

Borsa İstanbul'da Yatırımcı İlgisi: Google Trendleri ve Youtube İzlenmelerinin İlk Halka Arz Performanslarına Etkisinin Rassal Orman Yöntemi ile Analizi

Investor Attention in Borsa Istanbul: Analysis of the Effect of Google Trends and Youtube Views on Initial Public Offering Performances by Random Forest Method

Yunus Emre AKDOĞAN

Corresponding Author | Sorumlu Yazar

Dr. Öğr. Üyesi | Asst. Prof.

Yozgat Bozok Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, Yozgat, Türkiye
Yozgat Bozok University, Faculty of Economics and Administration Sciences, Department of Business

Administration, Yozgat, Türkiye

emre.akdogan@bozok.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0002-1761-2869>

Makale Bilgisi | Article Information

Makale Türü | Article Type: Araştırma Makalesi | Research Article

Geliş Tarihi | Received: 16.11.2023

Kabul Tarihi | Accepted: 21.04.2024

Yayın Tarihi | Published: 30.04.2024

Atıf | Cite As

Akdoğan, Y.E. (2024). Borsa İstanbul'da Yatırımcı İlgisi Google Trendleri ve Youtube İzlenmelerinin İlk Halka Arz Performanslarına Etkisinin Rassal Orman Yöntemi ile Analizi. *Hitit Sosyal Bilimler Dergisi*, 17(1), 70-90.
<https://doi.org/10.17218/hititsbd.1391709>

Değerlendirme: Bu makalenin ön incelemesi iki iç hakem (editörler - yayın kurulu üyeleri) içerik incelemesi ise iki dış hakem tarafından çift taraflı kör hakemlik modeliyle incelendi. Benzerlik taraması yapılarak (Turnitin) intihal içermediği teyit edildi.

Etik Beyan: Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan olunur.

Etik Bildirim: husbededitor@hitit.edu.tr
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/hititsbd>

Çıkar Çatışması: Çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

Finansman: Bu araştırmayı desteklemek için dış fon kullanılmamıştır.

Telif Hakkı & Lisans: Yazarlar dergide yayınlanan çalışmalarının telif hakkına sahiptirler ve çalışmaları CC BY-NC 4.0 lisansı altında yayımlanmaktadır.

Review: Single anonymized - Two Internal (Editorial board members) and Double anonymized - Two External Double-blind Peer Review. It was confirmed that it did not contain plagiarism by similarity scanning (Turnitin).

Ethical Statement: It is declared that scientific and ethical principles have been followed while conducting and writing this study and that all the sources used have been properly cited.

Complaints: husbededitor@hitit.edu.tr
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/hititsbd>

Conflicts of Interest: The author(s) has no conflict of interest to declare.

Grant Support: The author(s) acknowledge that they received no external funding to support this research.

Copyright & License: Authors publishing with the journal retain the copyright to their work licensed under the CC BY-NC 4.0.

Investor Attention in Borsa Istanbul: Analysis of the Effect of Google Trends and Youtube Views on Initial Public Offering Performances by Random Forest Method*

Abstract

The "efficient markets hypothesis", which is one of the asset pricing models of traditional finance theory, is based on the assumption that publicly available information is reflected in prices by rational investors with perfect information, and therefore it is not possible to obtain abnormal returns. On the other hand, models based on the assumption of bounded rationality argue that investors have cognitive constraints and one of these constraints is investor attention. Investor attention is a cognitive constraint that leads investors to focus only on a set of information, thus limiting their access to information. This constraint is used as a signal for stock price movements because it leads investors to buy only those stocks about which they have information. However, there are different views on how to measure investor attention. Approaches that measure investor attention indirectly use indirect proxies such as price, liquidity, return, and advertising expenditures, while approaches that measure investor attention directly either ask investors directly or monitor their behavior. Especially with the advancements in information and communication technologies, the widespread use of social media by investors to access investment ideas offers new tools to directly measure investor attention. Among these tools based on investors' information-seeking behaviors are Google and Baidu search volumes, Wikipedia page views, and tweets. Another financial dynamic influenced by investor attention is initial public offerings (IPOs). An IPO refers to the process of offering a firm's shares to the public in the primary market. Therefore, in an IPO, firms raise capital by offering their shares through the primary market. Predicting the performance of a stock in an IPO is crucial for both firms and investors. In this study, we use Google search volumes of firm names and symbols prior to the IPO as proxies of investor attention and the number of views of YouTube content that provides brief information about the IPO company and examine their impact on the performance of initial public offerings in Borsa Istanbul. The study also investigates which firm-specific characteristics are related to investor attention. In other words, it is also investigated which variables such as IPO size, number of shares, IPO price, reason for IPO, sector of the firm, and financial ratios attract more investor attention. As a result of the research, it was found that YouTube view counts are a better proxy for investor attention than Google search volumes. Within the scope of this study, both instruments used as proxies of investor attention are consistent with the assumption of bounded rationality, where perfect information is not available and cognitive abilities are limited. Additionally, the findings also suggest that investors value a firm's fundamental value and internal growth potential. Another aim of this study is to develop narrow artificial intelligence capable of making decisions regarding IPOs or supporting investor decisions within the scope of algorithmic financial transactions. Artificial intelligence is defined as the ability of a computer to perform various activities similar to intelligent beings. Super artificial intelligence refers to those with superhuman abilities; general artificial intelligence is designed to perform any task a human can perform; narrow artificial intelligence refers to artificial intelligence designed to perform a specific task. Therefore, each model developed within the scope of narrow artificial intelligence actually adds a new skill to general artificial intelligence. In this context, the findings obtained from this study provide a significant contribution to the development of financial artificial intelligence applications, especially in training bots engaged in algorithmic financial transactions related to IPOs. In other words, in practice, this study presents a narrow financial artificial intelligence product whose framework is limited to IPO performances, while in theory it reveals the determinants of investor attention.

Keywords: Initial Public Offering, Investor Attention, Random Forest, Google Trends, Youtube

Borsa İstanbul'da Yatırımcı İlgisi Google Trendleri ve Youtube İzlenmelerinin İlk Halka Arz Performanslarına Etkisinin Rassal Orman Yöntemi ile Analizi**

Öz

Geleneksel finans teorisinin varlık fiyatlama modellerinden biri olan "etkin piyasalar hipotezi", kamuya açık bilginin tam bilgiye sahip olan rasyonel yatırımcılar tarafından fiyatlara yansıtıldığı varsayımına dayanmakta ve dolayısıyla normalüstü getiri elde etmenin mümkün olmadığı görüşünü savunmaktadır. Diğer taraftan sınırlı rasyonel varsayımına dayanan modellerde ise yatırımcıların bilişsel kısıtlarının olduğu ve bu kısıtlardan birisinin de yatırımcı ilgisi olduğu görüşü hakimdir. Yatırımcı ilgisi, yatırımcıların sadece bir dizi bilgiye odaklanabilmesine neden olan ve dolayısıyla yatırımcıların bilgiye erişimlerini sınırlandıran bilişsel bir kısıttır. Bu kısıt yatırımcıları sadece hakkında bilgi sahibi oldukları hisse senetlerini satın almaya yönlendirdiğinden hisse senedi fiyat hareketleri için bir sinyal olarak kullanılmaktadır. Ancak yatırımcı ilgisinin nasıl ölçüleceği konusunda farklı görüşler söz konusudur. Yatırımcı ilgisini dolaylı olarak ölçen yaklaşımlarda fiyat, likidite, getiri, reklam harcamaları gibi dolaylı temsilciler kullanılmakta, doğrudan ölçen yaklaşımlarda ise ya doğrudan yatırımcıya sorulmakta ya da yatırımcıların davranışları

* This study is a revised version of the paper presented at the 10th International Congress on Accounting and Finance Research (ICARF'23) organized by Hitit University between September 14-16, 2023.

** Bu çalışma 14-16 Eylül 2023 tarihleri arasında Hitit Üniversitesi tarafından düzenlenen 10. Uluslararası Muhasebe ve Finans Araştırmaları Kongresi'nde sunulan bildirinin gözden geçirilmiş halidir.

izlenmektedir. Özellikle bilgi ve iletişim teknolojilerindeki gelişmelerle birlikte sosyal medyanın yatırımcılar tarafından yatırım fikirlerine ulaşmak için yaygın bir şekilde kullanımı yatırımcı ilgisini doğrudan ölçmek için yeni araçlar sunmaktadır. Yatırımcıların bilgi arayışlarına dayanan bu araçlar arasında Google ve Baidu arama hacimleri, Wikipedia sayfalarının görüntülenme sayısı ve tweetler sayılabilir. Yatırımcı ilgisinin etkili olduğu bir diğer finansal dinamik ise ilk halka arzlarıdır. İlk halka arz (IPO), bir firmanın hisselerinin birincil piyasada halka arz edilmesi sürecini ifade etmektedir. Dolayısıyla ilk halka arzda firmalar birincil piyasa yoluyla hisse senetlerini arz ederek sermaye elde ederler. İlk halka arzda hisse senedinin performansının öngörülmesi gerek firmalar gerek yatırımcılar açısından oldukça önemlidir. Bu çalışmada, yatırımcı ilgisinin temsilcileri olarak ilk halka arz öncesinde firma isimlerinin ve sembollerinin Google'da aranma hacimleri ile halka arz olacak şirket hakkında kısa bilgilerin verildiği YouTube içeriklerinin görüntülenme sayıları kullanılmakta ve bunların Borsa İstanbul'da ilk halka arz performansı üzerindeki etkisi incelenmektedir. Çalışmada ayrıca yatırımcı ilgisinin firmalara özgü hangi niteliklerle ilgili olduğu da araştırılmaktadır. Başka bir ifadeyle halka arz büyüklüğü, hisse sayısı, halka arz fiyatı, halka arz nedeni, firmanın sektörü, finansal oranları gibi değişkenlerden hangilerinin yatırımcı ilgisini daha fazla çektiği de araştırılmaktadır. Araştırma sonucunda YouTube izlenme sayılarının Google arama hacimlerine kıyasla yatırımcı ilgisinin daha iyi bir temsilcisi olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Bu çalışma kapsamında, yatırımcı ilgisinin temsilcisi olarak kullanılan her iki araç da tam bilginin olmadığı ve bilişsel yeteneklerin kısıtlı olduğu sınırlı rasyonalite varsayımıyla örtüşmektedir. Ayrıca bulgular yatırımcıların firmanın temel değerine ve içsel büyüme potansiyeline önem verdiğine de işaret etmektedir. Bu çalışmanın amaçlarından bir diğeri de algoritmik finansal işlemler kapsamında, ilk halka arz ile ilişkili kararları verebilecek ya da yatırımcıların kararlarına destek olabilecek dar bir yapay zekâ geliştirmektedir. Yapay zekâ, bir bilgisayarın zeki canlılara benzer şekilde çeşitli faaliyetleri gerçekleştirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır. Süper yapay zekâ, insanüstü yeteneklere sahip olan; genel yapay zekâ, bir insanın yapabileceği herhangi bir görevi yerine getirmek için tasarlanmış olan; dar yapay zekâ ise belirli bir görevi gerçekleştirmek için tasarlanmış yapay zekâyı ifade etmektedir. Dolayısıyla dar yapay zekâ kapsamında geliştirilen her bir model, esasında genel yapay zekâyı yeni bir yetenek kazandırmaktadır. Bu bağlamda bu çalışmadan elde edilen bulgular, özellikle finansal yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesinde ve algoritmik finansal işlemler yapan botların eğitilmesinde ilk halka arz kapsamında önemli bir katkı sunmaktadır. Başka bir ifadeyle bu çalışma, pratikte çerçevesi halka arz performansları ile sınırlı olan finansal dar bir yapay zekâ ürünü ortaya koyarken teoride yatırımcı ilgisinin belirleyicilerini ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: İlk Halka Arz, Yatırımcı İlgisi, Rassal Orman, Google Trendler, Youtube

Giriş

Geleneksel finans teorisinin varlık fiyatlama modelleri (Fama, 1970; Treynor, 1962; Sharpe, 1964; Lintner, 1965; Mossin, 1966) üstü kapalı bir şekilde, hem kamuya açık bilginin eş anlı yayılarak zahmetsizce elde edildiği hem de tabiatı itibarıyla rasyonel olan yatırımcılar tarafından bu bilginin piyasada anında fiyatlara yansıtıldığı varsayımlarına dayanmaktadır. Bu varlık fiyatlama modellerinden biri olan “etkin piyasalar hipotezi” de, piyasaya ulaşan ilgili tüm bilginin anında hisse senedi fiyatlarına yansıdığını varsaymakta ve dolayısıyla etkin bir piyasada fiyatları tahmin etmenin ve buna dayalı olarak normalüstü getiri elde etmenin mümkün olmadığı görüşünü savunmaktadır (Fama, 1970). Diğer taraftan yatırımcıların sınırlı rasyonel olduğu varsayımlarda ise tüm alternatifler hakkında bilgi sahibi olmanın çoğu zaman mümkün olamayacağı, ayrıca tam bilgiye sahip olunsu bile bilişsel kısıtlarla karşı kaşıya kalınacağı görüşü hakimdir (Simon, 1955; 1956).

Bu bilişsel kısıtlardan biri yatırımcı ilgisidir (investor attention). Gerçek dünyada yatırımcılar, ilginin (ya da dikkatin) (attention) sınırlı bir bilişsel aktivite olmasından dolayı yalnızca bir dizi bilgiye odaklanabilmekte ve yatırımcıların bilgiye erişimleri çoğu zaman ilgilendikleri hisse senetleriyle sınırlı kalmaktadır (Kahneman, 1973; Grossman ve Stiglitz, 1980; Barber ve Odean, 2008; American Psychological Association, n.d.; Takeda ve Wakao, 2014). Bu durum ise eksik bilgi koşullarında yatırımcıların portföylerini yalnızca hakkında bilgi sahibi olduğu menkul kıymetlerle oluşturduğuna (Merton, 1987) ve sadece dikkatlerini çeken hisse senetlerini satın almaya yönelindiklerine işaret etmektedir (Barber ve Odean, 2008).

Merton (1987)'nin yatırımcı tanınmışlık hipotezinde ortaya koyduğu hisse senedi fiyat hareketleri için yatırımcı ilgisini ilk defa bir sinyal olarak kullanma fikri, literatürde oldukça kabul görmüş, bununla birlikte yatırımcı ilgisinin nasıl ölçüleceği konusunda farklı yaklaşımlar ortaya çıkmıştır. Bu yaklaşımlardan bazıları yatırımcı ilgisini dolaylı olarak, bazıları ise doğrudan ölçmektedir. Yatırımcı ilgisini dolaylı olarak ölçen yaklaşımlar, yatırımcıların hisse senetleriyle ilgilerini yatırımcılara sormak yerine yatırımcı ilgisinin bir temsilcisi (proxy) olarak kabul edilebilecek ölçütlerle

başvurmaktadırlar. Bu yaklaşımlarda hisse senedi fiyatları ve likidite (Merton, 1987), aşırı getiri (Barber ve Odean, 2008), yüksek işlem hacmi (Barber ve Odean, 2008; Hou ve diğerleri, 2009), haberlere konu olma (Fang ve Peress, 2009; Yuan, 2015; Bajo ve diğerleri, 2016), geçmiş performans (Vozlyublennaia, 2014) ve reklam harcamaları (Grullon ve diğerleri, 2004; Lou, 2014; Madsen ve Niessner, 2019; Chemmanur ve Yan, 2019; Mayer, 2021) yatırımcı ilgisinin dolaylı temsilcileri olarak kabul edilmektedir.

Bilgi teknolojisindeki gelişmelerle birlikte internetin ve sosyal medyanın yatırım amacıyla yaygın bir şekilde kullanımı (Salisu ve diğerleri, 2021; Ekinci ve Bulut, 2021) yatırımcı ilgisini ölçmek için yeni araçlar sağlamaktadır. Yatırımcı ilgisinin doğrudan temsilcisi olarak kullanılan bu araçlar temelde yatırımcıların bilgiyi elde etmek için harcadıkları çabaya yani bilgi arama davranışlarına ilişkin veriler sunmaktadır. Yatırımcıların bilgi arayışlarına dayanan ve yatırımcı ilgisinin doğrudan temsilcisi olarak kabul edilen bu araçlar arasında Google (Da ve diğerleri, 2011; Colaco ve diğerleri, 2017; Padungsaksawasdi ve diğerleri, 2019) ve Baidu (Zhang ve diğerleri, 2013; Zhang, 2019; Zhao ve diğerleri, 2018; Nguyen ve diğerleri, 2019) arama hacimleri, Wikipedia sayfalarının görüntülenme sayısı (Boulton ve diğerleri, 2021; Osabuohien-Irabor, 2021, Gómez-Martínez ve diğerleri, 2022) ve tweetler (Li ve diğerleri, 2016; Shen ve diğerleri, 2019; Rakowski ve diğerleri, 2021; Suardi ve diğerleri, 2022) sayılabilir.

Yatırımcı ilgisinin yatırımcı davranışını ve finansal piyasa dinamiklerini etkilemede önemli bir role sahip olduğu pek çok çalışmada ortaya konulmuştur. Başka bir ifadeyle literatürde yatırımcı ilgisinin yüksek işlem hacimleri (Mayer, 2021), pozitif ya da negatif olduğuna bakılmaksızın getiriler (Chen, 2017; Gargano ve Rossi, 2018), yatırımcıların alım yanlı eğilimleri (Barber ve Odean, 2000; 2008), daha yüksek fiyatlama (Barber ve Odean, 2008; Da ve diğerleri, 2011) ve sürü davranışı (Hsieh ve diğerleri, 2020) gibi finansal dinamiklerle ilişkili olduğuna dair kanıtlar vardır.

Yatırımcı ilgisinin etkili olduğu bir diğer finansal dinamik ise ilk halka arzlarıdır (Zhao ve diğerleri, 2018; Boulton ve diğerleri, 2021). İlk halka arz (IPO), bir firmanın hisselerinin birincil piyasada halka arz edilmesi sürecini ifade etmektedir. Dolayısıyla ilk halka arzda firmalar birincil piyasa yoluyla hisse senetlerini arz ederek sermaye elde ederler. İlk halka arzda hisse senedinin performansının öngörülmesi gerek firmalar gerek yatırımcılar açısından oldukça önemlidir.

Bu çalışmada, ilk halka arz öncesinde firma isimlerinin ve sembollerinin internet arama hacimleri ile halka arz olacak firmaların izahnamelerindeki bilgilerin kısmen açıklandığı ve şirket hakkında kısa bilgilerin verildiği YouTube içeriklerinin görüntülenme sayılarını yatırımcı ilgisinin temsilcileri olarak kullanılmakta ve Borsa İstanbul'da ilk halka arz performansı üzerindeki etkisi incelenmektedir. Çalışmada ayrıca yatırımcı ilgisinin firmalara özgü hangi niteliklerle ilgili olduğu da araştırılmaktadır. Başka bir ifadeyle halka arz büyüklüğü, hisse sayısı, halka arz fiyatı, halka arz nedeni, firmanın sektörü, finansal oranları gibi değişkenlerden hangilerinin yatırımcı ilgisini daha fazla çektiği de araştırılmaktadır.

Bu çalışmanın amaçlarından biri de algoritmik finansal işlemler kapsamında, ilk halka arza ilişkin kararları verebilecek ya da yatırımcı kararlarına destek olabilecek dar bir yapay zekâ geliştirmektedir. Yapay zekâ, bir bilgisayarın veya bilgisayar kontrollü bir robotun zeki canlılara benzer şekilde çeşitli faaliyetleri gerçekleştirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır (Cumhurbaşkanlığı Dijital Dönüşüm Ofisi Başkanlığı ve Sanayi ve Teknoloji Bakanlığı, 2021). Süper yapay zekâ, insanüstü yeteneklere sahip olan; genel yapay zekâ, bir insanın yapabileceği herhangi bir görevi yerine getirmek için tasarlanmış yapay zekâ anlamına gelmektedir. Dar yapay zekâ ise belirli bir görevi veya sınırlı görevi gerçekleştirmek için tasarlanmış yapay zekâyı ifade etmektedir (Russell ve Norvig, 2021). Dolayısıyla dar yapay zekâ kapsamında geliştirilen her bir model, esasında genel yapay zekâyı yeni bir yetenek kazandırmaktadır. Bu bağlamda bu çalışmadan

elde edilen bulgular, özellikle finansal yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesinde ve algoritmik finansal işlemler yapan botların eğitilmesinde ilk halka arz kapsamında önemli bir katkı sunmaktadır. Başka bir ifadeyle bu çalışma, pratikte çerçevesi halka arz performansları ile sınırlı olan finansal dar bir yapay zekâ ürünü ortaya koyarken teoride yatırımcı ilgisinin belirleyicilerini ortaya koymaktadır.

1. Literatür Taraması

Google arama hacimleri ile hisse senedi piyasaları arasındaki ilişkiyi araştıran öncü çalışmalardan birinde, Bank ve diğerleri (2011) Google arama hacminin Alman hisse senetlerinin likidite ve getirileri üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda Google arama hacminin sadece firma bilinirliğinin bir işareti olmanın ötesinde yatırımcı ilgisinin de önemli bir göstergesi olduğu, zira işlem hacmi ve likiditedeki artışın arama sorgularındaki artış ile ilişkili olduğu bulgusuna ulaşmışlardır. Çalışmada ayrıca Google arama hacmi ile hisse senedi getirileri arasında kısa vadeli pozitif bir ilişki olduğu da ortaya konulmuştur. Da ve diğerlerinin (2011) yaptığı bir diğer öncü çalışmada ise 2004'ten 2008'e kadar olan dönemde ABD sermaye piyasasında işlem gören şirketlerden oluşan bir örneklem kullanılmış ve Google'dan elde edilen arama verileriyle ölçülen yatırımcı ilgisi ile işlem hacmi arasında ilişki olduğu bulgusuna ulaşılmıştır.

Vlastakis ve Markellos (2012) NYSE ve NASDAQ'ta işlem gören en büyük 30 hisse senedine ilişkin verileri kullanarak bilgi talebi ile volatilité ve işlem hacmi arasındaki ilişkiyi firma ve piyasa düzeyinde araştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda bilgi talebini temsilen Google veri tabanından aldıkları haftalık arama hacimleri ile volatilité ve işlem hacmi arasında hem hisse senedi hem genel piyasa düzeyinde pozitif yönlü ilişki olduğu bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca bilgi talebinin piyasa aktivitesi üzerindeki etkisinin yüksek getiri dönemlerinde daha güçlü hale geldiği ve yatırımcıların riskten kaçınma düzeyi arttıkça bilgi talebinin de arttığını gözlemlemişlerdir.

Bijl ve diğerleri (2016) hisse senedi getirilerini tahmin etmek için Google Trendler'den alınan verilerin kullanılıp kullanılmayacağını araştırdıkları çalışmalarında 2008'den 2013'e kadar olan dönemi kapsayan bir veri kümesi kullanarak, yüksek Google arama hacimlerinin olumsuz getirilere yol açtığı bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca, yüksek Google arama hacmine sahip hisse senetlerini satmaya ve seyrek Google aramalarıyla hisse satın almaya dayalı bir işlem stratejisini de incelemişler ancak bu stratejinin, işlem maliyetleri dikkate alınmadığında kârlı olduğu, işlem maliyetleri dikkate alındığında kârlı olmadığı sonucuna ulaşmışlardır.

Torikka (2016) halka arz öncesi Google aramalarının Avrupa Piyasalarında hisse senedi performansını tahmin edip etmediğini araştırdığı çalışmasında açıklayıcı değişken olarak Google Trendler'deki arama hacmi endekslerini kullanmış, 2004'ün başından 2015'in sonlarına kadar 254 halka arz örneğini analiz etmiştir. Araştırmanın sonucunda Google arama hacimlerinin, halka arzların ilk gün getirilerini önemli ölçüde tahmin edebildiğini ve kıta Avrupası piyasalarında uzun vadeli getirileri tahmin etme potansiyeli olduğu bulgusuna ulaşmıştır.

Colaco ve diğerleri (2017) 2004-2011 döneminde ABD'deki halka arzlarda bir halka arzın ilk değerini belirlemede bireysel yatırımcı ilgisinin yol gösterici olabileceği görüşünden yola çıkarak yaptıkları çalışmada, fiyat-satış oranı (price-to-sales), fiyat-varlık oranı (price-to-assets) ve fiyat-FAVÖK oranı (price-to-EBITDA) ile ölçülen ilk halka arz değerlemesi arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. 2004-2011 dönemindeki ABD halka arzlarının örneklem olarak kullanıldığı çalışmada ilk başvuruyu takip eden bireysel yatırımcı ilgisindeki değişimin ilk değerlemelerle pozitif ilişkili olduğu bulgusuna ulaşmışlardır.

Zhao ve diğerleri (2018) çevrimiçi aramalardan elde ettikleri verilerle halka arzın ilk günlük düşük fiyatlaması ve uzun vadeli düşük performans için öngörü gücüne sahip olup olmadığını

araştırmışlardır. Çin'de yaygın bir şekilde kullanılan arama motoru olan Baidu'dan elde edilen verilerin kullanıldığı çalışmada halka arz öncesinde yatırımcı ilgisinin yüksek olmasının halka arzın ilk gün getirisinin daha yüksek olmasına yol açtığı, ancak uzun vadeli düşük performans ile yatırımcı ilgisi arasında zayıf bir korelasyon olduğu bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca halka arzın ilk gün getirisi ile uzun vadeli performansın etkileşimini de araştırmışlar ve halka arzın ilk gün getirisinin uzun vadeli düşük performans için zayıf tahmin gücüne sahip olduğunu ortaya koymuşlardır.

Rutkowska ve Kliber (2018) yatırımcı duyarlılığının Google anahtar kelime aramasından etkilenip etkilenmediğini GARCH yöntemi ile araştırdıkları çalışmalarında negatif anahtar kelime aramalarının yatırımcı güveninin azalmasıyla bağlantılı olduğu, negatif bir aramanın genel etkisinin pozitif bir aramanın genel etkisinden daha güçlü olduğu bulgusuna ulaşmışlardır.

Zhang (2019), bir Çin arama motoru olan Baidu Endeksi'nin arama sıklığını yatırımcıların ilgisinin bir göstergesi olarak kullanarak borsaya kote edilmeden önce yatırımcının ilgisinin yayılmasını ve azalmasını modellediği çalışmada Çin borsasında 2011-2012 döneminde listelenen 437 hisse senedini analiz etmiştir. Araştırmanın sonucunda bireysel yatırımcı ilgisinin ilk gün halka arz getirisi üzerinde önemli bir etkisi olduğu bulgusuna ulaşmıştır. Ayrıca aynı gün hisse senetleri halka açıldığında ne kadar çok hisse senedi varsa, yatırımcının dikkatinin de o kadar dağıldığını göstermiştir.

Padungsaksawasdi ve diğerleri (2019) Arama Hacmi İndeksi (SVI) ile getiri, volatilité ve işlem hacmi arasındaki ilişkileri vektör otoregresyon (VAR) yöntemini kullanarak araştırdıkları çalışmalarında SVI ile hisse senedi piyasası faaliyetleri ilişkisinin çift yönlü, dinamik ve karşılıklı bağımlılığının olduğunu ortaya koymuşlardır. Ancak gelişmiş ve gelişmekte olan piyasalardaki ilişkiler istatistiksel olarak anlamlı derecede farklı olduğu, gelişmiş piyasalardaki borsaların, arama hacmine gelişmekte olan piyasalara göre daha fazla tepki verdiği bulgusuna ulaşmışlardır.

Bui ve diğerleri (2019) yatırımcı ilgisinin borsa faaliyetleri üzerindeki etkilerini araştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada yatırımcı ilgisini Google arama hacimleri ile ölçmüş ve Vietnam'ın en büyük borsalarından biri olan HOSE'un VN-100 Endeksi'nde yer alan hisse senedi göstergeleri ile ilişkisini beş yıllık (2014–2018) bir zaman dilimi için analiz etmişlerdir. Analizin sonucunda piyasaya bir bütün olarak ilgi gösterilmesinin hisse senedi likidite azlığı ve volatilitesi üzerinde önemli ölçüde olumlu etkisinin olduğu bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca hisse senedi düzeyinde ilgiye ilişkin bulgular ise, likidite azlığı ve volatilité üzerindeki etkinin iki yönlü olduğunu göstermektedir.

Kim ve diğerleri (2019) Google arama hacimlerinin Oslo Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören en büyük şirketlerin mevcut normalüstü getirilerini, işlem hacmini ve volatilitelerini açıklayıp gelecekteki normalüstü getirileri tahmin edip edemeyeceğini araştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda Google arama hacimleri kullanılarak normalüstü getirilerin tahmin edilemeyeceğini, ancak Google aramaları ile volatilité ve işlem hacminin öngörülebileceğini ortaya koymuşlardır.

Nguyen ve diğerleri (2019) Google arama hacimleri ve hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi Endonezya, Malezya, Filipinler, Tayland ve Vietnam'ın da aralarında bulunduğu 5 gelişmekte olan piyasa bağlamında araştırmışlar, Google arama hacimlerinin Fama-French modelinde kullanılan faktörlerle etkileşimini incelemişlerdir. Analizin sonucunda Filipinler, Tayland ve Vietnam örneğinde Google arama hacimlerinin hisse senedi getirileri üzerinde negatif etkisi olduğu, bunun da yatırımcıların yatırım kararlarında iyi haberlere kıyasla kötü haberlere daha duyarlı olmasından kaynaklandığı sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca yatırımcıların ilgisi ile Fama-French modelinin faktörleri arasındaki etkileşimi dikkate alındığında Endonezya ve Malezya örneğinde firma varlıkları ile hisse senedi getirileri arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenebilirken, bu ilişkinin Filipinler, Tayland ve Vietnam için anlamlı derecede negatif olduğu sonucuna varmışlardır. Finansal

kaldıraç, likidite ve varlıkların getirisi gibi diğer parametreler için de aynı eğilimi gözlemlemişler ve bu durumun Malezya ve Endonezya'daki İslami Finansın etkisiyle açıklanabileceği sonucuna varmışlardır. Çalışmanın sonucunda yatırımcıların ilgisinin Fama-French modelinde önemli bir rol oynadığı bulgusuna ulaşmışlardır.

Swamy ve Dharani (2019) Google arama hacmi endeksini kullanarak yatırımcı ilgisinin hisse senedi getirilerini tahmin etmek için kullanılıp kullanılmayacağını araştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada Hindistan Ulusal Menkul Kıymetler Borsası'nın NIFTY 50 endeksinde yer alan şirketlere yönelik Temmuz 2012'den Haziran 2017'ye kadar 260 haftalık gözleme odaklanmışlardır. Araştırmanın sonucunda yüksek Google arama hacimlerinin sonraki dördüncü ve beşinci haftalarda pozitif ve anlamlı bir şekilde geri dönüşleri öngördüğü, aşırı getirilerin büyüklüğünün yanı sıra yönünün de yararlı bir tahmincisi olarak işlev gördüğü ve yerli yatırımcı aramalarının, dünya çapındaki yatırımcı aramalarından daha yüksek normalüstü getirilerle ilişkili olduğu bulgularına ulaşmışlardır.

Chang ve Kwon (2020) kısa ve uzun vadede halka arz sonrası performansı inceleyerek, halka arzda düşük fiyatlandırmanın rolünü ve bunun yatırımcı ilgisiyle olan etkileşimini araştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada bilişim teknolojileri (BT) alanında faaliyet gösteren firmalara odaklanmışlardır. Google arama verilerinin kullanıldığı çalışmada ortalama olarak BT firmalarının, BT dışı firmalara göre daha düşük fiyatlandırıldığı ve halka arz tarihleri civarında Google aramalarından ölçülenden daha fazla ilgi gördükleri bulgusuna ulaşmışlardır. Araştırmada ayrıca yatırımcı ilgisinin düşük fiyatlandırma ile BT firmaları için olumlu, BT dışı firmalar için olumsuz yönde ilişkili olduğu da ortaya konulmuştur

Huang ve diğerleri (2020) Google arama verileri ile S&P 500 endeksi arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişkinin mevcut olup olmadığını, böyle bir potansiyel ilişkinin ne kadar kalıcı olduğunu ve arama hacmindeki değişikliklerin endeksteeki yön hareketleri üzerindeki etkilerini araştırdıkları çalışmada veriler 2004 ile 2017 yılları arasında 13 yıllık bir dönem için haftalık olarak elde edilmiştir. Araştırmanın sonucunda Google arama verilerinin kullanılmasının S&P 500 endeksindeki yön hareketlerini tahmin etmek için kullanılabilmesi, bununla birlikte belirli bir arama hacmi tarafından sağlanan yön sinyalinin ilk arama teriminin pozitifliği ya da negatifliğine bağlı olduğu, dolayısıyla Google arama verilerinin bireysel yatırımcıların sadece ilgisini değil aynı zamanda bu ilginin doğal bir parçası olan duyguyu da temsil ettiği sonucuna ulaşılmıştır.

Liu ve diğerleri (2021) çalışmalarında, arama hacminin teknoloji firmalarının finansal performansı üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. ABD'nin en büyük beş teknoloji firmasının marka adları ve ürünlerine yönelik çevrimiçi arama sorgularının hacminin finansal performansları üzerindeki etkisini OLS tekniği ile analiz etmişler, firmaların marka adlarının çevrimiçi arama hacminin firmanın performansı ile (özsermaye getirisi (ROE), aktif getirisi (ROA)) negatif ilişkili olduğu bulgusuna ulaşmışlardır. Diğer taraftan bir firmanın ana ürün adlarının aranma hacmi ile ROE ve ROA arasında pozitif bir ilişki olduğunu ortaya koymuşlardır.

Chivianti ve Sukamulja'nın (2021) Google arama hacmi endeksinin düşük fiyatlı halka arzlar üzerindeki etkisi ve görüş ayrılıklarını araştırdıkları çalışma, bir şirketin halka arzını gerçekleştirmeden önce, potansiyel yatırımcıların şirket hakkında bilgi arayacağı ve her bir yatırımcının verileri farklı yorumlayabileceği, dolayısıyla yatırımcıların arasında görüş ayrılıkları olacağı tezine dayanmaktadır. 2015 ve 2019 yılları arasında halka arzı gerçekleştiren 79 Endonezya şirketine ilişkin bir örneklem üzerinde yapılan çalışmanın sonucunda halka arzın düşük fiyatlandırılması ile görüş ayrılığı arasında negatif bir ilişki olduğu ve yatırımcıların internetteki diğer bilgileri yakından takip etmesi nedeniyle, yatırımcıların ilgisinin ilk getiri ile temsil edilen düşük fiyatlı halka arzlar hakkındaki anlaşmazlıkları azalttığı ortaya konulmuştur.

Mulchandani ve diğerleri (2023) Hindistan piyasalarında yatırımcı ilgisinin ilk halka arzların (IPO) kısa vadeli getirileri ve uzun vadeli performansı üzerindeki etkisini araştırdıkları çalışmalarında 2005'ten 2019'a kadar gerçekleşen halka arzlara odaklanmış ve yatırımcı ilgisini Google Arama Hacmi Endeksi (GSVI) yardımıyla ölçmüşlerdir. Araştırmanın sonucunda getiriler ile yatırımcı ilgisi arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki olduğunu ortaya koyan çalışma Hindistan'daki halka arzlar için dikkat teorisini doğrulamaktadır.

Google arama verileri ile piyasalar arasındaki ilişkiyi araştıran benzer çalışmalar Borsa İstanbul için de yapılmıştır. Örneğin Akgün (2016) 2005-2015 döneminde Türkiye'de yaptığı çalışmada 145 firma üzerinde halka arz öncesi yatırımcı ilgisinin halka arz getirileri ile halka arz sonrası pay senedi likiditesi arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Pasif yatırımcı ilgisini firmalarla ilgili çıkan haber ve rapor sayısı ile aktif yatırımcı ilgisini ise Google arama verileri ile hesaplamıştır. Panel veri analizi sonucunda aktif yatırımcı ilgisi ile likidite arasında pozitif yönlü ilişki olduğu bulgusuna ulaşmıştır.

Korkmaz ve diğerleri (2017) yaptıkları çalışmada, Google arama verileriyle ölçülen yatırımcı ilgisinin Borsa İstanbul pay senedi piyasasına olan etkisini araştırmışlar, yatırımcı ilgisinden endeks getirisine yönelik zayıf da olsa bir nedensellik ilişkisi olduğu bulgusuna ulaşmışlardır.

Bilgiç (2017) çalışmasında 2015-2016 döneminde Google arama hacimlerine dayalı yatırımcı ilgisi ile Borsa İstanbul'a olan talep arasındaki ilişkiyi araştırmış, analiz sonucunda yatırımcı ilgisi ile işlem hacmi ve getiri arasında pozitif ve anlamlı ilişki olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Topaloğlu ve İlhan (2020) yatırımcı ilgisinin pay piyasaları üzerindeki etkisini Borsa İstanbul'da işlem gören bankalar üzerine araştırmışlardır. İşlem hacmi ve hisse senedi getirisinin bağımlı, Google arama hacimlerinin bağımsız değişken olarak kullanıldığı çalışmada 2010'dan 2018 tarihine kadar olan veriler panel veri tekniği ile analiz edilmiştir. Analizin sonucunda arama hacimleri ile hem hisse senedi getirileri hem işlem hacimleri arasında anlamlı ve pozitif ilişki olduğu bulgusuna ulaşılmıştır.

Ekinci ve Bulut (2021) piyasa, büyüklük ve değeri göz önünde bulundurarak Google arama hacimleri ile hisse senedi getirileri arasında bir ilişki olup olmadığını BIST 100 hisse senetlerine ilişkin 2012'den 2017'ye kadar haftalık verileri kullanarak araştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda Google arama hacimleri ile hisse senedi getirileri arasında bir bağlantı olduğu, ancak ilişkinin yönünün çok net olmadığı bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca çok aranan hisse senetlerinin, içerisinde bulunulan dönemde pozitif getiri sağladığını, takip eden dönemde ise olumlu getirinin azaldığını ve aranma ile negatif getiri arasındaki ilişkinin çok zayıf olduğunu ortaya koymuşlardır. Son olarak arama hacmi ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi belirleyen temel faktörün firma büyüklüğünden ziyade hisse senedine olan kurumsal ilgiyle ilişkili olduğu sonucuna varmışlardır.

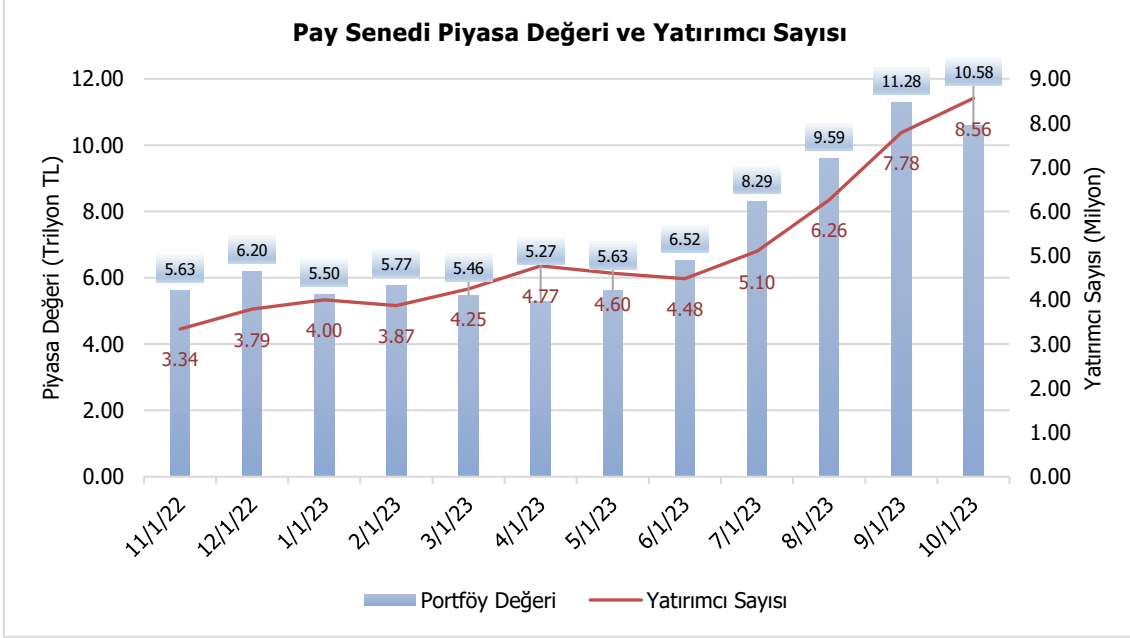
2. Araştırma

Gerek geleneksel finans teorilerinde gerekse davranışsal finans teorilerinde, finansal piyasalar açısından en değerli varlık olan (Vlastakis ve Markellos, 2012) bilginin elde edilmesi ve yayılması, diğer bir ifadeyle bilgi arama ve bilgi paylaşma davranışları, sermaye piyasalarının tahmin edilmesinde önemli bir sinyal olarak ön plana çıkmaktadır. Dolayısıyla bilginin edinilmesi ve karar süreçlerinde etkin bir şekilde kullanılması hem geleneksel finansın hem davranışsal finansın yapıtaşı niteliğindedir. Bu çalışma temelde bireysel yatırımcıların bilgi arama davranışlarına odaklanmaktadır.

Bireysel yatırımcıların pay piyasalarına olan ilgisi her geçen gün artmaktadır (Andrews, 2023; World Economic Forum, 2022). Dünya genelindeki bu artış, Türkiye için de geçerlidir. Şekil 1'de 2022 yılı Kasım ayından 2023 yılı Ekim ayına kadarki dönemde Borsa İstanbul Pay Piyasası'nın piyasa değerleri ve yatırımcı sayıları görülmektedir. Buna göre 2022 yılının Kasım ayında 5,63

Trilyon TL olan piyasa değeri 2023 yılı Ekim ayına gelindiğinde yaklaşık iki katına çıkarak 10,58 Trilyon TL olmuştur. Yatırımcı sayısı ise aynı dönemlerde 5,53 milyondan yaklaşık bir buçuk kat artarak 8,56 milyona ulaşmıştır.

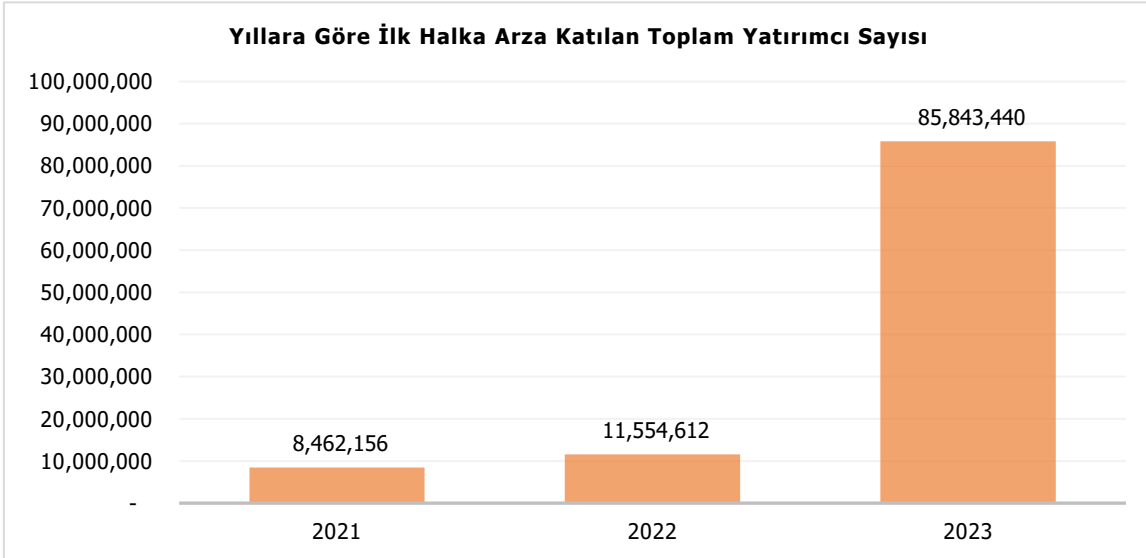
Şekil 1. Borsa İstanbul Pay Piyasa Değeri ve Yatırımcı Sayısı



Kaynak: <https://www.vap.org.tr>

Borsa İstanbul'da bireysel yatırımcıların pay piyasasına ilgisinin artması, aynı zamanda ilk halka arzlara olan ilgisine de yansımaktadır. Şekil 2, Borsa İstanbul'da 2021 yılından 2023 yılına kadarki dönemde yapılan ilk halka arzlara katılan bireysel yatırımcıların toplam sayısını göstermektedir. Buna göre 2021 yılında ilk halka arzlara 8,5 milyon, 2022 yılında 11,5 milyon ve 2023 yılında (Kasım ve Aralık ayları hariç) 85,8 milyon bireysel başvuru olmuştur.

Şekil 2. Yıllara Göre İlk Halka Arz Katılan Toplam Yatırımcı Sayısı



Kaynak: <https://www.kap.gov.tr>

Bu çalışma temelde bireysel yatırımcıların finansal piyasalar, varlıklar ve araçlar gibi konularda eksik bilgiye sahip oldukları ve eksik bilgilerini tamamlamak için çeşitli bilgi kaynaklarından

araştırma yaptıkları varsayımı üzerine inşa edilmiştir. Bireysel yatırımcıların genelde pay piyasasına özelde ise ilk halka arzlara olan ilgisinin artması halka arz olan firmalarla ilgili bilgi talebinin artacağına işaret etmektedir. Bireysel yatırımcıların eksik bilgilerini tamamlamak için başvurdukları araçlar bilgi teknolojilerindeki dijital dönüşümle birlikte gazete, televizyon gibi geleneksel medyadan sosyal medya platformları ve video paylaşım siteleri gibi çeşitli dijital mecralara kaymıştır (Farrell ve diğerleri, 2022). Bu platformların sağladığı bilgiye erişim kolaylığı ve düşük maliyet bireysel yatırımcılar tarafından daha fazla tercih edilmelerini sağlamaktadır. Bireysel yatırımcıların firmalar hakkında bilgi arayışlarını dijital araçlar ve platformlar üzerinden gerçekleştirmesi, bilgi paylaşma ve arama eylemlerinin izlenebilmesine imkan sunmaktadır.

4.1. Araştırmanın Konusu ve Amacı

Bu çalışmada, ilk halka arz öncesinde firma isimlerinin ve sembollerinin Google arama hacimleri ile halka arz olacak firmaların izahnamelerindeki bilgilerin kısmen açıklandığı ve firma hakkında kısa bilgilerin verildiği YouTube içeriklerinin izlenme sayıları yatırımcı ilgisinin temsilcileri olarak kullanılmakta ve Borsa İstanbul'da ilk halka arzda hisse senedine olan bireysel yatırımcı talebinin rassal orman yöntemi ile tahmin başarısı incelenmektedir.

Çalışmada ayrıca firmalara özgü hangi niteliklerin yatırımcı ilgisini daha çok çektiği de araştırılmaktadır. Başka bir ifadeyle hisse sayısı, halka arz fiyatı, halka arz nedeni, firmanın sektörü, finansal oranları gibi özniteliklerden hangilerinin yatırımcı ilgisini daha fazla çektiği de araştırılmaktadır.

4.2. Araştırmanın Veri Seti

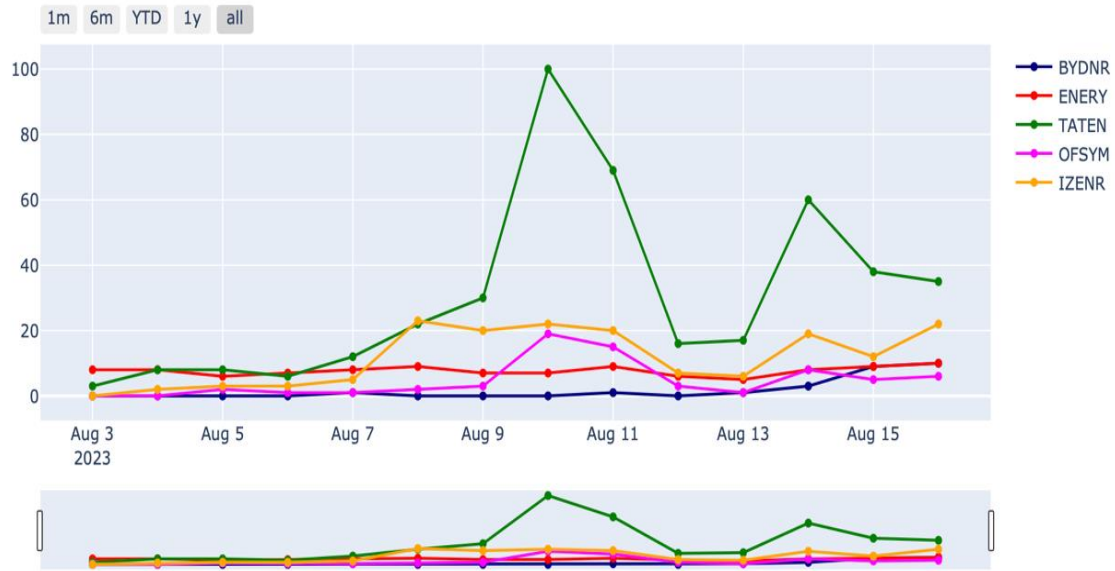
Bu çalışma kapsamında kullanılan veriler ve açıklamalar Tablo 1'de yer almaktadır. Çalışmanın bağımlı değişkenleri bireysel yatırımcıların halka arza olan talepleridir. Halka arza olan talep, Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) aracılığıyla açıklanan halka arz sonuçları esas alınarak belirlenmiştir.

Bu çalışma kapsamında üç farklı bağımsız değişken grubu oluşturulmuştur. Bağımsız değişken gruplarından biri firmaların Borsa İstanbul'da ilk halka arzına ilişkin verileri içermektedir. Bu grup içerisinde yer alan veriler, halka arzın onaylandığının ilan edildiği sermaye piyasası bülteni tarihi, talep toplama tarihleri, halka arz olan firmanın ismi, BİST kodu, halka arz fiyatı, halka arz büyüklüğü, dağıtım yöntemi, lot sayısı, halka arzda satışa aracılık eden aracı kurum adı, katılım endeksine uygun olup olmadığı ve halka arzdan elde edilecek fonun kullanım amaçlarına ilişkin verileridir. Bir diğer veri grubu halka arz olacak firmanın finansal performansına ilişkin verileridir. Bu veri grubunda halka arz olan firmanın son 12 aylık bilançosuna göre cari oranı, kaldıraç oranı, FAVÖK marjı, net kâr marjı, ödenmiş sermayeye göre kârlılığı, aktif kârlılığı ve öz sermaye kârlılığı oranları kullanılmıştır.

Tablo 1. Veri Grupları

Değişkenler	Değişken Kodu	Değişken Adı	Kaynak
Bağımlı Değişkenler			
Talep	T	Talep	Halka Arz Sonuçları (KAP)
Bağımsız Değişkenler			
Halka Arz	haf	Halka Arz Fiyatı	İzahname
	hab	Halka Arz Büyüklüğü	İzahname
	ls	Lot Sayısı	İzahname
	aka	Aracı Kurum Adı	İzahname
Yatırımcı İlgisi	fky	Fon Kullanım Yerleri	İzahname
	gai	Google Arama İstatistikleri	Hisse Arama Sayısı (Google Trends)
Finansal Performans	yis	YouTube İzlenme Sayıları	Hisse Görüntülenme Sayısı (YouTube)
	co	Cari Oran	$Cari\ Oran$
	ko	Kaldıraç Oranı	$\frac{Dönen\ Varlıklar}{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynaklar}$ $Kaldıraç\ Oranı$ $\frac{Toplam\ Yabancı\ Kaynaklar}{Varlık\ Toplamı}$
	Favök	Favök Marjı	$\frac{Net\ Kâr}{Net\ Satışlar}$
	nkm	Net Kâr Marjı	$\frac{Net\ Kâr}{Net\ Satışlar}$
	ösk	Ödenmiş Sermayeye Göre Kârlılık (Bedelsiz Potansiyeli)	$\frac{Öz\ Sermayeye\ Göre\ Kârlık}{Net\ Kâr}$
	ak	Aktif Kârlılığı	$\frac{Ödenmiş\ Sermaye}{Aktif\ Kârlılığı}$ $\frac{Net\ Kâr}{Aktif\ Toplamı}$
ök	Öz Sermaye Kârlılığı	$\frac{Öz\ Sermaye\ Kârlılığı}{Net\ Kâr}$ $\frac{Net\ Kâr}{Öz\ Sermaye}$	

Şekil 3. Google Arama Trendleri Örneği



Çalışmada kullanılan üçüncü veri grubu yatırımcı ilgisinin temsilcisi olarak kabul edilen Google arama istatistikleri ve YouTube izlenme sayılarıdır. Bir örneği Şekil 3'te yer alan Google arama istatistikleri, Python (PyPI, n.d.) programlama dili için geliştirilmiş pytrends adlı paket aracılığıyla toplanmıştır. Google aramaları, halka arzın resmi olarak onaylandığının ilan edildiği Sermaye Piyasası Bülten tarihinden talep toplama tarihlerinin son gününe kadar geçen zaman diliminde, halka arz olan firmanın "BİST kodu" ve "firma isminin" aranma sayıları elde edilerek oluşturulmuştur.

Örneğin Adra GYO ile ilgili “adgyo halka arz”, “adgyo hisse”, “adgyo ne zaman”, “adra gyo”, “adgyo nasıl alınır”, “adgyo kaç lot verir”, “adra gyo halka arz”, “adgyo halka arz tarihi” gibi arama terimlerinin aranma sayıları toplanarak Google arama sayıları belirlenmiştir. YouTube izlenme sayıları ise, halka arza konu olan firmaların izahnamelerinde yer alan bilgilerin, firma bilanço ve gelir tablosuna ilişkin analizlerin, firmanın yaptığı işin ve sektörünün, halka arza katılımı ile ilgili bilgilerin YouTuberlar tarafından kısaca açıklandığı videoların görüntülenme sayısını ifade etmektedir. YouTube izlenme sayıları, Python programlama dilinde geliştirilen bir script ile otomatik olarak toplanmıştır.

4.3. Araştırmanın Evreni ve Örneklemi

Çalışma 01 Ocak 2022 – 31 Ekim 2023 tarihleri arasında Borsa İstanbul’da halka arz olan ve Tablo 2’de BİST kodları yer alan firmaları kapsamaktadır.

Tablo 2: 2021-2023 Yılları Arasında Halka Arz Olan ve Analize Dahil Edilen Firmalar

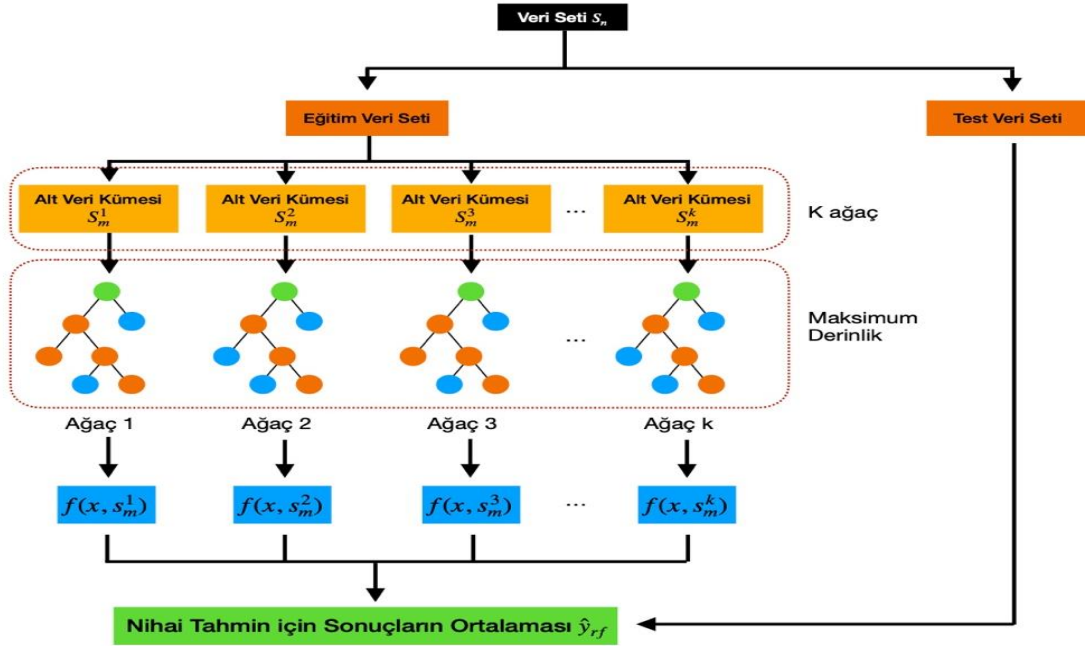
TABGD	GIPTA	KLSE	CWENE	ASTOR	OZSUB	KCAER	CONSE	DAPGM
VRGYO	TARKM	FZLGY	GRTRK	TNZTP	SNICA	PRDGS	SUWEN	HUNER
MHRGY	EBEBK	ATAKP	EUPWR	SOKE	ALFAS	MAKIM	LIDER	PNLSN
BORLS	KZGYO	FORTE	CVKMD	SDTTR	AZTEK	EUREN	SMRTG	
DOFER	BYDNR	A1CAP	KOPOL	ONCSM	HKTM	SEGYO	ENSRI	
MEKAG	ENERY	PASEU	EKSUN	EYGYO	BARMA	YYLGD	GRSEL	
DMRGD	TATEN	KTLEV	AKFYE	TERA	OBASE	SUNTK	GZNMI	
ADGYO	OFSYM	BIENY	GOKNR	AHGAZ	KRPLS	BMSTL	KLSYN	
HATSN	IZENR	KAYSE	BVSAN	BRKVY	KLRHO	IMASM	HTTBT	
REEDR	ASGYO	BIGCH	MACKO	PLTUR	RUBNS	KMPUR	INVES	

Analiz döneminde Borsa İstanbul’da toplam 135 firma halka arz olmuştur. Bu halka arzların 44’ü 2022 yılında, 39’u 2023 yılında gerçekleşmiştir.

4.4. Araştırmanın Yöntemi

Bu çalışma kapsamında yatırımcı ilgisinin Borsa İstanbul’da ilk halka arz performansı üzerindeki etkisi, büyük veri kümelerinde verimli bir şekilde çalışan rassal orman yöntemi ile analiz edilmektedir. Rassal orman (random forest), çok sayıda karar ağacının tahmin sonuçlarının ortalamasına dayanan bir makine öğrenmesi yöntemidir (Breiman, 2001). Topluluk öğrenmesi (ensemble learning) mantığına dayalı olan bu yöntemde nihai tahmin, karar ağaçlarının çoğunluğu ile belirlenmektedir (Chen ve diğerleri, 2018). Regresyon, sınıflandırma ve özellik seçimi problemlerinde başarıyla kullanılan (Sun ve diğerleri, 2021) rassal orman yöntemi, yüksek boyutlu verileri, eksik değerleri ve aykırı değerleri iyi bir şekilde işleyebildiği için çok güçlü ve sağlam bir makine öğrenmesi yöntemi olarak kabul edilmektedir (Singh ve diğerleri, 2016).

Şekil 4. Rastal Orman Yönteminin Şematik Gösterimi



Kaynak: Guo ve diğerleri (2023)

Rastal orman yöntemi, doğrusal olmayan istatistiksel yöntemleri entegre öğrenme stratejileriyle birleştirmekte (Belgiu ve Drăguț, 2016) ve topluluk öğrenmesi tekniği olarak torbalama (bagging) yaklaşımına dayanmaktadır. Rastal orman algoritması, Şekil 4'te görüldüğü üzere, birinci adımda ön yükleme (bootstrap) yöntemi kullanarak n gözlem değerine sahip veri setinden (birden fazla) m tane rastgele alt veri kümesi oluşturmakta ve daha sonra her bir alt veri kümesi herhangi bir budama olmadan karar ağacı yaklaşımıyla modellenmektedir. Eğitim sürecinde kullanılan bu yöntem, torbalama (bagging) yaklaşımı olarak bilinmektedir.

Örnekleme:

$$s_m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (1)$$

Veri Seti:

$$s_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (2)$$

Giriş ve Çıkış Vektörleri:

$$x_n = [x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{ni}] \text{ ve } y_n = [y_{n1}, y_{n2}, \dots, y_{ni}] \quad (3)$$

Rastal orman yönteminde her bir alt küme için bir karar ağacı oluşturulmakta ve her karar ağacı için bir çıktı üretilmektedir. Dolayısıyla verilerin eğitimi sırasında her bir ağaç veri noktalarının rastgele bir örneğinden öğrenmekte (Nabipour ve diğerleri, 2020), başka bir ifadeyle ormandaki hiçbir ağaç, eğitim verilerinin tamamını görememektedir. Ayrıca veriler yinelemeli olarak bölümlere ayrılmakta ve bölünme kriterinin seçimi Shannon Entropisi veya Gini safsızlığı gibi bazı safsızlık ölçümlerine dayanmaktadır (Akyıldırım ve diğerleri, 2021). Eğitim sonrasında k 'nıncı karar ağacının çıkış fonksiyonu şu şekilde tanımlanabilir.

$$f(x, s_m^k) \quad (4)$$

Nihai çıktı ise sınıflandırma için çoğunluk oyuna, regresyon için ortalamaya dayalı olarak üretilmektedir. Başka bir ifadeyle karar ağaçlarından oluşan rassal orman yönteminin ortalama tahmin sonucu ise şu şekilde elde edilmektedir (Guo ve diğerleri, 2023).

$$\hat{y}_{rf} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k f(x, s_m^k) \quad (5)$$

Denklemden \hat{y}_{rf} rassal orman yönteminin tahmin sonucunu, $f(x, s_m^k)$ her bir karar ağacının çıktı fonksiyonunu ifade etmektedir.

4.5. Modellerin Karşılaştırması ve Yöntemlerin Değerlendirilmesinde Kullanılan Ölçütler

Tahmin modellerinin niceliksel performanslarının karşılaştırılmasında ve tahminin değerlendirilmesinde, ortalama karekök hata (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) kullanılmaktadır. RMSE, MAE ve MAPE şu şekilde hesaplanmaktadır.

Modellerin performans değerlendirilmesinde kullanılan ölçütlerden biri, ortalama karesel hataların kare köküdür (RMSE). RMSE, 'yi hesaplamak, Öklidyen norm (Euclidean norm) olarak da bilinen ℓ_2 normu hesaplamaya karşılık gelir. RMSE, modelin bireysel değerleri tahmin etmedeki etkinliğini göstermektedir ve gözlemlenen verinin değerleriyle aynı birimdir (Géron, 2021).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{pi})^2} \quad (6)$$

Modellerin performanslarının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılan bir başka ölçüt ortalama mutlak hatadır (MAE). MAE, 'yi hesaplamak, Manhattan normu olarak da adlandırılan ℓ_1 normu hesaplamaya karşılık gelir ve modeli için genel ve sınırlı bir performans ölçümü sağlar (Géron, 2021).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_{pi} - y_i| \quad (7)$$

Modellerin performansının değerlendirilmesinde kullanılan diğer bir ölçüt ise ortalama mutlak yüzde hatasıdır (MAPE). MAPE, mutlak hataların gerçek gözlem değerlerine bölünmesiyle hesaplanmaktadır. MAPE, tahminlerdeki hata miktarının serideki gerçek değerlerle karşılaştırıldığında ne kadar olduğunu göstermektedir. Buna ilave olarak MAPE, iki farklı serideki aynı ya da farklı yöntemlerin doğruluğunu karşılaştırmak ve modelin mutlak yüzde hata ortalaması cinsinden ifade edilen tahmini değerinin doğruluğunu ölçmek için de kullanılabilir (Prayudani ve diğerleri, 2019).

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_{pi} - y_i}{y_i} \right| \quad (8)$$

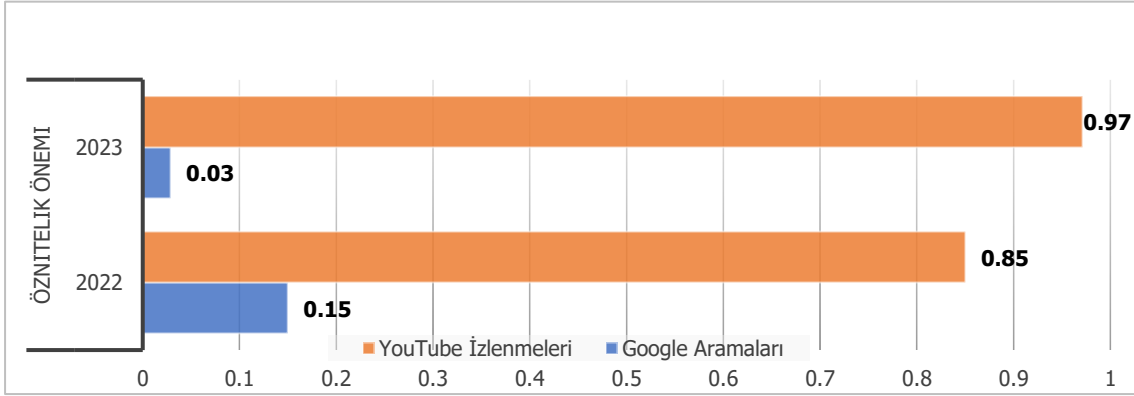
6,7 ve 8 numaralı denklemlerde y_i gerçek değeri, \hat{y}_{pi} tahmin edilen değeri, \bar{y} ortalama değeri, n ise veri setindeki örnek sayısını temsil etmektedir.

4.6. Bulgular

Çalışmada öncelikle, ilk halka arz öncesinde yatırımcı ilgisinin temsilcisi olarak firma isimlerinin ve sembollerinin Google arama hacimleri ile halka arz olacak firmalar hakkında kısa bilgilerin verildiği YouTube içeriklerinin görüntülenme sayılarının Borsa İstanbul'da ilk halka arz performansı üzerindeki etkisi yıl bazında rassal orman yöntemi ile incelenmiştir. Rassal orman yönteminde özniteliklerin önemi Gini safsızlığı (Gini impurity) ve bilgi kazancı (information gain/entropy) ve varyans ile belirlenmektedir.

Analiz sonuçları, Şekil 5'te görüldüğü üzere, ilk halka arza başvuracak bireysel yatırımcı sayısının tahmininde yatırımcı ilgisinin temsilcisi olarak Google aramalarından ziyade YouTube izlenmelerinin daha iyi bir gösterge olduğuna işaret etmektedir. Özellikle yatırımcı ilgisinin bir temsilcisi olarak YouTube izlenmelerinin etkisinin 2022 yılına göre 2023 yılında daha yüksek olması ve Google aramalarının 2022 yılına göre daha düşük olması bu durum için önemli bir kanıt niteliği taşımaktadır. Bu durumun esasında Google ile YouTube arasındaki temel bir farklılıktan kaynaklandığı düşünülmektedir. Zira Google bilgi kaynağına ulaşmak için bir köprü görevi görürken YouTube doğrudan bir bilgi kaynağı niteliğindedir. Dolayısıyla bazı bireysel yatırımcıların Google'da arama yapmadan doğrudan YouTube'dan ilgili bilgiye ulaştığına işaret etmektedir.

Şekil 5. İlk Halka Arz Performansının Tahmininde YouTube İzlenmeleri ve Google Aramalarının Yıllara Göre Öznitelik Düzeyleri



Bu çalışma kapsamında yatırımcı ilgisinin firmalara özgü hangi niteliklerle ilgili olduğu da araştırılmaktadır. Başka bir ifadeyle halka arz büyüklüğü, hisse sayısı, halka arz fiyatı, halka arz nedeni, firmanın sektörü, finansal oranları gibi özniteliklerden hangilerinin yatırımcı ilgisini daha fazla çektiği de araştırılmaktadır.

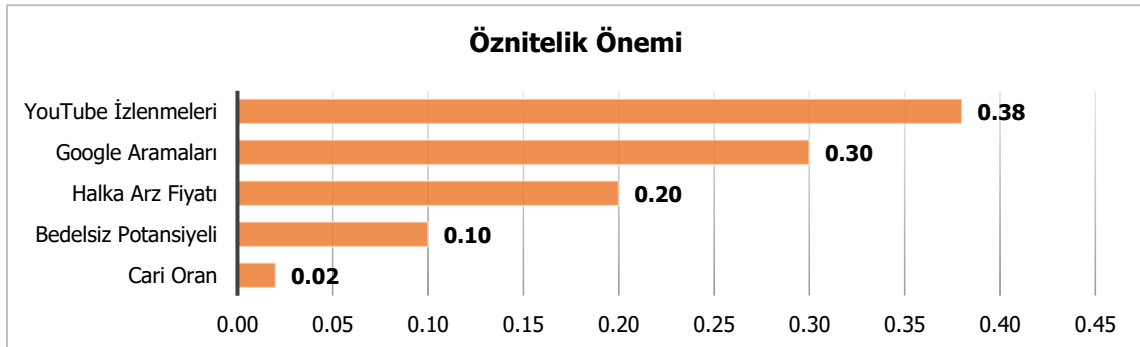
Tablo 3. Rassal Orman Analiz Sonuçları

	Eğitim	Test
RMSE	612141	407104
MAE	686342	43140
MAPE (%)	186	49

Bu amaçla rassal orman yöntemi kullanılarak bireysel yatırımcıların ilk halka arza başvuruları ile yatırımcı ilgisi, halka arz ve finansal performans verileri arasındaki ilişki analiz edilmiştir. Bu modelde yatırımcı ilgisini temsil eden öznitelikler, halka arza ilişkin öznitelikler ve firma performansına ilişkin öznitelikler yer almakta ve bireysel yatırımcıların başvuru sayısı bütünleşik olarak tahmin edilmektedir. Tablo 3'te sunulan sonuçlara göre RMSE ve MAE test skorlarının eğitim skorlarından daha düşük olması modelde aşırı uyum sorunu olmadığına işaret etmektedir.

Test kümesinin MAPE değerinin %50 sınırının hemen altında olması ise modelin sınırdaki kabul edilebilir olduğunu göstermektedir.

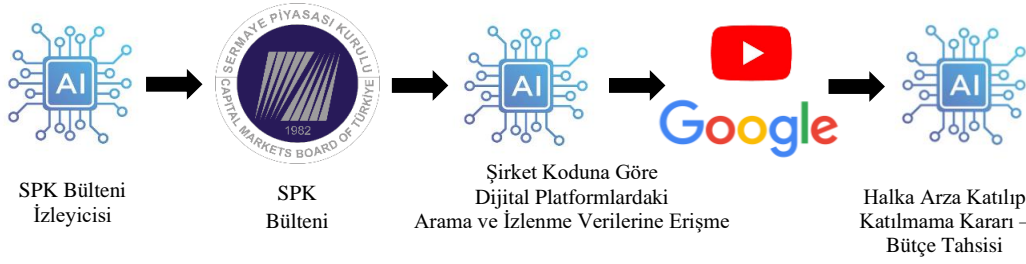
Şekil 6. Bireysel Yatırımcıların İlk Halka Arz Başvurularının Tahmininde Öznitelik Önem Düzeyi



Şekil 6’da, bireysel yatırımcıların ilk halka arza başvurularının tahmininde kullanılan özniteliklerin önem düzeyi görülmektedir. Başka bir ifadeyle, bütünlük modelde yer alan hem yatırımcı ilgisine ilişkin öznitelikler hem halka arza ilişkin öznitelikler hem de firmaların finansal performansına ilişkin öznitelikler önem düzeyine göre yer almaktadır. Bu sonuçlara göre yatırımcı ilgisinin temsilcileri olarak kabul edilen YouTube izlenmeleri ve Google aramalarının en yüksek önem düzeyine sahip öznitelik olduğu görülmektedir. Yatırımcı ilgisine ilişkin özniteliklerden sonra halka arz fiyatı, bedelsiz (içsel büyüme) potansiyeli ve cari oran yer almaktadır. Diğer bir deyişle, bulgular hem YouTube izlenmeleri ve Google aramalarının yatırımcıların halka arza ilişkin ilgi düzeylerinin bir temsilcisi olabileceğine kanıt niteliği taşımakta hem de halka arz fiyatının hisse senedi fiyat değerlemesi, hisse senetlerinin bedelsiz potansiyeli ve firmanın kısa vadeli borçlarını ödeme yeterliliğine ilişkin bilgilerin de bireysel yatırımcılar açısından önemli olabileceğine işaret etmektedir.

Bu bulgulardan hareketle, önemli olduğu ortaya konulan öznitelikler kullanılarak bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritmanın akış diyagramı Şekil 7’de verilmiştir.

Şekil 7. Bireysel Yatırımcı İlk Halka Arz Başvurusu Algoritma Akış Diyagramı



Buna göre SPK Bültenlerini takip eden, ilk halka arz ilanından sonra ilgili firmaya ilişkin Google aramalarını ve YouTube izlenmelerini takip ederek bireysel yatırımcılar başvuru sayısını tahmin ederek katılıp katılmama ve katılma kararı verilmişse ne kadarlık bir bütçe ayrılması gerektiği önerisinde bulunan bir algoritma geliştirilmiştir.

Sonuç

Çalışmada, yatırımcı ilgisinin Google arama verileri ve YouTube izlenme sayıları ile ilk halka arza başvuran bireysel yatırımcı sayısı arasındaki ilişki Borsa İstanbul’da rassal orman yöntemi ile analiz edilmiştir. Araştırmanın sonucunda YouTube izlenme sayılarının Google arama sayılarına kıyasla yatırımcı ilgisinin daha iyi bir temsilcisi olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Bu durumun esasında Google ile YouTube arasındaki temel bir farklılıktan kaynaklandığı düşünülmektedir. Zira Google bilgi kaynağına ulaşmak için bir köprü görevi görürken YouTube doğrudan bir bilgi kaynağı niteliğindedir. Dolayısıyla bazı bireysel yatırımcıların Google’da arama yapmadan doğrudan YouTube’dan ilgili bilgiye ulaştığına işaret etmektedir.

Bu çalışma kapsamında, yatırımcı ilgisinin temsilcisi olarak kullanılan her iki araç da bireysel yatırımcıların eksik bilgiye sahip olduğunu ve bu bilgi eksikliğini gidermek için bazı kaynaklardan araştırma yaptığını da göstermektedir. Başka bir ifadeyle bulgular tam bilginin olmadığı ve bilişsel yeteneklerin kısıtlı olduğu sınırlı rasyonalite varsayımıyla da örtüşmektedir.

Yatırımcıların gerek Google’da gerekse YouTube’da belirli bir hisse senedi hakkında bilgi araması, hakkında bilgi aradığı hisse senedi ile yüksek düzeyde ilgili olduğuna işaret etmektedir. Yatırımcıların dijital platformlar aracılığıyla hisse senedi hakkında bilgi edinmesi, bu platformların

asimetrik ve eksik bilgi sorununu azaltma potansiyeli olduğunu ortaya koymaktadır. Dolayısıyla YouTube ve benzeri platformlar bireysel yatırımcıların finansal okuryazarlığının artırılmasına katkı sunabilir.

Sonuçlar gerek bireysel yatırımcılar gerek kurumsal yatırımcılar için diğer yatırımcıların alım satım davranışlarını verimli bir şekilde öğrenmelerine yardımcı olabilme potansiyeline sahiptir. Sonuçlar bu bağlamda finansal yapay zekâ ile de ilişkilidir. Başka bir ifadeyle bu çalışma, pratikte çerçevesi halka arz performansları ile sınırlı olan finansal dar bir yapay zekâ ürünü ortaya koyarken teoride yatırımcı ilgisinin belirleyicilerini ortaya koymaktadır. Zira bu çalışmadan elde edilen bulgular, özellikle finansal yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesinde ve algoritmik finansal işlemler yapan botların eğitilmesinde halka arz bağlamında önemli bir katkı sunmaktadır. Ayrıca Keynes'in (1936) güzellik yarışması örneğiyle izah ettiği, diğer yatırımcıların yönelimlerini tahmin etme konusunda YouTube izlenmelerinin ve Google aramalarının önemli bir araç olabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Bulgular ayrıca yatırımcıların firmanın temel değerine, kısa vadeli borçlarını ödeme gücüne ve içsel büyüme potansiyeline önem verdiği de işaret etmektedir. Bir başka deyişle yatırımcıların ilk halka arza katılım kararlarında hisse sayısı, arz büyüklüğü ve sektöründen ziyade firmanın temel değeri, kısa vadeli borçlarını ödeme gücü ve içsel büyüme potansiyelinin daha ön planda olduğu söylenebilir.

Gelecek çalışmalarda, doğrudan bilgi kaynağı olan Telegram ve WhatsApp grupları gibi diğer dijital platformların yatırımcı ilgisinin bir temsilcisi olup olamayacağı araştırılabilir.

Kaynakça

- Akyildirim, E., Goncu, A., & Sensoy, A. (2021). Prediction of cryptocurrency returns using machine learning. *Annals of Operations Research*, 297, 3-36. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03575-y>
- American Psychological Association. (n.d.). Attention. In APA dictionary of psychology. Erişim adresi: <https://dictionary.apa.org/attention>
- Andrews, M. (2023, 2 May). The rise of the retail investor continues – here’s how the financial system can accommodate them. World Economic Forum. Erişim adresi: <https://www.weforum.org/agenda/2023/05/retail-investors-financial-systems-to-accommodate-them/>
- Bajo, E., Chemmanur, T.J., Simonyan, K., & Tehranian, H. (2016). Underwriter networks, investor attention, and initial public offerings. *Journal of Financial Economics*, 122(2), 376-408. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2015.12.001>
- Bank, M., Larch, M., & Peter, G. (2011). Google search volume and its influence on liquidity and returns of German stocks. *Financial Markets and Portfolio Management*, 25, 239-264. <https://doi.org/10.1007/s11408-011-0165-y>
- Barber, B.M., & Odean, T. (2000). Trading is hazardous to your wealth: The common stock investment performance of individual investors. *The Journal of Finance*, 55(2), 773-806. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00226>
- Barber, B. M., & Odean, T. (2008). All that glitters: The effect of attention and news on the buying behavior of individual and institutional investors. *The Review of Financial Studies*, 21(2), 785-818. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm079>
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Bilgiç, M.E. (2017). Google Trends Search Volume Index in Estimation of Istanbul Stock Market Index (BIST). (Tez No. 456715) [Yüksek lisans tezi, İstanbul Bilgi University]. YÖK Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/giris.jsp>
- Bijl, L., Kringhaug, G., Molnár, P., & Sandvik, E. (2016). Google searches and stock returns. *International Review of Financial Analysis*, 45, 150-156. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.03.015>
- Boulton, T., Francis, B. B., Shohfi, T., & Xin, D. (2021). Investor awareness or information asymmetry? Wikipedia and IPO underpricing. *Financial Review*, 56(3), 535-561. <https://doi.org/10.1111/fire.12276>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Bui, V. X., & Nguyen, H. T. (2019). Stock market activity and Google Trends: the case of a developing economy. *Journal of Economics and Development*, 21(2), 191-212. <https://doi.org/10.1108/JED-07-2019-0017>
- Chang, Y. B., & Kwon, Y. (2020). Attention-grabbing IPOs in early stages for IT firms: An empirical analysis of post-IPO performance. *Journal of Business Research*, 109, 111-119. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.10.061>
- Chemmanur, T. J., & Yan, A. (2019). Advertising, attention, and stock returns. *Quarterly Journal of Finance*, 9(03), 1950009. <https://doi.org/10.1142/S2010139219500095>
- Chen, T. (2017). Investor attention and global stock returns. *Journal of Behavioral Finance*, 18(3), 358-372. <https://doi.org/10.1080/15427560.2017.1331235>
- Chen, W., Zhang, S., Li, R., & Shahabi, H. (2018). Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naïve Bayes tree for landslide susceptibility modeling. *Science of The Total Environment*, 644, 1006-1018. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.389>
- Chivianti, M., & Sukamulja, S. (2021). The effect of Google search volume index on underpriced IPOs and divergence of opinions. *Journal of Indonesian Economy and Business (JIEB)*, 36(1), 1-13. <https://doi.org/10.22146/jieb.55759>
- Colaco, H. M., De Cesari, A., & Hegde, S. P. (2017). Retail investor attention and IPO valuation. *European Financial Management*, 23(4), 691-727. <https://doi.org/10.1111/eufm.12113>

- Cumhurbaşkanlığı Dijital Dönüşüm Ofisi Başkanlığı ve Sanayi ve Teknoloji Bakanlığı. (2021). Ulusal Yapay Zekâ Stratejisi 2021-2025. <https://cbddo.gov.tr/SharedFolderServer/Genel/File/TR-UlusalYZStratejisi2021-2025.pdf>
- Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2011). In search of attention. *The Journal of Finance*, 66(5), 1461-1499. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2011.01679.x>
- Ekinci, C., & Bulut, A.E. (2021). Google search and stock returns: A study on BIST 100 stocks. *Global Finance Journal*, 47, 100518. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2020.100518>
- Fang, L., & Peress, J. (2009). Media coverage and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 64(5), 2023-2052. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01493.x>
- Farrell, M., Green, T. C., Jame, R., & Markov, S. (2022). The democratization of investment research and the informativeness of retail investor trading. *Journal of Financial Economics*, 145(2), 616-641. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.07.018>
- Gargano, A., & Rossi, A.G. (2018). Does it pay to pay attention? *The Review of Financial Studies*, 31(12), 4595-4649. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhy050>
- Géron, A. (2021). *Scikit-Learn, keras ve tensorflow ile uygulamalı makine öğrenmesi* (1. baskı). (B. Aksoy, ve Ö. Kaya, Çev.). Buzdağı Yayınevi. (Orijinal eserin basım tarihi 2019)
- Gómez-Martínez, R., Orden-Cruz, C., & Martínez-Navalón, J. G. (2022). Wikipedia pageviews as investors' attention indicator for Nasdaq. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 29(1), 41-49. <https://doi.org/10.1002/isaf.1508>
- Grossman, S. J., & Stiglitz, J. E. (1980). On the impossibility of informationally efficient markets. *The American Economic Review*, 70(3), 393-408.
- Grullon, G., Kanatas, G., & Weston, J.P. (2004). Advertising, breadth of ownership, and liquidity. *The Review of Financial Studies*, 17(2), 439-461. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhg039>
- Guo, J., Zan, X., Wang, L., Lei, L., Ou, C., & Bai, S. (2023). A random forest regression with Bayesian optimization-based method for fatigue strength prediction of ferrous alloys. *Engineering Fracture Mechanics*, 109714. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2023.109714>
- Hou, K., Xiong, W., & Peng, L. (2009). A tale of two anomalies: The implications of investor attention for price and earnings momentum. Available at SSRN 976394. <https://doi.org/10.2139/ssrn.976394>
- Hsieh, S. F., Chan, C. Y., & Wang, M. C. (2020). Retail investor attention and herding behavior. *Journal of Empirical Finance*, 59, 109-132. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2020.09.005>
- Huang, M.Y., Rojas, R.R., & Convery, P.D. (2020) Forecasting stock market movements using Google Trend searches. *Empirical Economics*, 59, 2821-2839. <https://doi.org/10.1007/s00181-019-01725-1>
- Kahneman, D. (1973). *Attention and effort* (Vol. 1063, pp. 218-226). Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Keynes, J. M. (1936). *The general theory of employment, interest and money*.
- Kim, N., Lučivjanská, K., Molnár, P., & Villa, R. (2019). Google searches and stock market activity: Evidence from Norway. *Finance Research Letters*, 28, 208-220. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.003>
- Korkmaz, T., Çevik, E. I., & Kırcı Çevik, N. (2017). Yatırımcı ilgisi ile pay piyasası arasındaki ilişki: BİST-100 endeksi üzerine bir uygulama. *İşletme ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*. Erişim adresi: <https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=562145>
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the internet era. *Scientific Reports*, 3(1), 3415. <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Li, X., Hendler, J. A., & Teall, J. L. (2016). Investor attention on the social web. *Journal of Behavioral Finance*, 17(1), 45-59. <https://doi.org/10.1080/15427560.2015.1095752>
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-780850-5.50018-6>
- Liu, R., An, E., & Zhou, W. (2021). The effect of online search volume on financial performance: Marketing insight from Google trends data of the top five US technology firms. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 29(4), 423-434. <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1867478>

- Lou, D. (2014). Attracting investor attention through advertising. *The Review of Financial Studies*, 27(6), 1797-1829. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu019>
- Madsen, J., & Niessner, M. (2019). Is investor attention for sale? The role of advertising in financial markets. *Journal of Accounting Research*, 57(3), 763-795. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12257>
- Mayer, E. J. (2021). Advertising, investor attention, and stock prices: Evidence from a natural experiment. *Financial Management*, 50(1), 281-314. <https://doi.org/10.1111/fima.12324>
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, 34(4), 768-783. <https://doi.org/10.2307/1910098>
- Mulchandani, P., Pandey, R., Debata, B., & Renganathan, J. (2023). Investor attention and IPO returns: evidence from Indian markets. *Journal of Economic and Administrative Sciences*. <https://doi.org/10.1108/JEAS-03-2022-0075>
- Nabipour, M., Nayyeri, P., Jabani, H., Mosavi, A., & Salwana, E. (2020). Deep learning for stock market prediction. *Entropy*, 22(8), 840. <https://doi.org/10.3390/e22080840>
- Nguyen, C. P., Schinckus, C., & Nguyen, T.V.H. (2019). Google search and stock returns in emerging markets. *Borsa Istanbul Review*, 19(4), 288-296. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2019.07.001>
- Osabuohien-Irabor, O. (2021). Investors' attention: does it impact the Nigerian stock market activities? *Journal of Economics and Development*, 23(1), 59-76. <https://doi.org/10.1108/JED-02-2020-0015>
- Padungsaksawasdi, C., Treepongkaruna, S., & Brooks, R. (2019). Investor attention and stock market activities: New evidence from panel data. *International Journal of Financial Studies*, 7(2), 30. <https://doi.org/10.3390/ijfs7020030>
- Prayudani, S., Hizriadi, A., Lase, Y. Y., & Fatmi, Y. (2019, November). Analysis accuracy of forecasting measurement technique on random K-nearest neighbor (RKNN) using MAPE and MSE. In *Journal of Physics: Conference Series*, 1361(1), 012089. IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1361/1/012089>
- Python Package Index - PyPI. (n.d.). Python Software Foundation. Erişim adresi: <https://pypi.org/>
- Rakowski, D., Shirley, S. E., & Stark, J. R. (2021). Twitter activity, investor attention, and the diffusion of information. *Financial Management*, 50(1), 3-46. <https://doi.org/10.1111/fima.12307>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence a modern approach* (4rd ed.). London
- Rutkowska, A., & Kliber, A. (2018). Can Google Trends affect sentiment of individual investors? The case of the United States. *Mathematical Economics*, 14(21)), 51-70. Erişim adresi: <https://cejsh.icm.edu.pl/cejsh/element/bwmeta1.element.desklight-db7dc823-6339-481f-b631-b987dd8bdcb0>
- Salisu, A.A., Ogbonna, A. E., & Adediran, I. (2021). Stock-induced Google Trends and the predictability of sectoral stock returns. *Journal of Forecasting*, 40(2), 327-345. <https://doi.org/10.1002/for.2722>
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
- Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2019). Does twitter predict Bitcoin?. *Economics Letters*, 174, 118-122. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.11.007>
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99-118. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Simon, H. A. (1956). Rational choice and the structure of the environment. *Psychological Review*, 63(2), 129-138. <https://doi.org/10.1037/h0042769>
- Singh, A., Thakur, N., & Sharma, A. (2016, March). A review of supervised machine learning algorithms. In 2016 3rd international conference on computing for sustainable global development (INDIACom) (pp. 1310-1315). IEEE.
- Suardi, S., Rasel, A. R., & Liu, B. (2022). On the predictive power of tweet sentiments and attention on bitcoin. *International Review of Economics & Finance*, 79, 289-301. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2022.02.017>

- Sun, D., Xu, J., Wen, H., & Wang, D. (2021). Assessment of landslide susceptibility mapping based on Bayesian hyperparameter optimization: A comparison between logistic regression and random forest. *Engineering Geology*, 281, 105972. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105972>
- Swamy, V., & Dharani, M. (2019). Investor attention using the Google search volume index–impact on stock returns. *Review of Behavioral Finance*, 11(1), 56-70. <https://doi.org/10.1108/RBF-04-2018-0033>
- Takeda, F., & Wakao, T. (2014). Google search intensity and its relationship with returns and trading volume of Japanese stocks. *Pacific-Basin Finance Journal*, 27, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2014.01.003>
- Topaloğlu, T. N., & İlhan, E.G.E. (2020). Yatırımcı ilgisinin pay piyasaları üzerindeki etkisi: Borsa İstanbul'da işlem gören bankalar üzerine panel veri analizi. *Sosyoekonomi*, 28(44), 191-214. <https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.2020.02.09>
- Torikka, V. (2016). Capturing investor attention–do pre-IPO Google Searches predict stock performance? Evidence from Europe. Erişim adresi: <https://aaltodoc.aalto.fi/items/d63e8546-4e63-46c6-89f5-3bc0d8618e96>
- Treynor, J. L. (1962). Toward a theory of market value of risky assets. Unpublished manuscript. A final version was published in 1999, in *Asset Pricing and Portfolio Performance: Models, Strategy and Performance Metrics*. Robert A. Korajczyk (editor) London: Risk Books, pp. 15–22.
- Vlastakis, N., & Markellos, R. N. (2012). Information demand and stock market volatility. *Journal of Banking & Finance*, 36(6), 1808-1821. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.02.007>
- Vozlyublennaa, N. (2014). Investor attention, index performance, and return predictability. *Journal of Banking & Finance*, 41, 17-35. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.12.010>
- World Economic Forum, (2022, 4 August). The Future of capital markets: democratization of retail investing. Erişim adresi: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-capital-markets-democratization-of-retail-investing/>
- Yuan, Y. (2015). Market-wide attention, trading, and stock returns. *Journal of Financial Economics*, 116(3), 548-564. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2015.03.006>
- Zhang, B. (2019). Individual investor's limited attention and IPO performance. *Applied Economics*, 51(57), 6089-6099. <https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1646404>
- Zhang, W., Shen, D., Zhang, Y., & Xiong, X. (2013). Open source information, investor attention, and asset pricing. *Economic Modelling*, 33, 613-619. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.03.018>
- Zhao, R., Xiong, X., & Shen, D. (2018). Investor attention and performance of IPO firms: Evidence from online searches. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 508, 342-348. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.115>