

Araştırma Makalesi

Yatırımcı İlgisi ile BIST 100 Arasındaki İlişki: Google Trends Verileri Üzerinden Ampirik Analiz

The Relationship Between Investor Attention and the BIST 100: An Empirical Analysis via Google Trends Data

Mustafa HATTAPOĞLU

Dr. Öğr. Üyesi, Bursa Uludağ Üniversitesi

İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi

mhattapoglu@uludag.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0003-1513-598X>

Makale Geliş Tarihi	Makale Kabul Tarihi
26.03.2026	11.06.2026

Öz

Finansal piyasaların işleyişine yönelik geleneksel yaklaşımlar, bilginin fiyatlara tam ve anında yansıtıldığını varsayan Etkin Piyasa Hipotezi çerçevesinde şekillenmiştir. Ancak modern finans literatürü, yatırımcıların sınırlı bilişsel kapasiteleri nedeniyle tüm bilgiyi kusursuz işleyemediğini; bu noktada “yatırımcı dikkati” nin kısıtlı bir ekonomik kaynak olarak piyasa dinamiklerini belirlediğini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, dijitalleşen bilgi ekosisteminde yatırımcı ilgisi ile Türkiye’nin gösterge endeksi olan BIST 100 işlem hacmi arasındaki dinamik etkileşimi ampirik bir düzlemde incelemeyi amaçlamaktadır. Araştırmada, Haziran 2013 – Mart 2026 dönemini kapsayan aylık veriler kullanılmış; yatırımcı ilgisi Google Arama Trendleri üzerinden türetilen bir değişkenle, piyasa aktivitesi ise toplam işlem hacmiyle temsil edilmiştir. Değişkenler arasındaki ilişkinin yönü ve anlamlılığı, serilerin bütünleşme derecelerindeki farklılıklara karşı dirençli bir yapı sunan Toda-Yamamoto nedensellik testi ile analiz edilmiştir. Analiz bulguları, yatırımcı ilgisi ile işlem hacmi arasında çift yönlü bir nedensellik ilişkisinin varlığına işaret etmektedir. Elde edilen sonuçlar, davranışsal finansın dikkat temelli teorilerini ampirik olarak desteklemekte; dijital mecralardaki bilgi arama sürecinin piyasadaki işlem yoğunluğunu tetiklediğini, eş zamanlı olarak artan piyasa hareketliliğinin de yeni bir yatırımcı ilgisi dalgası yaratarak süreci beslediğini göstermektedir. Çalışma, Google Trends gibi dijital göstergelerin piyasa oynaklığını öngörmeye bir erken uyarı mekanizması olarak kullanılabileceğini ortaya koyarak, politika yapıcılar ve yatırımcılar için stratejik çıkarımlar sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Davranışsal Finans, Yatırımcı İlgisi, Google Trends, BIST 100, Toda-Yamamoto Nedensellik.

Abstract

Traditional approaches to the functioning of financial markets are shaped within the framework of the Efficient Market Hypothesis, which posits that information is fully and instantaneously reflected in prices. However, modern financial literature suggests that investors cannot process all information perfectly due to limited cognitive capacities; at this point, "investor attention" emerges as a scarce economic resource that determines market dynamics. This study aims to empirically examine the dynamic interaction between investor interest and the trading volume of the BIST 100, Turkey's benchmark index, within a digitalized information ecosystem. The research utilizes monthly data covering the period from June 2013 to March 2026, where investor interest is

Önerilen Atıf /Suggested Citation

Hattapoğlu, M., 2026, Yatırımcı İlgisi ile BIST 100 Arasındaki İlişki: Google Trends Verileri Üzerinden Ampirik Analiz, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 61(2), 2528-2550.

represented by an index derived from Google Search Trends and market activity is represented by total trading volume. The direction and significance of the relationship between the variables were analyzed using the Toda-Yamamoto causality test, which offers a robust framework against differences in the integration levels of the series. The analysis findings indicate the existence of a bi-directional causal relationship between investor interest and trading volume. These results empirically support the attention-based theories of behavioral finance, demonstrating that the information search process in digital media triggers transaction density in the market, while simultaneously, increased market volatility fuels the process by creating a new wave of investor interest. The study suggests that digital indicators such as Google Trends can be utilized as an early warning mechanism for predicting market fluctuations, offering strategic implications for policymakers and investors alike.

Keywords: Behavioral Finance, Investor Attention, Google Trends, BIST 100, Toda-Yamamoto Causality.

1. Giriş

Finansal piyasaların işleyişini açıklamaya yönelik teorik çerçevenin temelini, bilginin fiyatlara yansımaya süreci oluşturmaktadır. Bu çerçevede, Etkin Piyasa Hipotezi (EPH), finansal varlık fiyatlarının piyasaya ulaşan tüm mevcut bilgiyi süratle ve tam olarak yansıttığını ileri sürerek finans literatüründe merkezi bir konum edinmiştir. EPH'ye göre rasyonel yatırımcılar, piyasaya ulaşan bilgiyi anında fiyatlara dâhil etmekte ve bu nedenle sistematik olarak anormal getiri elde etmek mümkün olmamaktadır (Fama, 1970). Ancak söz konusu yaklaşım, yatırımcıların sınırsız bilgiye erişebildiği ve bu bilgiyi kusursuz biçimde işleyebildiği varsayımına dayanmaktadır. Günümüzde artan bilgi yoğunluğu ve finansal varlık çeşitliliği, bu varsayımın gerçekçilikten uzaklaştığını göstermektedir. Yatırımcıların bilişsel sınırlılıkları nedeniyle tüm bilgiyi eş zamanlı olarak işlemeleri mümkün değildir (Kahneman, 1973). Bu durum, piyasalarda bilgiye erişimin ve bilgi işleme kapasitesinin yatırımcılar arasında farklılaştığını ifade eden asimetrik bilgi çerçevesinde açıklanmaktadır (Korkmaz vd., 2017: 204).

Davranışsal finans literatürü, yatırımcıların bilişsel sınırlılıklarını ve psikolojik eğilimlerini dikkate alarak EPH'nin varsayımlarına önemli eleştiriler getirmiştir. Bu çalışmalar, piyasaya yeni bilgi girmese bile, yatırımcı ilgisinin tek başına fiyatlar üzerinde etkili olabileceğini ortaya koymuştur (Da vd., 2011). Bu çerçevede, Merton (1987) aracılığıyla ortaya konulan “yatırımcı tanınmışlık hipotezi”, yatırımcıların yalnızca farkında oldukları sınırlı sayıdaki menkul kıymete yöneldiğini ve bu durumun fiyat oluşumunu etkilediğini ileri sürmektedir. Benzer şekilde, Barber ve Odean (2008) dikkat temelli “fiyat baskısı hipotezi” ile bireysel yatırımcıların daha çok dikkat çeken, örneğin haberlerde yer alan ya da işlem hacmi yüksek olan pay senetlerine yöneldiğini göstermektedir. Dikkatin sınırlı bir kaynak olması nedeniyle yatırımcılar tüm alternatifleri değerlendirememekte ve seçimlerini öne çıkan varlıklar üzerinden yapmaktadır. Ayrıca yatırımcılar satın alma kararlarında dikkatlerini aktif biçimde kullanırken, satış kararlarında daha çok duygusal ve geçmiş performansa dayalı değerlendirmeler yapmaktadır (Nur Topaloğlu ve Ege, 2020, s.193). Bu süreçte artan yatırımcı ilgisi, bilgi arama ve keşif süreçlerini tetikleyerek ilgili finansal varlıklar üzerinde kısa vadeli fiyat baskısı oluşturabilmektedir. Bu durum, yatırımcıların dikkatini çeken pay senetlerinde fiyatların yükselmesine yol açabilmektedir. Öte yandan, süreç ters yönde de işleyebilmekte; yüksek getiri oranları ve artan işlem hacimleri, yatırımcıların ilgilerini artırarak söz konusu varlıklara yönelik talebi güçlendirebilmektedir (Tantaopas vd., 2016, s.111).

Dikkat temelli teorilerin ampirik olarak sınanmasındaki temel güçlük, yatırımcı dikkatine ilişkin doğrudan gözlemlenebilir bir ölçütün bulunmamasıdır. Literatürde bu boşluk; aşırı getiriler, (Barber ve Odean, 2008) işlem hacmi (Barber ve Odean, 2008; Gervais vd., 2001; Hou vd., 2008) medya haberleri ve manşetler (Yuan, 2008) reklam harcamaları (Chemmanur ve Yan, 2009; Grullon vd., 2004; Lou, 2008 ya da fiyat limitleri (Seasholes ve Wu, 2007 gibi dolaylı göstergeler aracılığıyla doldurulmaya çalışılmıştır. Söz konusu göstergeler, bir hisse senedinin getirisi ya da işlem hacmi olağan dışı seviyelere ulaştığında veya medyada yer bulduğunda yatırımcıların dikkatini çektiği varsayımına dayanmaktadır. Bununla birlikte, getiriler ve işlem hacmi yatırımcı dikkatinden bağımsız faktörlerden de etkilenebilmekte, ayrıca medyada yer alan bir bilginin yatırımcılar tarafından gerçekten takip edilip edilmediği her zaman kesinlik taşımamaktadır. Özellikle bilgi bolluğunun dikkat kıtlığı yarattığı günümüz bilgi çağında, bu tür dolaylı ölçütlerin sınırlılıkları daha belirgin hale gelmektedir (Da vd., 2011, s.1462).

Yatırımcı dikkatini ölçmek amacıyla son yıllarda yapılan pek çok çalışmada geleneksel ilgi ölçütlerinin aksine daha doğrudan bir gösterge olan Google Arama Trendleri (GAT) verileri tercih edilmektedir

(Korkmaz vd., 2017, s.204; Nur Topaloğlu ve Ege, 2020, s.194; Tan ve Taş, 2019, s.3). Google tarafından 2004 yılından bu yana kullanıma sunulan Google Arama Trendleri (GAT), dijital platformda sorgulanan terimlerin kullanım sıklığına dair veri akışı sağlayan bir mekanizmadır. GAT platformu, farklı zaman dilimleri ve anahtar kelimeler arasındaki karşılaştırmaları standartlaştırmak amacıyla verileri normalizasyon sürecinden geçirmektedir. Bu süreçte, ilgili terimin anlık sorgulanma hacmi, toplam arama sayısına oranlanmakta ve ardından elde edilen değerler, en yüksek çevrimiçi etkileşim düzeyi referans alınarak yeniden ölçeklendirilmektedir. Bu metodoloji sonucunda, aranan kelimenin popülaritesi 0 ile 100 arasında değişen bir endeks değeriyle ifade edilmektedir. Ek olarak sistem, kullanıcıların bilgi edinme eğilimlerini takip edebilmek adına bu verileri haftalık periyotlar halinde istatistiksel bir seriye dönüştürmektedir (Korkmaz vd., 2017, s.204). İnternet kullanıcılarının bilgiye erişimde Google’ı baskın bir araç olarak kullanması, bu platformdan elde edilen arama hacmi verilerinin genel kullanıcı davranışını temsil gücünü artırmaktadır. Bir varlığa yönelik Google üzerinden yapılan aramalar, o varlığa karşı aktif ve açık bir ilgi göstergesi kabul edildiğinden, toplulaştırılmış arama hacmi yatırımcı dikkati için gözlemlenebilir ve eş zamanlı bir ölçüt sunmaktadır.

Dijital bilgi arama eğilimlerindeki bu baskın konuma rağmen, yatırımcı dikkatinin finansal piyasalar üzerindeki etkilerini inceleyen mevcut literatürün büyük ölçüde gelişmiş piyasalara odaklandığı, gelişmekte olan ülkeler özelinde gerçekleştirilen ampirik çalışmaların ise görece sınırlı kaldığı görülmektedir. Özellikle Türkiye gibi bireysel yatırımcı yoğunluğunun yüksek olduğu, dijital finansal bilgi akışının hızla arttığı ve piyasa duyarlılığının yatırım kararları üzerinde belirgin etkiler oluşturduğu piyasalarda, yatırımcı ilgisinin işlem hacmi üzerindeki etkisinin incelenmesi önemli bir araştırma alanı olarak değerlendirilmektedir. Bu doğrultuda sunulan çalışma ile teorik, metodolojik ve konjonktürel açılardan literatürdeki belirli boşlukların doldurulması amaçlanmaktadır.

Teorik düzlemde araştırma; Etkin Piyasa Hipotezi’nin tam rasyonellik varsayımlarına karşı, davranışsal finans literatüründe öne çıkan “sınırlı rasyonellik” ve “dikkat temelli fiyat baskısı” hipotezlerini Türkiye örneği üzerinden sınamayı hedeflemektedir. Böylece yatırımcı dikkatinin piyasa dinamikleri üzerindeki etkilerine ilişkin, gelişmekte olan ülke perspektifinden özgün kanıtların ortaya konulması beklenmektedir. Metodolojik açıdan çalışmada yatırımcı ilgisinin, geleneksel dolaylı göstergeler yerine bir vekil değişken (proxy) niteliği taşıyan Google Arama Trendleri verileri aracılığıyla ölçülmesi yaklaşımı benimsenmiştir. Bu yöntemin, yatırımcı davranışlarının dijital bilgi arama süreçleri üzerinden gözlemlenebilmesine ve dijital veri akışları ile finansal piyasa hareketleri arasındaki etkileşimin anlaşılmasına katkı sunabileceği değerlendirilmektedir. Değişkenler arasındaki dinamik ilişkinin analizi ise serilerin entegrasyon derecelerine karşı dirençli bir yapı sunan Toda-Yamamoto nedensellik testi ile gerçekleştirilmiştir. Bu yöntem tercihinin, ampirik bulguların güvenilirlik ve geçerlilik derecesini artırdığı düşünülmektedir.

Araştırmanın zaman kapsamı Haziran 2013 – Mart 2026 dönemini içermektedir. Bu geniş kesitin; küresel pandemiler, jeopolitik krizler ve makroekonomik dalgalanmalar gibi yapısal kırılma dönemlerini bünyesinde barındırması yönüyle, yatırımcı davranışlarındaki dönüşümü uzun dönemli bir perspektifte inceleme olanağı sunduğu kabul edilmektedir. Elde edilen bulguların, akademik literatüre katkı sağlamasının yanı sıra pratik faydalar sunabileceği de öngörülmektedir. Bu paralelde bulguların, mikro düzeyde yatırımcılar için dijital veri analitiğine dayalı risk stratejilerinin geliştirilmesine; makro düzeyde ise politika yapıcılar için sistemik oynaklığı öngörmeye kullanılabilecek makro-ihtiyati bir araç setinin inşasına katkı sunabileceği beklenmektedir.

Finansal piyasaların işleyişi ve fiyat oluşum süreçlerinde yatırımcı davranışlarının etkisi, son yıllarda hem akademik araştırmacılar hem de piyasa katılımcıları tarafından yoğun ilgi görmektedir. Belirtilen bu teorik, metodolojik ve konjonktürel gerekçeler doğrultusunda çalışmanın temel amacı; dijitalleşen bilgi ekosisteminde dinamik olarak değişen yatırımcı ilgisi ile BIST 100 işlem hacmi arasındaki ilişkiyi ampirik bir zeminde ortaya koymaktır. Belirlenen bu amaca ulaşmak adına kurgulanan araştırma, birbirini takip eden beş ana bölümden meydana gelmektedir. Birinci bölümde giriş kısmı ve araştırmanın teorik çerçevesi sunulmuş; ikinci bölümde literatür taramasıyla önceki çalışmalar incelenmiştir. Üçüncü bölümde veri seti, değişkenler ve kullanılan yöntemler detaylandırılmış, dördüncü bölümde analiz sonuçları ve bulgular aktarılmıştır. Son bölümde ise çalışmanın sonuçları değerlendirilmiş ve politika önerileri ile birlikte genel çıkarımlar paylaşılmıştır.

2. Literatür Taraması

Yatırımcı davranışları ve bilgi arama süreçlerinin finansal piyasalar üzerindeki etkilerini incelemek amacıyla literatürde, geleneksel veri kaynaklarına ek olarak Google Trends gibi dijital izlerin kullanımına yönelik çalışmalar giderek artmaktadır. Bu çerçevede, Tablo 1’de, Google arama hacimlerinin yatırımcı dikkatini ölçmede nasıl kullanıldığı ve hisse senetleri, endeksler ile döviz ve kripto para gibi farklı finansal enstrümanlar üzerindeki etkilerinin farklı dönemler, ülkeler ve varlık grupları bazında incelendiği ampirik çalışmalar özetlenmiştir.

Tablo 16: Literatür Özeti

Yazar/Yıl	Amaç	Yöntem	Bulgu
Da vd. (2011)	Ocak 2004–Haziran 2008 döneminde Russell 3000 endeksinde yer alan hisseler için Google Trends Arama Hacmi Endeksi’nin yatırımcı ilgisini ölçmede kullanılabilirliğini ve yatırımcı dikkatinin işlem hacmi ile fiyatlar üzerindeki etkisini incelemek.	Panel Veri Analizi	Bulgular, Google arama hacminin yatırımcı dikkatini yansıttığını ve işlem hacmi ile fiyat hareketleri üzerinde anlamlı etkiler oluşturduğunu göstermektedir.
Smith (2012)	Ocak 2004–Aralık 2010 dönemine ait veri seti esas alınarak, “ekonomik kriz”, “finansal kriz” ve “durgunluk” anahtar kelimelerine ilişkin Google arama hacmindeki değişimlerin döviz piyasası oynaklığını tahmin edip edemeyeceğini incelemek.	GARCH (1,1) modeli, OLS Yöntemi	Google arama terimi “ekonomik kriz + finansal kriz” kullanıldığında, Euro hariç β katsayıları %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bulgular, Google arama hacminin kısa ve uzun vadede döviz oynaklığını açıklamada etkili olduğunu ortaya koymaktadır.
Vlastakis ve Markellos (2012)	NYSE ve NASDAQ borsalarında işlem gören, piyasa değeri en yüksek 30 hisse senedi ile S&P 500 endeksine ilişkin Google arama hacmini bilgi talebi göstergesi olarak kullanmak.	Regresyon Analizi	Bilgi talebi ile bilgi arzının hem eşanlı hem de dinamik olarak ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Piyasa bilgisi talebi; tarihsel oynaklık, zımnî oynaklık ve işlem hacmi ile pozitif ve anlamlı ilişki göstermektedir.
Takeda ve Wakao (2014)	2008–2011 yılları arasında Japonya borsasında işlem yapan şirketler için Google Arama Trendleri verileri aracılığıyla yatırımcı ilgisinin hisse senedi getirileri ve işlem hacmi üzerindeki etkilerini analiz etmek.	Regresyon Analizi	Analiz sonuçları, arama hacmi ile işlem yoğunluğu arasında güçlü bir pozitif ilişki olduğunu, buna karşın hisse senedi getirileri ile olan ilişkinin daha zayıf ve pozitif yönlü olduğunu göstermektedir.
Tantaopas vd. (2016)	2004–2014 yılları arasında Asya-Pasifik hisse	Granger Nedensellik Analizi	Yatırımcı ilgisi, işlem hacmi ve volatilité ile

	piyasalarında, Google Trends verileri aracılığıyla yatırımcı ilgisi ile volatilité ve işlem hacmi arasındaki etkileşimi incelemek.		anlamli bir ilişki göstermektedir.
Bozanta vd. (2017)	2014–2015 dönemi için, 12 büyük borsa endeksi için Google Trends verileri ile endeks getirileri arasındaki ilişkiyi analiz etmek.	Korelasyon Analizi	Arama verileri ile hisse senedi endeks getirileri arasında anlamli derecede pozitif bir korelasyon saptanmıştır.
Korkmaz vd. (2017)	2004–2016 döneminde BIST-100’e yönelik yatırımcı ilgisinin pay getirisi, işlem hacmi ve volatilité ile ilişkisini Google Arama Trendleri verileri üzerinden incelemek.	Granger Nedensellik, Ortalama ve Varyansta Nedensellik Testleri	Analizler, yatırımcı ilgisinin endeks getirisi üzerinde zayıf bir etkisi olduğunu, işlem hacmi üzerinde ise daha belirgin bir ilişki olduğunu göstermektedir.
Erten (2018)	2012–2017 döneminde, Türkiye hisse senedi piyasasında BIST 100 endeksine ilişkin yatırımcı ilgisinin, Google Trends arama hacim verileri kullanılarak endeks getirisi ve işlem hacmi üzerindeki etkilerini analiz etmek.	Johansen Eşbütünleşme Testi ve Granger Nedensellik Testi	Elde edilen bulgular, seriler arasında kalıcı bir ilişkinin mevcut olduğunu ve işlem hacmi ile arama hacmi arasında karşılıklı nedensellik bulunduğunu ortaya koymaktadır.
Rutkowska ve Kliber (2018)	Google aramalarının yatırımcı duyarlılığı üzerindeki etkisini incelemek.	GARCH Modelleri	Negatif anahtar kelime aramalarının yatırımcı güveninde azalmaya yol açtığı ve bu etkinin pozitif anahtar kelime aramalarına kıyasla daha belirgin olduğu tespit edilmiştir.
Bui ve Nguyen (2019)	2014–2018 dönemine ait haftalık Google Trends Arama Hacmi verileri kullanılarak, Vietnam HOSE VN-100 Endeksi’ne dahil hisse senetleri için firma düzeyi ve piyasa düzeyindeki yatırımcı dikkatinin borsa faaliyeti üzerindeki etkilerini incelemek.	Korelasyon Analizi	Google Trends Arama Hacmi ile işlem hacmi arasında güçlü bir korelasyon tespit edilmiştir. Piyasa genelindeki yatırımcı dikkati hem hisse senedi likiditesizliğini hem de oynaklığı artırmaktadır.
Padungsaksawasdi vd. (2019)	Ocak 2004–Aralık 2014 döneminde 10 ülke (gelişmiş ve gelişmekte olan piyasalar) verisiyle Google Trends arama yoğunluğu ile hisse senedi piyasası faaliyetleri (getiri, oynaklık, işlem hacmi)	Panel VAR, Panel Granger Nedensellik	Yatırımcı ilgisi ile piyasa faaliyetleri arasında çift yönlü nedensellik bulunmuştur. En güçlü ilişki yatırımcı ilgisi ile işlem hacmi arasındadır.

	arasındaki ilişkiyi incelemek.		
Düz Tan ve Taş (2019)	Nisan 2013 Eylül 2017 döneminde Türkiye hisse senetlerinde anormal Google arama hacmi endeksi kullanılarak firmaya özgü yatırımcı dikkatini ölçmek ve bu dikkatin hisse senedi getirileri üzerindeki etkisini incelemek.	Panel Veri Analizi	Yüksek dikkat gören hisselerin daha yüksek getiri sağladığı, fiyat baskısı etkisinin küçük firmalarda daha güçlü olduğu ve dikkat etkisinin kısa vadede belirgin olduğu tespit edilmiştir.
Yıldırım (2020)	26.04.2015 ile 19.04.2020 tarihleri arasındaki haftalık 261 gözlemden oluşan veri seti kullanılarak, Bitcoin/USD fiyatları ile Google Trends üzerinden elde edilen “Bitcoin” arama hacmi arasındaki ilişki analiz etmek.	ARDL Analizi	ARDL analiz sonuçları, değişkenler arasında kısa ve uzun dönemde istatistiksel olarak anlamlı bir ilişkinin varlığını ortaya koymaktadır. Sınır testi sonuçları ise söz konusu iki değişkenin eşbütünleşik olduğunu, yani uzun dönemli bir denge ilişkisi içinde bulunduklarını ortaya koymuştur.
Kocabıyık vd. (2020)	05.01.2014–30.12.2018 dönemine ait veriler kullanılarak, Google Trends üzerinden elde edilen “Dolar” anahtar kelimesine ilişkin arama hacmi ile ABD Doları/TL kuru arasındaki ilişkiyi nedensellik bağlamında incelemek.	Toda–Yamamoto Nedensellik Analizi	Analiz sonuçları, Dolar kurundaki değişimlerin Google arama hacmi üzerinde anlamlı ve pozitif etkisi olduğunu göstermiştir.
Mavragani vd. (2020)	1 Mart 2015 – 29 Şubat 2020 döneminde Google Trends verileri kullanılarak Sterlin (Pound) ile Euro ve ABD Doları döviz kurları arasındaki öngörülebilirlik ilişkisini analiz etmek.	Kuantil Bağımlılık Yöntemi	Bulgular, Google arama verileri ile Sterlin’in döviz kurları arasında istatistiksel olarak anlamlı kuantil bağımlılık ilişkileri bulunduğunu göstermektedir. Sonuçlar, Pound ile ilgili arama yoğunluğundaki değişimlerin döviz kurları üzerinde yönlü öngörü gücüne sahip olabileceğine işaret etmektedir.
Nur Topaloğlu ve Ege (2020)	2010–2018 döneminde BIST Banka Endeksi kapsamındaki bankaların yatırımcı ilgisi ile pay senedi volatilitesi Google Trends verileri kullanarak incelemek.	Panel Regresyon Analizi	Analizler, “banka adı” “borsa” aramaları ve oluşturulan “Toplam GAT” değişkeninin pay senedi volatilitesi üzerinde pozitif ve anlamlı bir etkisi olduğunu, diğer aramaların ise anlamlı

			etkisinin bulunmadığını ortaya koymaktadır.
Yoshinaga ve Rocco (2020)	2014-2018 döneminde Google Arama Hacmi (GSV) kullanılarak, Brezilya borsasında yatırımcı ilgisinin gelecekteki hisse getirilerini öngörmedeki rolünü incelemek.	Panel Regresyon	Google arama hacmindeki yükselişin hisse senetlerinin sonraki dönem getirilerini düşürdüğünü ve bu etkinin özellikle sık işlem gören hisselerde daha belirgin olduğu şeklinde ortaya konmuştur.
Samirkas (2020)	Nisan 2013 ile Mart 2020 dönemini kapsayan aylık veriler kullanılarak, Bitcoin fiyatları ile Google Trends verilerinden elde edilen “Bitcoin” arama ilgisi arasında nedensel bir ilişki olup olmadığını analiz etmek.	Toda-Yamamoto Nedensellik Analizi	Analizler, Bitcoin fiyatlarının Google arama hacmini etkilediği tek yönlü bir nedensellik ilişkisi olduğunu göstermiştir.
Özcan (2021)	Sosyal medya platformlarından Twitter üzerinde 02.01.2014–31.01.2020 tarihleri arasında paylaşılan olumlu ve olumsuz içeriklerin, BIST30 şirketlerinin hisse getirileri üzerindeki etkilerini incelemek.	Panel Veri Analizi	Olumsuz tweetlerin hisse getirilerini negatif, olumlu tweetlerin ise pozitif etkilediği tespit edilmiştir.
Ekinci ve Bulut (2021)	2012-2017 döneminde BIST 100 şirketlerine ait haftalık verilerle, piyasa, büyüklük ve değer faktörleri kontrol edilerek Google arama verileri ile hisse senedi getirileri arasındaki etkileşimi analiz etmek.	Regresyon Analizi	Google arama hacminin hisse senedi getirilerini olumlu yönde etkilediği ve etkinin özellikle küçük ölçekli şirketlerde daha belirgin olduğu tespit edilmiştir.
Pham vd. (2021)	Nisan 2016–Nisan 2021 döneminde Google aramaları ile Vietcombank hisse senedi fiyat hareketi arasındaki ilişkiyi incelemek.	VAR Granger Nedensellik Analizi	Vietcombank hisse fiyatı ile Google aramaları arasında uzun dönemli ilişki bulunmamış; Granger nedensellik zayıf olup, arama hacmi ile işlem hacmi eş zamanlı artmıştır.
Aslanidis vd. (2021)	Bitcoin piyasasında Google Trends ile ölçülen yatırımcı ilgisi ile Bitcoin getirileri ve volatilitesi arasındaki bilgi akışını incelemek.	Entropi analizi ve nedensellik testleri	Yatırımcı ilgisi ile Bitcoin getirileri ve volatilitesi arasında çift yönlü ilişki tespit edilmiştir. Özellikle volatiliteden yatırımcı ilgisine doğru bilgi akışının daha güçlü olduğu ve piyasa hareketlerinin Google aramalarını tetiklediği sonucuna ulaşılmıştır.

Yürük ve Kaya (2022)	01.01.2004–01.12.2021 dönemine ait aylık veriler kullanılarak, Google Trends üzerinden elde edilen “altın” anahtar kelimesine ilişkin arama sıklığı ile altın fiyatlarının seyri üzerindeki nedensellik ilişkisini analiz etmek.	Johansen Eşbütünleşme Testi, Granger Nedensellik Analizi	Analizler, değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki olduğunu gösterirken, Granger testi altın fiyatlarından Google arama hacmine tek yönlü bir nedensellik olduğunu ortaya koymuştur.
Ben El Hadj Said ve Slim (2022)	2004–2021 döneminde 14 uluslararası hisse senedi piyasası için Google Trends verilerini kullanarak yatırımcı dikkatinin gerçekleşmiş volatilitayı öngörmedeki rolünü incelemek ve dikkat temelli volatilita tahmin performansını değerlendirmek.	Ekonometrik Modelleme	Yatırımcı dikkatinin kısa vadede volatilitayı artırdığı, uzun vadede ise etkinin zayıfladığı veya tersine döndüğü belirlenmiştir.
Tong vd. (2022)	Twitter ve Google Trends üzerinden ölçülen yatırımcı dikkatinin kripto para getirileri ile çift yönlü nedensellik ilişkisini incelemek.	Granger Nedensellik Analizi	Google Trends ve Twitter dikkatinin kripto para getirileri ile çift yönlü nedensellik ilişkisi olduğu ve dikkat ile piyasa getirileri arasında karşılıklı bilgi akışının bulunduğu tespit edilmiştir.
Raza vd. (2023)	Ocak 2016–Mart 2021 verileri ile COVID-19 pandemisi döneminde, Google Trends’in Bitcoin dışındaki kripto para piyasaları üzerindeki etkisini ortaya koymak.	Kuantil Nedensellik testi	Bulgular, Google Trends verilerinin Litecoin, Bitcoin, Ripple, Ethereum ve NEM fiyatlarına (Dash hariç) çoğu kuantilde nedensel etkide bulunduğunu göstermiştir.
Bektaş vd. (2023)	23 Şubat 2020 ile 16 Ocak 2022 tarihleri arasındaki haftalık veriler kullanılarak, COVID-19 dönemi boyunca Bitcoin ile Brent petrol, altın, Ethereum gibi alternatif yatırım araçları ile Dow Jones, VIX ve Google Trends'teki COVID-19 aramaları arasındaki uzun vadeli ilişkileri incelemek.	ARDL Analizi	Bitcoin fiyatları ile Google Trends aramaları arasında uzun dönemli bir bütünleşme ilişkisi tespit edilmiştir.
Söker ve Alptürk (2024)	2019-2023 dönemine ait haftalık veriler kullanılarak, sektör ve firma büyüklüğü dikkate alınmak suretiyle yatırımcı ilgisinin (Google Trends verileriyle ölçülen) hisse senedi getirileri	Panel Veri Analizi	Analizler, tüm sektörlerde yatırımcı ilgisinin hisse getirilerini pozitif ve anlamlı biçimde etkilediğini göstermiştir.

	üzerindeki etkilerini analiz etmek.		
Bozkurt (2024)	2020 ve 2021 yıllarında BIST-100 endeksi pay piyasasında yatırımcı ilgisinin işlem hacmi üzerindeki etkisini yatırımcı tanınırlık hipotezi çerçevesinde incelemek.	Granger Nedensellik	2020 yılı verileri, Google Trends arama hacmi ile işlem hacmi arasında çift yönlü bir nedensellik ilişkisi bulunduğunu gösterirken; 2021 yılı verileri, bu ilişkinin yalnızca aramalardan işlem hacmine doğru tek yönlü gerçekleştiğini ortaya koymuştur.
Akdoğan (2024)	01.01.2022–31.10.2023 döneminde Borsa İstanbul’da gerçekleşen halka arzlarda yatırımcı ilgisinin (Google aramaları ve YouTube izlenmeleri) bireysel yatırımcı talebini tahmin gücünü incelemek.	Rassal Orman Yöntemi	Google arama hacmi ve YouTube izlenme sayıları yatırımcı ilgisinin anlamlı göstergeleridir ve bireysel yatırımcı talebinin tahmininde etkilidir.
Ayala vd. (2024)	2010–2021 döneminde yayımlanan 56 ampirik çalışmayı kapsayan sistematik bir inceleme gerçekleştirerek Google Arama Hacmi Endeksi’nin yatırımcı dikkatini ölçmedeki etkinliğini ve finansal piyasalardaki etkilerini değerlendirmek.	Sistematik Literatür Taraması	Google Arama Hacmi Endeksi’nin yatırımcı dikkatinin güvenilir bir göstergesi olduğu ve işlem hacmi ile volatilitiyi etkilediği sonucuna ulaşılmıştır.
Hoang ve Vo (2024).	Ocak 2018–Aralık 2022 döneminde Google Trends haftalık verileri kullanılarak yatırımcı dikkatinin kripto para getirileri, işlem hacmi ve piyasa değeri üzerindeki etkisini incelemek.	Portföy Analizleri ve Fama-MacBeth Regresyonları	Daha yüksek arama hacmine sahip kripto paraların daha yüksek getiri, volatilité ve işlem hacmi sergilediği; ayrıca dikkat etkisinin daha büyük kripto paralarda daha güçlü olduğu ve fiyatların kısmen kalıcı etki gösterdiği bulunmuştur.
Özçivi ve Koy (2025)	01.01.2021-31.12.2023 dönemine ait verilerden yararlanarak, Google Trends arama verilerinin otomotiv sektöründe işlem gören beş şirketin hisse fiyatlarının volatilitesi üzerindeki etkisini incelemek.	ARCH, GARCH ve EGARCH	Google Trends endeksinin, hisse fiyatlarında artan volatilitéye yol açtığı belirlenmiştir.
Özdemir ve Taş (2025)	Ocak 2004–Haziran 2024 döneminde Borsa İstanbul’da yatırımcı dikkatinin oynaklık ve sektörel risk yayılımları üzerindeki etkisini incelemek.	E-GARCH-X, GJR-GARCH-X ve Çok Değişkenli BEKK-GARCH-X Modelleri	Yatırımcı dikkatinin hisse senedi oynaklığını artırdığı ve sektörler arası risk yayılımlarını güçlendirdiği tespit edilmiştir.

Raza vd. (2025)	2019–2024 döneminde Pakistan Menkul Kıymetler Borsası Endeksi'ne ait haftalık veriler kullanılarak, Google Arama Hacmi Endeksi ile ölçülen yatırımcı dikkatinin piyasa oynaklığı, likidite ve hisse senedi fiyat hareketleri üzerindeki etkisini incelemek.	Zaman serisi regresyon analizi	Google Arama Hacmi Endeksi'nin piyasa oynaklığı ile anlamlı ve pozitif ilişkili olduğu, özellikle belirsizlik dönemlerinde oynaklığı artırdığı; ayrıca yatırımcı dikkatindeki artışın likiditeyi güçlendirdiği ve piyasa faaliyetini artırdığı bulunmuştur.
Krotov (2026)	Fransa hisse senedi piyasasında 2019–2026 döneminde Google Trends temelli yatırımcı dikkat göstergelerinin işlem hacmi üzerindeki etkisini piyasa rejimleri ve volatilité bağlamında analiz etmek.	Granger Nedensellik Analizi	Yatırımcı dikkatinin işlem hacmi üzerindeki etkisinin piyasa koşullarına bağlı olarak değiştiği, stres dönemlerinde etkinin güçlendiği ve farklı dikkat ölçütlerinin farklı açıklayıcı güç sergilediği tespit edilmiştir.

3. Veri Seti ve Yöntem

Bu çalışmada, yatırımcı ilgisi ile BIST 100 işlem hacmi arasındaki ilişkiyi incelemek amacıyla Haziran 2013 – Mart 2026 dönemini kapsayan aylık zaman serisi verilerinden oluşan bir veri seti kullanılmıştır. Yatırımcı ilgisini göstermek üzere, Google Trends üzerinden Borsa İstanbul ile ilişkili aramalar dikkate alınmıştır. Bu kapsamda, literatürde yaygın olarak kullanılan “Borsa İstanbul”, “BIST”, “BIST 100”, “borsa” ve “hisse senedi” anahtar kelimelerinin aranma sıklıklarının toplamı hesaplanarak yatırımcı ilgisini temsil eden LNGOOGLE değişkeni oluşturulmuştur. İşlem hacmi değişkeni ise BIST 100 endeksine ait toplam işlem hacmi verileri kullanılarak LNHAC değişkeni ile ölçülmüştür. Borsa İstanbul 100 endeksi işlem hacmi verileri, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS) üzerinden sağlanmıştır. Çalışmada kullanılan değişkenlerin açıklamaları Tablo 2’de sunulmuştur.

Tablo 2: Değişkenlere İlişkin Açıklamalar

Değişken	Açıklama	Veri Kaynağı
Yatırımcı İlgisi (LNGOOGLE)	Google Trends veri tabanı kullanılarak “Borsa İstanbul”, “BIST”, “BIST 100”, “borsa” ve “hisse senedi” anahtar kelimelerinin aranma sıklıklarının toplamı ile oluşturulan bileşik endeks	https://trends.google.com/trends/
İşlem Hacmi (LNHAC)	BIST 100 endeksine ait toplam işlem hacmi	https://evds3.tcmb.gov.tr/tumSeriler

Çalışmanın veri seti, kurumsal değişimler ve veri kalitesine ilişkin metodolojik zorunluluklar neticesinde Haziran 2013 tarihinden itibaren başlatılmıştır. İlk olarak, 31 Aralık 2012 tarihinde İstanbul Menkul Kıymetler Borsası’nın (İMKB) adı Borsa İstanbul olarak değiştirilmiştir. Bu nedenle 2013 yılı öncesinde kullanılan arama terimleri mevcut piyasa yapısını ve yatırımcı davranışını doğru biçimde yansıtmayabilmektedir. İkinci olarak, Google Trends verileri 2004 yılında kullanıma açılmış olsa da yapılan ön incelemelerde özellikle ilk yıllarda ilgili anahtar kelimelere yönelik arama yoğunluğunun oldukça düşük olduğu görülmüştür. Düşük arama hacmine sahip dönemlerin analize dâhil edilmesi, seride yapay dalgalanmalar ve ölçüm hataları oluşturabilmektedir. Son olarak Google Trends platformu, beş yıla kadar olan dönemler için haftalık veri sağlarken daha uzun dönemler için yalnızca aylık frekans

sunmaktadır. Haziran 2013 – Mart 2026 dönemi beş yıldan uzun bir zaman aralığını kapsadığı için analizde aylık verilerin kullanılması metodolojik açıdan daha tutarlı kabul edilmiştir. Teorik olarak haftalık veriler parçalı şekilde çekilip birleştirilebilir; ancak bu yöntem veri ölçeklendirme ve dönüştürme işlemleri gerektirdiğinden ölçüm hatası oluşturma riski taşımaktadır. Bu nedenle çalışmada daha güvenilir ve bütüncül bir zaman serisi elde edebilmek amacıyla aylık frekanstaki Google arama verileri tercih edilmiştir.

Ampirik analiz sürecinde, değişkenler arasındaki ilişkilerin daha doğru ve karşılaştırılabilir biçimde yorumlanabilmesi için tüm seriler üzerinde doğal logaritmik dönüşüm gerçekleştirilmiştir. Analiz sürecinin başlangıcında, bu logaritmik serilerin durağanlık özellikleri değerlendirilmiştir. Değişkenlerin birim kök içerip içermediğini test etmek amacıyla, Dickey ve Fuller (1979, 1981) tarafından geliştirilen Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) testi ile Phillips ve Perron (1988) tarafından önerilen Phillips-Perron birim kök testleri kullanılmıştır. Ön analizlerin tamamlanmasının ardından değişkenler arasındaki ilişkilerin hangi yönde nedensellik içerdiğini belirlemek amacıyla, serilerin bütünleşme derecelerinden bağımsız olarak güvenilir sonuçlar elde etmeye imkân tanıyan Toda-Yamamoto (1995) yöntemi uygulanmıştır. Çalışmada gerçekleştirilen tüm ekonometrik analizler EViews 12 paket programı kullanılarak yürütülmüştür.

3.1. Toda-Yamamoto Nedensellik Testi

Toda-Yamamoto (1995) yöntemi, bir zaman serisinin I(0), I(1) veya I(2) düzeyinde olmasına ve seriler arasında herhangi bir eşbütünleşme ilişkisi bulunup bulunmamasına bakılmaksızın uygulanabilen Granger nedensellik analizinin alternatif bir biçimidir (Jain ve Ghosh, 2013, s.90). Bu yaklaşım, değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerini değerlendirmek için esnek ve geniş bir uygulama alanı sunmaktadır.

Değişkenlerin farklı seviyelerde durağan olabildiği durumlarda sunduğu esneklik nedeniyle tercih edilen Toda-Yamamoto (1995) nedensellik yaklaşımı, belirli bir metodolojik hiyerarşi çerçevesinde uygulanmaktadır. Bu prosedürün temel aşamaları şu şekilde özetlenebilir (Medetoğlu ve Doğru, 2022, s.751):

- 1- Analize dahil edilen serilerin her biri için birim kök testleri uygulanarak, değişkenler arasındaki en yüksek bütünleşme derecesi ($d_{\max}$) saptanmalıdır.
- 2- Seçilen kriterler doğrultusunda VAR modeli kurulmalı ve sistemin optimum gecikme uzunluğu (k) saptanmalıdır.
- 3- Belirlenen gecikme uzunluğu ile maksimum bütünleşme derecesinin toplamından oluşan ($k+d_{\max}$) bir VAR modeli tahmin edilmelidir.
- 4- Tahmin edilen modelin geçerliliğini doğrulamak amacıyla; otokorelasyon, normallik, değişen varyans ve model spesifikasyonu açısından tanı testleri gerçekleştirilmelidir.
- 5- Her bir değişkenin ilk k gecikmesinin topluca anlamlılığı, Wald testi ile sınanmalıdır. Test sonucunun anlamlı bulunması durumunda, değişkenler arasında nedensellik olmadığını ifade eden sıfır hipotezi reddedilir.

Y ve X değişkenleri için gerçekleştirilen Toda-Yamamoto nedensellik analizinde tahmin edilen VAR ($k + d_{\max}$) modeli aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

$$Y_t = \omega + \sum_{i=1}^k \alpha_{1i} X_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{1i} Y_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{d_{\max}} \delta_{1j} X_{t-j} + \sum_{j=k+1}^{d_{\max}} \theta_{1j} Y_{t-j} + \varepsilon_{1t} \quad (1)$$

$$X_t = \varphi + \sum_{i=1}^k \alpha_{2i} X_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{2i} Y_{t-i} + \sum_{j=k+1}^{d_{\max}} \delta_{2j} X_{t-j} + \sum_{j=k+1}^{d_{\max}} \theta_{2j} Y_{t-j} + \varepsilon_{2t} \quad (2)$$

Yukarıda tahmin edilen modellerde yer alan ε_{1t} ve ε_{2t} hata terimlerinin, white noise özelliklerini taşıdığı, sıfır ortalama ve kovaryans yapısına sahip olduğu varsayılmaktadır. Bu çerçevede oluşturulan

modeller üzerinden değişkenler arasındaki etkileşimi ölçmek amacıyla şu temel hipotezler kurulmaktadır:

H_0 : Y değişkeni X değişkeni üzerinde nedensel bir etkiye sahip değildir.

H_1 : Y değişkeni X değişkeni üzerinde nedensel bir etkiye sahiptir.

Değişkenler arasındaki çift yönlü nedensellik ilişkisini incelemek amacıyla, katsayıların sıfır olup olmadığına dair hipotezler $H_0: \alpha_{1i} = 0$ ve $H_0: \alpha_{2i} = 0$ şeklinde kurulmakta ve bu hipotezler düzeltilmiş (modified) WALD testi istatistiği kullanılarak sınanmaktadır. Eğer düzeltilmiş WALD test istatistiğinin değeri, X^2 dağılımındaki k serbestlik derecesine karşılık gelen kritik değerden büyükse, ilgili sıfır hipotezleri reddedilmektedir.

4. Analiz ve Bulgular

Toda-Yamamoto nedensellik analizinin uygulanmasında, VAR modelinin doğru yapılandırılması için optimal gecikme uzunluğu (k) ile serilerin maksimum bütünleşme derecesinin (d_{max}) saptanması kritik bir öneme sahiptir. Bu doğrultuda izlenen metodolojik süreçte, öncelikle değişkenlerin durağanlık özellikleri incelenerek maksimum bütünleşme derecesi tayin edilmelidir. Değişkenlerin bütünleşme düzeylerini belirlemek amacıyla düzey değerleri üzerinden uygulanan Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testi bulguları Tablo 3’de sunulmuştur.

Tablo 3: ADF ve PP Birim Kök Testi Düzey Değerleri

Değişken	Test Türü	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitsiz ve Trendsiz
LNHAC	ADF	0.0669 (0.9622)	-3.1653* (0.0955)	2.0928 (0.9914)
	PP	-0.6209 (0.8614)	-6.4389*** (0.0000)	1.7697 (0.9814)
LNGOOGLE	ADF	-1.6496 (0.4548)	-2.5467 (0.3055)	0.3700 (0.7901)
	PP	-1.4017 (0.5802)	-2.3624 (0.3977)	0.3615 (0.7879)

(*) %10 anlamlılık düzeyi, (**) %5 anlamlılık düzeyi ve (***) %1 anlamlılık düzeyini göstermektedir. T-istatistik ve p-değerleri MacKinnon (1996) tek taraflı p-değerleridir. ADF ve PP testindeki değerler Akaike Bilgi Kriteri (AIC) esas alınarak belirlenmiştir.

Tablo 3 incelendiğinde, LNHAC değişkeni açısından ADF testinde yalnızca sabitli ve trendli modelde %10 anlamlılık düzeyinde ($p=0.0955$) durağanlık bulgusuna rastlanırken, diğer model spesifikasyonlarında istatistiksel olarak anlamlı bir sonuç elde edilememiştir. Buna karşılık PP testinde sabitli ve trendli modelde %1 anlamlılık düzeyinde ($p=0.0000$) güçlü bir durağanlık bulgusu söz konusudur. Ancak sabitli ve sabitsiz modellerden elde edilen sonuçlar bu durumu desteklememektedir. Bu nedenle LNHAC değişkeni için düzeyde durağanlığa ilişkin bulguların model spesifikasyonuna duyarlı olduğu ve genel olarak düzeyde durağan kabul edilmesinin temkinli yaklaşım gerektirdiği söylenebilir. LNGOOGLE değişkenine ait ADF ve PP test sonuçları ise tüm model türlerinde yüksek p-değerleri vermekte ve herhangi bir anlamlılık düzeyinde durağanlığa işaret etmemektedir. Bu bulgu, ilgili değişkenin düzey değerlerinde birim kök içerdiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 3, genel olarak değerlendirildiğinde, her iki değişken için düzeyde elde edilen durağanlık bulguları yeterince güçlü ve tutarlı değildir. Bu nedenle serilerin birinci farkları alınarak durağanlık analizinin yeniden yapılması ve maksimum bütünleşme derecesinin (d_{max}) bu doğrultuda belirlenmesi gerekmektedir. Söz konusu amaç doğrultusunda değişkenlerin birinci farkları alınmış ve bu farklara ilişkin birim kök testi sonuçları Tablo 4’ de sunulmuştur.

Tablo 4: ADF ve PP Birim Kök Testi Birinci Fark Değerleri

Değişken	Test Türü	Sabitli	Sabitli ve Trendli	Sabitsiz ve Trendsiz
d(LNHAC)	ADF	-10.5744*** (0.0000)	-10.6004*** (0.0000)	-10.2472*** (0.0000)
d(LNHAC)	PP	-30.1446*** (0.0001)	-31.4585*** (0.0001)	-25.0937*** (0.0000)
d(LNGOOGLE)	ADF	-13.9788*** (0.0000)	-10.4916*** (0.0000)	-13.9976*** (0.0000)
d(LNGOOGLE)	PP	-14.7068*** (0.0000)	-14.8613*** (0.0000)	-14.6366*** (0.0000)

(*) %10 anlamlılık düzeyi, (**) %5 anlamlılık düzeyi ve (***) %1 anlamlılık düzeyini göstermektedir. T-istatistik ve p-değerleri MacKinnon (1996) tek taraflı p-değerleridir. ADF ve PP testindeki değerler Akaike Bilgi Kriteri (AIC) esas alınarak belirlenmiştir.

Tablo 4’ de yer alan değişkenlerin birinci farklarına ilişkin ADF ve PP birim kök testi sonuçları incelendiğinde, hem d(LNHAC) hem de d(LNGOOGLE) serilerine ait tüm model seçeneklerinde (sabitli, sabitli-trendli, sabitsiz-trendsiz) p-değerlerinin 0.0000 olduğu ve serilerin %1 anlamlılık düzeyinde durağanlaştığı görülmektedir. Bu bulgular ışığında, düzey değerlerinde durağan olmayan her iki serinin de birinci farklarında I(1) derecesinde durağan hale geldiği belirlenmiştir. Analize dahil edilen değişkenlerin en yüksek bütünleşme derecesi I(1) olduğu için, Toda-Yamamoto nedensellik testinin kurulumunda kullanılacak olan maksimum bütünleşme derecesi (dmax) 1 olarak saptanmıştır.

Analizin bir sonraki aşamasında, değişkenler arasındaki optimal gecikme uzunluğunun (k) tespit edilmesi amacıyla VAR modeli tahmin edilmiştir. Bu modele dayalı olarak elde edilen uygun gecikme kriterleri Tablo 5’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5: VAR Modelinde Uygun Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi

Gecikme	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-329.3347	NA	0.320805	4.538,832	4.579703	4.555,439
1	-12.38677	620.8706	0.004410	0.251874	0.374488	0.301694
2	13.62532	50.24253	0.003262	-0.049662	0.154695*	0.033373*
3	19.86856	11.88782	0.003164	-0.080391	0.205708	0.035857
4	26.03914	11.58040	0.003072	-0.110125	0.257717	0.039337
5	32.64691	12.21985*	0.002965*	-0.145848*	0.303736	0.036828
6	34.73349	3.801573	0.003044	-0.119637	0.411690	0.096254
7	36.21604	2.660466	0.003153	-0.085151	0.527919	0.163953
8	39.70573	6.166707	0.003177	-0.078161	0.616652	0.204158

LR: sequential modified LR test statistic, **FPE:** Final prediction error **AIC:** Akaike information criterion **SC:** Schwarz information criterion **HQ:** Hannan-Quinn information criterion. “*” işaretli, ilgili kriter tarafından seçilen optimal gecikme uzunluğunu göstermektedir.

Tablo 5’de görüldüğü üzere, VAR modelinden elde edilen bulgulara göre, SC ve HQ kriterlerine göre en uygun gecikme uzunluğu 2 olarak belirlenmiştir. AIC, FPE ve LR kriterlerine göre ise uygun gecikme uzunluğu 5 olarak tespit edilmiştir. Birim kök testlerinde Akaike bilgi kriteri (AIC) kullanıldığı için, gecikme seçiminde de AIC dikkate alınmış ve uygun gecikme uzunluğu k = 5 olarak seçilmiştir. Birim kök testleri sonucunda analiz edilen serilerin düzeyde I(0) ve birinci farkta I(1) özellik gösterdiği

tespit edilmiş ve maksimum bütünleşme derecesi ($d_{\max}$) 1 olarak belirlenmiştir. Böylece, optimal gecikme uzunluğunu temsil eden ($k = 5$) ve maksimum bütünleşme derecesi ($d_{\max} = 1$) alınarak, toplam gecikme sayısı ($k + d_{\max} = 6$) olarak kabul edilmiştir. Bu nedenle, VAR modelinin tahmini yapılırken 6 gecikmeli değer göz önünde bulundurulmuştur.

Analizin bir sonraki aşamasında, tahmin edilen VAR modelinin istikrarını değerlendirmek amacıyla, AR karakteristik polinomuna ait ters köklerin incelenmesi kritik bir öneme sahiptir. Serinin durağanlık koşulunu sağlayabilmesi, bir başka ifadeyle değişkenlerin birim kök içermemesi için ilgili ters köklerin tamamının birim çemberin iç kısmında yer alması ve mutlak değerce 1'den küçük olması gerekmektedir. Bu geometrik şartın sağlanması, modelin istatistiksel geçerliliği ve zaman serisinin kararlı yapısının teyidi açısından temel bir gerekliliktir. Bu bağlamda AR karakteristik polinomların ters kök değerlerini gösteren Tablo 6 aşağıda sunulmuştur.

Tablo 6: AR Karakteristik Polinom Ters Kökleri

Kök	Modül
$0.996401 - 0.011454i$	0.996467
$0.996401 + 0.011454i$	0.996467
$-0.364710 - 0.681000i$	0.772512
$-0.364710 + 0.681000i$	0.772512
$0.542623 - 0.497340i$	0.736061
$0.542623 + 0.497340i$	0.736061
$0.219360 - 0.665527i$	0.700746
$0.219360 + 0.665527i$	0.700746
-0.667797	0.667797
$-0.372915 - 0.266714i$	0.458477
$-0.372915 + 0.266714i$	0.458477
-0.306814	0.306814

Tablo 6 incelendiğinde, tüm AR karakteristik polinom ters köklerinin (modül) mutlak değerlerinin 1'in altında olduğu görülmektedir. Bu durum, tahmin edilen VAR modelinin istikrarlı olduğunu ve değişkenlerin birim köke sahip olmadığını, dolayısıyla durağan olduklarını göstermektedir.

Bu aşamadan sonra, modele ilişkin spesifikasyon testlerinin gerçekleştirilmesi ve temel varsayımların doğrulanması gerekmektedir. Tablo 7'de ise, VAR modeline ait otokorelasyon LM testi sonuçları verilmiştir.

Tablo 7: Otokorelasyon LM Testi Sonuçları

Gecikme	LRE* istatistiği	df	p-değeri	Rao F- istatistiği	df	p-değeri
1	2.650762	4	0.6179	0.663503	(4, 264.0)	0.6179
2	5.285684	8	0.7267	0.659782	(8, 260.0)	0.7267
3	9.959993	12	0.6195	0.829832	(12, 256.0)	0.6196
4	14.07825	16	0.5929	0.879804	(16, 252.0)	0.5932
5	16.68146	20	0.6736	0.831560	(20, 248.0)	0.6740
6	18.86324	24	0.7592	0.780579	(24, 244.0)	0.7599
7	20.09309	28	0.8610	0.708499	(28, 240.0)	0.8617

Rao F-istatistiği: Likelihood ratio testinin F-istatistiği formudur. H_0 : Seri korelasyon yok $\rightarrow p > 0.05 \rightarrow H_0$ reddedilemez.

Tablo 7 incelendiğinde, VAR modeline ilişkin otokorelasyon LM testi sonuçlarına göre tüm gecikme uzunluklarında (1'den 7'ye kadar) p-değerleri 0,05'in üzerinde yer almaktadır. Bu durum, sıfır hipotezi

olan “belirtilen gecikmelerde seriler arasında otokorelasyon yoktur” hipotezinin reddedilemediğini göstermektedir. Başka bir deyişle, VAR modeli otokorelasyon açısından uygundur ve seriler arasında gecikmeli bağımlılık problemi görülmemektedir.

Tablo 8’de, VAR modeline ilişkin heteroskedastisite (değişen varyans) testinin bulguları sunulmuştur; söz konusu test, modelin hata terimlerinde sabit varyans varsayımının geçerliliğini değerlendirmek amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Tablo 8: White Değişen Varyans Testi Sonuçları

Test Türü	Chi-kare	df	p-değeri
Joint Test	89.84668	72	0.0758

H0: Hata terimleri homoskedastiktir $\rightarrow p > 0.05 \rightarrow H_0$ reddedilemez.

Tablo 8’de sunulan White Değişen Varyans Testi sonuçları incelendiğinde, Joint testin Chi-kare değeri 89.84668 ve p-değeri 0.0758 olarak bulunmuştur. P-değerinin 0.05’in üzerinde olması nedeniyle sıfır hipotezi (H0) reddedilememektedir; bu hipotez, modelin hata terimlerinin homoskedastik olduğunu ifade etmektedir. Dolayısıyla, VAR modelinde hata terimleri arasında anlamlı bir heteroskedastisite gözlenmemekte ve model homoskedastik kabul edilmektedir.

Tablo 9’da, VAR modeline ilişkin normallik testinin bulguları sunulmuştur.

Tablo 9: Normallik Testi Sonuçları

Component	Jarque-Bera	df	p-değeri
1	0.606798	2	0.7383
2	2.110349	2	0.3481
Joint	2.717147	4	0.6062

H0: Hata terimleri çok değişkenli normal dağılıma uygundur $\rightarrow p > 0.05 \rightarrow H_0$ reddedilemez.

Tablo 9 incelendiğinde, Jarque-Bera testine göre tüm p-değerleri 0.05’in üzerinde olup sıfır hipotezi reddedilememektedir; bu durum, VAR modelinin hata terimlerinin çok değişkenli normal dağılıma uygun olduğunu göstermektedir.

Tanısal testlerin ardından VAR modelinin istikrarlı ve güvenilir bir yapıda olduğu teyit edilmiş, bu doğrultuda değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerini belirlemek üzere Toda-Yamamoto (1995) yaklaşımına geçilmiştir. Analiz sürecinde öncelikle, birim kök testlerinden elde edilen maksimum bütünleşme derecesi ($d_{\max} = 1$), VAR modeli için belirlenen optimal gecikme uzunluğuna ($k = 5$) ilave edilerek toplamda 6 gecikmeli ($k+d_{\max}$) bir genişletilmiş VAR modeli kurulmuştur. Daha sonra, bu modeldeki k gecikmeli değerler üzerinde Wald istatistiği uygulanarak değişkenler arasındaki nedensellik ilişkisi test edilmiştir. Tablo 10’da bu testin sonuçları verilmiştir.

Tablo 10: Toda Yamamoto Nedensellik Testi Sonuçları

Nedensellik Yönü	Ki-kare Test İstatistiği	Ki-kare Olasılık Değeri	Sonuç
LNGOOGLE $\rightarrow$ LNHAC	12.95966	0.0237	Nedensellik Var
LNHAC $\rightarrow$ LNGOOGLE	20.17107	0.0011	Nedensellik Var

Tablo 10’da yer alan Toda–Yamamoto nedensellik testi sonuçları, yatırımcı ilgisini temsil eden Google arama trendleri (LNGOOGLE) ile BIST 100 toplam işlem hacmi (LNHAC) arasındaki nedensellik ilişkisini değerlendirmektedir. Tablo sonuçlarına göre, yatırımcı ilgisinden işlem hacmine doğru olan nedensellik ilişkisi (LNGOOGLE $\rightarrow$ LNHAC), $p = 0.0237$ değeri ile %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Benzer şekilde, işlem hacminden yatırımcı ilgisine doğru gerçekleşen nedensellik (LNHAC $\rightarrow$ LNGOOGLE) ise $p = 0.0011$ değeri ile %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Dolayısıyla, elde edilen bulgular, LNGOOGLE ve LNHAC arasında çift yönlü nedensellik ilişkisi olduğunu göstermektedir. Bu durum, yatırımcı ilgisinin piyasa işlem hacmini artırıcı etkide bulunmasının yanı sıra, piyasadaki yoğun işlem aktivitelerinin de yatırımcıların bilgi arama ve dikkatini artırdığını desteklemektedir.

5. Sonuç

Bu çalışmanın temel amacı, dijitalleşen bilgi ekosisteminde yatırımcı ilgisi ile Türkiye'nin önde gelen hisse senedi endeksi olan BIST 100 işlem hacmi arasındaki ilişkiyi Haziran 2013 – Mart 2026 dönemi verileri üzerinden ampirik olarak incelemektir. Çalışmada yatırımcı ilgisini temsil etmek üzere Google Trends verilerinden elde edilen (LNGOOGLE) değişkeni kullanılırken, piyasa aktivitesinin göstergesi olarak BIST 100 toplam işlem hacmini ifade eden (LNHAC) değişkeninden yararlanılmıştır. Değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerinin analizinde, serilerin farklı bütünleşme seviyelerine sahip olabilmesine karşı dirençli bir yapı sunan Toda–Yamamoto nedensellik yaklaşımı tercih edilmiştir. Yapılan ampirik analizler sonucunda, değişkenler arasında çift yönlü bir nedensellik ilişkisinin varlığı tespit edilmiştir. Elde edilen bu karşılıklı etkileşim örüntüsü, hem ulusal hem de uluslararası ampirik yazındaki güncel ampirik sonuçlarla ileri düzeyde bir uyum sergilemektedir. Elde edilen bu sonuç, davranışsal finans literatürünün temel varsayımları ile güçlü bir uyum içerisindedir. Özellikle dikkat temelli piyasa teorileri, yatırımcıların sınırlı bilişsel kapasiteye sahip olduklarını ve finansal kararların yalnızca temel ekonomik göstergelerle değil, aynı zamanda dikkat tahsisi ve bilgi arama davranışıyla da şekillendiğini ileri sürmektedir. Bu çerçevede ulaşılan çift yönlü nedensellik ilişkisi, yatırımcı ilgisinin piyasa aktivitesini tetiklediği kadar, piyasa aktivitesinin de yatırımcı ilgisini yeniden ürettiğini göstermektedir.

Uluslararası literatürde ampirik çalışmaların önemli bir bölümü, yatırımcı ilgisinden işlem hacmine doğru işleyen ilişkiye odaklanmakta ve dijital arama davranışlarının piyasa aktivitesiyle bağlantılı olabileceğini göstermektedir. Bu kapsamda Google Trends verileri, yatırımcı dikkatinin ölçülmesinde yaygın biçimde kullanılan bir gösterge olarak ele alınmakta ve farklı piyasa yapıları ile dönemler üzerinden işlem hacmi ve diğer piyasa değişkenleriyle ilişkisi analiz edilmektedir. Da vd. (2011), Vlastakis ve Markellos (2012) ile Takeda ve Wakao (2014), Google arama hacminin yatırımcı dikkatini yansıtabildiğini ve işlem hacmiyle anlamlı ilişkiler sergilediğini ortaya koymaktadır. Benzer şekilde Tantaopas vd. (2016), Bui ve Nguyen (2019) ile Padungsaksawasdi vd. (2019), farklı ülke ve veri setleri üzerinden yaptıkları analizlerde yatırımcı ilgisi ile piyasa aktiviteleri arasında istatistiksel olarak anlamlı ilişkiler bulunduğunu göstermektedir. Ayala vd. (2024) tarafından gerçekleştirilen literatür değerlendirmesi de Google Trends verilerinin yatırımcı ilgisini temsil eden bir gösterge olarak yaygın biçimde kullanıldığını ve finansal piyasa değişkenleriyle ilişkili bulgular sunduğunu ortaya koymaktadır.

Söz konusu dijital arama trendlerinin etkisi yalnızca işlem hacmi ile sınırlı kalmamakta, hisse senedi getirileri, kripto varlıklar ve diğer finansal piyasa göstergeleri üzerinde de önemli yansımalar göstermektedir. Uluslararası literatür incelendiğinde, Bozanta vd. (2017) ile Hoang ve Vo (2024), arama hacmindeki artışın hisse senedi ve kripto varlık getirileri üzerinde pozitif etkiler oluşturduğunu ortaya koymaktadır. Kripto para ve döviz piyasalarına odaklanan çalışmalar ise yatırımcı ilgisinin fiyat dinamikleri üzerindeki rolünü daha belirgin biçimde ortaya koymaktadır. Bu kapsamda Smith (2012) ve Mavragani vd. (2020), Google arama yoğunluğunun döviz piyasalarındaki fiyat hareketleri ve oynaklıkla ilişkili olduğunu gösterirken; Raza vd. (2023, 2025), yatırımcı dikkatinin kripto para fiyatları ve piyasa oynaklığı üzerinde anlamlı etkiler oluşturduğunu tespit etmiştir. Ayrıca Ben El Hadj Said ve Slim (2022), yatırımcı dikkatinin kısa vadede volatilitiyi artırdığını ortaya koyarak dijital ilginin piyasa riskleri üzerindeki etkisini destekleyen bulgular sunmuştur. Ulusal literatür değerlendirildiğinde ise Düz Tan ve Taş (2019), Ekinci ve Bulut (2021) ile Söker ve Alptürk (2024), Google Trends ile ölçülen yatırımcı ilgisinin hisse senedi getirilerini pozitif etkilediğini ve bu etkinin özellikle küçük ölçekli firmalarda daha belirgin olduğunu göstermektedir. Kripto varlıklar ve alternatif yatırım araçları bağlamında Yıldırım (2020) ile Bektaş vd. (2023), dijital ilgi ile varlık fiyatları arasında uzun dönemli ilişkiler bulunduğunu ortaya koymuştur. Öte yandan Özçivi ve Koy (2025) ile Özdemir ve Taş (2025), yatırımcı dikkatindeki artışın hisse senedi oynaklığını yükselttiğini ve sektörler arası risk yayılımını güçlendirdiğini belirleyerek, dijital arama davranışlarının piyasa risk dinamikleri üzerindeki etkisini ortaya koymuştur.

Yatırımcı ilgisinin işlem hacmi üzerinde belirgin bir açıklayıcı güce sahip olduğunu ortaya koyan birinci nedensellik yönüne karşılık, literatürde piyasa göstergelerinden yatırımcı ilgisine doğru işleyen ters yönlü bir etkileşimin varlığına işaret eden çalışmalar da bulunmaktadır. Bu yaklaşım, finansal piyasalardaki ilişkinin yalnızca yatırımcı dikkatinin piyasa faaliyetlerini etkilemesiyle sınırlı olmadığını,

aynı zamanda piyasalarda meydana gelen gelişmelerin de yatırımcıların çevrimiçi bilgi arama davranışlarını şekillendirebildiğini ileri sürmektedir. Özellikle varlık fiyatlarında yaşanan dalgalanmalar, yüksek getiri dönemleri veya işlem hacmindeki ani artışlar, yatırımcıların dikkatini ilgili finansal araçlara yönlendiren önemli piyasa sinyalleri olarak değerlendirilmektedir. Nitekim Kocabıyık vd. (2020), ABD Doları/TL kurundaki değişimlerin Google arama hacmini anlamlı biçimde etkilediğini ortaya koyarken, Samirkas (2020) Bitcoin fiyat hareketlerinden Google aramalarına doğru tek yönlü bir nedensellik ilişkisi tespit etmiştir. Benzer şekilde Yürük ve Kaya (2022), altın fiyatlarından arama hacmine doğru işleyen bir nedensellik ilişkisi belirlerken, Pham vd. (2021) firma düzeyindeki hisse senedi hareketlerinin çevrimiçi arama davranışlarıyla bağlantılı olduğunu göstermiştir. Söz konusu bulgular, piyasalarda meydana gelen gelişmelerin yatırımcıların bilgi edinme eğilimini artırarak dijital ortamdaki ilgi düzeyini şekillendirebildiğini ve yatırımcı ilgisinin belirli koşullarda piyasa hareketlerinin bir sonucu olarak da ortaya çıkabildiğini göstermektedir.

Tüm bu literatür tartışmaları ve farklı yönlü ampirik bulgular ışığında, bu çalışmada gerçekleştirilen analizler sonucunda BIST 100 işlem hacmi ile Google arama trendleri arasında çift yönlü bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, küresel ve ulusal yazında karşılıklı geri besleme mekanizmasını savunan çalışmalarla tam bir uyum içerisindedir. Padungsaksawasdi vd. (2019) gelişmiş ve gelişmekte olan piyasalarda yatırımcı ilgisi ile işlem hacmi arasında çift yönlü nedensellik bulurken, Aslanidis vd. (2021) ve Tong vd. (2022) benzer karşılıklı bilgi akışlarını kripto varlık piyasalarında saptamıştır. Borsa İstanbul pay piyasasını odağına alan ulusal çalışmalarda da Erten (2018) ve Bozkurt (2024), Google arama hacmi ile piyasa işlem hacmi arasında kalıcı ve karşılıklı bir nedensellik bağı rapor ederek bu sarmal döngünün Türkiye ampirik örneğinde geçerli olduğunu doğrulamışlardır.

Teorik düzlemde ise ulaşılan karşılıklı nedensellik, Merton (1987)'un "yatırımcı tanınmışlık hipotezi" ile Barber ve Odean (2008)'un "fiyat baskısı hipotezi"nin öngörülerini doğrular niteliktedir. Çalışmanın ampirik kanıtları, bu iki teorik yaklaşımın işaret ettiği dinamiklerin finansal piyasalarda sarmal bir geri besleme mekanizması halinde çalıştığını net bir şekilde tescillemektedir. Nitekim dijital kanallardan beslenen arama yoğunluğu ve yatırımcı dikkati, piyasada somut bir işlem hacmi dalgası ve fiyat baskısı yaratırken; eş zamanlı olarak bu işlem yoğunluğunun getirdiği piyasa hareketliliği de yeni bir ilgi dalgası ve dikkat sinyali üretmektedir. Sonuç olarak, piyasada yaşanan bu hareketlilik çevrimiçi bilgi arama trendlerini yeniden yukarı çekmekte ve süreç, yatırımcı ilgisi ile piyasa aktivitesinin birbirini karşılıklı olarak beslediği kesintisiz bir etkileşim döngüsü içinde varlığını sürdürmektedir.

Araştırmadan elde edilen yatırımcı ilgisi ile BIST 100 işlem hacmi arasındaki çift yönlü nedensellik bulgusu, piyasa denetimi ve risk yönetimi açısından stratejik bir öneme sahiptir. Bu bağlamda politika yapıcılar; Google Arama Trendleri gibi dijital göstergeleri ani piyasa hareketlerini öngören bir erken uyarı mekanizması olarak sisteme entegre etmeli ve yatırımcıların manipülatif bilgi yerine şeffaf kanallara yönlendirilmesini sağlayacak dijital bilgilendirme altyapılarını güçlendirmelidir. Özellikle işlem hacminin ilgiyi, ilginin ise hacmi tetiklediği bu geri besleme döngüsü göz önünde bulundurularak, yatırımcıların sürü psikolojisinden korunması adına rasyonel karar alma süreçlerini destekleyen finansal okuryazarlık programları yaygınlaştırılmalıdır. Sonuç olarak, hem bireysel hem de kurumsal aktörlerin karar alma süreçlerine geleneksel finansal tabloların yanı sıra piyasadaki dijital dikkat seviyelerini de dâhil etmeleri, piyasa istikrarının sürdürülebilirliği ve risklerin etkin yönetimi açısından kritik bir gereklilik olarak değerlendirilmektedir.

Çalışmanın literatüre sağladığı katkılar birkaç temel boyutta ele alınabilir. Öncelikle çalışma, Google Trends verileri ile BIST 100 işlem hacmi arasındaki etkileşimi, güncel ve geniş bir zaman aralığını kapsayan veri setiyle analiz ederek mevcut yazına güncel bir perspektif kazandırmaktadır. İkinci olarak, arama davranışını temsil eden birden fazla anahtar kelimenin birlikte kullanılması yatırımcı ilgisinin ampirik olarak daha hassas ve kapsayıcı bir şekilde ölçülmesine olanak tanımıştır. Metodolojik açıdan ise, serilerin bütünleşme derecelerindeki olası farklılıklara karşı dirençli olan Toda-Yamamoto nedensellik testinin tercih edilmesi, ulaşılan bulguların istatistiksel güvenilirliğini artırmıştır. Bu özellikleri neticesinde çalışma, yatırımcı davranışı ile finansal piyasalar arasındaki ilişkiyi inceleyen literatüre metodolojik hem de güncel veri içeriği açısından özgün bir katkı sunmaktadır.

Bununla birlikte çalışmanın bazı kısıtları bulunmaktadır. Öncelikle Google arama verileri yatırımcı davranışını doğrudan değil dolaylı olarak temsil etmektedir. Arama yapan bireylerin tamamı yatırımcı

olmayabileceği gibi bazı yatırımcılar da arama motorlarını kullanmadan işlem gerçekleştirebilmektedir. Ayrıca çalışmada yalnızca işlem hacmi değişkeni ele alınmış olup fiyat, getiri veya volatilité gibi diğer finansal göstergeler analiz kapsamına dâhil edilmemiştir. Bunun yanında verilerin aylık frekansta kullanılması kısa dönemli piyasa tepkilerinin analiz edilmesini sınırlamaktadır. Çalışmanın veri seti, kurumsal değişiklikler ve veri kalitesi nedenleriyle Haziran 2013 – Mart 2026 dönemini kapsamaktadır. 2012 yılında İMKB, Borsa İstanbul olarak yeniden adlandırılmıştır; bu durum, önceki dönem arama terimlerinin güncel piyasa yapısını doğru yansıtmayabileceğini göstermektedir. Ayrıca, Google Trends verilerinin 2013 öncesinde düşük arama hacmine sahip olması ve uzun dönemli veri için yalnızca aylık frekans sunması nedeniyle, analizde aylık veriler kullanılmıştır.

Bu çalışmada hareketle gelecek çalışmalar için bazı öneriler sunulabilir. Öncelikle benzer analizler günlük veya haftalık frekansta veriler kullanılarak yapılabilir ve kısa dönemli yatırımcı davranışları daha ayrıntılı biçimde incelenebilir. Ayrıca Google arama verileri ile birlikte sosyal medya verileri (Twitter, YouTube arama trendleri vb.) kullanılarak yatırımcı ilgisi daha kapsamlı şekilde ölçülebilir. Bunun yanı sıra çalışmanın kapsamı genişletilerek işlem hacmi ile birlikte BIST 100 getiri, fiyat ve volatilité gibi değişkenler de analiz edilebilir. Farklı nedensellik testleri ve doğrusal olmayan zaman serisi modelleri kullanılarak elde edilen bulguların tutarlılığı da test edilebilir.

Kaynakça

- Akdoğan, Y. E. (2024). Borsa İstanbul'da yatırımcı ilgisi Google Trendleri ve YouTube izlenmelerinin ilk halka arz performanslarına etkisinin rassal orman yöntemi ile analizi. *Hitit Sosyal Bilimler Dergisi*, 17(1), 70–90. <https://doi.org/10.17218/hititsbd.1391709>
- Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & López, Ó. G. (2021). The link between Bitcoin and Google Trends attention. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3866250>
- Ayala, M. J., González-Gallego, N., & Arteaga-Sánchez, R. (2024). Google search volume index and investor attention in stock market: A systematic review. *Financial Innovation*, 10(1), 70. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00606-y>
- Bektaş, S., Gül, S., & Bakır, H. (2023). Covid-19 döneminde Bitcoin fiyatlarının seçilmiş finansal göstergeler ile uzun dönem ampirik etkileşimi: ARDL analiz incelemesi. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 41(1), 21–43. <https://doi.org/10.17065/huniibf.1084969>
- Ben El Hadj Said, I., & Slim, S. (2022). The Dynamic Relationship between Investor Attention and Stock Market Volatility: International Evidence. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(2), 66. <https://doi.org/10.3390/jrfm15020066>
- Bozanta, A., Coşkun, M., Kutlu, B., & Özturan, M. (2017). Relationship between stock market indices and Google Trends. *The Online Journal of Science and Technology*, 7(4), 168–172.
- Bozkurt, G. (2024). How can Google Trends be used as a technical indicator for investor interest? *Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 14(1), 99–116. <https://doi.org/10.48146/odusobiad.1233817>
- 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>
- Chemmanur, T., & Yan, A. (2009). Advertising, attention, and stock returns (Working paper). Chestnut Hill, MA: Boston College and New York, NY: Fordham University.
- 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>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427–431.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49(4), 1057–1072.

- Düz Tan, S., & Taş, O. (2019). Investor attention and stock returns: Evidence from Borsa Istanbul. *Borsa Istanbul Review*, 19(2), 106-116. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2018.10.003>
- 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>
- Erten, E. (2018). Google Trends arama hacmi ile BIST 100 endeksi getirisi ve işlem hacmi arasındaki ilişkinin analizi (Yüksek lisans tezi). Mersin Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Mersin.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Gervais, S., Kaniel, R., & Mingelgrin, D. H. (2001). The high-volume return premium. *The Journal of Finance*, 56(3), 877-919.
- Grullon, G., Kanatas, G., & Weston, J. P. (2004). Advertising, breadth of ownership, and liquidity. *The Review of Financial Studies*, 17(2), 439-461. <http://www.jstor.org/stable/1262705>
- Hoang, L., & Vo, D. H. (2024). Google search and cross-section of cryptocurrency returns and trading activities. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 44, Article 100991. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2024.100991>
- Hou, K., Peng, L., & Xiong, W. (2008). A tale of two anomalies: The implications of investor attention for price and earnings momentum. Erişim adresi: <https://www.princeton.edu/~wxiong/papers/anomaly.pdf>
- Kahneman, D. (1973). *Attention and effort*. NJ: Prentice-Hall.
- Kocabıyık, T., Teker, T., & Aksoy, E. (2020). Google Trends ‘Dolar’ aramaları ile dolar kuru arasındaki ilişkinin keşfi. *IBAD Sosyal Bilimler Dergisi*, (6), 258-271. <https://doi.org/10.21733/ibad.655025>
- Korkmaz, T., Çevik, E. İ., & Çevikci, N. K. (2017). Yatırımcı ilgisi ile pay piyasası arasındaki ilişki: BİST-100 endeksi üzerine bir uygulama. *Business and Economics Research Journal*, 8(2), 203-215. <https://doi.org/10.20409/berj.2017.45>
- Krotov, D. (2026). How does the predictive relationship between Google Trends search volume index and CAC40 trading volume differ between market stress and calm periods? <https://doi.org/10.2139/ssrn.6526018>
- Lou, D. (2008). *Attracting investor attention through advertising* (Working paper). London, England: London School of Economics and Political Science.
- Mavragani, A., Gkillas, K., & Tsarakis, K. P. (2020). Predictability analysis of the Pound’s Brexit exchange rates based on Google Trends data. *Journal of Big Data*, 7(1), 79. <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00337-2>
- Medetoğlu, B., & Doğru, E. (2022). Toda-Yamamoto testi ile nedensellik ilişkisi tespiti: Değerli metaller üzerine bir uygulama. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(4), 747-757. <https://doi.org/10.29106/fesa.1183279>
- Nur Topaloğlu, T., & Ege, İ. (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>
- Özcan, M. (2021). Sosyal medya platformlarının hisse senedi piyasalarına etkisi: BIST30 örneği. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(1), 160-172. <https://doi.org/10.36362/gumus.853842>
- Özçivi, A., & Koy, A. (2025). Google Trend Endeksi’nin yatırımcının alım satım kararları üzerindeki etkisi: Otomotiv sektörü üzerine uygulama. *Ekonomi ve Finansal Araştırmalar Dergisi*, 7(1), 1-16. <https://doi.org/10.56668/jefr.1533709>

- Özdemir, M., & Taş, O. (2025). Investor attention and its impact on portfolio volatility and sectoral risk spillovers in Borsa Istanbul. *Borsa Istanbul Review*, 25(1), 107–126. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2024.12.014>
- 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), Article 30. <https://doi.org/10.3390/ijfs7020030>
- Pham, P. T., Hoang, D. S., Popesko, B., Hussain, S., & Quddus, A. (2021). Relationship between Google search and the Vietcombank stock. *Journal of Eastern European and Central Asian Research*, 8(4), 515–528. <http://dx.doi.org/10.15549/jecar.v8i4.748>
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346.
- Raza, S. A., Yarovaya, L., Guesmi, K., & Shah, N. (2023). Google Trends and cryptocurrencies: A nonparametric causality-in-quantiles analysis. *International Journal of Emerging Markets*, 18(12), 5972–5989. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-10-2021-1522>
- Raza, S., Baiqing, S., Soltani, H., & Ben-Salha, O. (2025). Investor Attention, Market Dynamics, and Behavioral Insights: A Study Using Google Search Volume. *Systems*, 13(4), 252. <https://doi.org/10.3390/systems13040252>
- 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.
- Samirkaş, M. C. (2020). Google aramaları ile Bitcoin fiyatı arasındaki ilişkinin tespiti. *PressAcademia Procedia*, 11(1), 67–72. <https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2020.1242>
- Seasholes, M. S., & Wu, G. (2007). Predictable behavior, profits, and attention. *Journal of Empirical Finance*, 14(5), 590–610. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2007.03.002>
- Smith, G. P. (2012). Google Internet search activity and volatility prediction in the market for foreign currency. *Finance Research Letters*, 9(2), 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2012.03.003>
- Söker, F., & Alptürk, Y. (2024). Yatırımcı ilgisinin getirilere etkisi: BIST sektör endekslerinde bir uygulama. *Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 26(47), 855–869. <https://doi.org/10.18493/kmusekad.1455827>
- 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>
- Tan, S. D., & Taş, O. (2019). Investor attention and stock returns: Evidence from Borsa Istanbul. *Borsa Istanbul Review*, 19(2), 106–116. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2018.10.003>
- Tantaopas, P., Padungsaksawasdi, C., & Treepongkaruna, S. (2016). Attention effect via internet search intensity in Asia-Pacific stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 38, 107–124. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2016.03.008>
- Toda, H. Y., & Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66(1-2), 225–250. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01616-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01616-8)
- Tong, Z., Goodell, J. W., & Shen, D. (2022). Assessing causal relationships between cryptocurrencies and investor attention: New results from transfer entropy methodology. *Finance Research Letters*, 50, 103351. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103351>
- 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>
- Yıldırım, Ç. (2020). Google Trends “Bitcoin” aramaları ile Bitcoin/USD fiyatları arasındaki ilişkinin analizi: ARDL sınır testi. *Bilgi Ekonomisi ve Yönetimi Dergisi*, 15(2), 99–113.

- Yoshinaga, C., & Rocco, F. (2020). Investor attention: Can Google search volumes predict stock returns? *BBR. Brazilian Business Review*, 17(5), 523–539. <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2020.17.5.3>
- Yuan, Y. (2008). Attention and trading. Financial Institutions Center, Wharton School, University of Pennsylvania.
- Yuan, Y. (2008). Attention and trading. Philadelphia, PA: Financial Institutions Center, Wharton School, University of Pennsylvania.
- Yürük, M. F., & Kaya, Z. (2022). Google Trends “altın” aramaları ile altın fiyatları arasındaki ilişkinin analizi. *Gaziantep Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 21(3), 1425–1438. <https://doi.org/10.21547/jss.1069407>

Research Article

Yatırımcı İlgi ile BIST 100 Arasındaki İlişki: Google Trends Verileri Üzerinden Ampirik Analiz

The Relationship Between Investor Attention and the BIST 100: An Empirical Analysis via Google Trends Data

Mustafa HATTAPOĞLU

Dr. Öğr. Üyesi, Bursa Uludağ Üniversitesi

İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi

mhattapoglu@uludag.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0003-1513-598X>

Extended Summary

The functioning of financial markets has long been explained within the framework of the Efficient Market Hypothesis (EMH), which posits that all available information is fully and instantaneously incorporated into asset prices. According to this perspective, investors are assumed to be rational agents with unlimited cognitive capacity, capable of processing all relevant information without cost or delay. Consequently, it becomes impossible to consistently achieve abnormal returns, as prices always reflect the true underlying value of financial assets. However, the increasing complexity of financial markets and the exponential growth of available information in the digital age have called into question the realism of these assumptions. Contemporary financial literature, particularly within the domain of behavioral finance, argues that investors are subject to cognitive limitations, bounded rationality, and psychological biases, which significantly influence their decision-making processes.

Within this context, the concept of investor attention has emerged as a critical factor shaping market dynamics. Investor attention is considered a scarce economic resource, as individuals cannot simultaneously process all available information. Instead, they selectively focus on a limited subset of information that captures their interest. This selective attention leads to heterogeneous information processing across market participants, resulting in deviations from the predictions of the EMH. Theoretical contributions, such as the Investor Recognition Hypothesis developed by Merton (1987), suggest that investors tend to allocate their resources to assets they are aware of, while the Price Pressure Hypothesis developed by Barber and Odean (2008) posits that individual investors are more likely to purchase stocks that attract their attention through news coverage, unusual trading volume, or price movements. These frameworks imply that investor attention can directly influence trading activity and price formation, even in the absence of new fundamental information.

Despite its theoretical importance, measuring investor attention poses a significant empirical challenge, as it is not directly observable. Earlier studies have relied on indirect proxies such as abnormal returns, trading volume, media coverage, and advertising expenditures. While informative, these proxies suffer from important limitations, as they may be influenced by factors unrelated to investor attention. In recent years, the widespread use of the internet and digital platforms has provided researchers with new opportunities to capture investor behavior more directly. In particular, Google Search Trends data have gained prominence as a reliable and timely indicator of investor interest. Since online searches reflect active information-seeking behavior, they offer a more direct and high-frequency measure of attention compared to traditional proxies.

Against this background, the primary objective of this study is to empirically investigate the dynamic relationship between investor interest and trading volume in the BIST 100 Index, which represents the benchmark stock market index of Türkiye. The study is situated within a digitalized information ecosystem, where online search behavior plays a central role in shaping investor decisions. By focusing on the interaction between investor attention and market activity, the study aims to contribute to the growing literature that integrates behavioral finance with digital data analytics.

The empirical analysis is conducted using monthly data covering the period from June 2013 to March 2026. Investor interest is proxied by a composite index constructed from Google Search Trends data, based on the search frequency of selected finance-related keywords associated with the Turkish stock market. Trading volume, on the other hand, is represented by the total transaction volume of the BIST 100 Index. Prior to the causality analysis, standard time series procedures are employed to examine the stationarity properties of the variables. Given the possibility that the variables may be integrated at different orders, the Toda-Yamamoto causality approach is adopted. This method allows for valid inference on causality without requiring pre-testing for cointegration, thereby providing a robust framework for analyzing dynamic relationships in the presence of mixed integration levels.

The empirical findings reveal a statistically significant bidirectional causality between investor interest and trading volume. Specifically, increases in investor attention, as captured by Google search activity, lead to higher trading volume in the BIST 100 Index. This finding suggests that the process of searching for information in digital environments stimulates market participation and transaction intensity. At the same time, the analysis indicates that increases in trading volume also cause a rise in investor attention. This bidirectional causality indicates that heightened market activity attracts the attention of investors, potentially through increased visibility, media coverage, or social discourse surrounding the market. Together, these results point to the existence of a feedback loop between investor attention and market activity.

These findings are consistent with the predictions of attention-based theories in behavioral finance. The observed relationship supports the notion that investor behavior is not solely driven by fundamental information, but also by attention dynamics and information salience. The results align with previous empirical studies that document a strong association between online search behavior and financial market variables, reinforcing the validity of Google Trends as a proxy for investor attention. Moreover, the bidirectional nature of the relationship highlights the importance of considering both the demand-side (investor attention) and the supply-side (market activity) mechanisms in explaining market behavior.

From a practical perspective, the results of this study carry important implications for policymakers, regulators, and market participants. The identification of a feedback mechanism between investor attention and trading volume suggests that digital indicators can be utilized as early warning signals for market fluctuations. Monitoring search intensity on platforms such as Google may provide valuable insights into emerging trends in investor sentiment and potential surges in market activity. This information can be particularly useful for regulatory authorities in detecting abnormal market conditions, preventing speculative bubbles, and enhancing market stability.

Furthermore, the findings underscore the need to incorporate behavioral factors into financial decision-making and policy design. Traditional models that rely solely on fundamental analysis may overlook the significant role of attention and information flows in shaping market outcomes. Therefore, integrating digital data analytics with behavioral finance frameworks can improve the accuracy of market forecasts and risk assessments. For investors, understanding the dynamics of attention-driven market behavior may help in developing more informed trading strategies and avoiding herd behavior triggered by sudden spikes in public interest.

In conclusion, this study provides robust empirical evidence on the interplay between investor attention and trading volume in the context of the Turkish stock market. By leveraging Google Search Trends data and employing the Toda-Yamamoto causality approach, the study offers a comprehensive analysis of how digital information-seeking behavior influences market dynamics. The results highlight the growing importance of digital indicators in financial analysis and emphasize the role of investor attention as a key determinant of market activity in the modern information environment.