

Google Trend Endeksi'nin Yatırımcının Alım Satım Kararları Üzerindeki Etkisi: Otomotiv Sektörü Üzerine Uygulama*

Ayşenur ÖZÇİVİ^a & Ayben KOY^b

Öz

Çeşitli konularda bilgi edinmesini sağlayan ve dünyanın en çok tercih edilen arama motoru olan Google, sunduğu farklı servislerle kullanıcılarına arama faaliyetinin ötesinde çeşitli deneyimler sunmaktadır. Bu servislerden biri olan Google Trends, kullanıcıların herhangi bir kavram, nesne, ülke veya kişiyle ilgili yapılan arama sayılarını, artış-azalış grafiklerini ve aramaların yapıldığı bölgeleri gözlemlemesine ve detaylı analizler gerçekleştirmesine olanak tanımaktadır. Bu çalışmada, otomotiv sektöründe işlem gören beş hisse senedine dair (DOAS, FROTO, KARSN, OTKAR, TOASO) Google aramalarının hisse senedi fiyatı üzerindeki volatilitesi incelenmiştir. Çalışmada, otoregresif koşullu değişen varyans ARCH, GARCH ve EGARCH modelleri kullanılmıştır. Sonuç olarak, Google Trend endeksinin hisse senedi fiyatlarında pozitif yönlü volatiliteye neden olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler:
Google Trend Endeksi,
Volatilité,
Yatırımcı.

JEL Sınıflandırması:
C10, G10, G40

The Impact of Google Trend Index on Investor's Trading Decisions: A Study on Automotive Sector

Abstract

Google, the world's most preferred search engine that provides information on a variety of topics, offers its users a variety of experiences beyond the search activity with the different services it offers. One of these services, Google Trends, allows users to observe and conduct detailed analyses of the number of searches, growth-decline graphs, and the regions where searches are conducted for any concept, object, country, or person. In this study, the volatility of stock prices related to Google searches for five stocks in the automotive sector (DOAS, FROTO, KARSN, OTKAR, TOASO) was examined. Autoregressive conditional heteroskedasticity models, ARCH, GARCH and EGARCH were used in the study. As a result, it was determined that the Google Trends index causes a positive directional volatility in stock prices.

Keywords:
Google Trend Index,
Volatility,
Investor.

JEL Classification:
C10, G10, G40

* Bu çalışma, İstanbul Ticaret Üniversitesi, Finans Enstitüsü bünyesinde tamamlanan yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

^a Yüksek Lisans mezunu, İstanbul Ticaret Üniversitesi, Finans Enstitüsü, Uluslararası Bankacılık ve Finans Yüksek Lisans Programı, Türkiye, aysenur.ozcivi@gmail.com, ORCID:0009-0005-7436-9040

^b Prof. Dr., İstanbul Ticaret Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Finans ve Bankacılık Bölümü, Türkiye, akoy@ticaret.edu.tr, ORCID:0000-0002-2506-6634

1. Giriş

Günümüzde sosyal medya paylaşımları ve arama motorlarında yapılan aramalar yatırımcıların kararlarını etkileyebilmektedir. Google Trends, bu bağlamda önemli rol oynayan Google'a ait bir servistir. Google Trends, belirli kelimelerin ne sıklıkla arandığını göstermektedir. Ayrıca, belirli bir tarih aralığı seçilerek yapılan aramaların zaman içinde nasıl değiştiğini istatistiksel olarak göstermektedir. Bu özellikler sayesinde yatırımcılar, piyasadaki ilgi ve eğilimleri takip ederek yatırım kararı verebilmektedir.

Google, dünyada en çok tercih edilen arama motorudur ve insanların bilgi edinmesini sağlamaktadır. Google Trends ise belirli bir zaman diliminde veya belirli bir ülkede, arama terimlerinin sorgulama hacimlerini ve zaman içindeki değişimlerini gösteren veriler sunmaktadır.

Google Trends, son zamanlarda popülerliği artan bir uygulama olarak öne çıkmaktadır. Kullanıcılar, trends.google.com.tr adresinden erişebildikleri bu platform aracılığı ile dünya genelinde herhangi bir kavram, nesne, ülke veya kişi ile ilgili yapılan arama sayılarını, artış-azalış grafiklerini ve sıkça arama yapılan bölgeler hakkında detaylı analizler yapabilmektedir.

Google Trends, sağlık alanında yapılan çalışmalar dahil olmak üzere, çeşitli araştırma ve pazarlama amaçları için önemli bir veri kaynağı olarak kullanılmaktadır. Bilginin gün geçtikçe daha da önem kazandığı günümüzde, bu tür verilerin reklam ve pazarlama stratejilerinde büyük rol oynadığı düşünülmektedir. Örneğin, bir ürünün hangi bölgelerde daha fazla talep gördüğünü belirlemek veya hangi dönemlerde popüler olduğunu anlamak için firmalar tarafından kullanılmaktadır (Kocabıyık vd., 2020: 262).

Davranışsal finans yaklaşımı, yatırımcıların finansal karar alma süreçlerinde her zaman rasyonel davranmadığını, psikolojik, duygusal ve sosyal faktörlerin etkisi altında kaldıklarını varsıymaktadır. Bu yaklaşım, psikoloji, sosyoloji ve antropoloji gibi bilim dalları ile ortak çalışarak, yatırımcıların bilişsel kurallar, zihinsel hatalar ve önyargılar gibi unsurlarını incelemektedir. Google Trends verileri, davranışsal finans açısından değerlendirildiğinde, yatırımcıların ve tüketicilerin karar alma süreçlerindeki bu psikolojik ve duygusal faktörleri analiz etmek için kullanılabilir. Yatırımcıların belirli dönemlerde belirli sektörlerle olan ilgisi veya tüketicilerin belli ürünlere yönelik arama hacimleri, piyasalardaki irrasyonel davranışları ve trendleri anlamaya yardımcı olabilmektedir. Bu, yatırımcıların piyasaları daha iyi anlamalarına ve stratejik kararlar almalarına katkıda bulunabilir (Taffler, 2001: 21).

Çalışmada Borsa İstanbul'da işlem gören ve otomotiv sektöründe bulunan beş şirketin hisse senetlerinin (DOAS, FROTO, KARSN, OTKAR, TOASO) 2021-2023 yıllarına ait verileri kullanılmıştır. Google trend endeksinin, bu hisse senetlerinin fiyatları üzerindeki volatilitesi araştırılmıştır. Toplam 750 günlük gözlem, Eviews 10 programında analiz edilmiştir. Serilerin durağanlığının belirlenmesi için Genişletilmiş Dickey Fuller (ADF) testi uygulanmıştır. Durağanlık koşulunu sağlamayan seriler için logaritmik fark alınarak volatilité modellemesi yapılmıştır. Çalışmada GARCH (1,1) ve E-GARCH (1,1) modelleri kullanılmıştır.

2. Literatür

Literatürde Google aramalarının hisse senedi fiyatları üzerindeki volatilitelerini inceleyen az sayıda çalışma mevcuttur. Preis vd. (2010) 2004-2010 yılları arasında S&P500 şirketleri üzerinde Google arama sonuçları hacmi ile haftalık endeks yönü arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. Araştırma sonucunda, endeks işlem hacmi ile arama sonuçları arasında bir korelasyon olduğu ortaya koyulmuştur. Yine ABD piyasalarında bir araştırmada Da vd. (2011) hisse senedi getirileri ile Google Trends üzerinde şirketlerin aranma sayıları arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. 2004-2008 yılları arasında Amerikan Russel 3000 endeksinde bulunan şirketlerin haftalık verileri baz alınmıştır. Panel veri analizi yapılmış ve yapılan aramadan iki hafta sonra hisse senedi fiyatlarında artış olduğu sonucuna ulaşılmıştır. NASDAQ ve NYSE'de bulunan otuz büyük hisse senedi için pazar değişkenleri ve Google arama verileri arasındaki ilişkiyi araştıran Vlastakis ve Markellos (2012) ise volatilité ve işlem hacmi arasında anlamlı bir ilişki olduğu sonucuna ulaşmıştır. Vozlyublennaia (2014) 2004-2012 yılları arasında yatırımcı ilgisi ile piyasa getirileri arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için Google Trends üzerinden elde edilen NASDAQ, S&P 500 ve Altın Endeksi gibi serileri kullanmıştır. Google Trends verilerinde firma adının aranma sıklığının yatırımcı ilgisini gösterdiğini belirlemiştir. Analizler sonucunda, yatırımcı ilgisinin piyasadaki verimliliği artırdığı sonucuna varılmıştır. S&P 500 endeksi üzerinde yapılan farklı bir çalışmada, 431 şirket için panel veri analizi yapılmıştır. Veriler Google Trends üzerinden firma adı aratılarak elde edilmiştir. Bijl vd. (2016) çalışmalarında 2008-2023 yılları arasında hisse getirisi ile Google Trends verileri arasında negatif ilişki olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Yıldırım (2019) yaptığı çalışmada ise Google Trends üzerinden 2007-2009 tarihleri arasında "Büyük Buhran, Hisse Senedi Piyasası, VIX Endeksi" kavramlarının S&P 500 endeksi üzerindeki etkisini incelemiştir. İnceleme sonucunda seriler arasında zıt yönlü ilişki olduğu, yalnızca hisse senedi piyasa verilerinin anlamı bir ilişki gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Google Trends, Wikipedia aramaları ile Bitcoin arasındaki ilişkiyi araştıran Kristoufek (2013) çalışmasında birim kök testleri uygulamıştır. Çalışma sonucunda, aranma sayısının Bitcoin fiyatı ile ilişkisi olduğunu tespit etmiştir. Bitcoin üzerine yapılan bir başka çalışmada 2011 ve 2016 tarihlerinde Google arama motorunda Bitcoin aramaları ve Bitcoin fiyatları üzerinde yapılmıştır.

Karabıyık vd. (2017) tarafından Amerika ve Türkiye'deki aramalar haftalık veriler ile analiz edilmiştir. Analiz sonucunda Amerika ve Türkiye için farklı sonuçlar elde edilmiştir. Türkiye 'de Google aramaları ile Bitcoin fiyatlarında değişiklik olmadığı, Amerika'da ise Google aramalarının arttığında fiyatların düştüğü sonucuna ulaşılmıştır. Jain ve diğerleri (2018) ise çalışmalarında Twitter ve Google Trends verileri ile Bitcoin fiyatlarındaki dalgalanmaların çapraz korelasyonunu incelemişlerdir. ARIMA ve Granger nedensellik analizi yapılmıştır. Sonuç olarak Twitter ve Google'daki aranma hacmi arttıkça Bitcoin fiyatının da arttığı tespit edilmiştir

Gelişmekte olan ülkelerde de Google Trends üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Seabold ve Coppola (2015) tarafından yapılan bir çalışmada Kosta Rika, Honduras ve El Salvador gibi Orta Amerika ülkeleri için fiyat serilerini Google arama hacimlerini kullanarak tahmin

etmeye çalışmışlardır. Bu amaçla ARIMA (Otoregresif Hareketli Ortalamalar) modeli uygulanmıştır. Çalışma sonucunda, tüm ülkelerde gıda, tüketim mallarının fiyatları tahmin edilmiş ve benzer sonuçlar ortaya çıkmıştır. Asya- Pasifik hisse senedi piyasalarında yapılan bir araştırmada ise 2004-2014 döneminde yatırımcı ilgisi ile volatilité ve işlem hacmi arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Analizde Granger nedensellik analizi kullanılmış ve seriler arasında ilişki tespit edilmiştir. Benzer çalışmada ise yine volatilité üzerine çalışmıştır. Ming ve Jais (2019) Malezya borsa performansını Google Trends verileri ile oynaklık ve işlem hacmi bakımından incelemişlerdir. 2016-2018 yılları arasında 29 şirket çalışmaya dahil edilmiştir. Analiz sonucunda, Google Trends üzerinde aranma hacmi yüksek olan hisse senedi fiyatlarının bir sonraki hafta artma eğiliminde olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Türkiye’de finans alanında Google Trends ile ilgili araştırmalar kısıtlı olmakla birlikte günümüzde artarak devam etmektedir. Bozanta vd. (2017) çalışmalarında 2014-2015 yılları arasında 12 adet hisse senedi için yatırımcı ilgisi ve kapanış fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Google Trends verilerinin analiz edilmesi sonucunda fiyat ile yatırımcı ilgisi arasında pozitif ilişki ortaya çıkmıştır. Diğer bir araştırmada ise hisse senedi getirisi ile yatırımcı ilgisi arasındaki ilişki Google Trends ve BİST 100 verileri kullanılmıştır. Korkmaz vd. (2017) araştırmalarında kullandıkları nedensellik testleri sonucunda yatırımcı ilgisinin endeks getirisi üzerinde zayıf bir nedensellik ilişkisi olduğunu oraya çıkarmışlardır. Durağanlık testi, Johansen eş bütünleşme testi ve Granger nedensellik analizi uygulanan çalışma 2021-2017 dönemini kapsamaktadır. BİST 100 getirisi ile Google Trends üzerinden alınan arama verileri incelenmiştir. Erten (2018) tarafından yapılan çalışma sonucunda serilerde çift yönlü ilişki olduğu görülmüştür. Kocabıyık vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada, insanların Google üzerinden yaptıkları aramaların önemli bir bilgi ve veri havuzu oluşturduğu belirtilmektedir. Araştırmada, Google Trends verileri kullanılarak elde edilen "dolar" anahtar kelimesi arama verileri ile son beş yıla ait dolar kuru arasındaki nedensellik ilişkisi incelenmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti, 2014-2018 aralığını kapsamış ve bu veriler üzerinde Toda-Yamamoto nedensellik analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçları, dolar kurundaki değişimlerin Google aramaları üzerinde doğrudan etkisi olduğunu göstermektedir. Ayrıca, Google arama verilerinin de dolar kurunu etkilediği bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur. Bu çalışma, doların Türkiye için önemli bir para birimi olduğunu ve dolar kurundaki hareketliliğin artması durumunda bu ilginin de arttığını ortaya koymaktadır.

Topaloğlu ve Ege (2020) Google Trends verileri ile BİST’e yeni katılan bankaların işlem hacmi arasındaki ilişki 210-2018 dönemleri için incelenmiştir. Google Trends üzerinde aranan kelimeler “banka adı hisse, banka adı borsa ve bankaların BİST kodu” şeklindedir. Yapılan analiz sonucunda seriler arasında karşılıklı ilişki olduğu sonucuna varılmıştır. Yıldırım (2023) ise araştırmasında BİST 30 şirketlerinin fiyatlarındaki değişim ile Google Trends aramaları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Öncelikli olarak Panel VAR testi sonrasında ise Pesaran CD Testi uygulanmıştır. Yapılan analizler sonucunda, firma getirileri ile Google Trends arama hacimleri arasından iki yönlü bir ilişki olduğu tespit edilmiştir. Literatür incelendiğinde çalışmaların büyük bir kısmında Google Trends üzerinden yapılan aramalar ile diğer değişkenler arasında pozitif yönlü bir ilişki olduğu tespit edilmiştir.

3. Veri Seti ve Yöntem

Bu çalışmada 01.01.2021-31.12.2023 tarihleri arasında Borsa İstanbul'da işlem gören ve otomotiv sektöründe bulunan 5 şirketin günlük verileri kullanılmıştır. Şirket bilgileri Tablo 1'de sunulmuştur. Google trend endeksinin söz konusu hisse senetlerinin fiyatlarına etkisi volatilité ve davranışsal finans açısından incelenmiştir.

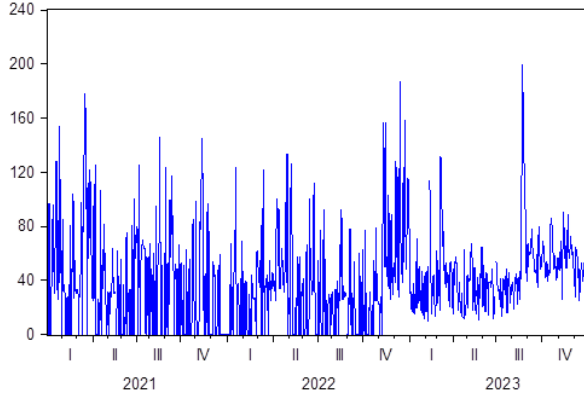
Tablo 1. Araştırma Kapsamında İncelenen Şirketler

No	Kısaltma	Adı
1	DOAS	Doğuş Otomotiv
2	FROTO	Ford Otosan
3	KARSN	Karsan
4	OTKAR	Otokar
5	TOASO	Tofaş

Hisse senedi fiyatları www.investing.com web sitesinden temin edilmiştir. Google üzerinde yapılan aramalar ise Google Trends uygulamasından elde edilmiştir. Google Trends üzerinde hisse senedi sembolü ve hisse senedi adı ile iki farkı şekilde arama yapılmıştır. Arama sonuçlarının birleştirilmesi ile veri seti elde edilmiştir.

Çalışmada Google Trends verilerinin hisse senedi volatiliteleri üzerindeki etkisini araştırmak üzere GARCH modellerinden faydalanılmıştır. GARCH modellerinin uygulanabilmesi için serilerin durağan olması gerekmektedir. Bu nedenle çalışmada ilk aşamada durağanlık testleri yapılmış, logaritması alındıktan sonra durağan hale gelen seriler ile volatilité modelleri kurulmuştur.

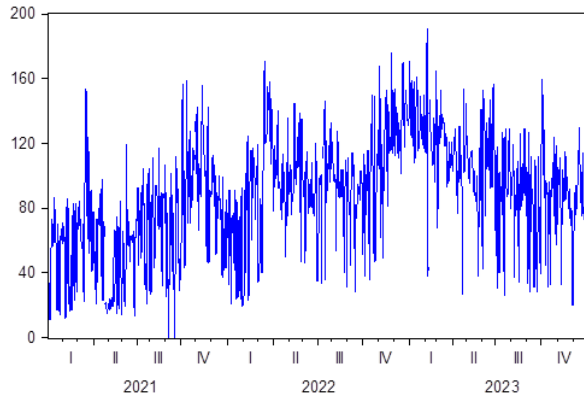
Çalışmada kullanılan Google arama sayıları ve hisse senedi fiyatlarına ait verilerin grafikleri Şekil 1-10 arasında gösterilmiştir.



Şekil 1. DOAS Google Arama Sayıları



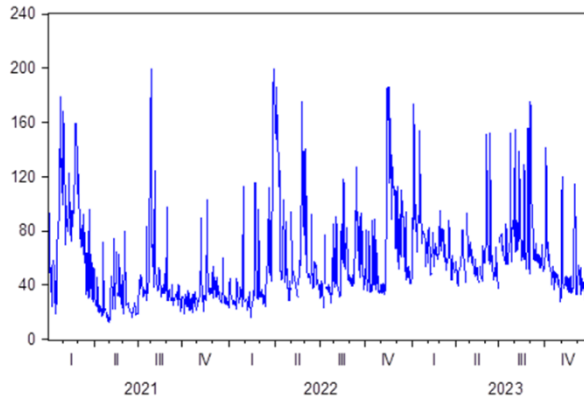
Şekil 2. DOAS Hisse Senedi Fiyatları



Şekil 3. FROTO Google Arama Sayıları



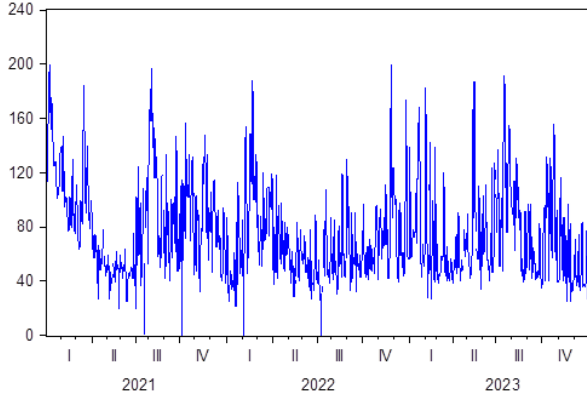
Şekil 4. FROTO Hisse Senedi Fiyatları



Şekil 5. KARSN Google Arama Sayıları



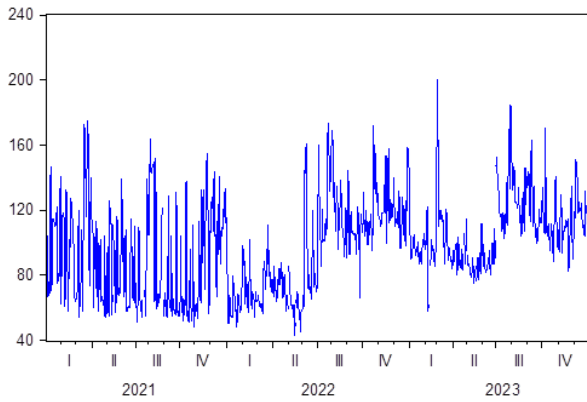
Şekil 6. KARSN Hisse Senedi Fiyatları



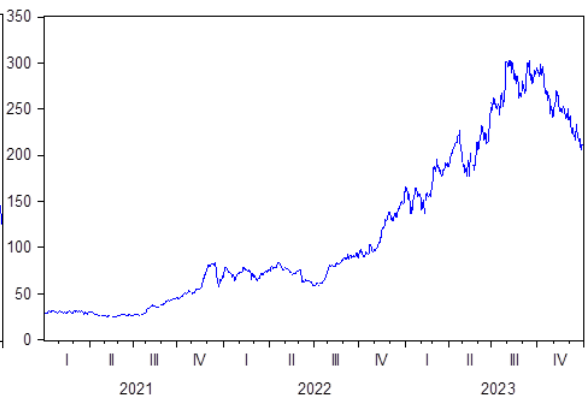
Şekil 7. OTKAR Google Arama Sayıları



Şekil 8. OTKAR Hisse Senedi Fiyatları



Şekil 9. TOASO Google Arama Sayıları



Şekil 10. TOASO Hisse Senedi Fiyatları

3.1. Durağanlık Sınaması

Zaman serilerinde anlamlı ilişkiler elde etmek için serilerin durağanlık koşulunu sağlaması gerekmektedir. Zaman serileri durağan olduğunda, her gecikmeli değeri için sabit bir ortalamaya, sabit bir varyansa ve sabit bir otokovaryansa sahip olmaktadır (Brooks, 2008: 318).

3.1.1. Genişletilmiş Dickey Fuller (ADF) Birim Kök Testi

Genişletilmiş Dickey Fuller birim kök testinde, H_0 hipotezi sınanmaktadır. Birim kökün varlığı test edilmektedir (Sarıkovanlık vd., 2020:18).

Tüm verilere ADF birim kök testinde sabitli, sabitli ve trend içeren, sabit ve trend içermeyen testler uygulanmıştır. Yapılan test sonucunda tüm hisse senetlerinin Google arama sayıları verilerinin durağan olduğu tespit edilmiştir. Hisse senetlerine ait kapanış değerlerinin ise durağan olmadığı ve birim kök içerdiği görülmüştür. Bu nedenle " H_0 : Seri durağan değildir, birim kök vardır." hipotezi reddedilememiştir. Verilerin logaritması alınarak seriler durağan hale getirilmiştir. Yapılan test sonucunda serilerin olasılık değerleri Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Serilere Ait ADF Test Sonuçları

	Sabitli	Sabitli ve Trend İçeren	Sabitli ve Trend İçermeyen
Doas Arama	0.0000	0.0000	0.0000
Doas Bist	0.9669	0.5421	0.9699
LogDoas Bist	0.0000	0.0000	0.0000
Froto Arama	0.0000	0.0000	0.0000
Froto Bist	0.8943	0.6361	0.9511
LogFroto Bist	0.0000	0.0000	0.0000
Karsn Arama	0.0000	0.0000	0.0000
Karsn Bist	0.5875	0.6835	0.7086
LogKarsn Bist	0.0000	0.0000	0.0000
Otkar Arama	0.0000	0.0000	0.0000
Otkar Bist	0.9994	0.9541	0.9992
LogOtkar Bist	0.0000	0.0000	0.0000
Toaso Arama	0.0000	0.0000	0.0000
Toaso Bist	0.8551	0.6427	0.8915
LogToaso Bist	0.0000	0.0000	0.0000

3.2. Koşullu Değişen Varyans Modellerinin Belirlenmesi

Her hisse senedi için Eviews 10 programında bulunan otomatik ARMA seçeneği ile en iyi ARMA modeli belirlenmiştir. Sonuçlar Tablo 3’de sunulmuştur.

Tablo 3. En İyi ARMA Modelleri

DOAS	FROTO	KARSN	OTKAR	TOASO
(1,1)	(0,1)	(0,0)	(4,0)	(2,2)

3.2.1. Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) Modeli

GARCH modeli, ARCH modeline hareketli ortalama yapısını dahil etmiştir. Bu sebeple daha çok geçmiş döneme ait etkileri dikkate almaktadır (Tsay, 2010: 114). GARCH modelindeki hata terimleri, geçmiş hata terimlerine ve geçmiş koşullu varyans değerlerine bağlıdır (Engle, 200: 160).

GARCH (p,q) modeli aşağıdaki gibidir. Bu modelde t bir dönemi, h_t koşullu varyansı, q hata karelerinin gecikme uzunluğunu, p ise otoregresif kısmın gecikme uzunluğunu göstermektedir.

$$\omega > 0; a_i \geq 0; \beta_i \geq 0; \sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1 \quad (1)$$

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

ARCH ve GARCH modellerindeki parametrelerin öncelikli olarak negatiflik içermemesi gerekmektedir. Koşullu varyans denklemindeki sabit katsayısının sıfırdan büyük olması gerekmektedir ($\omega > 0$). Denklemdaki diğer değişkenlerin katsayılarının ise sıfıra eşit veya sıfırdan büyük olması varyansın pozitif değer almasını sağlamaktadır. ($\alpha_i \geq 0$; $\beta_j \geq 0, i = 1, 2, \dots, q$). Bu koşul sağlanırken aynı zamanda denklemin sağında bulunan sabit hariç diğer bütün parametrelerin birden küçük olması gerekmektedir. Diğer bütün parametreler birden küçükse durağanlık koşulu sağlanmaktadır (Özden, 2008: 343). Tüm hisse senetleri için GARCH (1,1) modeli uygulanmıştır. Model sonuçları Tablo 4'de yer almaktadır. Hisse senetleri için varyans değişkenlerin p değerlerinin, kritik değer olan 0.05'ten küçük olup olmadığı incelenmiştir.

Tablo 4. GARCH (1,1) Modelleri

DOAS				
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	z-İstatistiği	p-değeri
C	0.000368	7.92E-05	4.647.128	0.0000
RESID (-1)^2	0.064985	0.042970	1.512.346	0.1304
GARCH (-1)	0.275135	0.093748	2.934.837	0.0033
DARAMA	8.52E-06	1.42E-06	6.005.012	0.0000
FROTO				
C	5.43E-06	2.01E-05	0.269766	0.7873
RESID (-1)^2	0.089428	0.018128	4.933.030	0.0000
GARCH (-1)	0.864825	0.023356	3.702.808	0.0000
FARAMA	3.65E-07	2.01E-07	1819323	0.0689
KARSN				
C	2.96E-05	9.52E-05	0.310747	0.7560
RESID (-1)^2	0.157833	0.051899	3.041.167	0.0024
GARCH (-1)	0.000761	0.092654	0.008213	0.9934
KARAMA	1.70E-05	2.59E-06	6.570.346	0.0000
OTKAR				
C	-8.73E-05	1.35E-05	-6.466.837	0.0000
RESID (-1)^2	0.129381	0.047087	2.747.700	0.0060
GARCH (-1)	0.377352	0.076864	4.909.325	0.0000
OARAMA	6.88E-06	6.74E-07	1.020.702	0.0000
TOASO				
C	3.27E-05	5.47E-05	0.597966	0.5499
RESID (-1)^2	0.149828	0.041425	3.616.865	0.0003
GARCH (-1)	0.521115	0.088187	5.909.221	0.0000
TARAMA	2.57E-06	6.11E-07	4.208.199	0.0000

DOAS hisse senedi iin model incelendiėinde, varyans deėiřkeninin $p=0$ deėerinin 0,05'ten kk olması nedeniyle anlamlı olduėu grlmřtr. Katsayı 8,52000 olup pozitifdir. Bu durum, Google Trend Endeksi'nin hisse senedi fiyatları zerindeki volatilitiyi artırdıėını gstermektedir. Modeldeki diėer deėiřkenler deėerlendirildiėinde, bir dnem nceki volatilitenin anlamlı olduėu tespit edilmiřtir. GARCH (-1) deėeri 0,0033, katsayısı ise 0,275135 olup pozitifdir.

FROTO hissesi iin ise varyans deėiřkeninin $p=0$ deėerinin 0,05'ten byk olması nedeniyle anlamlı olmadıėı saptanmıřtır. Katsayı 3,65000 olup pozitifdir. Bu durumda, Google Trend Endeksi'nin FROTO hisse senedi fiyatları zerindeki volatilitiyi etkilemediėi sonucuna varılmıřtır. Bununla birlikte, modeldeki diėer deėiřkenler incelendiėinde, bir dnem nceki volatilitenin anlamlı olduėu grlmřtr. GARCH (-1) deėeri 0,0000, katsayısı ise 0,864825 ve pozitifdir.

KARSN hisse senedi iin varyans deėiřkeninin $p=0$ deėerinin 0,05'ten kk olması nedeniyle anlamlı olduėu tespit edilmiřtir. Katsayı 1,7000 olup pozitifdir. Google Trend Endeksi'nin hisse senedi fiyatları zerindeki volatilitiyi artırdıėı belirlenmiřtir. Ayrıca, modeldeki diėer deėiřkenler deėerlendirildiėinde, bir dnem nceki volatilitenin anlamlı olduėu grlmřtr. GARCH (-1) deėeri 0,9934, katsayısı ise 0,000761 olup pozitifdir.

OTKAR hissesi iin varyans deėiřkeninin $p=0$ deėerinin 0,05'ten kk olması nedeniyle anlamlı olduėu saptanmıřtır. Katsayı 6,88000 olup pozitifdir. Modeldeki diėer deėiřkenler incelendiėinde, bir dnem nceki volatilitenin anlamlı olduėu grlmřtr. GARCH (-1) deėeri 0,0000, katsayısı ise 0,377352 olup pozitifdir. Bu sonu, Google Trend Endeksi'nin OTKAR hisse senedi fiyatları zerindeki volatilitiyi gl bir řekilde artırdıėını gstermektedir.

TOASO hissesi iin varyans deėiřkeninin $p=0$ deėerinin 0,05'ten kk olması nedeniyle anlamlı olduėu grlmřtr. Katsayı 2,57000 olup pozitifdir. Modeldeki diėer deėiřkenler deėerlendirildiėinde, bir dnem nceki volatilitenin anlamlı olduėu tespit edilmiřtir. GARCH (-1) deėeri 0,0000, katsayısı ise 0,521115 olup pozitifdir. Bu bulgular, Google Trend Endeksi'nin TOASO hisse senedi fiyatları zerindeki volatilitiyi gl bir řekilde artırdıėını ortaya koymaktadır.

3.2.2. stel Genelleřtirilmiř Otoregresif Kořullu Varyans (E-GARCH) Modeli

stel Genelleřtirilmiř Otoregresif Kořullu Varyans (E-GARCH) modeli Nelson (1991) tarafından geliřtirilmiřtir. E-GARCH modeli GARCH modeline gre daha avantajlıdır. E-GARCH modelinde varyansın logaritması alındıėı iin negatif olmama kořulu saėlanmış olmaktadır. $y \neq 0$ ise asimetrik etki, $y < 0$ ise kaldıra etkisi bulunmaktadır. Bu durum aynı byklkte bulunan negatif řokların volatiliteye etkisinin, pozitif řoklardan daha ok olduėunu gstermektedir (Sarıkovanlık vd., 2020: 150).

E-GARCH modeli ařaėıdaki gibidir.

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (4)$$

Modelde negatif ve pozitif şokların değişken varyans üzerinde asimetric tepkisini incelemek amaçlanmıştır. Tüm hisse senetleri için Google trend endeksinin hisse senedi fiyatı üzerindeki volatilitesi E-GARCH (1,1) modeli ile Tablo 5'de incelenmiştir.

Tablo 5. EGARCH (1,1) Modelleri

DOAS				
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	z-İstatistiği	p-değeri
C(4)	-5.030.627	0.631560	-7.965.397	0.0000
C(5)	0.147280	0.076288	1.930.583	0.0535
C(6)	0.026630	0.051524	0.516842	0.6053
C(7)	0.336566	0.088336	3.810.055	0.0001
C(8)	0.008433	0.001297	6.502.009	0.0000
FROTO				
C(3)	-0.510139	0.119011	-4.286.491	0.0000
C(4)	0.198871	0.033593	5.920.085	0.0000
C(5)	0.004526	0.023513	0.192479	0.8474
C(6)	0.951246	0.016471	5.775.281	0.0000
C(7)	9.86E-05	0.000277	0.356195	0.7217
KARSN				
C(2)	-7.468.647	0.960781	-7.773.520	0.0000
C(3)	0.222156	0.076686	2.896.957	0.0038
C(4)	-0.065550	0.045487	-1.441.054	0.1496
C(5)	0.051960	0.126790	0.409810	0.6819
C(6)	0.013546	0.002140	6.330.547	0.0000
OTKAR				
C(6)	-7.433.447	0.805829	-9.224.594	0.0000
C(7)	0.060237	0.081879	0.735683	0.4619
C(8)	-0.131839	0.050998	-2.585.185	0.0097
C(9)	0.097469	0.103779	0.939195	0.3476
C(10)	0.012145	0.001599	7.595.566	0.0000
TOASO				
C(6)	-2.888.212	0.471424	-6.126.568	0.0000
C(7)	0.232663	0.060837	3.824.363	0.0001
C(8)	-0.159857	0.036517	-4.377.638	0.0000
C(9)	0.670606	0.059185	1.133.077	0.0000
C(10)	0.003682	0.000807	4.565.580	0.0000

Yapılan modelleme sonuçlarına göre, DOAS hisse senedinin C(8) değişkeni, KARSN'nin C(6) değişkeni, OTKAR'ın C(10) değişkeni ve TOASO'nun C(10) değişkeninin p değerlerinin 0,05 kritik değerden küçük olduğu görülmüştür. Bu nedenle, oluşturulan modellerin anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca, Google Trend Endeksi'nin hisse senedi fiyatları üzerindeki

volatilitiyi artırdığı sonucuna ulaşılmıştır. Değişkenlerin katsayıları da incelenmiş olup, DOAS, KARSN, OTKAR ve TOASO hisseleri için E-GARCH (1,1) modelinin uygun olduğu tespit edilmiştir. FROTO hisse senedinin C (7) değişkenin p değerinin kritik değerden büyük olduğu görülmüş ve Google Trend Endeksi'nin FROTO hisse senedi fiyatları üzerindeki volatilitiyi etkilemediği sonucuna varılmıştır.

3.2.3. Modellerin Karşılaştırılması

Çalışmanın bu aşamasında hisse senedi fiyatlarının volatilitiyi modellemesini en iyi tahmin eden modeli bulmak amaçlanmıştır. AIC, SIC ve Log Olabilirlik kriterlerine göre karşılaştırma yapılmış sonuçlar Tablo 6'da sunulmuştur. AIC ve SIC kriterleri en düşük ve Log Olabilirlik kriteri en yüksek olan model, en iyi model olarak kabul edilmektedir.

Tablo 6. Model Karşılaştırma Sonuçları

	Kriterler	GARCH (1,1)	E-GARCH (1,1)
DOAS	AIC Kriteri	-4.037424	-4.042581
	SIC Kriteri	-3.994168	-3.993145
	Log Olabilirlik	1514.978	1517.904
FROTO	AIC Kriteri	-4.302627	-4.287083
	SIC Kriteri	-4.265589	-4.243872
	Log Olabilirlik	1615.183	1610.369
KARSN	AIC Kriteri	-4.030707	-4.022863
	SIC Kriteri	-3.999842	-3.985825
	Log Olabilirlik	1512.484	1510.551
OTKAR	AIC Kriteri	-4.326344	-4.318816
	SIC Kriteri	-4.270553	-4.256826
	Log Olabilirlik	1618.400	1616.599
TOASO	AIC Kriteri	-4.253429	-4.265404
	SIC Kriteri	-4.197755	-4.203544
	Log Olabilirlik	1595.529	1600.996

Tablo 6 incelendiğinde her hisse senedi için modellerin farklı olduğu görülmektedir. En uygun modeller aşağıdaki gibidir.

- DOAS için en uygun model, EGARCH (1,1)
- FROTO için en uygun model, GARCH (1,1)
- KARSN için en uygun model, GARCH (1,1)
- OTKAR için en uygun model, GARCH (1,1)
- TOASO için en uygun model, EGARCH (1,1) olarak bulunmuştur.

4. Sonuç

Dijitalleşme ile birlikte internet, hayatımızda önemli bir rol oynamaktadır. Özellikle Google, haber okumak ve bilgi edinmek gibi birçok durumda kullanılmaktadır. 2006 yılında ise Google ücretsiz bir uygulama olan Google Trends'i kullanıcılarına sunmuştur. Bu uygulama, belirli bir zaman diliminde veya belirli bir ülkede, arama terimlerinin sorgulama hacimlerini ve zaman içindeki değişimlerini gösteren veriler sunmaktadır.

Kai-Ineman ve Tversky (1979) makalesi ile davranışsal finansın temelleri atılmıştır. Davranışsal finans geleneksel finansın açıklayamadığı yatırımcı davranışları üzerinde etkili olan psikolojik faktörleri ve bilişsel hataları açıklamak üzere ortaya çıkmıştır.

Davranışsal finans alanında yapılan çalışmalar, bireysel yatırımcıların finansal yatırım kararları alırken kişisel faktörlerin etkili olduğunu göstermiştir. Yatırımcıların yaşı, cinsiyeti, eğitim durumu, demografik yapısı yatırım kararlarını ilk sırada etkilemektedir. Kişisel faktörlerin yanı sıra çevresel faktörler ve finansal faktörler de yatırım kararını etkilemektedir. Ancak bu faktörlerin etkisi altında gerekli bilgilere ulaşabilmek ve bilgileri doğru yorumlayabilmek oldukça zordur. Ulaşılan bilgiler doğrultusunda karar alırken yatırımcılar bazı hatalarla karşılaşmaktadır. Bireysel yatırımcılarda en fazla görülen hata aşırı güven eğilimidir. Kendilerine aşırı güvenen yatırımcılar, yeteneklerine ve ön görülerine olması gerekenden fazla önem vermektedir. Yatırımcılarda sık görülen hatalardan bir diğeri ise sürü davranışıdır. Bu davranışta ise, yatırımcılar kendi bilgileri ile hareket etmek yerine diğer yatırımcıların yaptığı işlemlere göre hareket etmektedir. Ayrıca bu davranış piyasanın etkinlikten uzaklaşmasına sebep olmaktadır.

Çalışmada, 01.01.2021-31.12.2023 dönemleri arasında Borsa İstanbul'da işlem gören ve otomotiv sektöründe bulunan beş şirketin hisse senetlerinin (DOAS, FROTO, KARSN, OTKAR, TOASO) verileri kullanılmıştır. Google Trends üzerinden elde edilen arama sayılarının, bu hisse senetlerinin fiyatlarına etkisi GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modelleri kullanılarak incelenmiştir. Analiz edilen modeller AIC, SIC ve Log Olabilirlik değerleri ile karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucunda FROTO, KARSN ve OTKAR hisseleri için GARCH (1,1) modelinin DOAS ve TOASO hisseleri için ise EGARCH (1,1) modelinin uygun olduğu tespit edilmiştir.

Çalışma sonucunda yatırımcıların Google'da otomotiv sektörü için yaptığı aramaların hisse senedi fiyatlarında volatilitiyi artırdığı tespit edilmiştir. Bu bulgu, davranışsal finans perspektifinden değerlendirildiğinde, yatırımcıların hisse senetlerinin Google arama verilerini bilgi sinyali olarak algıladığını ve bu algının hisse senedi fiyatlarına yansıdığını ortaya koymaktadır. Artan arama hacimleri, yatırımcılar tarafından sektördeki olumlu gelişmelerin bir göstergesi olarak yorumlanmakta ve bu bilgi alım satım kararlarına yansıtılmaktadır.

Sonuç olarak, bu durum hisse senedi fiyatlarında volatilitiyeye neden olmakta ve davranışsal etkiler, yatırımcıların rasyonel olmayan kararlar almasına ve piyasalarda anlık değişimlere yol açmaktadır. Elde edilen bulgular Vlastakis ve Markellos (2012), Vozlyublennaia (2014), Ming ve Jais (2019), Bozanta vd. (2017) çalışmalarını destekler niteliktedir.

Google'da yapılan arama sayıları ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişki incelenirken, diğ er t m deęiřkenlerin sabit olduęu varsayılmaktadır.  alıřmanın sonucunda, yatırım kararı verilirken mevcut analiz y ntemleri uygulandıktan sonra Google Trend endeksi de yatırım kararı  ncesinde dikkate alınmalıdır.

Arařtırma ve Yayın Etięi Beyanı

Etik kurul izni ve/veya yasal/ zel izin alınmasına gerek olmayan bu  alıřmada arařtırma ve yayın etięine uyulmuřtur.

Arařtırmacıların Katkı Oranı Beyanı

- 1.Yazar, makalenin tamamına %60 oranda katkı saęlamıř olduęunu beyan eder.
2. Yazar, makalenin tamamına %40 oranda katkı saęlamıř olduęunu beyan eder.

Arařtırmacıların  ıkar  atıřması Beyanı

Bu  alıřmada herhangi bir potansiyel  ıkar  atıřması bulunmamaktadır.

Kaynakça

- Bijl, L., Kringhaug, G., Molnár, P. and Sandvik, E. (2016). Google searches and stock returns. *International Review of Financial Analysis*, 47: 150-156.
- Bozanta, A., Coşkun, M., Kutlu, B. and Özturan, M. (2017). Relationship between stock market indices and google trends. *The Online Journal of Science and Technology*, 7(2): 168-172.
- Brooks, C. (2008). *Introductory econometrics for finance*. London: Cambridge University Press.
- Da, Z., Engelberg, J. and Gao, P. (2011). In search of attention. *The Journal of Finance*, 66(5): 1461-1499.
- Das, S. and Chen, M.Y. (2006). Yahoo! for Amazon: Sentiment extraction from small talk on the web. *Management Science*, 53(9): 1375-1388.
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4): 157-168.
- Erten, E. (2018). *Google Trends Arama Hacim Endeksi ve Borsa İstanbul ilişkisi: BİST 100 Örneği*. (Yayımlanmamış Yüksek lisans tezi). Mersin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Mersin.
- Jain, R., Nguyen, R., Tang, L. and Miller, T. (2018). Bitcoin price forecasting using web search and social media data. In *Proceedings of the SAS Global 2018 Conference, Denver, CO, USA* (pp. 8-11).
- Kai-Ineman, D. and Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2): 363-391.
- Karabıyık, B., Sezer, D. and Gümüş, U. (2017). Can Bitcoins prices be predicted by google trends data? An example of Turkey with comparison of USA? *International Journal for Academic Development*, 3(1): 166-167.
- Kocabıyık, T., Teker, T. ve Aksoy, E. (2020). Google trends 'dolar' aramaları ile dolar kuru arasındaki ilişkinin keşfi. *IBAD Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(2): 262.
- Korkmaz, T., Çevik, E. ve Çevik, N. (2017). Yatırımcı ilgisi ile pay piyasası arasındaki ilişki: BİST-100 endeksi üzerine bir uygulama. *Business and Economics Research Journal*, 8(4): 203-215.
- Kristoufek, L. (2013). Bitcoin meets google trends and wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the internet era. *Scientific Reports*, 3(1): 3415.
- Ming, K. and Jais, M. (2019). Google search and stock market performance: Evidence from Malaysia. *UNIMAS Review of Accounting and Finance*, 7(1): 47-62.
- Montier, J. (2002). Global equity strategy part man, part monkey. *Dresdner Kleinwort Wasserstein*, 2: 1-12.
- Nelson, D.B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2): 347-370.
- Özden, Ü. (2008). İMKB bileşik 100 endeksi getiri volatilitésinin analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(13): 339-350.
- Preis, T., Reith, D. and Stanley, H. (2010). Complex dynamics of our economic life on different scales: Insights from search engine query data. *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 368(1923): 5707-5719.
- Sarıkovanlık, V., Koy, A., Akkaya, M., Yıldırım, H. ve Kantar, L. (2020). *Finans Biliminde Ekonometri Uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayınları.
- Seabold, S. and Coppola, A. (2015). *Nowcasting prices using google trends: An application to central America* (The World Bank Policy Research Working Paper No. WPS7398). Retrieved from <https://documents1.worldbank.org/curated/en/861491467999367566/pdf/WPS7398.pdf>

- Taffler, R. (2001). Behavioural finance and the corporate treasurer. *The Treasurer*, 33(2): 21-23.
- Topaloğlu, T. ve Ege, İ. (2020). Yatırımcı ilgisinin pay piyasaları üzerindeki etkisi: Borsa İstanbul'da işlem gören bankalar üzerine panel veri analizi. *Sosyoekonomi*, 28(2): 191-214.
- Tsay, R. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. New Jersey: Wiley.
- Vlastakis, N. and Markellos, R. (2012). Information demand and stock market volatility. *Journal of Banking and Finance*, 36(8): 1808-1821.
- Vozlyublennaa, N. (2014). Investor attention, index performance, and return predictability. *Journal of Banking and Finance*, 42: 17-35.
- Yıldırım, Ç. (2023). *Google Trends Arama Hacim Endeksi İle Bist 30 Firmalarının Getirileri Arasındaki İlişki*. (Yüksek lisans tezi). Niğde Ömer Halis Demir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Niğde.
- Yıldırım, H. (2019). Google trends hacim endeksi verilerinin 2008 finansal krizi üzerindeki etkisi. *Academic Studies In Social*, 3(4): 141-149.