ile bulunmuştur. Buna göre, en başarılı sonucu veren sınıflandırma algoritması “Rastgele Orman” olmuştur (%58,36). Tablo 7’de görüldüğü üzere diğer algoritmaların sonucu da birbirine yakın durumdadır.

Tablo 7 incelendiğinde; algoritmaların “Net Döviz Pozisyonu Negatif” olan işletme verilerini sınıflandırma başarısı, “Net Döviz Pozisyonu Pozitif” olan işletmelere göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu konuda en yüksek başarılı sınıflandırmayı elde eden yöntem ise, %99,29 ile “Karar Ağacı” algoritmasıdır. En düşük başarıda sınıflandırma ise, %61,17 ile “KNN” algoritması olduğu görülmüştür. NDP pozitif işletmelerin sınıflandırılmasında ise bu durumun tam tersi görülmektedir. Buradan hareketle, nakit akış tablosu verilerinden oluşan veri setinde, NDP negatif olan işletmelerin sınıflandırma performansının daha yüksek olduğu anlaşılmaktadır.

Veri madenciliği tekniklerinden olan sınıflandırma algoritmaları uygulamalarında, bilgiye ulaşmak için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Farklı yöntemlere elde edilen veriler de algoritmaların formüle bağlı yapısında sentezlenerek, veri tabanı sonuçlar ortaya konulmaktadır. Algoritmalarından hangisinin daha üstün olduğu hakkında çalışmalar yapılmış ve sonucunda birbirinden farklı neticeler görülmüştür. Bu durumun en temel sebebi ise; veri sayısına, işlenen veri kaynağına, verilerin ön işlemesine ve algoritmalarla ilgili paradigmalardan kullanıcılar tarafından seçilmesi görülmüştür (Coşkun ve Baykal, 2011: 6). Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, nakit akış verilerine dayanarak 'NDP negatif/pozitif' şeklinde sınıflandırılmıştır; ancak farklı dönemlerde, BIST-100 endeksi dışındaki işletmelerle ya da farklı algoritmik paradigmalara çalışıldığında, bu sonuçlardan farklı bulguların da elde edilmesi mümkündür

5. SONUÇ

Yabancı para pozisyonu durumu değişiminin, işletme ile ilgili mikro ve makro birçok etkene bağlı olarak değiştiği varsayımına bağlı olarak, nakit akış tablosundan elde edilen NA verileri ile ölçülmeye çalışılmıştır. Bunun için çoklu doğrusal regresyon denkleminde yararlanılmıştır. Yatırım faaliyetlerinden olan NA dışında kalan nakit akış tablosu verilerinin, NDP’yi etkileyebildiği anlamlı olarak belirlenmiştir. Modelin eksik kısmı olarak, hata terimlerinin normal dağılım göstermesi ile diğer regresyon varsayımlarının dikkate alınmaması gösterilebilir. Buradaki regresyon modeli, araştırma konumuzun temel hipotezini test etmek adına değil, yalnızca işletme NA verileri ile NDP arasında ilişkinin var olabileceğinin kontrolü amacıyla kullanılmaktadır. İleride yapılacak çalışmalarda bu iki değişkene ilişkin işletme kapsamı artırılarak, zaman serisi biçiminde oluşturulacak veri setleri ile modelin geçerliliği test edilebilir. Ayrıca; döviz kurunun aşırı dalgalanmalar göstermediği, yabancı paraya bağlı varlık ve kaynaklardaki değişim etkisinin az olduğu dönemlerde yapılacak NDP-NA analizlerinin, bu iki kavram arasındaki ilişkiyi ortaya

koymada daha doğru sonuçlar verebileceği de düşünülmektedir.

Araştırma veri seti makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları vasıtasıyla teste tabi tutulmuştur. Çalışma kapsamında belirlenen 5 sınıflandırma algoritması kullanılmış ve NDP pozitif/negatif değişkeni (etiket), nakit akış verileri sayesinde oluşturulan kümeler üzerinden sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma algoritmaları kapsamında negatif NDP'ye sahip olan işletmelerdeki başarı oranı, pozitif NDP'ye sahip olanlardan yüksek olduğu görülmüştür. Buradan hareketle veri setinde, NDP pozisyonu negatif konumda olan işletmelerin nakit akış veri kümeleri, NDP konumu pozitif olan işletmelere göre daha yakın kümelenebileceği söylenebilir. Bir başka ifadeyle, NDP negatif durumunda olan işletmelerin nakit akış verilerinin birbirine benzer şekilde dağılım gösterebileceği anlaşılmaktadır. NDP pozitif işletmelerin nakit akış verileri ise, çok farklı yönde hareket ettiği ve dolayısıyla sınıflandırmada düşük başarı ile tahmin edilebildiği görülmektedir.

Sınıflandırma başarısı olarak; makine tarafından tahmin ile doğru sınıflanan verilerin, toplam veri setine bölünerek bulunan oranlar kullanılmıştır. Daha sonra yapılacak çalışmalarda kullanılabilecek, bu iki temel işletme finansal tablo değişkeni için veri seti oluşturulmuştur. Bunun yanında, iki değişken arasındaki sınıflandırma farklılıkları da istatistiksel yöntemlerle tespit edilebilir. Farklı yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları ile NA ve NDP kalemlerinden oluşan veri madenlerinin altında yatan nedenler ortaya konulabilir.

İşletme NA ile NDP verilerinin konu olduğu bu çalışmada, yapay zekâ tekniklerinden olan makine öğrenmesi uygulamalarının muhasebe süreçlerinden ortaya çıkan bilgiler için kullanılabileceği ortaya konulmuştur. Böylelikle çalışmanın önemi olarak finansal tablo verilerinin, işletme paydaşları tarafından yapay zekâ uygulamalarıyla analiz edilebilmesi vurgulanmaktadır. İleride yapılacak çalışmalarda, muhasebe bilgi sisteminden elde edilen veri havuzları, algoritmaların süzgecinden geçirilerek gelecekte ilgili karar alma süreçlerinde kullanılabilecektir.

Hakem Değerlendirmesi: Dış Bağımsız

Çıkar Çatışması: Yazar(lar) çıkar çatışması bildirmemiştir.

Finansal Destek: Yazar(lar) bu çalışma için finansal destek almadığını belirtmiştir.

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

Yazar(lar) Katkısı: Yusuf GALİP (%100).

Peer-review: Externally peer-reviewed.

Conflict of Interest: The author(s) declares that there is no conflict of interest.

Funding: The author(s) 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.

Author(s) Contributions: Yusuf GALİP (%100).

KAYNAKÇA

Ahmed, L. (2015). The effect of foreign exchange exposure on the financial performance of commercial banks in Kenya. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 5(11), 115-120.

Akar, Ö. ve Güngör, O. (2012). Rastgele orman algoritması kullanılarak çok bantlı görüntülerin sınıflandırılması. *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, (106), 139-146. doi: 10.9733/ 241212.

- Akçetin, E. ve Çelik, U. (2014). İstenmeyen elektronik posta (spam) tespitinde karar ağacı algoritmalarının performans kıyaslaması. *Journal of Internet Applications and Management*, 5(2), 43-56. doi: 10.5505/iuyd.2014.43531.
- Alfaro, L., Calani, M. ve Varela, L. (2021). Currency hedging: Managing cash flow exposure. *NBER Working Paper* No. 28910. doi: 10.2139/ssrn.3866343.
- Ali, U., Ormal, L. ve Ahmad, F. (2018). Impact of free cash flow on profitability of the firms in automobile sector of Germany. *Journal of Economics and Management Sciences*, 1(1), 57-67. doi: 10.31841/KJEMS.2021.93.
- Andriyani, K., Marwa, T., Adnan, N. ve Muizzuddin, M. (2020). The determinants of foreign exchange reserves: Evidence from Indonesia. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(11), 629-636. doi:10.13106/jafeb.2020.vol7.no11.629.
- Aydın, C. (2018). Makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak itfaiye istasyonu ihtiyacının sınıflandırılması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (14), 169-175. doi: 10.31590/ejosat.458613.
- Ayhan, S. ve Erdoğan, Ş. (2014). Destek vektör makineleriyle sınıflandırma problemlerinin çözümü için çekirdek fonksiyonu seçimi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 9(1), 175-201.
- Barakalı, O. C. ve Elmas, B. (2022). Kur riskinin piyasa değerine etkisi: Borsa İstanbul’da bir analiz. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 27(2), 277-289.
- Bartram, S. M. (2008). What lies beneath: Foreign exchange rate exposure, hedging and cash flows. *Journal of Banking & Finance*, 32(8), 1508-1521. doi: 10.1016/j.jbankfin.2007.07.013.
- Beyazgül, M. ve Karadeniz, E. (2019). Futbol kulüplerinin nakit akış profillerinin analizi: uluslararası bir karşılaştırma. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*. 12 (3), 605-624. doi: 10.29067-muvu.559877-803596
- Bozkır, B. ve Ataman, B. (2023). BIST perakende şirketlerinin TMS 7 nakit akış tablosu kapsamında finansal performanslarının gri ilişkisel analiz yöntemi ile ölçülmesi. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 25(2), 236-255. doi: 10.31460/mbdd.1149326.
- Coşkun, C. ve Baykal, A. (2011). Veri madenciliğinde sınıflandırma algoritmalarının bir örnek üzerinde karşılaştırılması. *Akademik Bilişim*, 2011, 1-8. doi: 10.31460/mbdd.1149326-2559601.
- Dereköy, F. (2020). Nakit akış tablosu ile likidite oranları ilişkisi: Borsa İstanbul KOBİ sanayi işletmeleri üzerine bir araştırma. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(4), 3505-3517. doi: 10.20491/isarder.2020.1055.
- Düzer, M. (2023). Nakit akış profilleri ve işletme yaşam döngüsü özellikleri: kâğıt ve kâğıt ürünleri basım sektöründe bir araştırma. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 25(MODAVİCA Özel Sayısı), 380-412.
- Gafurova, U. (2015). The impact of cash flow on the effectiveness of financial means. *The advanced Science Journal*, 1(3), 79-83. Doi: 10.15550/ASJ.2015.03.079.
- Gup, B. E., Samson, W. D., Dugan, M. T., Kim, M. J. ve Jitrapanun, T. (1993). An analysis of patterns from the statement of cash flows. *Financial Practice and Education*, 3(2), 73-79.
- Güleç, Ö. F. ve Arda, I. (2019). Investigation of cash flow profiles: evidence from turkey. *Journal of Accounting & Finance/Muhasebe ve Finansman Dergisi*.555-568. doi: 10.25095/mufad.607209.
- Güvemli, B., Taycı, K. ve Saygı, N. (2021). Nakit akışlarının hisse senedi getirileri ve özkaynak karlılığı üzerindeki etkileri: türkiye sigorta endeksi örneği. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 233-248. doi: 10.25095/mufad.939402.
- Huefner, R. J., Ketj, J. E. ve Largay III, J. A. (1989). Foreign currency translation and the cash flow

statement. *Accounting Horizons*, 3(2), 66.

Ikechukwu, O., Nwakaego, D. A. ve Celestine, A. (2015). The Effect of cash flow statement on companies profitability (A study of some selected banks in Nigeria). *African Journal of Basic & Applied Sciences*, 7(6), 350-356. doi: 10.5829/idosi.ajbas.2015.7.6.1156.

Isramaulina, I. ve Ismaulina, I. (2021). Foreign Exchange Reserves And Other Factors Affecting The Indonesian Economy (Period 2014-2018). *E-Mabis: Jurnal Ekonomi Manajemen dan Bisnis*, 22(1), 62-70. doi:10.29103/e-mabis.v22i1.656.

Itan, I. ve Riana, W. (2021). The impact of cash flow statement on firm value in Indonesia. *In Forum Ekonomi: Jurnal Ekonomi, Manajemen Dan Akuntansi* (Vol. 23, No. 3, pp. 442-453),

Kahraman, Y.E. ve Tepeli, Y. (2023). Yabancı Paranın Finansal Başarısızlık Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi: Bist Şirketleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma. *Journal of Emerging Economies and Policy*, 8(1) 316-324.

Kamran, M. R., Zhao, Z., & Ambreen, S. (2017). Free cash flow impact on firm's profitability: An empirical indication of firms listed in KSE, Pakistan. *European Online Journal of Natural and Social Sciences*, 6(1), pp-146.

Kamu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu. (2024). *TMS 7 Nakit Akış Tablosu Standardı*. Erişim Adresi: <https://www.kgk.gov.tr>, (28.05.2024).

Kamu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu. (2024). *TFRS 7 Finansal Araçlar: Açıklamalar Standardı*. Erişim Adresi: <https://www.kgk.gov.tr>, (05.05.2024).

Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP). (2024). Erişim Adresi: <https://www.kap.org.tr/>

Kılıç, S. (2013). Doğrusal regresyon analizi. *Journal of Mood Disorders*, 3(2), 90-92. doi:10.5455/jmood.20130624120840.

Kılınç, D., Borandağ, E., Yücalar, F., Tunalı, V., Şimşek, M. ve Özçift, A. (2016). KNN algoritması ve R dili ile metin madenciliği kullanılarak bilimsel makale tasnifi. *Marmara Fen Bilimleri Dergisi*, 28(3), 89-94. doi:10.7240/mufbed.69674.

Liman, M. ve Mohammed, A. (2018). Operating cash flow and corporate financial performance of listed conglomerate companies in Nigeria. *Journal of Humanities and Social Science*, 23(2), 1-11. doi: 10.9790/0837-2302110111.

Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. 9(1), 381-386. doi: 10.21275/ART20203995.

Maxim, L. G. ve Bărbuță-Mișu, N. (2021). The Cash Flows Impact on the Financial Performance of Romanian Retail Companies. *Annals of the University Dunarea de Jos of Galati: Fascicle: I, Economics & Applied Informatics*, 27(2). doi: 10.9790/0837-2302110111.

Mulford, C. W. ve De Mesa, D. (2012). The Free Cash Profile: Insight Into The Cash Flow Implications Of Growth An Analysis Using 2011 Data Executive Summary. https://repository.gatech.edu/bitstream/handle/1853/39322/gatech_finlab_freecashprofile_28apr2011.pdf?sequence=1&isAllowed=y (15.04.2024).

Muthupandian, K. S. (2008). *IFRS 7 financial instruments: disclosures-a closer look*. Germany. https://mpira.ub.uni-muenchen.de/36723/1/MPRA_paper_36723.pdf, (02.04.2024).

Noor, M. I., Nour, A., Musa, S. ve Zorqan, S. (2012). The role of cash flow in explaining the change in company liquidity. *Journal of Advanced Social Research*, 2(4), 231-243.

Onan, A. (2017). Twitter mesajları üzerinde makine öğrenmesi yöntemlerine dayalı duygu analizi. *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 3(2), 1-14.

- Papaioannou, M. G. (2006). Exchange rate risk measurement and management: Issues and approaches for firms. *South-Eastern Europe Journal of Economics*, 2, 129-146.
- Parlak, M. S., & Kayri, M. (2022). Öğretmenlerin e-öğrenme hazırbulunuşluk düzeylerini etkileyen faktörlerin rastgele orman algoritması yöntemi ile incelenmesi. *Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 19(3), 670-696. doi: 10.33711/yyuefd.1117068.
- Potur, E. A. ve Erginel, N. (2021). Kalp yetmezliği hastalarının sağ kalımlarının sınıflandırma algoritmaları ile tahmin edilmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (24), 112-118. doi: 10.31590/ejosat.902357.
- Sayed, Z. B. ve Gayathri, J. (2023). Factors Determining the Exchange Rate Exposure of Firms: Evidence from India. *Business Perspectives and Research*, 11(2), 210-226. doi: 10.1177/22785337211033766.
- Sejuti, Z. A. ve Islam, M. S. (2023). A hybrid CNN-KNN approach for identification of COVID-19 with 5-fold cross validation. *Sensors International*, 4, 100229. doi: 10.1016/j.sintl.2023.100229.
- Sulasmiyati, S. (2019). *Factors associated with foreign exchange reserves in Indonesia, 2006–2016*. In Annual International Conference of Business and Public Administration (AICoBPA 2018) (pp. 217-220). Atlantis Press.
- Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB). (2012). Türkiye'nin Net Döviz Pozisyonu. Ekonomi Notları. <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/4f3be716-6885-43c5-b1bf-56157815eedd/EN1227eng.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=ROOTWORKSPACE-4f3be716-6885-43c5-b1bf-56157815eedd-m3fw5bZ> (Erişim Tarihi: 23.04.2024).
- Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB). İstatistik Genel Müdürlüğü <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/c464c4ba-6989-4f33-a427-476183ba36cf/metodoloji.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=c464c4ba-6989-4f33-a427-476183ba36cf> (Erişim Tarihi: 23.04.2024).
- Uygurtürk, H. ve Vargün, H. (2018). Nakit akışı ile karlılık arasındaki ilişki: taşıt araçları sektörü üzerine bir araştırma. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 20(3), 705-727. doi: 10.31460/mbdd.384065-545875.
- Ünal, C., & Erbuğa, G. S. (2024). Detection and prevention of medical fraud using machine learning. *Acta Infologica*, 8(2), 100-117. <https://doi.org/10.26650/acin.1463879>
- Wadesango, N., Tinarwo, N., Sitcha, L. ve Machingambi, S. (2019). The impact of cash flow management on the profitability and sustainability of small to medium sized enterprises. *International Journal of Entrepreneurship*, 23(3), 1-19.
- Yıldız, B. ve Yılmaz, T. (2022). Yabancı para pozisyonunun firma kârlılığına etkisi: Borsa İstanbul örneği. *Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1399-1418.
- Yıldız, F., İsmailoğlu, Y., Toptan, M. ve Yanık, A. (2023). The effect of foreign exchange differences on the statement of cash flow analytical study. *Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(1), 144-162. doi:10.34086/rteusbe.1288822.