

**GOOGLE TRENDS ARAMA HACİM ENDEKSİ VE BORSA
İSTANBUL İLİŞKİSİ: BİST 100 ÖRNEĞİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ERTAN ERTEN

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**İŞLETME
ANABİLİM DALI**

**MERSİN
KASIM - 2018**

**GOOGLE TRENDS ARAMA HACİM ENDEKSİ VE BORSA
İSTANBUL İLİŞKİSİ: BİST 100 ÖRNEĞİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ERTAN ERTEN

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**İŞLETME
ANABİLİM DALI**

**Danışman
Prof. Dr. Turhan KORKMAZ**

**MERSİN
KASIM - 2018**

ONAY

Ertan ERTEN tarafından Prof. Dr. Turhan KORKMAZ danışmanlığında hazırlanan "Google Trends Arama Hacim Endeksi ve Borsa İstanbul İlişkisi: BİST 100 Örneği" başlıklı bu çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından oy birliği/çokluğu ile Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Görevi	Ünvanı, Adı ve Soyadı	İmza
Başkan	Prof. Dr. Turhan KORKMAZ	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Tuncay Turan TURABOĞLU	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Emre Esat TOPALOĞLU	

Yukarıdaki Jüri kararı Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 22.11.2018 tarih ve 2018/ 11 sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Süleyman Değirmen
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürü



Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, tablo ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

ETİK BEYAN

Mersin Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğinde belirtilen kurallara uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlâk kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak kullandığımı,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Bu tezin herhangi bir bölümünü Mersin Üniversitesi veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı,
- Tezin tüm telif haklarını Mersin Üniversitesi'ne devrettiğimi beyan ederim.

ETHICAL DECLARATION

This thesis is prepared in accordance with the rules specified in Mersin University Graduate Education Regulation and I declare to comply with the following conditions:

- I have obtained all the information and the documents of the thesis in accordance with the academic rules.
- I presented all the visual, auditory and written informations and results in accordance with scientific ethics.
- I refer in accordance with the norms of scientific works about the case of exploitation of others' works.
- I used all of the referred works as the references.
- I did not do any tampering in the used data.
- I did not present any part of this thesis as an another thesis at Mersin University or another university.
- I transfer all copyrights of this thesis to the Mersin University.

16 Kasım 2018 / 16 November 2018

Ertan ERTEN

ÖZET

Günümüzde bilgi edinmenin en kolay yöntemi internet aramaları olmuştur. Ömrünün büyük bölümünde bilgisayar, akıllı telefon veya internet kullanmamış bireyler için bile bunların yokluğu düşünülemez bir hâl almıştır. İnsanlar akıllarına gelen her türlü soruyu birbirlerine sormak yerine arama motorlarına sorar hale gelmiştir. Bu aramaların arkalarında bıraktıkları izleri kayıt eden şirketlerin veri tabanlarında veri yığınları oluşmaktadır. Araştırmacılar bu verileri kullanarak gelecekle ilgili tahmin yöntemleri geliştirmişlerdir. Google Trends, belirlenmiş bir terim veya terimlerin arama sorgularının hacmini ve bu arama hacimlerinin zaman içinde nasıl değiştiğine ilişkin bilgiyi halka açık bir şekilde yayınlayan Google şirketine ait bir platformdur. Hizmet yayın hayatına 2004 yılında başlamıştır. Yayınlanmasının ardından birçok akademik araştırmaya konu olmuştur. En çok ekonomi alanındaki çalışmalarda gelecek tahmini yapmak için kullanılmıştır. Grip salgını, seyahat rakamları, ev satışları, otomobil satışları, enflasyon rakamları, faiz oranı, pay fiyatı ve birçok ekonomik göstergenin tahmini gibi konular üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Türkiye’de bu konuda yapılan çalışmaların az oluşu konu tercihinde motivasyon olmuştur. Bu çalışmada 2012-2017 döneminde Google Trends platformundan elde edilen arama hacim endeksi verileri ile Türkiye pay piyasası BİST 100 endeks getirisi ve işlem hacmi arasındaki ilişki incelenmiştir. Bu ilişkiyi incelemek için önce serilerin durağanlıkları sınanmıştır. Daha sonra Johansen eşbütünleşme testi uygulanmıştır. Seriler arasında uzun dönem ilişkisi tespit edilmiştir. Son olarak Granger nedensellik analizi yöntemi kullanılmış ve BİST 100 işlem hacmi ile Google Trends arama hacim verisi arasında çift yönlü ilişki saptanmıştır. Yapılan analizlerin ardından Google Trends’ten elde edilen arama hacim verileri kullanılarak oluşturulan modele göre hisse senedi alım satım simülasyonu yapılmıştır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, kullandığımız algoritma ile BİST 100 endeksi üzerinde yapılan “AL-SAT” işlemlerine göre 2012:11-2017:11 beş yıllık dönem sonunda %389,6’lık bir getiri elde edilirken, aynı dönem içinde BİST 100 endeksi “AL-BEKLET” stratejisi ile yalnızca %155,2’lik bir getiri elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Google Trends, BİST-100, Pay piyasası, İnternet aramaları

Danışman: Prof. Dr. Turhan KORKMAZ, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü, Mersin Üniversitesi, Mersin.

ABSTRACT

Today, the easiest way to get information is internet calls. For most of the life span, even for individuals who have not used computers, smartphones or the Internet, the absence of them has become unthinkable. People have come to their minds to ask all the questions instead of asking the search engines. These searches generate data stacks in the databases of the companies that record the traces they leave behind. Using these data, researchers have developed forecasting methods for the future. Google Trends is a Google-owned platform that publishes publicly the volume of search queries for a given term or term and how those search volumes change over time. The service was launched in 2004. Since its publication, it has been subject to many academic researches. It is mostly used to make future forecasts in the field of economics. Work on topics such as flu pandemic, travel figures, home sales, automobile sales, inflation figures, interest rate, stock price and forecasting of many economic indicators have been studied. It has been the motivation in the subject choice because of the not so much work done about this subject yet in Turkey In this study, the relationship between the search volume index data obtained from the Google Trends platform in 2012-2017 period and the stock return of BIST 100 index and transaction volume was examined. Unit root test analyzes were performed to examine this relationship. Then Johansen cointegration test was applied. Long-term relationship between the series was determined. Finally the Granger causality analysis method was used and the results were interpreted. After the analysis made, the stock trading simulation is performed according to the model created by using the search volume data obtained from Google Trends. The results obtained without working, according to the a process performed on the BIST 100 index with the algorithm we used, 2012: 11-2017: 11 yielded "BUY-SELL" return of 389.6% at the end of the five year period, the BIST 100 index "BUY-HOLD" strategy yielded only a return of 155.2% over the same period.

Anahtar Kelimeler: Google Trends, BIST-100, Stock market, Internet searches

Advisor: Prof. Dr. Turhan KORKMAZ, Faculty of Economics and Administrative Sciences
Department of Management, Mersin University, Mersin

TEŞEKKÜR

Çalışmamın hazırlanmasında değerli katkıları ve her aşamadaki desteğinden dolayı tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Turhan KORKMAZ'a, önerilerinden dolayı jüri üyeleri Dr. Öğr. Üyesi Tuncay Turan TURABOĞLU ve Dr. Öğr. Üyesi Emre Esat TOPALOĞLU'na teşekkür ederim. Ayrıca her zaman yanımda olan aileme, sonsuz teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇ KAPAK	i
ONAY	ii
ETİK BEYAN	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLolar DİZİNİ	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
KISALTMALAR ve SİMGELER	x
1. GİRİŞ	1
2. YATIRIM KARARLARINDA GOOGLE TRENDS KULLANIMI	4
2.1. Google Trends Uygulamasının Tanıtımı	4
2.2. Arama Motoru İstatistikleri	8
3. TEORİK ÇERÇEVE	12
3.1. Etkin Piyasa Hipotezi	12
3.1.1. Piyasa Etkinlik Formları	14
3.1.2. Türkiye Menkul Kıymet Piyasalarının Etkinliği	15
3.2. Davranışsal Finans	17
3.2.1. Beklenen Fayda Teorisi	18
3.2.2. Beklenti Teorisi	20
3.2.3. Aşırı Güven ve Aşırı İyimserlik	21
4. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	22
4.1. Finans Dışı Google Trends Literatürü	23
4.2. Finansla İlgili Google Trends Literatürü	24
4.3. Diğer Platformlara Ait Literatür	27
5. VERİ ve METODOLOJİ	33
5.1. Hipotezler	33
5.2. Genişletilmiş Dickey Fuller(Augmented Dickey Fuller-ADF) Birim Kök Testi	34
5.3. VAR Model	36
5.4. Granger Nedensellik Testi	37
5.5. Birim Kök Testi	46
5.6. Johansen Eşbütünleşme Testi	50
5.7. Granger Nedensellik Testi Sonuçları	50
6. GOOGLE TRENDS'E DAYALI YATIRIM STRATEJİLERİNİN ANALİZİ VE YORUMLANMASI	51
7. SONUÇ	60
KAYNAKLAR	62
ÖZGEÇMİŞ	68

TABLolar DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 1. 2000-2017 yılları Türkiye internet kullanım oranı	11
Tablo 2. Literatür özet tablosu	30
Tablo 3. Borsa İstanbul getiri, işlem hacmi, Google arama hacim endeks verisi değişkenlerine ait tanımlayıcı istatistikler	40
Tablo 4. Çalışmada kullanılan anahtar kelimeler ve kullanım sebepleri	41
Tablo 5. Borsa İstanbul işlem hacmi verisinin $I(0)$ düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları	47
Tablo 6. Google Trend arama hacim endeks verisinin $I(0)$ düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları	47
Tablo 7. Borsa İstanbul haftalık getiri verisinin $I(0)$ düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları	48
Tablo 8. Optimum gecikme uzunluğu test sonuçları	48
Tablo 9. VAR(1,1) modelleri	49
Tablo 10. Johansen Eşbütünleşme Testi Sonuçları	50
Tablo 11. BİST100, LSVİ, LİH değişkenlerinin FMOLS ve DOLS analizi sonuçları	51
Tablo 12. Granger Nedensellik Testi Sonuçları	51
Tablo 13. “hisse” kelimesi için performans analizi	52
Tablo 14. Özet istatistik tablosu	58

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1. Google Trends giriş sayfası	4
Şekil 2. Google Trends üzerinden “çiçek” kelimesi arama sorgusu sonucu	5
Şekil 3. Google Trends üzerinde “imkb”, “bist”, “hisse” kelimelerinin karşılaştırmalı grafiği	6
Şekil 4. Google Trends arama uygulaması “+” işlevinin gösterimi	7
Şekil 5. Google Trends “thy” kelimesi ile alakalı diğer sorgular	8
Şekil 6. Google arama motorunun dünya üzerinde ki kullanım oranı. Pazar payı Stat Counter verileri	9
Şekil 7. Google arama motorunun Türkiye’deki kullanım oranı. Pazar payı Stat Counter verileri	10
Şekil 8. Etkin Piyasa Formları	13
Şekil 9. Arama davranışından varlık fiyatlarına akış şeması	33
Şekil 10. Google Trends kelime sorgu sayfası	39
Şekil 11. Doğal logaritması alınmış Google arama hacim endeksi veri serisi	42
Şekil 12. Borsa İstanbul ait olan işlem hacmi grafiği	43
Şekil 13. Borsa İstanbul ait olan getiri grafiği	43
Şekil 14. Borsa İstanbul İşlem Hacmi verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri	44
Şekil 15. BİST 100 Endeks verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri	45
Şekil 16. Google Trends arama hacim endeks verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri	46
Şekil 17. AR Polinom ters kökleri	49
Şekil 18. Hisse kelimesine ait performans grafiği	59

KISALTMALAR ve SİMGELER

Kısaltma/Simge	Tanım
ADF	Augmented Dickey Fuller
ARCH	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
BİST	Borsa İstanbul
CDC	Centers for Disease Control and Prevention
EPH	Etkin Piyasa Hipotezi
GTV	Google Trends Arama Hacim Endeks Verisi
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
LIH	Logaritma İşlem Hacmi
LSTAR	Logistic Smooth Transition Auto Regressive
MA	Moving Average
NYSE	New York Stock Exchange
STAR	Smooth Transition Auto Regressive
THY	Türk Hava Yolları
VAR	Vector Auto Regressive
VİOP	Vadeli İşlem ve Opsiyon Borsası

1. GİRİŞ

Günümüz bilgi çağında insanlar bilgi toplumu olma yarışındadır. Bu yarış insanları her geçen gün yeni bilgi yığınları altında bırakmaktadır. Günümüzde bilgi edinmenin en kolay yolu olan internet aramaları önemini her geçen gün biraz daha artırmaktadır. Ömrünün büyük bölümünde bilgisayar, akıllı telefon veya internet kullanmamış bireyler için bile bunların yokluğu düşünülemez bir hâl almıştır. İnsanlar akıllarına gelen her türlü soruyu birbirlerine sormak yerine arama motorlarına sorar hale gelmiştir. Bunun yanında yazılım mühendisliğinin gelişmesiyle birlikte internet, sosyal medya platformları (Facebook, Instagram, Twitter, Whatsapp gibi) aracılığı ile birbirleriyle iletişim sağlamaktadır. Ayrıca internet bizlere diğer bazı platformlar sayesinde (çevrimiçi film izleme, çevrimiçi oyun platformları, müzik dinleme gibi) eğlence olanağı da sunmaktadır.

İnsanların kullanmakta oldukları internet bağlantılı yazılımlar takip edilebilir bir ortam yaratmaktadır. İnternet kullanıcılarının neleri aradıkları, neleri satın aldıkları, hangi siteleri gezdikleri, hangi müzik türünden hoşlandıkları, ne tür kitapları okudukları ve internette aradıkları her türlü bilginin izi sürülebilir hale gelmiştir. Ayrıca platformlar tarafından arkada bırakılan izler kayıt altına alınmaktadır. Kayıt altına alınan bu izler, devasa bir veri madeni oluşturmaktadır. Araştırmacılar bu verileri kullanarak, gelecekle ilgili tahmin yöntemleri geliştirmişlerdir. Büyük yığın veriler içeren platformlarda veri madenciliği ile geçmiş veriler kullanılarak yapılan çalışmalarda başarılı tahmin sonuçlarına ulaşılmıştır.

Son yıllarda araştırmacılar, hisse senedi mesaj panoları, haber raporları, bloglar ve arama motoru sorguları gibi yaygın olarak kullanılan çevrimiçi veri kaynaklarını kullanarak yatırımcı duyarlılığını ölçmek için çeşitli hesaplama yöntemlerini araştırmışlardır. Bu çevrimiçi kaynakların sunmuş olduğu veriler, yüksek derecede ayrıntılı, düşük maliyetli ve verilerin yüksek sıklığı göz önünde bulundurulduğunda araştırmacılar için önemli bilgi sunmaktadır.

Antweiler ile Frank (2004) ve Gu ve diğ. (2006) Yahoo Finans ve bazı borsa ile ilgili konular içeren özel sitelerin verileri ile çalışarak başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Ruiz ve diğ. (2012) Twitter kelimelerini analiz ederek başarılı hisse senedi ticareti yapmışlardır. Loughin ve diğ. (2013) borsaya özgü platform olan Stock Twits (www.stocktwits.com büyük bir hisse senedi bazlı sosyal medya platformu) ve Google Trends verilerini kullanarak Apple, Google ve Microsoft gibi büyük teknoloji firmalarının hisse senedi getirilerini tahmin etmede başarılı sonuçlara ulaşmışlardır.

İnternetin dünya çapında yaygın olarak kullanılması sonucunda ortaya çıkan internet aramalarına dair veriler tüm amatör ve profesyonel yatırımcılar tarafından kullanılabilir bir kaynak haline gelmiştir. Google, Yahoo, Bing, Altavista, Yandex gibi arama motorları üzerinden yapılan aramaların kayıtları veri tabanlarına kaydedilmektedir. Bazı arama motorları bu

kaydettikleri bilgileri derleyerek kullanışlı bir hale getirmekte ve halka açık olarak yayınlamaktadırlar. Bu geniş bilgi dolu veri tabanı çeşitli konularda analizler yapmak için kullanılmaktadır. Örneğin, "led televizyon" veya "bulaşık makinesi" kelimeleriyle ilgili yapılan aramalar, dayanıklı tüketim mallarına olan talebin zaman içinde nasıl değiştiğini analiz etmede yardımcı olabilmektedir. İnternet ile kullanıcı etkileşimi sonucunda oluşan veri kaynakları, piyasa hareketlerine yön veren piyasa katılımcılarının davranışlarına ilişkin yeni bir bakış açısı sunmaktadır.

Piyasa dinamikleri sayısız piyasa katılımcısı tarafından alınan kararların sonucu olarak ortaya çıkmaktadır. Piyasa katılımcıları karar verme süreçlerine bilgi toplamaya çalışarak başlarlar. Günümüzde, bilgi toplama, büyük çoğunlukla çevrimiçi kanallardan elde edilmektedir. Bu nedenle çalışmada piyasa katılımcılarının çoğunluğunun piyasaya ilişkin bilgileri internet aramalarından edindiğini varsayılmaktadır. Bu kaynaklar Facebook, Twitter, Whatsapp gibi çevrimiçi iletişim kanalları olabileceği gibi Google, Yahoo, Bing, Yandex gibi arama motorları da olabilmektedir. Bu çalışmada, Stat Counter (internet trafiği analizi yapan bir firma) verilerine göre %90,7 pazar payı ile dünyanın en çok tercih edilen çevrimiçi arama motoru olan Google'ın, 2004 yılında kullanıma sunduğu Google Trends adlı uygulaması kullanılacaktır.

Bu çalışmanın amacı, Google Trends verileri ile BİST 100 endeksi arasındaki ilişkiyi incelemektir. Türkiye'de internet kullanıcılarının zaman içinde artması, insanların meraklarını internet aracılığıyla gidermeleri, gündelik hayatımızın ayrılmaz parçası haline geldiğini gördüğümüz internetin ne denli farklı kullanım alanlarının olabileceğini görmek, bu çalışmanın gerçekleştirilmesine yönelik motivasyonu artırmıştır. Türkiye'de Google Trends üzerine yapılmış yeterli çalışma olmamasından dolayı, bu çalışmanın literatüre katkıda bulunabileceği düşünülmektedir. Çalışmanın bir diğer amacı ise Google Trends'i detaylı ve açıklayıcı biçimde anlatarak akademik camianın dışına taşıyabilmektir. Bu şu anlama gelmektedir, çalışmayı okuyabilen bireysel ya da profesyonel tüm yatırımcıların Google Trends'i kendi amaçlarına uygun biçimde nasıl kullanabileceklerine yol göstermektir. Bu amaç doğrultusunda çalışmaya geliştirilebilir bir uygulama eklenmiştir.

Çalışma yedi bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünde çalışmanın anlam ve öneminden bahsedilmektedir. Ayrıca çalışmanın geri kalanına dair çizelge oluşturmaktadır. İkinci bölümde çalışmada kullanılan Google Trends detaylı bir biçimde açıklanmıştır. Üçüncü bölümde çalışmanın teorik altyapısını oluşturan teorilere yer verilmiştir. Dördüncü bölümde literatürdeki benzer çalışmalardan bahsedilmiştir. Bu bölüm üç alt başlık altında toplanmıştır. Bunlardan ilki Google Trends'in finans dışı kullanımına dair yapılan çalışmaları, ikincisi Google Trends'in finansla ilgili kullanımına dair yapılan çalışmaları ve sonuncusu Google Trends dışı diğer platformlara ait çalışmaları içermektedir. Beşinci bölümde çalışmada kullanılan veriler ve

analiz yöntemleri açıklanmıştır. Altıncı bölümde analiz sonuçları yorumlanmıştır. Yedinci ve son bölüm çalışmada kullanılan yönteme ait bir uygulama tasarlanmış açıklanmış ve yorumlanmıştır. Son olarak çalışmanın genel anlamda sonucu açıklanmış ve yorumlanmıştır.

Literatürde bu kapsamda yapılmış bir çalışma bulunmaması, çalışmanın önemini artırmaktadır.



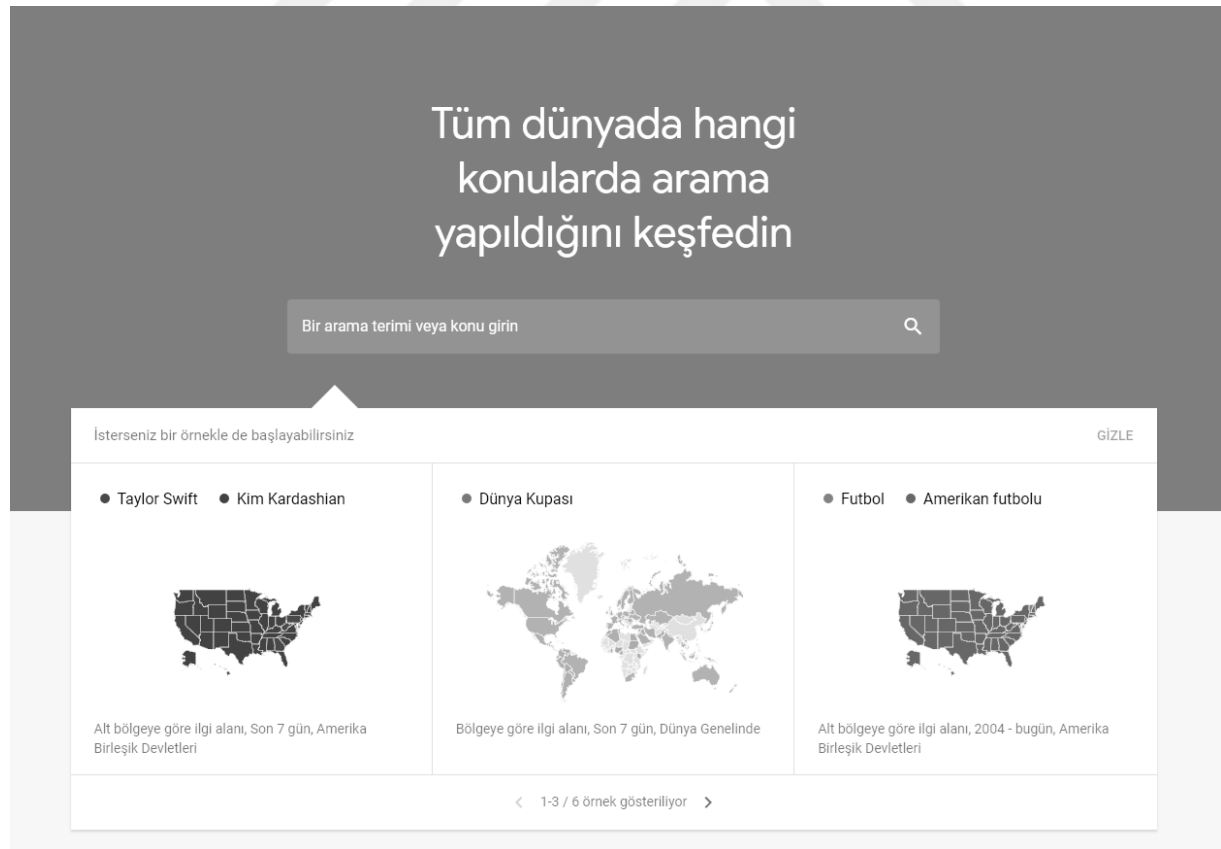
2. YATIRIM KARARLARINDA GOOGLE TRENDS KULLANIMI

Çalışmanın bu bölümünde yatırımcı dikkatinin temsili olarak kullanılacak Google firmasına ait Google Trends uygulaması anlatılacaktır.

2.1. Google Trends Uygulaması

Google, dijital verileri sınıflandırmada uzmanlaşmış bir şirkettir; genel yaygın internet aramaları için temel Google arama motoru hizmeti, akademik çevreler için Google Akademik ve finansla ilgili bilgi için Google Finans hizmeti bulunmaktadır. Arama motoru Google 2004 yılından itibaren arama terimleri sorgularının hacmi ve bu arama hacimlerinin zaman içinde nasıl değiştiğine ilişkin bilgiyi, halka açık olan “Google Trends” hizmeti aracılığıyla erişime açmıştır. Google Trends’e <https://trends.google.com> adresinden ulaşım sağlanabilmektedir.

Şekil 1 Google Trens giriş sayfasını göstermektedir. Giriş sayfasında arama kutucuğu ve size önerilen popüler aramaları gösteren bir bölüm bulunmaktadır.

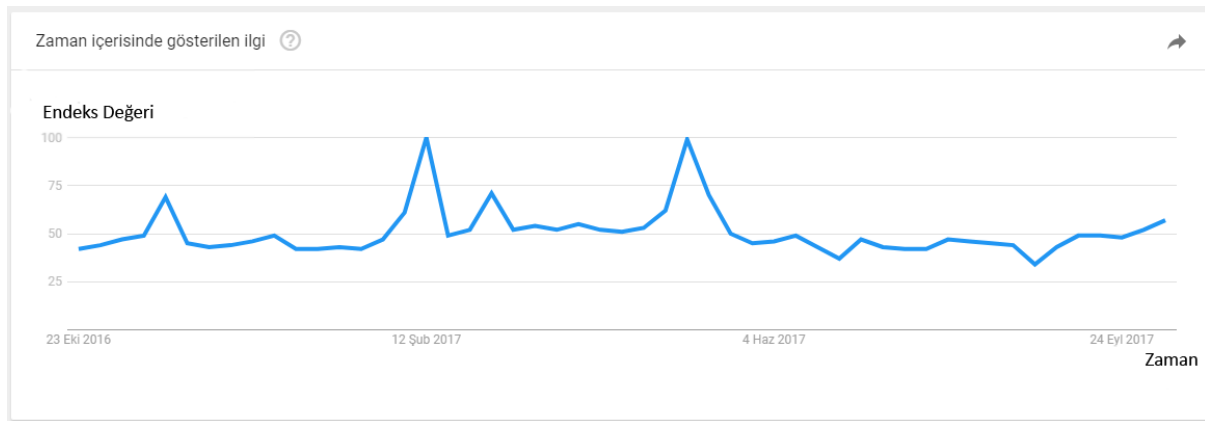


Şekil 1: Google Trends giriş sayfası, <https://trends.google.com>, [Erişim Tarihi: 10.08.2018].

Google Trends, belirlenen bir anahtar kelime için 2004 yılından başlayarak veya özel bir tarih aralığı belirleyerek o kelimeye ait belirlenen zaman aralığındaki arama hacim verilerini ve grafiğini sunan bir platformdur. Sorguları yaparken kullanılacak farklı filtre seçenekleri bulunmaktadır. Bunlar;

- Sorguların kaynağı olan ülke seçimi,
- Kategori seçimi. İş, sağlık, finans gibi... Örneğin THY sorgusu seyahat kategorisinde olabileceği gibi finans kategorisi içinde olabilir. Amerikalılar tarafından sıkça kullanılan bir örnekte APPLE hem teknoloji şirketini temsil etmekte hem de bir meyve olan elmayı temsil etmektedir. Kategori filtre seçeneği sayesinde bu tarz hatalar bertaraf edilmektedir,
- Zaman periyodunun başlangıcı,
- Zaman periyodunun bitişi,
- Sorgunun hangi platform üzerinden yapıldığı, örneğin ünlü bir sanatçı olan Tarkan'a yönelik Youtube aramaları hakkında daha fazla bilgi almak istenilebilir. Bu noktadaki filtreler Google arama, Google haberler, Google alışveriş, Youtube aramalarıdır.

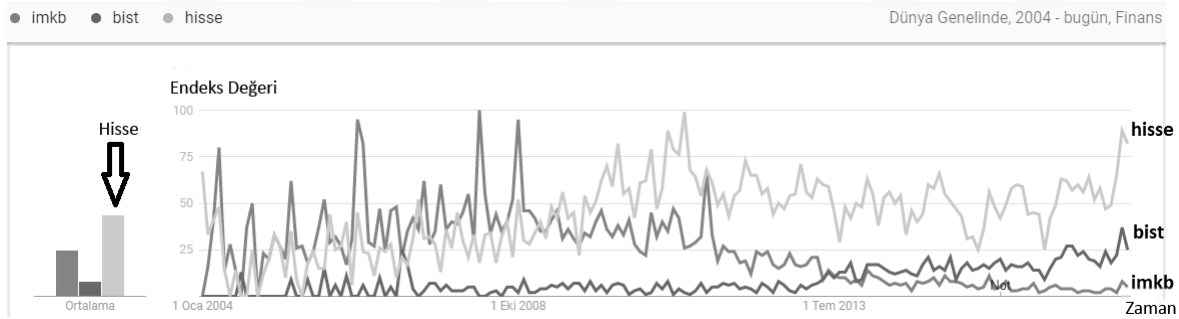
Şekil 2, “çiçek” kelimesine ait Google arama motorunda yapılan sorgunun zaman çizelgesidir. Görselde “çiçek” kelimesinin aranma sıklığının zaman içindeki dağılımı gösterilmektedir. 14 Şubat sevgililer gününde ve Mayıs ayının ikinci haftası olan anneler gününde açıkça görülmektedir ki iki tepe oluşmuştur. Bu genel olarak beklenen bir durumdur. Yani insanların bu özel günlerde “çiçek” kelimesi ile ilişkili yaptıkları arama sorguları endeks değerinin sıçrama yapmasına neden olmaktadır. Bu durumdan açıkça görülmektedir ki Google Trends üzerinden yapılan sorgulamaların güvenilir bir veri kaynağı olacağını göstermektedir.



Şekil 2: Google Trends üzerinden “çiçek” kelimesi arama sorgusu sonucu, [Erişim Tarihi: 10.10.2017].

Şekil 3 Google Trends üzerinde yapılan karşılaştırmalı sorgunun sonucunu göstermektedir. Bu şekil Google Trends'in internet sayfası üzerinden alınmıştır. Şekilde açık renk ile gösterilen "hisse", orta ton ile gösterilen "imkb", koyu ton ile gösterilen "bist" kelimesine ait arama sorgularının karşılaştırmalı sonucudur. Bu üç kelime Türkiye hisse senedi piyasasıyla ilişkilendirilebilecek bir sorguyu temsil ettiği düşünülmektedir. Bu yüzden kelimelerin zaman içindeki değişimi ve aranma sıklığı gösterilmek istenmiştir. Şeklin sol tarafındaki çubuk bar, aranılan kelimenin seçilen zaman aralığında aranma sıklığını göstermektedir. Şekil 3'te hisse kelimesinin belirgin bir farkla daha yoğun aranmaya sahip olduğu görülebilir.

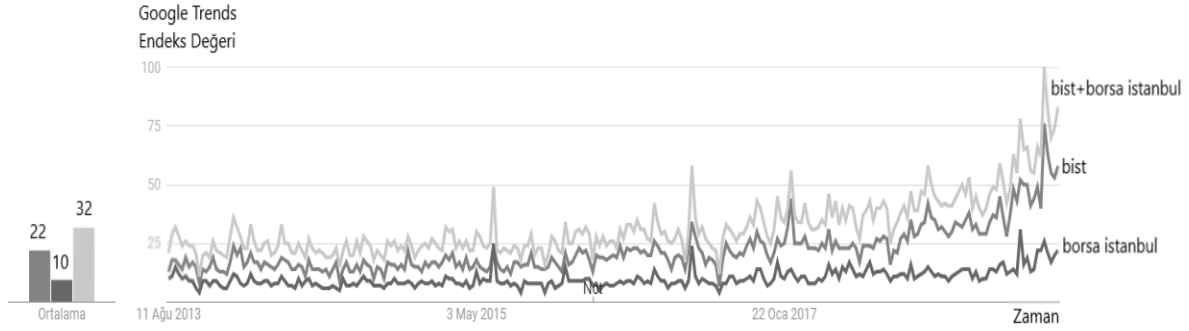
Türkiye'de İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) 1986 yılında faaliyete geçmiştir. Yıllar itibariyle İMKB'de günlük işlemler, yatırımcıların ilgisinin artması, borsanın tanınması, piyasaların serbestleştirilmesi, yabancı yatırımcıların ilgisi, halka açılan şirket sayısının artması, ekonomik büyüme ve Avrupa Birliği üyelik çabaları nedeniyle artış göstermiştir. İMKB 30.12.2012 tarihinde yayımlanan 6362 sayılı Yeni Sermaye Piyasası Kanunu ile "Borsa İstanbul Anonim Şirketi" adını almıştır. Borsa İstanbul veya kısa adıyla BİST olarak adlandırılan bu şirket, VOB (Vadeli İşlemler ve Opsiyon Borsası) ve İstanbul Altın Borsası'nı da bünyesine katmıştır. Şekil 3'te bu isim değişikliğinden kaynaklanan "imkb" ve "bist" kelimelerine ait sorgulamaların zaman içindeki değişimi de gösterilmektedir.



Şekil 3: Google Trends üzerinde "imkb", "bist", "hisse" kelimelerinin karşılaştırmalı grafiği, [Erişim Tarihi: 17.12.2017]

Arama mekanizması bazı yazılımsal kurallarla çalışır ve sorgu sonuçları yalnızca verilen cümleyi içerir. Örneğin Şekil 4'te verilen aramalar, "borsa istanbul", "bist", "bist+borsa istanbul" anahtar kelimeleri içeren arama sorgularının grafiğini göstermektedir. Google bunun için kelimeleri birleştirme fonksiyonunu ve/veya olacak şekilde sorgu yapılmasını uygulamasına eklemiştir. Birlikte arama yapılacak kelimelerin arasına "+" sembolü konularak kelimelerin birlikte veya ayrı ayrı aranmalarına ait toplam sorgu görülebilmektedir. Şekil 4 "bist" ve "borsa istanbul" kelimelerinin "+" fonksiyonu ile sorgusu yapıldığında ki sonucu göstermektedir. Burada "bist" kelimesi üç kelimenin toplam aranma sıklığı arasında 22 puan almıştır, "borsa

İstanbul” kelimesi 10 puan almıştır ve son olarak “bist+borsa istanbul” ifadesi diğer iki kelimenin puan toplamı olan 32 puan almıştır. Şekil 4’te “+” fonksiyonunun işlevi açıkça görülebilmektedir.

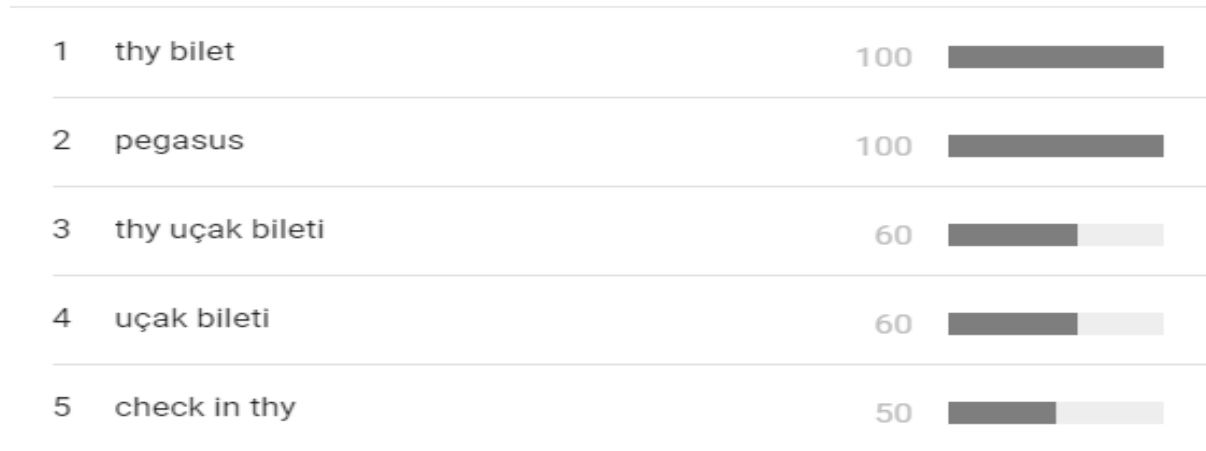


Şekil 4: Google Trends arama uygulaması “+” işlevinin gösterimi, [Erişim Tarihi: 17.12.2017].

Google, bu platformda arama yapılan kelimenin zaman içindeki değişimini ve başka kelimelerle karşılaştırılmasını daha da kolaylaştırmak adına verileri normalleştirerek vermektedir. Normalleştirme belirlenen zaman içinde, belirlenen kelimenin en yüksek ve en düşük çevrimiçi arama sayısına göre yapılır. Daha sonra normalleştirilen bu veri 0 ile 100 aralığına göre ölçeklendirilerek Google arama hacim verisi oluşturulur. Google oluşturduğu bu verileri belirlenen zaman aralığına göre günlük, haftalık veya aylık olarak gösterime sunmaktadır. Fakat Google günlük verilerde kısıtlamaya gitmiştir. Günlük veriler en fazla 3 aylık zaman dilimi içerisinde gösterilebilir ve indirilebilmektedir. Üç ay ile beş yıl zaman aralığındaki veri isteğinde bulunulduğunda Google bu verileri haftalık olarak sunmaktadır. Beş yıl ve daha fazla zaman aralığında veri talebinde bulunulduğunda ise Google bu verileri aylık olarak sunmaktadır. Çalışmanın ilk bölümü olan Granger nedensellik analizinde aylık veriler kullanılmakta, strateji performansının ölçüldüğü test aşamasında ise haftalık veriler kullanılmaktadır.

Ayrıca Google kullanıcıların sorgulanan anahtar kelimeyle alakalı en çok farklı hangi aramaların yapıldığını gösteren bir hizmet daha sunmaktadır. Örneğin “thy” anahtar kelimesine ait sorgu sonuçları Şekil 5’te gösterilmiştir. Şekil 5 “thy” kelimesini sorgulayan kullanıcıların bu anahtar kelimeyle ilgili farklı hangi aramaları da yaptığını göstermektedir. Şekil 5’te görülen “thy bilet”, “pegasus”, “thy uçak bileti”, “uçak bileti”, “check in thy” kelimeleri havacılık sektörüne ait olan thy firması ile ilişkili kelimelerdir. Yani thy olarak aratılan kelime başka bir anlam ifade etmemiş olup istenilen sonuçları göstermektedir. Bu uygulama daha önce anlatılan örnekteki gibi “apple” kelimesine ait arama sorgularının bir elma ile ilişkilendirileceği gibi Apple

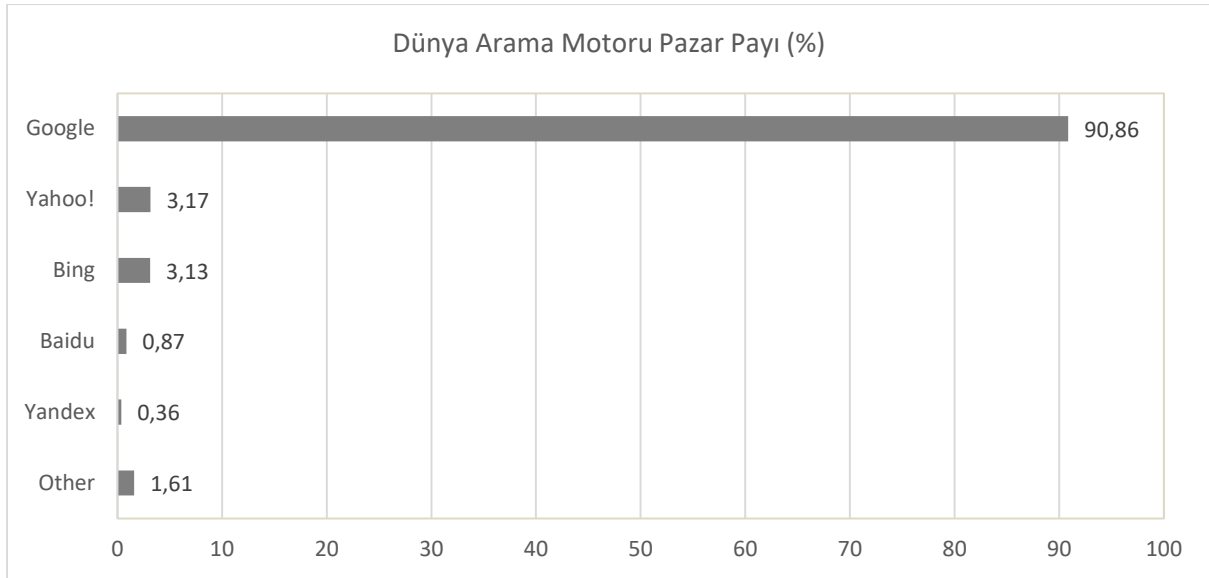
firması ile de ilişkilendirilmiş mi diye görmemize olanak sağlamaktadır. Yani aratılan anahtar kelimenin arama hacminin içeriğini anlamada fayda sağlamaktadır.



Şekil 5: Google Trends “thy” kelimesi ile alakalı diğer sorgular, [Erişim Tarihi: 17.12.2017].

2.2. Arama Motoru İstatistikleri

Sorulacak önemli bir soru bulunmaktadır. Google arama motoru ne sıklıkla kullanılmaktadır? Bu sorunun cevabı yapılacak analizin güvenilirliği açısından ön bilgi sunmaktadır. Zaman içinde Google internette gezinmenin en yaygın yolu haline gelmiştir. Gündelik yaşama dair çok sayıda sorgulamalar Google üzerinden yapılır hale gelmiştir. Stat Counter verilerine göre Ocak 2014-Ocak 2017 yılları arasında Google dünya arama motoru pazar payının yaklaşık %91'ine sahiptir. Bu sonuçlar Şekil 6'da gösterilmektedir. Bu durum Türkiye içinde çok değişmemekle birlikte Ocak 2011-Ocak 2017 yılları arasında Google arama motoru kullanım oranı %97'dir. Şekil 7 Türkiye'de arama motoru kullanım oranını göstermektedir. Bu çalışmada araştırma konusunu teşkil eden, amatör veya profesyonel yatırımcıların yatırım kararlarıyla ilgili ulaşmak istedikleri bilgiyi Google arama motorunu kullanarak elde ettikleri varsayılmaktadır.

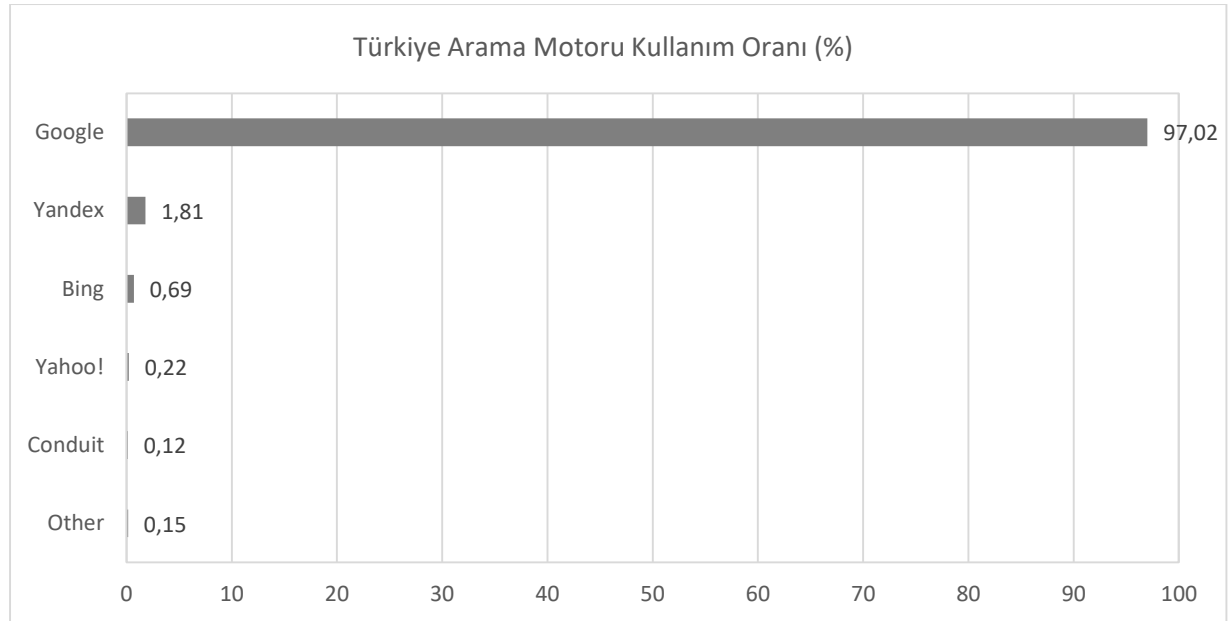


Şekil 6: Google arama motorunun dünya üzerinde ki kullanım oranı. Pazar payı Stat Counter verileri, [Erişim Tarihi: 23.09.2017].

Kaynak: <http://gs.statcounter.com/search-engine-market-share>

Şekil 6'da Google'ın dünya arama motoru pazar payı oranı gösterilmektedir. Görüleceği üzere %91 gibi çok yüksek bir orana sahip Google'ın arama sorgularının önemli bölümünü aldığı kabul edilebilir. Yani insanlar internet aramalarının neredeyse tamamını Google üzerinden yapmaktadırlar.

Şekil 7 Türkiye'de Google arama motorunun kullanım oranını göstermektedir. Yüzdelik istatistikler yanıltıcı sonuçlar doğurabilmektedir. Örneğin bir ürünü on kişiden dokuzunun kullanması da %90 kullanım oranıdır, bir milyon kişiden dokuz yüz bin kişinin kullanması da aynı oranı verecektir. Dolayısıyla yıllar itibariyle Türkiye'de artan internet kullanım oranı ve %97'lik bir Google arama motoru kullanım oranı aynı anda göz önünde bulundurulduğunda analizin güvenilirliği önemli ölçüde artacaktır. Yani 2000 yılında 70 milyon nüfuslu Türkiye'nin %2,9'luk bir internet kullanım oranı varken, 2017 yılında 80 milyon nüfuslu Türkiye'nin %69,6 internet kullanım oranı bulunmaktadır. Bu rakamlar şu sonucu doğurmaktadır, yaklaşık 56 milyon internet kullanıcısının %97'sinin Google arama motoru kullandığı düşünüldüğünde analizde kullanılan verilerin güvenilirliği sağlanacaktır.



Şekil 7: Google arama motorunun Türkiye’deki kullanım oranı. Pazar payı Stat Counter verileri, [Erişim Tarihi: 01.12.2017].

Kaynak: <http://gs.statcounter.com/search-engine-market-share/all/turkey>

Bulduğumuz yüzyıl Word Wide Web (www)’in keşfiyle beraber internetin çok hızlı yükselişine sahne olmuştur. Bu hızlı yükseliş halen devam etmekle beraber internet, içi bilgi dolu bir okyanus haline gelmiştir. Bu bilgi dolu okyanusta aranılan bilgiye ulaşmanın en kolay yolu arama motoru kullanmaktır. Tablo 1 Türkiye’de ki internet kullanım oranı istatistiklerini göstermektedir. Tablodan da görüldüğü gibi Türkiye’de internet kullanım oranları yıllar itibariyle yukarı yönlü hızlı bir yükseliş gösterdiği rakamlar tarafından ortaya konmaktadır. 2006 yılından 2010 yılına geçerken Türkiye internet kullanım oranındaki artışa dikkat edilmelidir. Yıllar itibariyle internet kullanım oranları incelendiğinde Türkiye’nin internet kullanımına çok hızlı bir şekilde uyum sağladığı görülecektir. 2000 yılında 70 milyon nüfusun %2,9’u internet kullanıcısı iken 2017 yılında 80 milyon nüfusun %69,6’sı internet kullanıcısı haline gelmiştir. Yani 17 yılda internet kullanıcı sayısı 27 kat artış göstermiştir.

Şekil 7 Google arama motorunun Türkiye kullanım oranını göstermektedir. Görüleceği üzere %97 gibi bir rakam yukarıda belirtildiği gibi internet kullanıcılarının ulaşmak istedikleri bilgiyi Google arama motorunu kullanarak elde ettikleri varsayımını doğrular niteliktedir. Türkiye’de artan internet kullanım oranı ve arama motoru pazar lideri konumunda bulunan Google kullanım oranı göz önüne alındığında gelecek yıllarda bu alanda yapılacak çalışmaların çok değerli ve anlamlı sonuçlar vereceği beklenmektedir.

Tablo1: 2000-2017 yılları Türkiye internet kullanım oranı

Yıllar	Kullanıcı Sayısı	Nüfus	Kullanım oranı
2000	2,000,000	70,140,900	2.9 %
2004	5,500,000	73,556,173	7.5 %
2006	10,220,000	74,709,412	13.9 %
2010	35,000,000	77,804,122	45.0 %
2015	46,282,850	77,695,904	59.6 %
2017	56,000,000	80,417,526	69.6 %

Kaynak: www.internetworldstats.com, [Erişim Tarihi: 01.12.2017]

Google'ın yüksek pazar payı ve yüksek kullanım oranı topluma sağlamış olduğu verilerin etkinliğini artırmaktadır. Google'ın pazar payı geçmişte bu kadar yüksek değildi, internet aramaları bu kadar etkin değildi ve internet kullanıcı sayısı şuana göre çok daha azdı. Bu yüzden çok uzun geçmişe yönelik yapılacak çalışmalar her zaman güvenilir sonuçlar vermeyebilir. Uzun zaman dilimine sahip çalışmalarda arama sorguları farklı arama motorları arasında bölünmüş olabilir, internet kullanıcıları farklı arama motorlarını tercih etmiş olabilirler. Literatürde bu tarz bir istatistik bulunmamaktadır. Bu düşüncelerden yola çıkarak çalışmanın zaman dilimi 5 yıl olarak belirlenmiştir. Ayrıca bu çalışmada Yandex, Bing, Yahoo, Excite, Baidu, Conduit gibi arama motorlarının sorgular üzerindeki etkisi hesaba katılmamaktadır.

3. TEORİK ÇERÇEVE

3.1. Etkin Piyasa Hipotezi

Bu çalışmada Google arama hacim endeksi verisi yatırımcı ilgisinin bir vekili olarak kullanılmaktadır. Yatırımcı ilgisi dikkat teorisi ile açıklanabilmektedir. Dikkate dayalı teoriler iki bölüme ayrılabilir. Bunlardan ilki, etkin piyasa hipotezi başlığı altında ikincisi ise davranışsal finans başlığı altında olacaktır. Arama motoru verileri, kamuya açık veriler olduğundan etkin piyasa kapsamında değerlendirilmektedir. Etkin piyasa hipotezine göre yatırımcıların rasyonel olduğu kabul edilmekte, hisse senedi fiyatlarının da mevcut, yeni ve hatta gizli bilgilerin tamamını yansıttığı varsayılmaktadır. Bu bölümde etkin piyasa hipotezi kavramı ve etkinlik çeşitleri açıklanacak daha sonra Türkiye hisse senedi piyasasının etkinliğine dair yapılan çalışmalar özetlenecektir.

Piyasa etkinliği kavramı kapsamlı olarak ilk defa Fama (1970) tarafından ortaya atılmıştır. Etkin piyasa hipotezi (EPH) piyasa katılımcıları tarafından yayınlanmış tüm bilgilerin piyasa fiyatlarına yansıdığı görüşünü ortaya koymaktadır. Dolayısıyla piyasada oluşan fiyatların açığa çıkmış tüm bilgileri yansıttığı ve tüm yatırımcıların bu bilgilere aynı anda ulaştığı varsayımı altında bu bilgileri kullanarak piyasa getirisinden fazla getiri elde etmenin mümkün olmadığını savunmaktadır.

EPH görüşünü destekleyen hipotezlerden biride (A Random Walk Down Wall Street) Rassal Yürüyüş Kuramı'dır (Malkiel 1973). Gelecekte oluşan fiyatların tamamen rastgele oluştuğunu, gelecek fiyatları tahmin etmenin mümkün olmadığını savunmaktadır. Bu olguyu şu şekilde tanımlamaktadır; bugünün fiyatları bugünün bilgi akışına göre şekillenmektedir. Yarının fiyatları ise yarın gelecek bilgi akışına göre şekillenecektir. Yarın gelecek haberi, bilgiyi tahmin etmenin imkânı olmadığı için ortaya çıkacak fiyat değişimleri de öngörülemez ve rastgele olacaktır. EPH, geçmiş piyasa fiyatlarına bakarak gelecekte ortaya çıkacak fiyatlamalarla ilgili bir tahmin modeli oluşturmanın mümkün olmadığını savunmaktadır.

Etkin bir piyasanın varlığından söz edebilmek için aşağıdaki varsayımların sağlanması gereklidir (Fama, 1970).

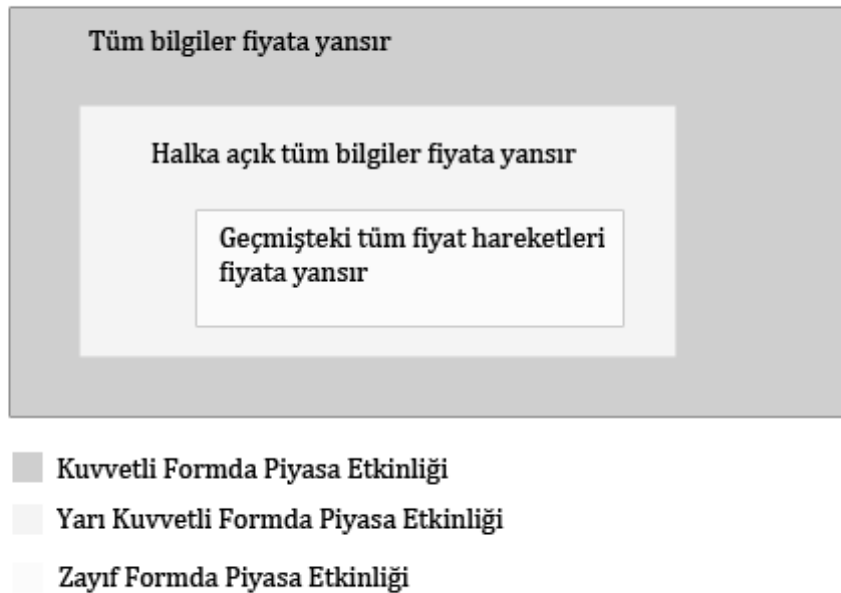
- Açığa çıkan bilgilere tüm piyasa katılımcıları eksiksiz bir şekilde maliyetsiz ve anında ulaşabilirler.
- Piyasada yapılan işlemlerin maliyeti tüm katılımcılar için eşittir.
- Çok fazla piyasa oyuncusu bulunmaktadır ve hiçbirisi tek başına piyasa fiyatlarını değiştiremez.
- Tüm yatırımcıların rasyonel davrandığı varsayılır ve risk getiri beklentileri rasyoneldir.

- Piyasadaki tüm varlıklar bölünebilir.

Finans literatüründe piyasa etkinliğini bilginin fiyatlara yansıma ölçütüne göre sınıflandırma yapılmıştır. Bu bilgi setinin hisse fiyatlarına yansımaya göre etkin piyasa üçe ayrılmaktadır (Fama, 1970:383).

- Zayıf Forma Etkin Piyasa
- Yarı Güçlü Formda Etkin Piyasa
- Güçlü Formda Etkin Piyasa

Şekil 8'ye göre geçmiş fiyatlarla ilgili bilgi kümesi, tüm bilgilerin bir alt kümesi olan, herkes tarafından ulaşılabilen bilgilerin bir kümesidir. Bugünün piyasa fiyatı yalnızca geçmiş fiyatlarla ilgili bilgileri yansıtıyorsa, zayıf formda etkin bir piyasadır. Bugünün piyasa fiyatı kamuya açık olan tüm bilgileri yansıtıyorsa, yarı etkin formda piyasa olarak tanımlanır. Bugünün piyasa fiyatı hem kamu hem de özel sektöre ait tüm bilgileri yansıtıyorsa tam etkin formda piyasadır denir. Ayrıca yarı etkin formda piyasa, zayıf formda etkin piyasa anlamına gelir ve tam etkin formda piyasada, yarı etkin formda piyasa anlamına gelmektedir.



Şekil 8: Etkin Piyasa Formları

Piysaların gerçek dünyada hangi seviyede işlediğine dair birçok tartışma bulunmaktadır. Kuvvetli formda piyasa etkinliği yalnızca teorik bir form olarak görülmektedir çünkü hiçbir piyasa bu şartlara erişememektedir.

3.1.1.Etkin Piyasa Hipotezi ve Piyasa Etkinlik Formları

- **Zayıf Formda Etkin Piyasa**

Tarihsel fiyat hareketlerine dayanarak teknik analiz ile anormal getiri elde etmenin mümkün olmadığı piyasa türüdür. Gelecek menkul kıymet fiyatlarının bir model ile tahmin edilemeyeceği, geçmiş ve gelecek menkul kıymet fiyatlarının birbirinden bağımsız olduğunu belirtir. Menkul kıymet fiyatlarının bağımsızlığı ve fiyatların rastgele ve öngörülemeyen davranışları, zayıf piyasa formunu gösteren faktörlerdir.

Etkin Piyasa Hipotezinin zayıf formu Rastgele Yürüyüş teorisi ile desteklenmektedir. Rastgele Yürüyüş Hipotezi, hisse senedi fiyatlarının rasgele bir yürüyüş sürecini izlediğini ve tarihsel fiyat hareketlerini analiz ederek gelecekteki fiyat değişikliklerini tahmin etmenin imkânsız olduğunu belirtmektedir (Fama, 1970: 383).

- **Yarı Güçlü Formda Etkin Piyasa**

Yarı güçlü etkin piyasa, tüm kamuya açık bilgilerin (örneğin, mali tablolar, şirket ile ilgili duyurular) menkul kıymetin fiyatına yansıdığı piyasalardır. Teknik analiz ve temel analiz yaparak extra kazanç sağlanamayacaktır. Örneğin bir şirket yeni bir yatırım kararıyla ilgili bir duyuru yaptıktan sonra yatırımcılar ortalamanın üzerinde bir getiri elde ediyorsa piyasa yarı güçlü etkin formda değildir.

Yarı güçlü etkin piyasa, halka açık bir şekilde yayınlanan bilgilerin tüm piyasa katılımcılarına eksiksiz ve aynı hızda iletildiğini varsaymaktadır. Eğer bilginin iletim hızında farklılıklar var ve yatırımcıların elde ettikleri getiriler farklılık gösteriyorsa piyasa yarı güçlü formda etkin değildir. Tüm tarihsel bilgiler kamuya açık olduğundan, yarı-güçlü piyasa, zayıf formda etkin piyasayı da içermektedir (Fama, 1970: 383).

- **Güçlü Formda Etkin Piyasa**

Geçmişte oluşan haber akışının, firmaya ait halka açık finansalların ve şirket için halka açık olmayan tüm özel bilgilerin fiyatlara anında yansıdığı piyasa türüdür. Dolayısıyla hiçbir analiz yöntemiyle yatırımcılar normalüstü getiri elde edemeyeceklerdir (Fama, 1970: 409). Şirket hakkında oluşabilecek olumlu olumsuz tüm bilgi akışı piyasa tarafından anında fiyatlara yansıtılmaktadır. Ortaklar, yöneticiler ve şirket çalışanları dahi içerden bilgi edinerek ekstra getiri elde edemeyeceklerdir. Bu piyasa türünde bireysel veya grup olarak bütün profesyonel,

amatör yatırımcılar hiçbir şekilde ekstra kazanç elde edemezler çünkü bütün varlıkların olması gerektiği fiyatta olduğu varsayılmaktadır.

Shleifer (2000), yatırımcıların rasyonel olduğu zaman Fama'nın (1970) yazdığı gibi riske göre ayarlanmış getirilerin elde edilmesinin imkânsız olduğunu göstermiştir. Dolayısıyla EPH'ne göre piyasalar tamamen rasyonel yatırımcıların rekabet ettiği bir dengenin sonucudur. Ancak EPH yatırımcı rasyonalitesine tamamen bağımlı değildir. Yatırımcıların tam olarak rasyonel olmadığı, ancak piyasaların verimli olacağı tahmin edilen çeşitli durumlar bulunmaktadır.

3.1.2. Türkiye Menkul Kıymet Piyasalarının Etkinliği

İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 1985 yılında kurulmuştur. Bu tarihten önce tarihçesi Osmanlıya dayanacak şekilde menkul kıymet işlemleri yapılmıştır fakat bu işlemler oldukça düzensizdi ve organizasyon olarak çokça yetersizdi. Sonrasında yıllarca gelişimini sürdüren Türkiye menkul kıymet piyasası Nisan 2013'te tüm işlemlerini tek çatı altında toplayarak Borsa İstanbul'un resmi açılışını gerçekleştirmiştir. Bu tarihte İMKB kısaltma adını BİST'e bırakmıştır.

Türkiye menkul kıymet pazarının etkinliği doğrudan ve dolaylı olarak araştırmacılar tarafından incelenmiştir. Bunlardan bazıları şu şekildedir.

Tezeller (2004), çalışmasında Türkiye menkul kıymet piyasalarının etkinlik seviyelerini araştırmıştır. Bu araştırma kapsamında "zayıf etkinlik" seviyesinin sınamasında geçmişte oluşan fiyat bilgilerinin bağımsızlığını test etmek için regresyon, serisel korelasyon ve run testi kullanmıştır. Daha sonra "yarı etkinlik" testi için literatürde sıklıkla kullanılan olay çalışması yöntemini kullanmıştır. Olay çalışması yöntemi ile kamuya açıklanan bilgilerin fiyatları nasıl ve ne hızda etkilendiğini ölçmüştür. Yaptığı çalışmanın sonuçlarına göre 1997-2004 dönemi arasında İMKB 30 pazarının "Zayıf" Ocak-Mayıs 2004 dönemi arasında ise pazarın "Yarı güçlü" formda etkin olduğunu belirtmiştir. Ayrıca kamuya açıklanan bilgilerin hisse senedi fiyatlarına hızlı bir şekilde yansıdığını ve piyasada geçiş fiyat bilgilerini kullanarak bir öngörü modeli oluşturmanın mümkün olmadığını belirtmiştir.

Durmuşkaya (2011), çalışmasında Türkiye vadeli işlem piyasalarının zayıf formda etkin olup olmadığını araştırmıştır. Çalışmasında VİOP açılış tarihi itibari ile beş yıllık bir zaman dönemine ait 1142 günlük futures sözleşme kapanış fiyatları kullanmıştır. Araştırmada zayıf form etkinlik testi için, birim kök, otokorelasyon ve run testi kullanmıştır. Yapılan testler sonucunda satın alma gücü paritesi kullanılarak oluşturulan modele göre piyasa etkin bulunamamış yani geçmiş fiyat bilgileri kullanarak anormal getiri elde edilebileceğini belirtmiştir. Sonuç olarak VİOP'un zayıf formda etkin olmadığını savunmuştur.

Aliyev (2016), çalışmasında koşullu ortalamadan doğrusal olmayan yöntemlerden STAR, koşullu varyansta doğrusal olmayan yöntemlerden ARCH modelleri, otoregresif model ve rassal

süreç modellerini kullanmıştır. 2004-2014 dönemi getirilerini kullanarak tahmin modelleri oluşturmuştur. Oluşturulan bu modellerin her biri ile 2015 yılının 12 dönemi tahmin edilmeye çalışılmış ve tahmin edilen değerler ile gerçekleşen değerler karşılaştırılmıştır. LSTAR modelinin gerçekleşen değerleri diğer tüm modellerden daha iyi tahmin ettiği belirtilmiştir. Bu modelin gelecek dönem getirilerini rassal süreçten daha iyi tahmin ettiği için Borsa İstanbul'un zayıf formda etkin olmadığı ve doğrusal olmayan modellerin piyasayı tahmin edebildiği sonucu savunulmuştur.

Çevik ve Erdoğan (2009), çalışmalarında bankacılık sektörünün zayıf formda etkinliğini yapısal kırılma testleri ve güçlü hafıza modelleri ile analiz etmişlerdir. 2003-2007 yılları arasında bankacılık sektör endeksi içerisinde yer alan on hisse senedinin haftalık kapanış fiyatlarını kullanmışlardır. Elde edilen bulgular sonucunda bankacılık sektörünün zayıf formda etkin olmadığını bildirmişlerdir.

Zeren, Kara ve Arı (2013), çalışmalarında İMKB 100 Endeksinin zayıf formda etkinliğini test etmişlerdir. 1987-2012 dönemi yapısal kırılmalı birim kök testi kullanarak analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular doğrultusunda İMKB 100 Endeksinin durağan olmadığı, hisse senedi piyasasının zayıf formda etkin olduğunu belirtmişlerdir.

Kapusuzoglu (2013), çalışmasında İMKB 100 Endeksinin zayıf formda etkinliği test etmek için ADF ve PP birim kök testleri kullanmıştır. 1996-2012 yılları arasında endeksin günlük kapanış değerleri ile analiz edilmiştir. Analiz sonucunda araştırılan zaman aralığının rassal yürüyüş göstermediği yani İMKB 100 piyasasının zayıf etkin olmadığını bulgusuna ulaşmış ve piyasa etkinliğini araştırmak için yapılan çalışmaların kapsadıkları döneme ve kullanılan yöntemlere göre farklı sonuçlar elde edilebileceğini belirtmiştir.

Çalışmalarda Türkiye piyasasının etkinlik seviyesine dair farklı görüşler ve sonuçlar bulunmaktadır. Bazı araştırmacılar ise zayıf yada yarı güçlü formda olmadığını savunmuştur. Bu çalışmada Google Trends verileri kullanılarak Borsa İstanbul 100 endeksine ait getiri tahmini yapılacaktır. Çalışma sonucunda çalışma dönemi içinde BİST 100 endeksinin kümülatif getirisinden yüksek yada daha az getiri elde edilmesi durumunda piyasa etkinliği hakkında yorum yapılabilir. Google Trends verisi geçmiş tarihsel bir bilgi olduğundan dolayı ekstra getiri sağlanması durumunda piyasanın zayıf formda etkin olmadığı görüşü savunulabilir.

3.2. DAVRANIŞSAL FİNANS

Etkin piyasa hipotezinin geçerli olup olmadığı sorusu, mevcut bilginin işlenmesinin fazladan getiri kazanma olasılığının bulunup bulunmadığını belirlediğinden bu teoriye ampirik ve teorik olarak meydan okuyan sayısız araştırma makalesinin konusu olmuştur. Etkin Piyasa hipotezine karşı duran bulguların bazıları, finansal karar vermenin davranışsal yönlerine atıfta bulunmaktadır. Çalışmada karar verme sürecinde bilgi toplamanın önemine, ayrıca yatırımcıların dikkatine ve piyasalara olan etkisine odaklanılmaktadır.

Davranışsal finansın arkasında yatan en büyük fikir, bireysel yatırımcıların rasyonel bir şekilde hareket etmemesidir. Bu nedenle verecekleri kararların çoğunda önyargılar ve ilgili olmadıkları konu hakkında sahip oldukları bilgiler etki etmektedir. Dolayısıyla piyasadaki aktörlerin sürekli olarak çeşitli zihinsel ve psikolojik faktörlere maruz kaldığı sonucuna varılabilir (Shiller 2000). Davranışsal finans sosyolojiyi ve psikolojiyi finasta birleştirerek daha geniş bir sosyal bilim perspektifi sağlamaktadır.

Son yıllarda geleneksel yaklaşımı kullanmak yerine davranışsal ekonomiye odaklanan çalışmaların sayısı artmaktadır. Bu duruma yol açan en büyük etken, tüm yatırımcıların piyasada yayınlanan tüm bilgilere anında eriştiği varsayımdır. Ancak gerçek hayatta bu varsayımın gerçekleşmesi mümkün olmamakta ve yatırımcılar sınırlı bilgiye sahip olmaktadır. Bu durum finans literatüründe asimetrik bilgi teorisi olarak adlandırılmaktadır. Yani piyasa yatırımcılarının piyasaya dair yayınlanmış tüm bilgilere aynı anda ulaşamamasıdır. Etkin piyasa hipotezi yatırımcıların tüm varlıklara ve bunlara ait bilgi akışlarına ulaşabildiğini, sınırsız bilgiye sahip olduklarını varsaymaktadır. Yatırımcıların sınırsız bilgiye sahip olabilmeleri için piyasayı yakından takip etmeleri ve tüm gelişmelerden haberdar olmaları gerekmektedir. Kahneman (1973) dikkatin "kıt bilişsel bir kaynak" olduğunu ve piyasa katılımcılarının piyasada oluşan tüm gelişmeleri yakından takip etmelerinin çok zor olduğunu belirtmiştir.

Farklı bireylerin aldıkları kararlar arasında büyük bir korelasyon olabilir. Bu korelasyon uzun zaman zarfı boyunca kalıcı ve devamlı olabilir. Bu durum gerçekte piyasa fiyatlarının temelden gelen esaslarından çok uzun bir süre sapabileceği anlamına gelmektedir. Bu yanlış fiyatlandırma beraberinde arbitraj imkânı sağlamakta ve bilinçli yatırımcıların bu yanlış fiyatlandırmayı ortadan kaldırmak adına yapacakları ticarette hiçbir sınır yoktur. Fakat genel olarak irrasyonel davranan kişilere karşı pozisyon almak (noise trading) genellikle kazançlı olmayabilir. Piyasalarda oluşan yanlış fiyatlandırma uzun süreli olabilir ve hatta zamanla güçlenebilir (Schmeling 2009).

Profesyonel ve amatör yatırımcılar üzerinde yapılan araştırmalar, yatırımcıların yatırım kararı alırken rasyonel olarak portföy getirilerini maksimize etmek, portföylerini çeşitlendirmek ve en az risk alarak bunları gerçekleştirmek istemelerine rağmen söz konusu

yatırım yaparken bunu gerçekleştiremedikleri saptanmıştır. Bu insan doğası gereği psikolojik önyargıların sonucunda, amatör yatırımcılar, kazanan hisseleri erken elden çıkarırken, kaybeden hisseleri çok uzun süreler elde tutmaktadırlar. Ayrıca piyasada oluşan hareketlere karşı duyarlılık sergileyip sürü davranışı göstermekte, kendilerine olan aşırı güven sonucu sıkça zararına işlem yapmakta, takip ettikleri hisselerle duygusal olarak bağlanmakta, kendi doğrularını destekleyen bilgileri arama, diğer gelen bilgileri reddetme eğiliminde olmaktadır. Bir diğer ifade ile yatırım kararları rasyonel olmaktan çıkıp, bunun yerine kişinin sezgi, his ve duygularına dayalı alınmaktadır (Döm, 2003: 14).

Davranışsal finans yatırımcıların tamamen rasyonel olmadığı varsayımında bulunarak, bir finansal varlığın piyasa değeri ile defter değeri arasındaki farkı anlamaya çalışır. Başka bir ifade ile fiyatlar arasında oluşan farkı açıklamak için neden arar. Davranışsal finans, etkin piyasa hipotezi ve diğer geleneksel finansal teorilerin açıklayamadığı piyasada oluşan finansal anomalileri gözler önüne sererek bu teorilerin oluşan fiyatları açıklamak için yeterli olup olmadığı yönünde kanıtlar sunmaktadır (Barberis ve Thaler, 2002: 1053).

3.2.1. Beklenen Fayda Teorisi

Günlük hayatımızda, sosyal alanda veya iş alanında olsun verdiğimiz tüm kararlarda belirsizlik mevcuttur. Ancak finansal alanda verilen kararlar özel bir durumdur. Belirsizlikle karşı karşıya kalındığında dahi sağlıklı kararlar verilmesi beklenir. Çünkü bu alanda verilecek kararlar hayatımızdan ne kadar zevk ve keyif alacağımızı belirleyecektir. Ekonomik açıdan zevk ve keyif bir fayda olarak tanımlanmaktadır. Fakat faydayı ekonomik açıdan ölçümlemek kendi içinde zorluklar içerir.

İlk kez Daniel Bernoulli tarafından ortaya atılan “Beklenen Fayda Teorisi” ölçülebilir bir fayda fonksiyonu kullanarak belirsizlik ortamında rasyonel insan davranışlarını açıklamaya çalışmaktadır. Beklenen fayda teorisinin altında yatan temel mantık rasyonelliktir. Kahneman ve Smith (2002: 11) rasyonaliteyi şu şekilde tanımlamıştır: “Rasyonellik, karar vericinin mevcut bilgileri mantıksal ve sistematik bir şekilde kullanması, eldeki alternatifler ve ulaşılması gereken hedefler göz önünde bulundurulduğunda optimal seçimler yapması anlamına gelir.”

Beklenen fayda teorisi koşullardan bağımsız olarak insanlardan rasyonel davranışlar bekler. Yani ekonomik aktörler her zaman beklenen faydalarını en yüksek seviyeye çıkarmaya çalışan rasyonel canlılardır. Bu maksimizasyon üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada tüm olabilecek ihtimallerin ortaya çıkma olasılığı hesaplanır. Daha sonra bu olasılıkları elde edecekleri kazançlarla çarparlar. Son aşamada, maksimum elde edilecek miktarı seçerler çünkü rasyonel insan davranışı her zaman kazancın en yüksek olduğu ve kaybın en düşük olduğu

seçeneği seçmeyi gerektirir. Basit olarak, olasılık ağırlıklı ortalamayı en yüksek düzeye çıkararak en iyi kararı verirler.

Bu teoriyi örneklendirmek gerekirse, oyuncular tarafından seçilmesi gereken iki seçenek olduğu varsayalım;

A: %30 olasılıkla 500.00 TL kazanç

B: %35 olasılıkla 450.00 TL kazanç

Beklenen fayda teorisinin rasyonellik varsayımı altında, B seçeneğininin seçilmesi gerekmektedir. Çünkü A seçeneğini değerlendirildiğinde $0.30 \times 500.00 \text{ TL} = 150.00 \text{ TL}$ gibi bir değer bulunmaktadır. B seçeneği incelendiğinde ise $0.35 \times 450.00 \text{ TL} = 157.50 \text{ TL}$ olur. B seçeneğinde elde edilen kazanç A seçeneğinden fazladır. Aynı süreç kayıplar içinde geçerli olacaktır. Örneğin aşağıdaki seçeneklerden biri seçilmek zorunda kalınırsa;

C: %10 olasılıkla 100.00 TL kayıp

D: %30 olasılıkla 40.00 TL kayıp

Teoriye göre kesinlikle C seçeneği seçilmelidir. Çünkü C seçeneğinde kaybedilen nihai değer $0.10 \times 100.00 \text{ TL} = 10.00 \text{ TL}$ olacaktır. D seçeneğinde 12.00 TL olacaktır. Eğer beklenen fayda teorisinin dediği gibi tamamen rasyonel kararlar alınıyor olsa 12.00 TL yerine 10.00 TL kaybetmek daha mantıklıdır.

Maurice Allais (1953) ve Daniel Ellsberg (1961) beklenen fayda teorisine karşıt görüş sunmuş ve bu görüşlerini destekleyen araştırmalar yapmış iki bilim insanıdır. Savundukları düşünce şu şekildedir. Yaptıkları deneysel bir çalışmada yatırımcılara yöneltilen iki seçenek vardır.

A: %80 olasılıkla 4,000.00 TL kazanç

B: %100 olasılıkla 3,000.00 TL kazanç

Deneyin sonuçlarına göre katılımcıların %80'i B seçeneğini seçmiştir. Beklenen fayda teorisine göre rasyonel insan modelinin $0.80 \times 4,000.00 \text{ TL} = 3,200.00 \text{ TL}$, $1 \times 3,000.00 = 3,000.00 \text{ TL}$ değerleri olan seçeneklerden A seçeneği yani 3200TL kazancı seçmeleri gerekmektedir. Kahneman ve Tversky (1979) bu durumu kesinlik etkisi olarak adlandırmıştır. Allais, Simon, Ellsberg ve diğer akademisyenler beklenen fayda teorisine karşı görüşler sunmuş olmalarına rağmen hiçbirisi insan davranışlarını Kahneman ve Tversky (1979) kadar tatmin edici bir şekilde tanımlayabilecek yeni bir ikame model sunmamışlardır.

3.2.2. Beklenti Teorisi

Geleneksel finans teorisi beklenen fayda teorisine dayanmaktadır ve akademisyenler arasında yaygın olarak kabul görmektedir. Amerikan psikologlar, Daniel Kahneman ve Amos Tversky 1979 yılında beklenen fayda teorisini eleştirmiş ve belirsizlik altında insan davranışlarını açıklamak için alternatif bir model geliştirmişlerdir. Sunmuş oldukları modelde bireylerin her zaman faydalarını en yüksek seviyeye çıkaracak alternatifi seçmediklerine dair kanıtlar göstermişlerdir. Aslında savundukları şey, karar verilecek sorunun sunumu rasyonel davranıştan sapmaya yol açmaktadır. Yapmış oldukları deneysel sonuçlar şu şekildedir, (Kahneman, 1979: 273).

Katılımcılara 1,000.00 TL para verilmiştir, daha sonra aşağıdaki iki seçenekten birini seçmeleri istenmektedir,

A: %50 olasılıkla 1,000.00 TL kazanç

B: %100 olasılıkla 500.00 TL kazanç

Beklenen fayda teorisine göre her iki seçeneğinde genel faydası birbirine eşit. Fakat katılımcıların yalnızca %16'sı A seçeneğini seçmiş ve %84'ü B seçeneğini seçmiştir. Katılımcılar kesin kazancı seçmiş ve maksimum miktarı kazanma olasılığına rağmen hiçbir şey kazanma riskinden kaçınmıştır. Ayrıca riskten kaçınma davranışı soru formatı değiştirildiğinde bile devam etmektedir. Bunu test etmek için başka bir soru sorulur.

Katılımcılara 2,000.00 TL para verilmiştir, daha sonra aşağıdaki iki seçenekten birini seçmeleri istenmektedir,

A: %50 olasılıkla 1,000.00 TL kayıp

B: %100 olasılıkla 500.00 TL kayıp

Eğer aynı riskten kaçma eğilimi devam ediyorsa katılımcıların B seçeneğini seçmeleri gerekmektedir. Ancak katılımcıların yalnızca %31'i B seçeneğini seçmiş ve %69'u A seçeneğini seçmiştir. Her iki soruda aynı olmasına rağmen alternatiflerin sunumu değişikliğinin temel sebebidir. Bireyler olasılığı düşük olan ihtimalleri imkânsız gibi olasılığı yüksek ihtimalleri de kesin gibi algılamaktadırlar. Ayrıca oluşması kesin olan bir olayın oluşma ihtimali çok düşük olsa bile olacaktı gibi algılar, örneğin piyango çıkma ihtimali gibi, oluşması kesin olmayan bir olayın oluşma ihtimali olsa bile olmayacaktı gibi algılar, örneğin uçur sigortalarını ödememek gibi (Jain, 2012).

Davranışsal finans çerçevesinde beklenti teorisi özetle risk içeren farklı alternatifler arasındaki kararları açıklamaya çalışır. Teori insanların sonuçtan ziyade kayıp ve kazanımların potansiyel değerine dayanarak karar aldıklarını ve böylece algılanan kayıplardan ziyade algılanan kazançlar yönünde kararlar alacağını belirtmektedir. Bir kişiye iki eşit seçenek verildiğinde, biri olası kazançlarla ve diğeri olası kayıplarla ifade edildiğinde, insanlar kazançlara yönelecektir.

3.2.3. Aşırı Güven ve Aşırı İyimserlik

Aşırı güven ve aşırı iyimserlik piyasalarda görülen en sık iki önyargıdır. İnsanlar her zaman aşırı güvenme eğilimindedirler. Aşırı güvenin ardındaki neden, kişinin kendi bilgi birikimini ve olayları kontrol etme yeteneğini aşırı tahmin etmesidir (Odean, 1999). Aşırı güven, yatırımcıların sahip oldukları bilgilerin doğru olduğuna olması gerekenden daha fazla güven duymaları ya da inançlarını o yönde pekiştirme eğiliminde olma durumudur. Aşırı güven duygusu insanların sahip oldukları bilgi birikimlerinin doğruluğunu abartmalarına dolayısıyla becerilerini olduğundan fazla görmelerine ve bununla beraber alınan riskleri düşük tahmin etmelerine neden olmaktadır.

Yatırımcılar ya da genel anlamda insanları yaptıkları bir işin erken zamanlarında başarılı olmaları, yatırımcılar için yapılan yatırımlar olarak kabul edilebilir, ileriki zamanlarda kendilerine aşırı güven duymalarına neden olmaktadır. Tüm bu sebeplerden dolayı yatırımcıların daha aktif rol oynadıkları ve daha spekülatif karar aldıkları görülmektedir. Odean (1999), yaptığı çalışmada, 1991 ile 1996 yılları arasında NSYE’de işlem yapan 78 bin hesapla yaptığı ankete göre 4 aylık bir süre içinde yatırımcıların sattığı hisse senetleri %2,6 artarken satılan hisse senetlerinin yerine alınan hisse senetlerinin yalnızca %0,11’lik bir artış sağladığını görmüştür.

Aşırı güven, yatırımcıların sahip oldukları bilgi ve becerilerini abartmalarına, sahip oldukları bilgileri yanlış analiz edip yorumlamalarına neden olmaktadır. Bu da yatırım kararlarını etkileyip yaptıkları hisse senedi değer tahminlerine ve gelecekte oluşacak hisse senedi fiyat tahminlerine ilişkin kendi tahminlerine çok fazla güven duymaya teşvik etmektedir. Aşırı güven aynı zamanda, yanlış yatırım kararlarına, gereğinden fazla alım satım işlemine, yüksek risk almaya neden olmakta ve sonuç olarak yatırımcının kayıp yaşamasıyla kendini göstermektedir (Nofsinger, 2001).

4. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Fama (1970) tarafından önerilen hisse senedi piyasasındaki en popüler teori olan etkin piyasa hipotezi, piyasa fiyatlarının oluşum sürecindeki bilginin rolünü vurgulamaktadır ve derki piyasaların tüm açığa çıkmış bilgiyi herhangi bir yatırımcıdan daha hızlı bir şekilde fiyatlara yansıtacağından dolayı piyasaları tahmin etmenin hiçbir yolu yoktur. Etkin piyasa hipotezinin birçok destekleyicisi bulunmaktadır. Bunlardan biri olan Malkiel (1973) tarafından yazılan "A Random Walk Down Wall Street" piyasaların rasgele yön takip ettiğini ve rasgele seçilen hisse senetleriyle oluşturulan bir portföyün borsa profesyonelleri tarafından oluşturulan bir portföy kadar başarılı olabileceğini savunmuştur.

Etkin piyasa hipotezi hakkında davranışsal finans tarafından eleştiriler bulunmaktadır. DeBont ve Thaler (1995) yatırımcıların iyimserliğinin ve kötümserliğinin piyasaların gerçek durumundan sistematik bir sapma yarattığını çalışmalarında belirtmişlerdir. Ayrıca ifadeleri Kahneman ve Tversky (1974)'nin yatırımcıların tahminlerine duyduğu aşırı güvenden piyasada sistematik olarak sapmaya neden olduğu görüşüyle tutarlılık göstermektedir. Bir diğer davranışsal finans savunucusu olan Shiller (2000), Amerikan borsasının 1990'lı yılların sonlarında yaşadığı yükseliş trendinin Amerika'nın o zaman ki psikolojik durumuyla ilişkili olduğunu belirtmiştir. Shiller'in öne sürdüğü şey yatırımcıların o zamanın aşırı olumlu piyasa koşullarından etkilenerek pazarın irrasyonel biçimde yükselmesine sebep olmasıdır. Yatırımcıların artık yeni bir bilgiye daha düşük tepki verdiğini gözlemlemiştir.

İnternetin gelişimi ile birlikte yatırımcılar sınırsız bir bilgi kaynağına erişim sağlayabilmektedirler. Google Trends 2004 yılında faaliyete geçmiş ve 2008 yılından itibaren CSV (Virgülle Ayrılmış Veriler) formatında veri sağlamaya başlamıştır. Araştırmacılar Google'ın sağlamakta olduğu verileri kullanarak birçok farklı alanda akademik çalışma yürütmüşlerdir. En çok finans alanında çalışma yapılmıştır.

Bu bölümde çalışmayla ilgili literatür gözden geçirilmektedir. Bölüm üç kısma ayrılmıştır. Birinci bölümde Google Trends arama hacim endeksi verileri kullanılarak yapılmış genel akademik çalışmalar incelenmiştir. İkinci bölümde daha özele inilip Google Trends arama hacim endeksi verileri kullanılarak finans alanına yönelik yapılmış çalışmalar son olarak üçüncü bölümde ise Google Trends dışı diğer platformlar kullanılarak yapılmış çalışmalar listelenmiş ve özetlenmiştir.

4.1. Finans Dışı Google Trends Literatürü

İnternet kullanımının yaygınlaşmasıyla birlikte araştırmacılar internet davranışları ile gerçek dünya değişimlerini tahmin etmek için çalışmalar yapmaya başlamışlardır. Bunlardan ilki Johnson ve diğerleri (2004), grip hakkında bilgi veren sitelere yapılan internet web sayfası ziyaretlerini inceleyerek grip hastalığının artışı tahmin edip etmeyeceğini test etmişlerdir. Sonuçlar orta derecede güçlü ve o zamanda net bir bağlantı kurulamamış olsa da ileride yapılacak çalışmalar adına bir adım atılmıştır.

Cooper ve diğerleri (2005), Yahoo arama motoru verilerini kullanarak Amerika'da ki kanser vakalarının artış eğilimini tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmalarında Spearman rank korelasyon testini kullanmışlardır. Literatürde ki tıbbi alanda arama hacim endeksinin önemini vurgulayan ve anlamlı sonuçlara ulaşan ilk çalışmadır.

Ginsberg ve diğerleri (2009), yapmış oldukları çalışma internet arama sorgularıyla ilgili çalışmalar için temel oluşturmuştur. Çalışmaları grip virüsünün, Hastalık Kontrol ve Önleme Merkezi (CDC) raporlarından birkaç hafta önce öngörülebileceğini göstermiştir. Bu çalışma Google tarafından bir standart haline getirilmiş ve www.google.org/flutrends adresi olan sitede grip salgını için arama sorgularının oluşturduğu bir tahmin yöntemi düzenlemişlerdir. Çalışma ilk birkaç yıl çok yüksek bir başarı oranıyla grip salgınlarını doğru tahmin etmiştir. Daha sonra grip semptomlarını taşıyan her türlü arama sorgu sonucunu griple ilişkilendirmesi ve tahmin yeteneğinin bozulmasıyla birlikte 2015 yılında yayına kapatılması kararı alınmıştır.

Google baş ekonomisti Hal Varian, Google arama motoru hacim verisinin gerçek zamanlı olarak çeşitli ekonomik faaliyetlere olan ilgiyi tanımlama potansiyeline sahip olduğunu söylemiştir. Choi ve Varian (2009) çalışmalarında arama verilerinin ev satışları, otomobil satışları ve turizm aktivitelerini öngörebileceğini belirtmişlerdir. Turizm örneğinde, Google'ın seyahat planlaması için kullanıldığı ve dolayısıyla hedef konum ile ilgili sorguların artmasının bu hedefe gelecekteki yapılacak seyahatleri göstereceği varsayımını yapmışlardır. Çalışmada dokuz farklı konumdan yapılan "Hong Kong" kelimesine ait sorgu verilerini incelemiş ve Hong Kong turizm komisyonundan alınan aylık ziyaretçi istatistikleriyle karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında iki parametre arasında güçlü bir korelasyon olduğunu gösterilmiştir.

Bardak (2016), çalışmasında Google Trends ve Vikipedi verilerini kullanarak grip hastalığının önceden tahmini üzerine çalışmış ve diğer hastalıkların birbirleriyle olan ilişkisini incelemiştir. Bu kapsamda çeşitli algoritmalar ve doğrusal regresyon modeli kullanmıştır. Bu iki veri sağlayıcısından elde edilen verilerin aynı anda kullanılarak oluşturulan modelde başarılı sonuçlar elde etmiştir.

4.2. Finansla İlgili Google Trends Literatürü

Ettredge, Gerdes ve Karuga (2005), çalışmalarında Google Trends verilerini makroekonomik verilerin analiz ve tahminini yapmak için kullanmışlardır. Amerika Birleşik Devletleri'nin işsizlik oranlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmalarında internet tabanlı arama verilerinin gelecekteki işsizlik verileriyle 77 haftalık bir zaman diliminde ilişkili olduğunu göstermişlerdir. Ayrıca yaptıkları analizlerle internet tabanlı arama verilerinin diğer makroekonomik istatistikleri tahmin etmede yararlı olabileceğini göstermişlerdir.

Choi ve Varian (2009), çalışmalarında bazı ekonomik serilerin şimdiki zaman verilerini tahmin etmeye çalışmışlardır. Bunlardan bazıları perakende satışlar, otomobil satışları, ev satışları ve turizm planlamalarıdır. Çalışmalarındaki mantık Google arama hacim verisindeki artış, analizini yaptıkları seride de artışa neden olacaktır. Çalışmalarında Google Trends arama hacim verileriyle oluşturdukları modelin basit bir AR modeline göre çok daha iyi tahmin sonuçları verdiğini göstermişlerdir. Bazı konularda, araç satışları ve ev satışları gibi, tahmin modellerinin çok iyi performans gösterdiğini görmüşlerdir.

Askitas ve Zimmerman (2009), çalışmalarında 2004 ile 2009 yılları arası Google arama hacim verileri ile Almanya işsizlik oranı zaman serileri arasındaki nedensellik ilişkisini Granger tarafından önerilen hata düzeltme modeli kullanarak araştırmışlardır. Çalışmalarında kullandıkları anahtar kelimelerin aranma sıklıkları ile Almanya işsizlik oranı arasında güçlü korelasyon olduğunu göstermişlerdir.

Guzman (2011), Amerika Birleşik Devletleri enflasyonunu tahmin etmek için Google arama motoru hacim endeks verilerini kullanmıştır. Guzman çalışmasında Google'dan elde ettiği verileri diğer platformlardan elde ettiği verilerle karşılaştırmıştır. Sonuç olarak Google verilerinin kullanıldığı modelin, diğer tüm enflasyon beklentileri göstergelerine göre en düşük tahmin hatasına sahip olduğunu göstermiştir.

Da, Engelberg ve Gao (2011), çalışmalarında Google trends veri setini yatırımcı dikkatinin bir temsilcisi olarak kullanmışlar, bu verilerle hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. Çalışmalarının altında yatan temel mantık, eğer bir yatırımcı Google arama motorunda ilgili firmaya ait bilgi araştırıyorsa o firmaya ilgi duyuyordur ve firma hisselerine yatırım yapmak isteyecektir. Bu kapsamda Google Trends'ten aldıkları 2004 ile 2008 yılları arası haftalık verilerle çalışmalarını yürütmüşlerdir. Araştırmalarında Amerikan Russel 3000 endeksi altında bulunan şirket verilerini kullanmışlardır. Google arama hacim endeksi verileri ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi Fama-Macbeth (1973) panel veri analizi ile araştırmışlardır. Sonuç olarak arama hacim endeksindeki artıştan sonraki iki hafta içerisinde hisse senedi fiyatlarında artışa neden olmaktadır.

Joseph, Babajide ve Zhang (2011), çalışmalarında pay senetlerinin kısa kodlarının arama hacim verilerini kullanarak pay senedi anormal getirileri ve işlem hacimlerini tahmin etmeye çalışmışlardır. 2005-2008 yılları arasında Google arama motorunda hisse senedi kısa kodlarının arama hacimleri ile yatırımcı ilgisinin korelasyona sahip olduğunu göstermişlerdir. Bu yatırımcı ilgisinin getiri üzerindeki etkisini ölçmek için kısaltılmış kodların arama yoğunluklarına göre farklı portföyler oluşturmuşlardır. Arama hacim yoğunluğu yüksek hisselerde satın alma (uzun pozisyon), arama hacim yoğunluğu düşük hisselerde satma (kısa pozisyon) olacak şekilde alım satım kuralı oluşturmuşlardır. Bulgularına göre, bu sistemin her hafta portföyü dengelemekle ilgili ticari maliyetlerinden dolayı kârlı olmadığını göstermişlerdir.

Chadwick ve Şengül (2012), 2005-2012 yılları arası Google arama hacim verilerini kullanarak Türkiye tarım dışı işsizlik oranının şimdiki zaman (nowcast) tahmin oranını artırmaya çalışmışlardır. Çalışmalarında doğrusal regresyon modeli ve bayesian model kullanmışlardır. Google arama hacim verilerinin Türkiye için tarım dışı işsizlik oranını şimdiki zaman tahmin etmede başarılı olduğunu göstermişlerdir. Yaptıkları kıyaslamalarda Google arama hacim veri seti ile oluşturulan modelin öngörülerinin diğer modellere göre daha başarılı tahminler ürettikleri sonucuna varmışlardır.

Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013), piyasalarla ilişkilendirdikleri 98 kelimenin Google arama hacim endeksi verileri ile Amerikan Dow Jones borsa endeksi performansını test etmişlerdir. Bu kelimelerin etkinlik derecelerini ölçmüşlerdir ve aralarında en etkin olarak buldukları “debt” kelimesini temel alarak 2004 ve 2011 yılları arası Google Trends arama sorgusu hacim verilerine dayalı bir alım-satım stratejisi oluşturmuşlardır. Stratejilerindeki mantık şu şekildedir. Arama hacim verisinde t günündeki değerden önceki 3 günlük ortalama değeri çıkartmaktadırlar. Çıkan sonuç pozitifse o hafta “buy” yani alım yönünde işlem, negatifse “sell” yani açığa satış yönünde işlem gerçekleştirmişlerdir. Sonuçlar al ve beklet stratejisine göre oldukça yüksek başarı göstermiştir ve bu stratejinin toplam getirisi %16 olurken Google Trends arama sorgusu hacim verilerine dayalı oluşturulan Dow Jones endeksi alım-satım stratejisi %326 getiri elde etmiştir.

Vozlyublennaia (2014), Google aramalarının kapsamlı yatırım kategorilerindeki hisse senedi endekslerinin performansı arasındaki bağlantıyı araştırmıştır. Çalışmasında kısa vadede yatırımcının ilgisinin artmasının ardından endeks getirilerinde kısa dönemde belirgin bir artış olduğunu tespit etmiştir. Getirilerde oluşan şokun yatırımcı ilgisinde uzun vadeli bir artışa neden olduğunu savunmuştur. Oluşan bu durumun endeks volatilitesinde azalmaya neden olduğunu, piyasa etkinliğini artırdığını ve yatırımcıların dikkatini kısa vadede artırarak piyasanın verimliliğini artırabileceğine dair sonuçlar sunmaktadır.

Takeda ve Wakao (2014), arama hacim yoğunluğu ile hisse senedi ticaret davranışları arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. 2008-2011 yılları arası Google arama hacim verilerini

kullanarak, Japon Borsası Nikkei 225 Endeksi içinde yer alan 189 firmayı dikkate almışlardır. Çalışmalarında veriler ile işlem hacmi arasında güçlü pozitif, hisse senedi getirileri ile zayıf pozitif korelasyon bulmuşlardır. Arama sorgularındaki artışın alım satım kararlarında ki artış ile bağlantılı olup ticaretteki bu artış hisse senedi fiyatlarını yükseltmeye yetmediği sonucunu ortaya koymuşlardır.

Li, Shang, Wang ve Ma (2015), farklı arama terimlerini kullanarak Çin enflasyon verisini tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmalarında Google Trends'in yayın başlangıcı olan 2004 yılı ile 2012 yılı arası verilerini kullanmışlar ve Karma Veri Örneklemesi (Mixed Data Sampling) yöntemiyle analiz etmişlerdir. Sonuçlarında Çin istatistiklik bürosu tarafından yayınlanan verilerle güçlü bir ilişki olduğunu göstermişlerdir. Uyguladıkları modelin ölçüt aldıkları modele göre %32,9 daha iyi sonuç gösterdiğini belirtmişlerdir.

Seabold ve Coppola (2015), çalışmalarında Google arama hacim verilerini kullanarak Kosta Rika, El Salvador, Honduras gibi orta Amerika'da bulunan ülkelerin fiyat serilerini tahmin etmeye çalışmışlardır. ARIMA (Otoregresif hareketli ortalamalar) modelini kullanmışlardır. Çalışmada her ülke için gıda ve tüketim malları fiyatları tahmini yapılmış ve anlamlı sonuçlar elde etmişlerdir.

Rýgr (2015), çalışmasında Google Trends hacim verilerini kullanarak S&P 500 endeksini tahmin etmiştir. 2004-2015 yılları arasındaki hacim verilerini kullanmıştır. Belirlemiş olduğu 18 kelimenin hacim verilerini kullanarak regresyon analizi yapmıştır ve çıkan sonuçlara göre hisse senedi alım satım stratejisi oluşturmuştur. Google Trends verileri haftanın her pazar günü yayınlanmaktadır. Regresyon tahmin sonucu yayınlanan Google verisinden büyükse haftanın ilk işlem günü satım alıp, son işlem günü satım yapmıştır. Aynı şekilde regresyon tahmin sonucu yayınlanan Google verisinden küçükse haftanın ilk işlem günü açığa satış yapıp, son işlem günü alım yapmıştır. Sonuç olarak oluşturulan bu strateji klasik satın alıp bekleme stratejisine göre %174 daha fazla getiri elde etmiştir.

Ramos H., Ribeiro K., Perlin M.(2016), çalışmalarında Google arama hacim endeksini kullanarak Brezilya finansal piyasalarını tahmin etmişlerdir. Çalışmalarında geleneksel VAR model ve Granger nedensellik analizi yöntemini kullanmışlardır. Bu yöntemleri kullanarak 2007-2014 yılları arasındaki haftalık Google arama hacim endeks verilerini ve Brezilya borsasına ait işlem hacmi, getiri ve volatilité verilerini analiz etmişlerdir. Google arama hacim endeksi ile Brezilya finansal piyasaları arasında önemli bir ilişki olduğunu tespit etmişlerdir. Farklı olarak nedensellik ilişkisinde ters ilişki tespit etmişler, finansal piyasalardaki etkinin Google arama hacim endeksini etkilediği gibi bir sonuca ulaşmışlardır.

Molnar ve diğ. (2016), çalışmalarında Google Trends hacim verileri ile S&P 500 endeksinde bulunan 431 şirketin hisse senedi getirilerini regresyon modeli kullanarak tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmalarında diğerlerinin aksine yüksek Google Trends verisi hacim

sıklığının negatif getiri sağladığını göstermişlerdir. Ayrıca Google Trends verisinin hem finansal kriz sırasında hemde sıradan piyasa koşullarında yeterli tahmin gücünün olmadığını eklemektedirler. Ek olarak oluşturdukları hisse senedi alım satım stratejisinin işlem maliyetleri dikkate alınmadığında kârlı, işlem maliyeti dikkate alındığında kârlı olmadığını belirtmişlerdir.

Korkmaz T., Çevik E., Çevik N. (2017), çalışmalarında Google arama hacim verileri ile Borsa İstanbul arasındaki ilişkiyi Hong tarafından geliştirilen ortalama ve varyansa nedensellik testlerini kullanarak araştırmışlardır. Çalışmada 2004 ve 2016 yılları arasındaki haftalık veriler kullanılmıştır. Borsa İstanbul'a olan ilginin temsili olarak "Borsa İstanbul, Borsa, İMKB, BİST" kelimelerini kullanmışlardır. Yatırımcı ilgisinden borsa endeks getirisine doğru zayıf nedensellik ilişkisi bulgulamışlardır. Aynı zamanda Borsa İstanbul işlem hacmi yatırımcı ilgisinin Granger nedeni olduğu gösterilmiştir.

Ahluwalia (2017), S&P 500'de bulunan 500 hisse senedinin kodlarını yatırımcı ilgisinin temsili olarak kullanmıştır. Bu kodların Google trends arama hacim endeksi verileri ile hisse senetlerinin getirileri arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Çalışmasında en küçük kareler yöntemini kullanmış daha sonra alfa tabanlı performans analizi yapmıştır. Arama endeksindeki en büyük artışa sahip olan portföyün riske uyarlanmış önemli bir alfa değerine sahip olduğunu ve yıllıklandırılmış %5,9'luk bir getiriye sahip olduğunu bulmuştur. Çalışmasında Google Trends hacim arama endeksindeki artışın getiriye etkisini anlamlı bulurken Google Trends hacim arama endeksindeki düşüşlerin getiriye etkisi anlamsız sonuçlanmıştır. Ayrıca artışlardaki etkinin altı ay sonra dahi geri dönüş göstermediğini bulmuştur.

Bilgiç E. M. (2017), araştırmasında belirlemiş olduğu anahtar kelimelere ait Google Trends arama hacim verilerini kullanarak Borsa İstanbul işlem hacmini tahmin etmeye çalışmıştır. Google 90 günden uzun vadeli veri istemlerini haftalık olarak sunmaktadır. Beş yıldan uzun veri isteğini ise aylık olarak sunmaktadır. Geliştirilen bir yöntem ve R programlama dili yardımıyla haftalık verileri günlük verilere çevirmiştir. 2015-2016 yılları arası günlük verileri kullanarak regresyon analizi yapmıştır. Çalışmasının sonucunda arama hacim verilerinin 2 gün öncesine kadar ki oluşan değişimlerin Borsa İstanbul işlem hacmi üzerinde anlamlı tahmin niteliğinin bulunduğunu belirtmiştir.

4.3. Diğer Platformlara Ait Literatür

Çalışmanın bu bölümünde özetlenen çalışmalarda geçen Twitter verilerini kullanmak, diğer platformlara ait verileri kullanmak terimleri veri ve metin madenciliği yapılması anlamı taşımaktadır. Bilgi sistemleri uzmanlığının gelişmesiyle birlikte yalnızca veri tabanlarında saklanan sayısal veriler analiz edilmekle kalmayıp aynı zamanda platformlar üzerinde geçen metinlerinde analizleri yapılabilmektedir. Metin madenciliği gelecek yüzyılda veri

madenciliğinin önüne geçecektir. Hayatımızın bir parçası haline gelen sosyal medya ve internet blog ortamında her gün milyarlarca metin formatında veri sağlanmaktadır. Bu durum araştırmacıların dikkatini çekmiş ve analiz etme ihtiyacı doğmuştur. Aşağıda veri ve metin madenciliği yöntemleri kullanılarak yapılmış çalışmaların özetleri verilmiştir.

Vincent ve Armstrong (2010), Twitter verileri üzerinde oluşturdukları genetik algoritma ile döviz ticareti yapmışlardır. Çalışmalarında Forex piyasası verilerini kullanmışlar ve döviz ticareti karlarını artırıp artıramadıklarını ölçmüşlerdir. Geliştirdikleri algoritma, kendileri tarafından seçilen Twitter kullanıcı havuzu tarafından yazılan yeni kelimelere göre tepki vermektedir. Yeni kelimeler, seçtikleri kullanıcıların geçmiş twitlerinden otomatik olarak seçilen kelimelerin bulunduğu kütüphanede olmayan kelimeler olarak tanımlanmıştır. Algoritmayı 5 aylık bir sürede test etmişlerdir ve sonuç olarak Twitter verilerini kullanarak oluşturdukları alım satım stratejisinin Twitter verileri kullanılmaksızın oluşturulan bir kıyaslama stratejisine göre ayda %0,56 ila %1,27 ekstra kazanç sağladığını gözlemlemişlerdir.

Bollen, Mao ve Zeng (2010), Twitter metinlerinin ruh halini 6 kategoride sınıflandırmışlardır ve bunlara karşılık gelen borsa hareketlerini incelemişlerdir. Bir bireyin ruh halini yansıtan 6 farklı kelime seçmişler (Calm, Alert, Sure, Vital, Kind, Happy – Sakin, Alarm, Emin, Hayati, Nazik, Mutlu) ve bu kelimelerin geçtiği twitleri sınıflandırmışlardır. Çalışmada 2008 yılına ait 10 aylık veri kullanmışlardır. Bollen ve arkadaşları yaptıkları bu çalışmayla Twitter kullanıcılarının ruh hali verisi ile hisse senedi piyasasının yukarı ve aşağı doğru hareketlerinin %86,7'sini başarıyla öngörmüştür.

Kaya (2010) çalışmasında, Fool (www.fool.com) adlı Amerika kaynaklı haber sitesinden elde ettiği Microsoft şirketine ait haber makalelerini analiz etmiştir. Çalışmasında Java programlama dili kullanarak geliştirdiği uygulama ile 949 adet haber makalesi incelemiştir. Belirlemiş olduğu kelime sınıflarına göre haberlerin olumlu ya da olumsuz olduğu kararı ve bu kararların hisse senedi üzerindeki etkisini araştırmıştır. Sonuç olarak haber makalelerini analiz ederek hisse senedi fiyat tahmini yapmada %61'lik bir başarı oranı elde etmiştir.

Rao ve Srivastava (2012), 12 aylık Twitter verileri üzerinde çalışmışlardır. Bu verileri Nasdaq ve Dow Jones ile ilişkilendirmişler ve dört milyondan fazla twit üzerinde araştırma yapmışlardır. Çalışmalarında atılan twitler ile hisse senedi getirileri üzerinde yüksek korelasyonlu bağlantı olduğunu göstermişlerdir. Yaptıkları Granger nedensellik analizi sonuçlarına göre de hisse senedi fiyatları ve endeks hareketlerinin kısa vadede atılan twitlerden büyük ölçüde etkilendiğini göstermişlerdir.

Loughlin ve Harnish (2013), çalışmalarında StockTwits hacmini ve Google Trends arama hacim endeksi verileri ile 4 hisse senedinin (Apple, Facebook, Microsoft, Google) getirilerini doğrusal regresyon modeli kullanarak tahmin etmeye çalışmışlardır. Her bir platformun hacim verilerinin gecikmeli ya da öncü gösterge olup olmadıklarını test etmişlerdir. Analizleri

sonucunda Google Trends verileri hisse senedi getirilerini tahmin etmede anlamlı çıkmazken StockTwits verileri bu dört hisse senedinin getirilerini tahmin etmede anlamlı çıkmıştır.

Yukarıda verilen bilimsel çalışmalar Tablo 2’de özetlenmiştir. Tablo 2’den de görüleceği gibi araştırmayı yapan kişiler, araştırmanın verisinin elde edildiği platform (arama motoru), kullanılan yöntem ve elde edilen sonuçlar raporlanmıştır.



Tablo 2: Literatür Özet Tablosu

Araştırmacı	Platform	Yöntem	Sonuç
Cooper ve diğerleri (2005)	Yahoo	Spearman rank korelasyon testi	Tıbbi alanda pozitif anlamlı sonuçlar ortaya koyan ilk çalışmadır.
Ettredge, Gerdes ve Karuga (2005)	Google Trends	Regresyon Modeli	Çalışmalarında internet tabanlı arama verilerinin gelecekteki işsizlik verileriyle 77 haftalık bir zaman diliminde ilişkili olduğunu göstermişlerdir.
Choi ve Varian (2009)	Google Trends	Mevsimsel otoregresyon modeli	Ev satışları, araç satışları ve turizm sektörüne ait yaptıkları çalışmalarda kullanılan parametreler arasında güçlü pozitif korelasyon olduğunu göstermişlerdir.
Ginsberg ve diğerleri (2009)	Google Trends	Doğrusal regresyon modeli	Uyguladıkları model ile virüs salgını vakalarını birkaç hafta önceden doğru tahmin etmişlerdir.
Askıtas ve Zimmerman (2009)	Google Trends	Granger hata düzeltme modeli	Kullandıkları anahtar kelimelerin aranma sıklıkları ile Almanya işsizlik oranı arasında güçlü korelasyon olduğunu göstermişlerdir.
Vincent ve Armstrong (2010)	Twitter	Genetik Algoritma	Twitter verilerini kullanarak oluşturdukları alım satım stratejisinin Twitter verileri kullanılmaksızın oluşturulan bir kıyaslama stratejisine göre ayda %0,56 ila %1,27 ekstra kazanç sağladığını gözlemlemişlerdir.
Bollen, Mao ve Zeng (2010)	Twitter	Regresyon Modeli	Twitter kullanıcılarının ruh hali verisi ile hisse senedi piyasasının yukarı ve aşağı doğru hareketlerinin %86,7'sini başarıyla öngörmüştür.

Tablo 2 (devamı)

Joseph, Babajide ve Zhang (2011)	Google Trends	Fama-French üç faktörlü model	Payların kısaltılmış kodlarının arama hacim yoğunluklarına göre portföyler oluşturulmuş ve ticaret stratejisi oluşturmuşlardır. Sonuçlarına göre her hafta portföyü dengelemekten kaynaklı alım satım maliyetlerinden dolayı kârlı bir strateji olmadığını bulgulamışlardır.
Guzman (2011)	Google Trends	Regresyon Modeli	Google verilerinin kullanıldığı modelin, diğer tüm enflasyon beklentileri göstergelerine göre en düşük tahmin hatasına sahip olduğunu göstermiştir.
Chadwick ve Şengül (2012)	Google Trends	Doğrusal regresyon modeli	Türkiye tarım dışı işsizlik oranını nowcast etmede başarılı olmuşlardır.
Rao ve Srivastava (2012)	Twitter	Granger Nedensellik	Hisse senedi fiyatları ve endeks hareketlerinin kısa vadede atılan twitlerden büyük ölçüde etkilendiğini göstermişlerdir.
Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013)	Google Trends	Çapraz korelasyon yöntemi	Oluşturdukları yatırım stratejisi rasgele oluşturulan bir stratejiye göre %300 daha fazla getiri elde etmiştir.
Loughlin ve Harnish (2013)	Stocktwits	Doğrusal Regresyon Modeli	Google Trends verileri hisse senedi getirilerini tahmin etmede anlamlı çıkmazken StockTwits verileri bu dört hisse senedinin getirilerini tahmin etmede anlamlı çıkmıştır.
Takeda ve Wakao (2014)	Googlee Trends	Fama-French üç faktörlü model	Çalışmalarında veriler ile işlem hacmi arasında güçlü pozitif, hisse senedi getirileri ile zayıf pozitif korelasyon bulmuşlardır.
Vozlyublennai (2014)	Google Trends	VAR ve Granger Nedensellik	Çalışmasında kısa vadede yatırımcının ilgisinin artmasının ardından endeks getirilerinde kısa dönemde belirgin bir artış oluştuğunu tespit etmiştir
Li, Shang, Wang ve Ma (2015)	Google Trends	Karma Veri Örnekleme	Yayınlanan istatistik verilerle arasında güçlü ilişki tespit etmişlerdir ve benchmark modele göre %32,9 daha iyi sonuç gösterdiğini bulgulamışlardır.

Tablo 2 (Devamı)

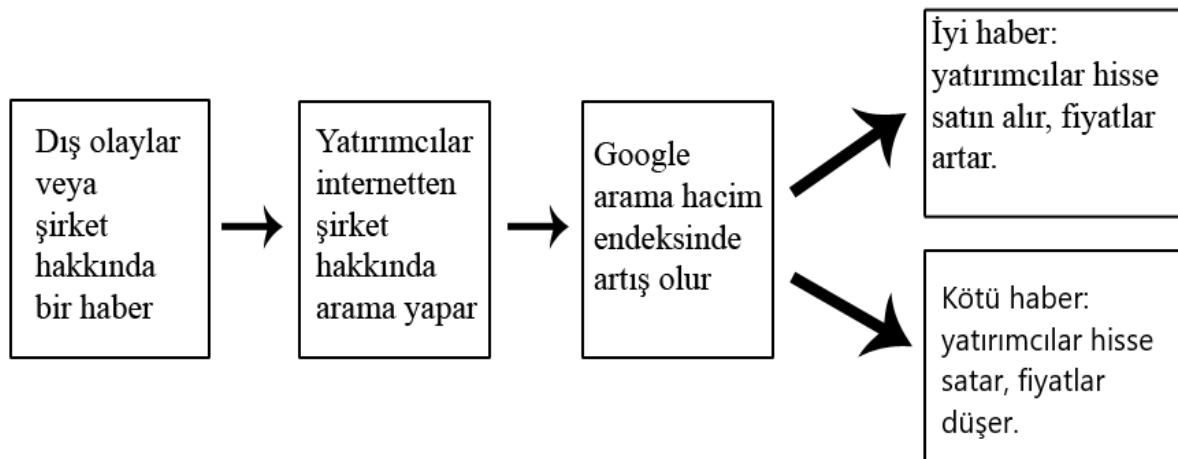
Seabold ve Coppola (2015)	Google Trends	Otoregresif Hareketli Ortalamalar Modeli	Çalışmada her ülke için gıda ve tüketim malları fiyatları tahmini yapılmış ve anlamlı sonuçlar elde etmişlerdir.
Ramos H., Ribeiro K., Perlin M. (2016)	Google Trends	VAR ve Granger Nedensellik	Google arama hacim endeksi ile Brezilya finansal piyasaları arasında önemli bir ilişki olduğunu tespit etmişlerdir.
Bardak (2016)	Google Trends ve Vikipedi	Doğrusal regresyon modeli	Veri kümelerinin ayrı ayrı kullanıldığı çalışmalara göre ikisinin beraber kullanıldığı bu çalışmada daha başarılı tahminler yapılmıştır. Olumlu sonuçlara ulaşılmıştır.
Ahluwalia (2017)	Google Trends	EKK Regresyon	Çalışmasında SVI'deki artışın getiriye etkisini anlamlı bulurken SVI'deki düşüşlerin getiriye etkisi anlamsız sonuçlanmıştır.
Korkmaz T., Çevik E., Çevik N. (2017)	Google Trends	Granger nedensellik	Yatırımcı ilgisinden borsa endeks getirisine doğru zayıf nedensellik ilişkisi bulgulamışlardır. Borsa İstanbul işlem hacmi yatırımcı ilgisinin Granger nedeni olduğu gösterilmiştir.

5. VERİ VE METODOLOJİ

Bu bölümde yatırımcı ilgisini temsil eden Google arama hacim endeksi ile Borsa İstanbul 100 (BİST 100) endeks getirisi ve işlem hacmi arasındaki ilişki Granger nedensellik analizi ile tespit edilecektir daha sonra ekonometrik modeli oluşturulup analizi yapılacak ve bu yapılan analizler yorumlanacaktır. Sonraki adımda Google arama hacim verisi ile oluşturulan bir algoritmayla performans analizi yapılacaktır. Google arama hacim endeksi ile Borsa İstanbul getiri ve Borsa İstanbul hacim verileri arasındaki ilişkinin incelenmesinin ilk aşaması serilerin durağanlık sınamalarının yapılmasıdır. Değişkenlerin durağanlık sınamaları genişletilmiş Dickey Fuller (Augmented Dickey Fuller-ADF) birim kök testi ile yapılacaktır.

5.1. Hipotezler

Google arama hacim endeksindeki artışlar profesyonel ya da amatör yatırımcıların bilgi arayışı içinde olduklarının bir göstergesi olabilir. Bu davranış dürtüsü özel bilgiler, haberler veya bazı kişisel gözlemler tarafından harekete geçirilmiş olabilir. Yatırımcılar aradıkları bilgiyi olumlu algılayıp pozitif yorumluyorsa hisse senedi piyasasında alım yönünde bir işlem yaparlar. Bununla birlikte aranılan bilgi olumsuz yorumlanırsa bireysel yatırımcılar açığa satış işlemi yapamadıklarından dolayı kısıtlayıcı nedenlerden dolayı çoğu zaman hiçbir şey yapmamayı tercih etmektedirler. Şekil 9'da bilgi arama davranışından varlık fiyatlarına doğru oluşan akışı şekil olarak göstermektedir.



Şekil 9: Arama davranışından varlık fiyatlarına akış şeması

Bu bölümde çalışmanın yapılış amacına yönelik yazılmış hipotezler gösterilmektedir. Yazılan hipotezler literatürde daha önceden benzer araştırmaları farklı ülkeler, farklı veriler için

kullanılanlarla benzerlik göstermektedir. Aşağıda verilen hipotezler Granger nedensellik analizi kullanılarak test edilmiştir. Çalışma hipotezleri şu şekildedir:

Hipotez 1:

H₀: Google arama hacim endeksi verileri ile BİST100 getirileri arasında nedensellik ilişkisi yoktur.

H₁: Google arama hacim endeksi verileri ile BİST100 getirileri arasında nedensellik ilişkisi vardır.

Hipotez 2:

H₀: Google arama hacim endeksi verileri ile BİST100 işlem hacmi arasında nedensellik ilişkisi yoktur.

H₁: Google arama hacim endeksi verileri ile BİST100 işlem hacmi arasında nedensellik ilişkisi vardır.

Hipotez 3:

H₀: BİST100 getirileri ile BİST100 işlem hacmi arasında nedensellik ilişkisi yoktur.

H₁: BİST100 getirileri ile BİST100 işlem hacmi arasında nedensellik ilişkisi vardır.

5.2. Genişletilmiş Dickey Fuller (Augmented Dickey Fuller-ADF) Birim Kök Testi

Zaman serilerinde durağanlık kavramı, içerisinde üç temel unsuru içermektedir.

- | | |
|---|---|
| • Sabit Ortalama | $E(X_t) = \mu$ |
| • Sabit Varyans | $Var(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2$ |
| • Sabit dönem farkının zamana göre değişen kovaryansı | $\gamma_s = E(X_t - \mu) \cdot (X_{t+s} - \mu)$ |

Birinci koşulun sağlanması için serinin belirli bir değer etrafında değişkenlik göstermesi yani seriyi oluşturan değerlerin bir “a” değerinin üzerinde veya altında değerler alırken resmin tamamına bakıldığında bu “a” değerinden çok uzaklaşmaması gerekmektedir. İkinci koşul seriyi oluşturan değerlerin bu “a” değerinden miktar olarak ne kadar uzaklaştığıyla ilgilidir. Bu uzaklaşma genel anlam itibarıyla belirli bir seviyede olmalıdır. Bu uzaklık miktarları giderek artan ya da giderek azalan bir seyir izlediği takdirde serinin varyansının sabit olmamasına

dolayısıyla durağanlık koşullarından birinin sağlanmamasına sebep olduğu için zaman serisinin durağan olmadığı sonucu ortaya çıkacaktır.

Kullanılan veri setleri zaman serileri olduğundan dolayı ekonometrik yöntemlerin kullanılabilmesi için serilerin incelendikleri dönem içerisinde durağan olup olmadıklarına bakılması gerekmektedir. Durağan olmayan serilerin denklemlere konulması gerçekte olmayan ilişkilerin varmış gibi görünmesine neden olmaktadır Karamustafa ve Küçükkale (2003). Bundan dolayı uygulamaya dayalı çalışmalarda zaman serilerinin durağan olması istenilen bir durumdur. Serilerin durağan olmaması birçok nedenden dolayı olabilir. Bunlar genel eğilim yani trend, mevsimsel dalgalanmalar, konjonktür dalgalanmaları, rassal dalgalanmalar gibi serileri etkileyen durumlar olabilir. Analizin doğru yapılabilmesi için bu etkilerin tespiti yapılmalıdır ve gözlemlenen etkiler varsa bunlardan arındırılmalıdır. Serileri durağan hale getirmek için uygulamada bazı işlemler vardır. Bunlar;

- Logaritma almak,
- Fark almak,
- Filtrelemek,
- Trendden arındırmaktır.

Genelde durağan olmayan seriler durağanlaştırılırken seri durağan oluncaya kadar fark alınır. Bir zaman serisinde fark işlemi almak modelin uzun dönemli ilişkilerinin kaybolmasına neden olabilmektedir. Bundan dolayıdır ki genelde birinci fark alma işlemi ideal olarak kullanılmaktadır. Birinci fark alınarak elde edilen seri eğer durağan hale gelmemişse ikinci fark almak gerekmektedir. Yalnız bu durum ekonometrik anlamda bilgi kayıplarına neden olacağından dolayı çok istenilen bir durum değildir. Bu bilgiler ışığında çalışmada kullanılan zaman serilerinin durağanlık sınamaları yapılmıştır ve durağan olmayan seriler durağan hale getirilmiştir.

Serilerin durağanlık sınamaları Dickey-Fuller (1981) tarafından geliştirilmiş olan Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) birim kök testi ile yapılmıştır. Basit bir ifadeyle bu istatistik bir zaman serisindeki cari değer (X_t) , o serinin geçmiş değerleri $(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-i})$ tarafından açıklanabildiği varsayımına dayanmaktadır. Uygulamalarda en çok kullanılan yöntem olan ADF birim kök testi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir (Dickey-Fuller, 1981):

$$\Delta X_t = \mu + \alpha t + \delta X_{t-1} + \sum \delta_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$$

X_t : Bağımlı Değişken

μ : Sabit Terim

t : Trend Değişkeni

ε_t : Stokastik Hata Terimi

Durağanlığı test ederken kurulacak hipotez aşağıdaki şekildedir.

$H_0: \delta = 0$ (X_t durağan olmayan bir seridir.)

$H_a: \delta \neq 0$ (X_t durağandır.)

Çalışmada kullanılan E-views ekonometrik paket programı genişletilmiş Dickey-Fuller test istatistiği için seriye ait hesaplanan ADF test istatistiğini vermektedir. Seriye ait hesaplanan t istatistik değeri ADF kritik t değerinden büyükse H_0 red edilir ve serinin durağan olduğu söylenebilir. Bunun yanında program Mac-Kinnon (1996) tarafından hesaplanmış olan %1, %5, %10'luk anlam seviyelerinde serinin durağan olup olmadığına karar vermemizi sağlayan Mac-Kinnon olasılık değerini de vermektedir. Eğer bu değer belirlediğimiz kritik değerden küçükse serinin durağan olduğunu söyleyebiliriz.

5.3. VAR Modeli

Vektör otoregresyon (VAR) modeli, çok değişkenli zaman serilerinin analizi için en başarılı, esnetilebilir ve uygulamalarda kullanımı oldukça kolay modellerden biridir. Ekonomide VAR modelleri Sims (1980) tarafından popüler hale getirildi. VAR modeli tek değişkenli otoregresif modelin doğal bir uzantısıdır.

VAR modeli, finansal zaman serilerinin dinamik davranışını tanımlamak ve tahmin yapmak için kullanışlıdır. Finansal değişkenler arasındaki dinamik ilişkileri analiz etmek için Vector Autoregressive Modelleri (VAR) kullanımı literatürde oldukça yaygındır. Bu modelin sıkça kullanımı, finansal değişkenler arasındaki ilişkilerin yoğun karmaşa içerisinde olduğu ve geleneksel zaman serisi modellerinin tam olarak yakalanamadığı gerçeği ile ilişkilendirilmiştir.

5.4. Granger Nedensellik Testi

Araştırmanın amaçlarından biride Google arama hacim endeksi ile BİST 100 endeksi işlem hacmi arasındaki ilişkinin yönünü incelemektir. Olabilecek sonuçlardan birisi, Google Trends arama hacim verisi, işlem hacminin nedenidir tersi durumda nedeni değildir. Buradan çıkacak sonuç eğer Google Trends arama hacim verisi, BİST 100 endeksi işlem hacmini tahmin edebiliyorsa piyasanın etkinliği reddedilmelidir. Aralarındaki bu ilişkiyi test etmek için Granger Nedensellik yöntemi kullanılacaktır.

Granger nedensellik iki değişken arasında zamana bağlı bir ilişkinin varlığını test etmektedir ve bir ilişki söz konusu ise bu ilişkinin yönünü istatistiki açıdan belirlemede kullanılan bir yöntemdir. Bu test bize değişkenler arasında kısa dönemli bir ilişkinin varlığı hakkında bilgi vermektedir. Nedensellik geçmişten günümüze kadar birçok araştırmacı, düşünür tarafından sorgulanmış bir olgudur. Nedenselliği kavram olarak tanımlayanlardan biride Aristo'dur. Aristo'ya göre neden ile sonuç arasında kopmaz bir ilişki vardır ve bu yüzden neden olmadan sonuç ortaya çıkamaz. Buna karşılık istatistik ve ekonometriciler bu duruma işlevsel bir tanım getirmişlerdir. Dolayısıyla nedensellik ilişkisi ölçülebilir bir olgu haline gelmiştir.

Stigler (1949), Simon (1953) ve Feigell (1953) nedensellik üzerine istatistiki açıdan çalışma yapan ilk araştırmacılarıdır. Daha sonra Granger (1969)'ın yaptığı nedensellik tanımı günümüze kadar geçerliliğini korumuş ve en sık kullanılan yöntem olmuştur. Granger'ın nedenselliği iki varsayıma dayanmaktadır,

- Gelecek, geçmişin nedeni olamaz. Kesin olarak nedensellik, sadece geçmişin şimdiki zamana veya geleceğe neden olmasıyla mümkündür.
- Nedensellik sadece bir grup stokastik (olasılıksal) süreç için belirlenebilir. Deterministik süreçler arasındaki nedenselliği belirlemek mümkün değildir.

Bu varsayımları açıklayacak olursak, ilk varsayım; gelecek yalnızca geçmiş dönemin bilgileri yardımıyla açıklanabilir fikrini yansıtmaktadır. Yani geçmiş geleceğe neden olacaktır. İkinci varsayım ise aralarında nedensellik araştırılan değişkenlerin olasılık sürecine sahip rasgele dağılmış değişkenler olması gerektiğini tasvir etmektedir. Burada açıklanması gereken ilk terim stokastik (olasılıksal) süreçtir. Stokastik bir süreç, rasgelelik barındıran bir süreci tasvir etmektedir. Bu şu anlama gelmektedir, bir deney modellendiğinde deneyin her tekrarında aynı sonuç elde edilemeyebilir. Öte yandan deterministik sürece sahip bir deney modellendiğinde, aynı şartlar altında aynı deney her tekrarlanmasında aynı sonuç elde edilecektir denilebilir.

Gökçe (2002) Granger nedenselliğini “Y’nin öngörüsü X’in geçmiş değerleri kullanıldığında X’in geçmiş değerlerinin kullanılmadığı duruma göre daha başarılı ise X,Y’nin Granger nedenidir” şeklinde tanımlamıştır. Bu ifadenin doğruluğu test edildikten sonra ilişki, X Y şeklinde gösterilir.

Gujarati (1999) Granger nedenselliğini, “X, Y’nin granger nedeniyse X’teki değişimler Y’deki değişimlerden önce gelmelidir. Bundan dolayı Y’nin başka değişkenlere göre regresyonuna X’in geçmiş bilgileri eklendiğinde Y’nin tahmini anlamlı biçimde iyileşiyorsa ozaman X Y’nin Granger nedenidir” şeklinde tanımlamıştır.

İki değişken arasındaki basit nedensellik ilişkisi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^j b_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^j c_i x_{t-i} + \varepsilon_t$$

$$X_t = \alpha + \sum_{i=1}^j b_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^j c_i y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Bu modelde eğer $C_i = 0 (i=0,1,2,...,j)$ ise X_t, Y_t ’nin nedeni değildir. Yani modelde boş hipotez ($H_0: c_1 = c_2 = \dots = c_j = 0$)’dır. Eğer H_0 hipotezi kabul edilirse “ X_t, Y_t ’nin granger nedeni değildir” yargısı kabul edilir. Granger nedensellik testinde tek yönlü, karşılıklı ya da ilişki olmaması durumu yani bağımsızlık durumu şeklinde üç durum söz konusudur.

2012:1-2016:12 dönemine ait BİST 100 (Borsa İstanbul 100 endeksi) getirisi, BİST 100 endeksi işlem hacmi verileri ile GTV (Google Trends Arama Hacim Endeks Verisi) verisi arasındaki ilişki Granger nedensellik testi ile analiz edilip yorumlanmaya çalışılmıştır. Çalışmada üç farklı veri seti kullanılmış ve verilerin hepsi haftalık serilerdir.

BİST 100 endeks getiri ve işlem hacmi verileri Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası’nın web sayfasındaki elektronik veri dağıtım sisteminden alınmıştır. GTV verileri ise Google’a ait olan arama hacim endeksi verilerini sağlayan Google Trends’ten (<http://trends.google.com>) alınmıştır.

Şekil 10 Google Trends kelime sorgu sayfasını göstermektedir. Şekilde numaralandırılmış bölümler:

- 1) Konum seçimi
- 2) Zaman aralığı seçimi
- 3) Sorgunun hangi kategoride yapılacağı
- 4) Sorgunun yapıldığı platform seçimi
- 5) Karşılaştırılacak kelime ekleme bölümü
- 6) Sogru verilerini excel olarak indirme butonu işlevlerini yerine getirmektedir.



Şekil 10: Google Trends kelime sorgu sayfası

BİST 100 getiri verisi, BİST 100'e ait haftalık endeks değer verilerinden yararlanarak hesaplanmıştır. BİST 100 hacim verilerinin logaritması alınarak LİH (Logaritma İşlem Hacmi) olarak gösterdiğimiz işlem hacmi değişkeni hesaplanmıştır.

Çalışmanın bu bölümünde kullanılan GTV değerleri, “borsa, dolar, kredi, hisse” kelimelerinin Google Trends’ten elde edilen hacim değerleri toplanarak hesaplanmıştır. Daha sonra toplamı alınan değerlerin logaritması alınarak LGTV olarak gösterdiğimiz değişken değerleri hesaplanmıştır.

Tablo 3 değişkenlere ait tanımlayıcı istatistiklerin tablosu bulunmaktadır. Tabloda bulunan basıklık ve çarpıklık değerleri serilerin normal dağılım koşulları gösterip göstermediğine dair bir ön bilgi sunmaktadır. Çarpıklık değeri normal dağılımda sıfır olarak varsayılmaktadır. Eğer değer sıfırdan küçükse sağa çarpık, tersi durumda sola çarpık bir dağılım göstermektedir. Serilerin histogram grafiklerinden de görüleceği üzere serilerin tamamı sağa çarpıklık göstermektedir. Tablodan gözlemlememiz gereken bir diğer istatistik ise, Jarque-Bera test istatistiğidir. Bu istatistik serilerin normal dağılım gösterip göstermediğini test etmektedir.

Test hipotezleri şu şekildedir:

H_0 : Seriyi oluşturan veriler normal dağılım göstermektedir.

H_a : Seriyi oluşturan veriler normal dağılım göstermemektedir.

Tablo 3: Borsa İstanbul Getiri, İşlem Hacmi, Google Arama Hacim Endeks Verisi değişkenlerine ait tanımlayıcı istatistikler.

	BİST 100 GETİRİ	BİST İŞLEM HACMİ	GOOGLE TREND VERİSİ
Gözlem Sayısı	261	261	261
Ortalama	0.001615	3,283,317	237.2375
Medyan	0.002112	3,230,924	237
Maksimum	0.083366	6,719,874	336
Minimum	-0.143708	609,056	125
Std. Sap.	0.031983	1,002,273	29.36188
Çarpıklık	-0.622972	0.100139	-0.187658
Basıklık	4.502042	3.240878	5.101887
Jarque-Bera	41.41751[0.000]	1.06720[0.5864]	49.57687[0.000]

Not: Parantez içindeki değerler kurulan hipotezlere ait yokluk hipotezini reddedebilmek için bakmamız gereken olasılık değerini göstermektedir.

Tablo3'te gösterilen parantez içindeki değerler H_0 yokluk hipotezini reddettiğimizi göstermektedir. Bu durumda, Seriyi oluşturan verilerin normal dağılım göstermediği sonucu ortaya çıkmaktadır.

Google Trends'den elde edilen verilerin seçim kriterlerine karar vermek Borsa İstanbul verisine kıyasla daha fazla karmaşıklığa sahiptir. Bunlardan bazıları;

- Borsa İstanbul'daki talebi yansıtan kelimeleri belirlemek
- Seçimi yapılan anahtar kelimenin filtreye ihtiyacı olup olmadığı (Daha önce anlatılan "apple" örneği gibi)
- Hangi konum verilerinin kullanılacağına karar vermek
- Zaman ölçeğine karar vermek

Kelimelerin seçim aşamasında literatürde birçok çalışma incelenmiştir. Bunlardan Preis, Stanley, Moat (2013) yılında yayınlanan çalışmalarında yapmış oldukları Google Trends'e dayalı

performans çalışmasında oluşturdukları kelime analizi tablosundan çalışmaya ve Türkiye internet aramalarında performansının yüksek olduğu düşünülen kelimeler seçilmiştir. Bu kelimeler arasında filtreye ihtiyaç duyan olmadığı tespit edilmiştir. Konum kriteri Türkiye ile sınırlandırılmıştır. Yurt dışı yerleşiklerin aramaları araştırma kapsamına dahil edilmemiştir. Bunun nedeni yerleşiklerin kendi dillerinde arama yapabilecekleri düşüncesidir. Zaman sınırlarının seçiminde ise yakın geçmiş olması, 2008 küresel krizin etkilerinin bittiği yıl olarak kabul edilen 2011 yılının geçilmesinden dolayı 2012:11-2017:11 gibi beş yıllık bir süre analiz kapsamına alınmıştır. Bir başka önemli faktörde yıllar itibariyle Türkiye’de internet kullanım oranının büyük bir hızla artış göstermesi ve Google’ın pazar payı itibariyle neredeyse tekel haline gelmesi önem arz etmektedir. Tablo 4 çalışmada kullanılan kelimelerin kullanım sebeplerini göstermektedir.

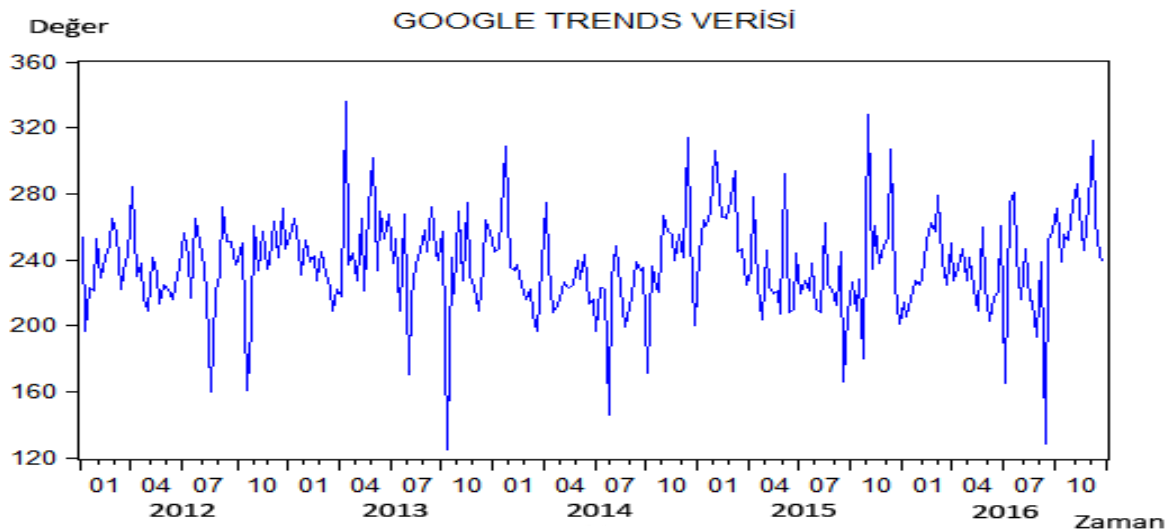
Tablo 4: Çalışmada kullanılan anahtar kelimeler ve kullanım nedenleri

Kelimeler	Açıklaması
Borsa	Borsa kelimesi Türkiye borsasını temsil eden en iyi kelimelerden biri olarak çıkmıştır. Filtreler uygulanarak en iyi sonucun alındığı söylenebilir.
Dolar	BİST üzerinde etkisinin olabileceği düşünülmüştür fakat etkisinin olmadığı gözlemlenmiştir. Dolar kuru tahmini gibi başka çalışmalarda kullanılabilir.
Hisse	Alım-satım stratejimizde de kullanacak olduğumuz “hisse” kelimesi Borsa İstanbul’u en iyi temsil eden kelimedir. Kullanılan diğer kelimelerle karşılaştırıldığında etkinliği en yüksek olan kelime olmuştur.
Kredi	Literatür’de yapılan çalışmalarda “debt”, “loan” (“borç”, “kredi”) gibi kelimelerin yüksek etkinlik oranı ile çalışma kapsamına alınması kredi kelimesinin çalışmada bulunması gerektiğini düşündürmüştür.
Bist	2013 yılında değişen isminin temsil oranını düşüreceği düşüncesi bu kelimenin çalışma kapsamından çıkarılmasına neden olmuştur.
İMKB	İMKB adını 2013 yılında yerini BİST’e bırakmıştır. Bu sebepten etkinliğinin düşük olduğu gözlemlenmiş ve çalışmada kullanılmamıştır.
Faiz oranı	Faiz oranı kelimesi kredi kelimesine benzer şekilde, insanların faiz oranı sorgusu yapma sıklığındaki artış, yatırım harcamaları, tüketim harcamalarındaki artışa neden olacağı düşünülmüştür. Fakat çalışma kapsamına dahil edilmemiştir, daha sonraki yapılacak makroekonomik veri tahminlerinde kullanılabilir.

Tablo 4 devamı

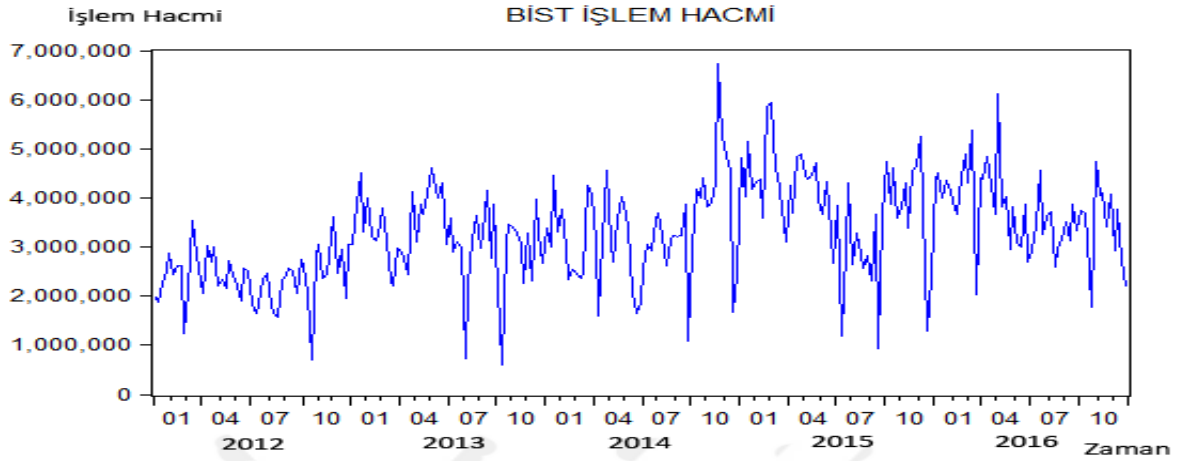
Altın	BİST üzerinde etkisinin olabileceği düşünülmüş fakat karşılaştırma sonuçlarında etkisinin olmadığı gözlemlenmiştir. Sektörel veya hisse bazlı doğrudan altınla ilişkili yapılacak başka çalışmalarda kullanılabilir.
Petrol	BİST tahmini üzerinde doğrudan etkisi çalışmada görülmemekte fakat dolaylı olarak fiyatlara etkisi olduğu düşünülmektedir. Sektörel veya hisse bazlı doğrudan petrolle ilişkili yapılacak başka çalışmalarda kullanılabilir.

Şekil 11 “borsa, dolar, kredi, hisse” kelimelerinin Google Trends platformundan elde edilmiş değerlerinin toplamının logaritması alınarak elde edilen serinin grafiğidir. Kelimeler Türkiye ekonomisine etkisinin yüksek olduğu düşünülen Pries, Moat, Stanley (2013)’nin kullanmış olduğu kelime analiz tablosundan seçilmiştir. Kelimelerin her birine Google’ın sunmuş olduğu benzer kelime analizi uygulanmış ve kelimelerin herhangi bir filtreye ihtiyacı olmadığı belirlenmiştir. Yani seçilen kelimelerin tek başlarına kendi anlamlarını niteleyecek biçimde aranmaları yapılmaktadır. Kelimelerin Borsa İstanbul talebini temsil ettiği varsayılmaktadır.

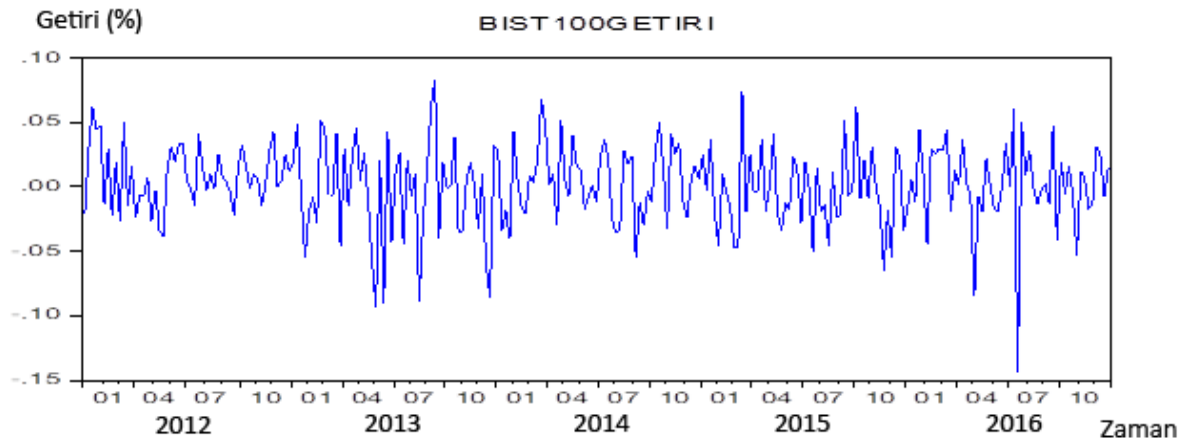
**Şekil 11:** Doğal logaritması alınmış Google arama hacim endeksi veri serisi

Şekil 12 ve Şekil 13 Borsa İstanbul’a ait işlem hacmi ve getiri verilerinin logaritma alınmasıyla elde edilen serilere ait grafiklerdir. Şekiller incelendiğinde belirgin bir trende sahip olmadığı görülmektedir. Analiz yapılmadan önce şekil incelendiğinde, ADF birim kök testi sonuçlarında analizde kullanılan serilerin durağan olacağı gözlemlenebilmektedir. Çalışmada kullanılacak serilerin dağılımları hakkında yorum yapabilmek için ham veri serilerinin

tanımlayıcı istatistikleri, histogram şekilleri, Jarque-Bera değerleri hesaplanmış yazının ilerleyen kısımlarında verilmiştir.

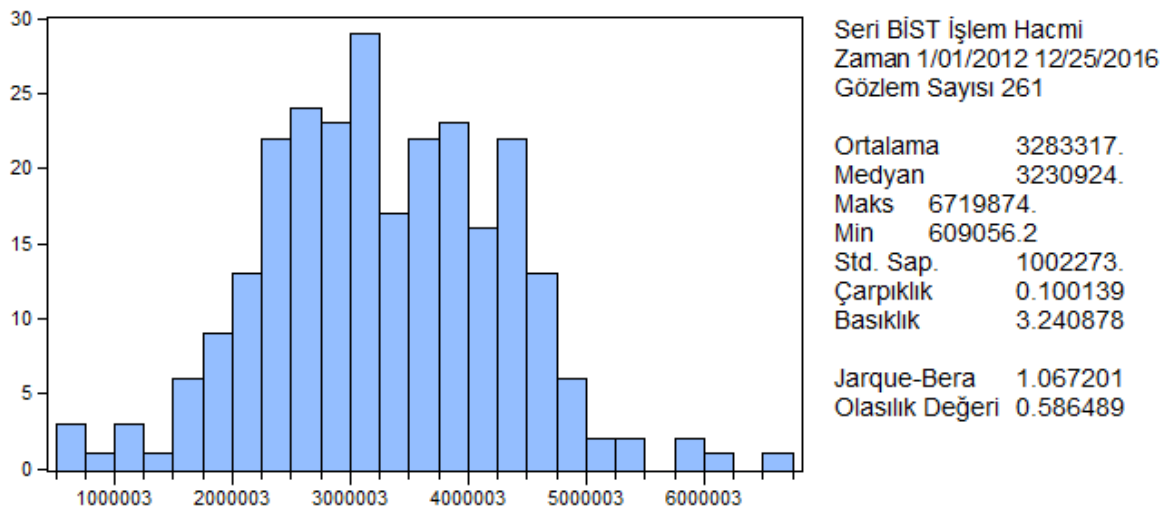


Şekil 12: Borsa İstanbul'a ait olan işlem hacmi grafiği



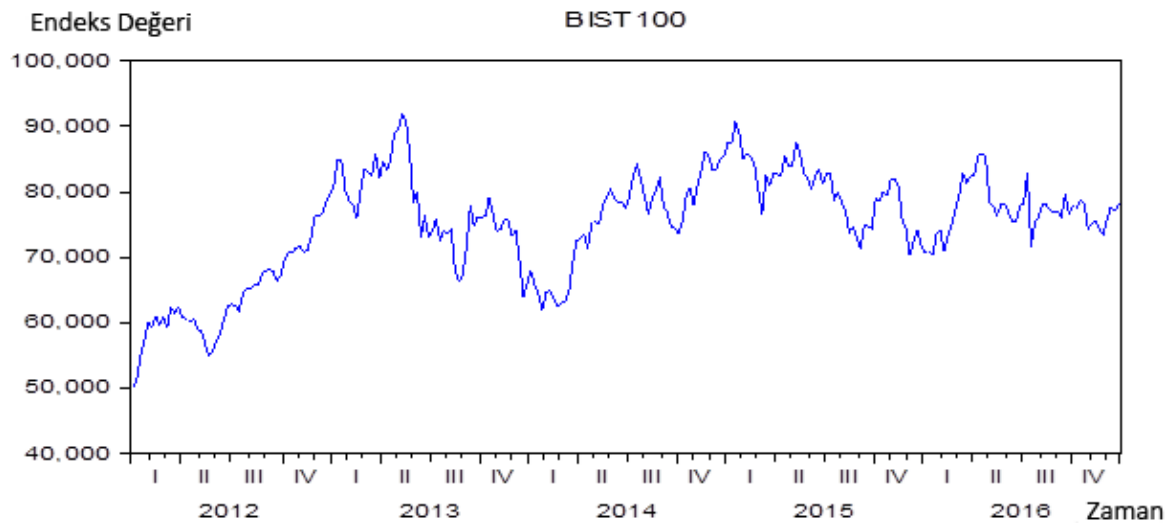
Şekil 13: Borsa İstanbul'a ait olan getiri grafiği

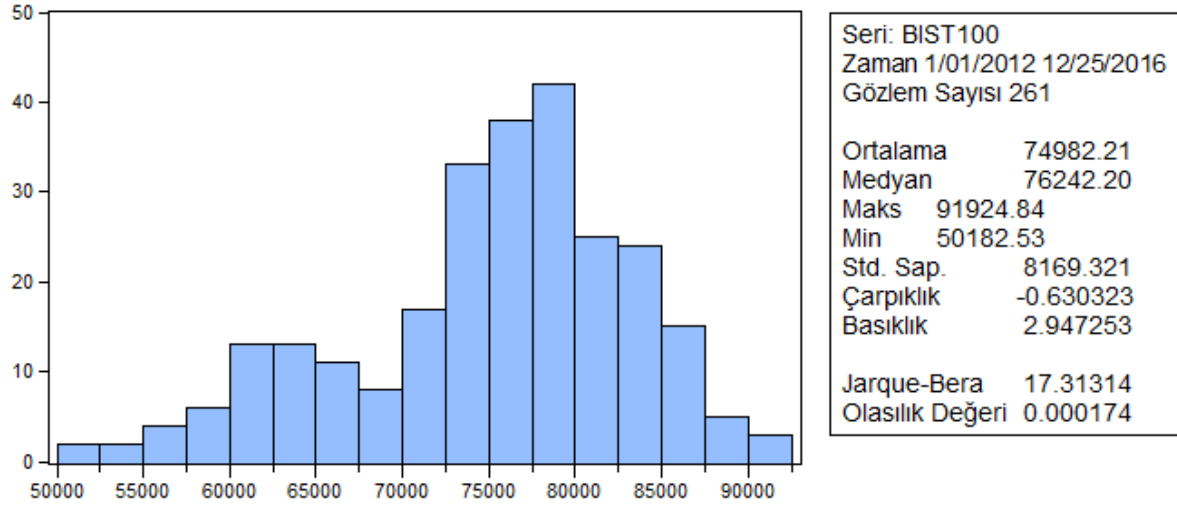
Şekil 14 Borsa İstanbul işlem hacmi verisinin histogram grafiğini, ortalama, medyan, en yüksek ve en düşük değerleri, basıklık ve çarpıklık değerlerini göstermektedir. Normal dağılım gösterdiği varsayılan bir zaman serisinin Kurtosis (basıklık) değerinin 3 olması gerekmektedir. Bu değer 3'ten küçük bir değer alırsa serinin basık (kalın kuyruklu), 3'ten büyük bir değer alması durumunda ise serinin sivri (ince kuyruklu) bir dağılıma sahip olduğu söylenebilir. Şekil 14'te BİST 100 işlem hacmi verisinin basıklık değeri 3,24'tür ve bu değer serinin sivrilme eğiliminde olduğunu göstermektedir. Jarque-Bera test istatistiğinin olasılık değeri 0.58 olduğundan yokluk hipotezi (H_0 : Normal dağılım gösterir, H_1 : Normal dağılım göstermez) kabul edilir ve serinin normal dağılım gösterdiğini söyleyebiliriz.



Şekil 14: Borsa İstanbul İşlem Hacmi verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri

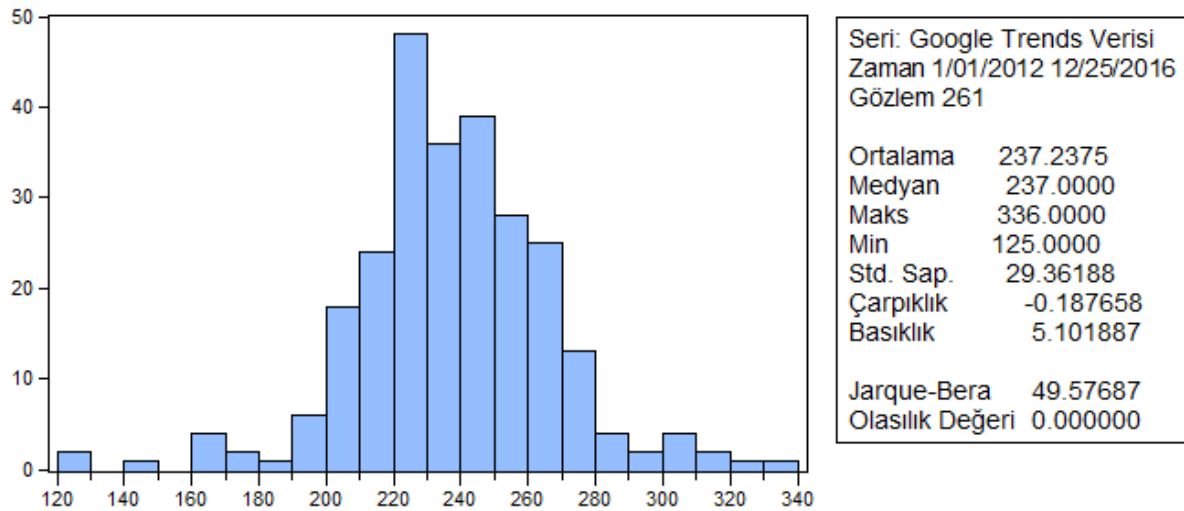
Şekil 15’de BİST 100 Endeksinin dönüştürülmemiş ham verisinin zaman serisi, histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri birlikte verilmiştir. Ham verinin zaman serisini göstermekteki amaç çalışmaya dahil edilen zaman süresince verinin nasıl bir seyir izlediğini göstermektir. Tanımlayıcı istatistiklerden basıklık değeri 2,94’tür. Bu değer normale yakındır. Jarque-Bera test istatistiğinin olasılık değeri 0.00 olduğundan yokluk hipotezi (H_0 : Normal dağılım gösterir, H_1 : Normal dağılım göstermez) red edilir ve serinin normal dağılım göstermediğini söylenebilir. Tanımlayıcı istatistiklere bakılacak olursa incelenen zaman aralığında BİST 100 Endeksi en düşük 50.182 değerini en yüksek 91.924 değerini almıştır. Ortalama 74.982 ve medyanın 76.242 oluşu serinin sola çarpık bir dağılım sergilediğini göstergesidir.





Şekil 15: BİST100 Endeks verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri

Şekil 16'da Google Trends'ten elde edilen arama hacim endeks serisinin dönüştürülmemiş ham verisinin zaman serisi, histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri birlikte verilmiştir. Tanımlayıcı istatistiklerden basıklık değeri 5,10 olduğu görülebilmektedir. Bu değer serinin sivri bir dağılım sergilediğini göstermekte ve bu durum grafikten de görülebilmektedir. Jarque-Bera test istatistiğinin olasılık değeri 0.00 olduğundan yokluk hipotezi (H_0 : Normal dağılım gösterir, H_1 : Normal dağılım göstermez) red edilir ve serinin normal dağılım göstermediğini söyleyebiliriz.



Şekil 16: Google Trends arama hacim endeks verisinin histogram grafiği ve tanımlayıcı istatistikleri

BİST 100 getiri serisinin zaman serisi grafiği ve Google Trends arama hacim endeks verisinin zaman serisi grafiği eşanlı incelendiğinde keskin düşüşler ve yükselişlerin aynı

dönemlerde gerçekleşmesi dikkat çekmektedir. Bu gözlemin çalışmanın ileriki bölümlerine ışık tuttuğu düşünülmekte ve yapılacak nedensellik analizi sonuçlarının ve performans analizi sonuçlarının olumlu sonuçlar vermesi beklentisini oluşturmaktadır.

5.5. Birim Kök Testi

Yapılacak nedensellik testlerinin sağlıklı sonuçlar verebilmesi için serilerin durağanlık şartını sağlamaları gerekmektedir. Bu amaç doğrultusunda serilere ADF (Augmented Dickey-Fuller) birim kök testi uygulanmıştır. Google arama hacim endeksi verisi, Borsa İstanbul getiri verisi ve Borsa İstanbul işlem hacmi verisi değişkenlerinin serilerine uygulanan ADF birim kök testi sonuçları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir. Bu serilerin test hipotezleri şu şekildedir:

H_0 : Serinin birim kökü vardır, seri durağan değildir.

H_1 : Serinin birim kökü yoktur, seri durağandır.

Bu hipotezi test etmek için ADF test istatistiği Mac-Kinnon kritik değerleriyle karşılaştırılır. Eğer test istatistik değeri mutlak değerce Mac-Kinnon kritik değerinden büyükse seri durağandır denilir. Bir diğer yöntem ise p olasılık değerinin anlamlılık düzeyi ile karşılaştırılmasıdır.

Tablo 5: Borsa İstanbul işlem hacmi verisinin I(0) düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları

	Sabit ve Trendli	Sabitli
ADF Test İstatistiği	-10.4742	-11.7644
Olasılık	0.00000	0.0000
%1 Kritik Değeri	-3.4553	-3.9937
%5 Kritik Değeri	-2.8724	-3.4272
%10 Kritik Değeri	-2.5726	-3.1368

Borsa İstanbul işlem hacmi verisinin durağanlık sonuçlarında sabitli, trendli ve yalnızca sabitli modellerde olasılık değerleri 0.0000 olduğundan yokluk hipotezi red edilir ve serinin durağan olduğu söylenir. Bir diğer yöntem ise ADF test istatistiği değerlerinin mutlak değerce Mac-Kinnon kritik değerlerinden yüksek olmasından dolayı sabitli, trendli ve yalnızca sabitli

modellerde %1, %5, %10 anlamlılık düzeyinde seriler durağandır denilir. Borsa İstanbul işlem hacmi verisi sabitsiz, trendsiz modelde durağan değildir.

Tablo 6: Google Trend arama hacim endeks verisinin I(0) düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları

	Sabit ve Trendli	Sabitli
ADF Test İstatistiği	-13.8891	-13.8636
Olasılık	0.00000	0.0000
%1 Kritik Değeri	-3.4553	-3.9937
%5 Kritik Değeri	-2.8724	-3.4272
%10 Kritik Değeri	-2.5726	-3.1368

Google Trend arama hacim endeks verisinin durağanlık sonuçlarında sabitli, trendli ve yalnızca sabitli modellerde olasılık değerleri 0.0000 olduğundan yokluk hipotezi red edilir ve serinin durağan olduğu söylenir. Bir diğer yöntem ise ADF test istatistiği değerlerinin mutlak değerce Mac-Kinnon kritik değerlerinden yüksek olmasından dolayı sabitli, trendli ve yalnızca sabitli modellerde %1, %5, %10 anlamlılık düzeyinde seriler durağandır denilir. Google Trend arama hacim endeks verisi sabitsiz, trendsiz modelde durağan değildir.

Tablo 7: Borsa İstanbul haftalık getiri verisinin I(0) düzeyinde durağanlık (Birim Kök) test sonuçları

	Sabit ve Trendli	Sabitli
ADF Test İstatistiği	-16.6956	-16.7555
Olasılık	0.00000	0.0000
%1 Kritik Değeri	-3.4553	-3.9937
%5 Kritik Değeri	-2.8724	-3.4272
%10 Kritik Değeri	-2.5726	-3.1368

Borsa İstanbul 100 Endeksi haftalık getiri verisinin durağanlık sonuçları incelendiğinde tüm modellerde olasılık değerleri 0.0000 olduğundan yokluk hipotezi red edilir ve serinin durağan olduğu söylenir. Bir başka test yöntemi ise ADF test istatistiği değerlerinin mutlak değerce Mac-Kinnon kritik değerlerinden yüksek olmasından dolayı tüm modellerde %1, %5,

%10 anlamlılık düzeyinde seri durağandır denilir. Sonuç olarak Borsa İstanbul haftalık getiri verisi tüm modellerde durağandır.

Serilerin durağanlık testleri yapılmış ve sonraki aşama olan gecikme uzunluğunun belirlenmesine geçilmiştir. Optimum gecikme uzunluğunun belirlenebilmesi için VAR (Vektör Otoregresyon Modeli) yöntemi kullanılmaktadır. Tablo 8 ideal gecikme uzunluğu için yapılan testin sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 8'ya göre optimum gecikme uzunluğu LR'e göre 5, FPE, AIC, SC, HQ için ise 1'dir. Literatürde yaygın olarak tercih edilen Akaike bilgi kriteri'ne göre ideal gecikme uzunluğu 1'dir. Bu nedenle yapılacak testler için gecikme uzunluğu 1 olarak alınacaktır. Bir gecikme uzunluğu dikkate alındığında otokorelasyon sorunu çıkmayacaktır ve sonraki aşama olan VAR modeller tahmin edilecektir. VAR modelin kullanılabilmesi için daha önce belirtildiği gibi değişkenlerin durağan olması gerekmektedir.

Tablo 8: Optimum gecikme uzunluğu test sonuçları

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	589.9038	NA	1.98e-06	-4.621290	-4.579510	-4.604482
1	625.2191	69.51830	1.61e-06*	-4.828497*	-4.661379*	-4.761267*
2	634.1095	17.29072	1.61e-06	-4.827634	-4.535177	-4.709982
3	640.5214	12.31896	1.64e-06	-4.807255	-4.389460	-4.639181
4	645.1505	8.784363	1.70e-06	-4.772839	-4.229705	-4.554342
5	654.3329	17.20793*	1.70e-06	-4.774275	-4.105802	-4.505356
6	659.9012	10.30353	1.74e-06	-4.747253	-3.953442	-4.427913
7	665.3277	9.913014	1.79e-06	-4.719116	-3.799966	-4.349353

* Kriter tarafından belirlenen optimum uzunluk

LR: Sıralı modifiye edilmiş LR istatistiği (her test %5 anlamlılık seviyesinde)

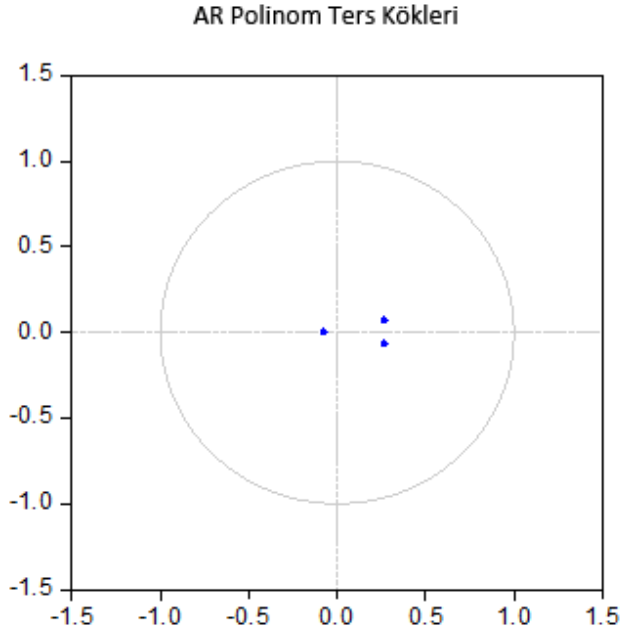
FPE: Son tahmin hatası

AIC: Akaike bilgi kriteri

SC: Schwarz bilgi kriteri

HQ: Hannan-Quinn bilgi kriteri

Model oluşturulduktan sonra yapılan AR polinom ters kök sınaması yapılmaktadır. Bu teste göre değişkenlerin ters köklerinin çizilen grafiğin içerisinde kalması gerekmektedir. Şekil 17'den de görüleceği üzere 3 değişkeninde ters kökleri çemberin içinde kalmaktadır ve durağan olduğunu söyleyebiliriz. Bu yüzden rahatlıkla VAR model oluşturulabilir.



Şekil 17: AR Polinom ters kökleri

Yapılan testler sonucunda nedensellik testinin yapılacağı 1 gecikmeli VAR(1,1) modelleri tablo 9'daki gibidir.

Tablo 9: VAR(1,1) modelleri

$$\begin{aligned} \text{LSVI} &= C(1)*\text{LSVI}(-1) + C(2)*\text{LIH}(-1) + C(3)*\text{BIST 100GETIRI}(-1) + C(4) \\ \text{LIH} &= C(5)*\text{LSVI}(-1) + C(6)*\text{LIH}(-1) + C(7)*\text{BIST 100GETIRI}(-1) + C(8) \\ \text{BIST 100GETIRI} &= C(9)*\text{LSVI}(-1) + C(10)*\text{LIH}(-1) + C(11)*\text{BIST 100GETIRI}(-1) + C(12) \end{aligned}$$

LSVI: Doğal logaritması alınmış Google Trends verisi

LIH: Doğal logaritması alınmış BİST 100 endeksi işlem hacmi verisi

BIST 100 GETIRI: BİST 100 endeksi aylık getiri verisi

5.6. Johansen Eşbütünleşme Testi

Çalışmanın veri seti dikkate alındığında değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkinin incelenmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda çalışmada Johansen Eşbütünleşme (Koentegrasyon) testi kullanılmıştır. Eşbütünleşme analizi için gerekli önkoşulların sağlandığı tespit edildikten sonra analizde kullanılacak gecikme uzunluğu VAR testi ile belirlenmiştir. Test sonuçları tablo 10'da sunulmuştur.

Tablo 10: Johansen Eşbütünleşme Testi Sonuçları

Değişkenler	Hipotez	En büyük özdeğer	İz istatistiği	Olasılık değeri
LİH ve LSVİ	r=0	0.1884	90.6924	0.0000
	r<=1	0.1329	36.8042	0.0000
BİST 100 ve LSVİ	r=0	0.2787	136.3004	0.0001
	r<=1	0.1825	51.9904	0.0000
BİST100 ve LİH	r=0	0.2889	126.5285	0.0001
	r<=1	0.1388	36.5620	0.0000

Tablo incelendiğinde İz ve Maksimum Özdeğer istatistikleri, %5 anlam düzeyinde eşbütünleşik ilişkinin yokluğu hipotezinin ($r=0$) reddedilebileceğini göstermektedir. Ayrıca her üç değişken çifti için olasılık değerleri 0.05'ten küçüktür. Dolayısıyla tabloda gösterilen tüm değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkinin var olduğu söylenebilmektedir.

Değişkenler arasında eşbütünleşme ilişkisi tespit edildikten sonra bu ilişkinin yönü ve katsayısının tespit edilebilmesi için uzun dönemli katsayı tahmincileri FMOLS ve DOLS testleri uygulanmıştır. Nitekim belirtilen bu iki yöntem içsellik ve otokorelasyon sorunlarının varlığı durumunda dahi güçlü tahminler üretmektedir. Bu test sonuçları tablo 11'de gösterilmektedir.

Tablo 11: BİST100, LSVİ, LİH değişkenlerinin FMOLS ve DOLS analizi sonuçları

FMOLS Sonuçları				
Bağımlı Değişken		BİST 100 Getiri		
Değişken	Katsayı	Std. Hata	t-istatistik	Olasılık
Google Trend Verisi	-130.6842	60.8865	-2.1463	0.0328
BİST 100 İşlem Hacmi	0.0057	0.0008	6.6970	0.0000
C	64497.84	4724.409	13.6520	0.0000
DOLS Sonuçları				
Bağımlı Değişken		BİST 100 Getiri		
Değişken	Katsayı	Std. Hata	t-istatistik	Olasılık
Google Trend Verisi	-127.4471	72.8029	-1.7505	0.0813
BİST 100 İşlem Hacmi	0.0062	0.0010	5.9583	0.0000
C	62553.76	5796.230	10.7921	0.0000

Tablo 11'de görüleceği üzere hem FMOLS hem de DOLS sonuçları Google Trends hacim verisinin ve BİST 100 endeksi işlem hacminin BİST 100 getirisi üzerinde etkili bir faktör olduğunu ortaya koymaktadır. Değişkenlerin olasılık değerleri %5 ve %10 anlamlılık seviyesinde istatistiki açıdan anlamlıdır. Sonraki adımda veriler arasındaki ilişkinin yön tespiti için Granger nedensellik testi uygulanacaktır.

5.7. Granger Nedensellik Testi Sonuçları

Değişkenlere ait Granger nedensellik testi sonuçları tablo 12’de gösterilmektedir. Tablo 12’de gösterilen test sonuçlarına göre, Borsa İstanbul 100 endeksinde oluşan işlem hacmi ile Google Trends arama hacim verisi arasında çift yönlü ve %5 anlam düzeyinde bir nedensellik ilişkisinin olduğu ortaya çıkmaktadır. Ayrıca Borsa İstanbul endeks getirisinden Google Trends arama hacim verisine doğru ve Borsa İstanbul endeks getirisinden Google Trends arama hacim verisine doğru tek yönlü ve %10 anlam düzeyinde bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur.

Tablo 12: Granger Nedensellik Testi Sonuçları

Nedenselliğin Yönü	Wald Testi(X^2)	Olasılık Değeri
BİST100 → LSVİ	20.575	0.0539*
BİST100 → LİH	3.254	0.0712*
LİH→LSVİ	3.716	0.0000**
LSVİ→LİH	9.134	0.0025**
LSVİ→BİST100	0.429	0.512
LİH→BİST100	0.981	0.3218

* %10 anlam düzeyinde anlamlıdır.

** %5 anlam düzeyinde anlamlıdır.

6. GOOGLE TRENDS'E DAYALI YATIRIM STRATEJİLERİNİN ANALİZİ VE YORUMLANMASI

Çalışmada vurgulanan, Google Trends veri setinin yalnızca şimdiki zamanı göstermekle kalmayıp gelecekte oluşabilecek hareketleri de tahmin edebileceğidir. Yapılan çalışmalarda yatırımcılar piyasalarda oluşan önemli düşüş ve yükselişlerde yatırım kararı vermeden önce piyasalar hakkında daha fazla bilgi aramaktadırlar. Bu mantıktan yola çıkarak sonuçlarımız başlangıç olarak 03.11.2012 ve çalışmanın yapıldığı güncel tarih olan 05.11.2017 döneminde, belirli terimler için Google Trends arama hacim verisinin kârlı yatırım stratejilerinde kullanılabileceğini göstermektedir. Çalışmada daha önce belirtilmiş olan anahtar kelimeler kullanılmaktadır. Seçilen kelimelerin kullanım sebepleri Tablo 4'te gösterilmiştir. Anahtar kelimeler seçimi yapıldıktan sonra analiz edilecek dönem belirlenmiştir. Analiz dönemi çalışmanın yapıldığı dönem itibari ile beş yıl olarak belirlenmiştir. Buda 3 Kasım 2012 ile 5 Kasım 2017 tarihlerini kapsamaktadır. Analiz Microsoft Excel programı yardımı ile yapılmaktadır.

Çalışmada kullanılan hesaplama adımları şu şekildedir;

- 1) Seçilen kelimeye ait Google Trends veri seti ilk sütuna yerleştirilmiştir.
- 2) Kelimeye ait veri setinin üç günlük aritmetik ortalaması alınıp 4. satıra yazılmıştır.
- 3) 4. Gün oluşan Google verisinden önceki üç günün verisinin ortalama değeri çıkarılıp sonraki sütuna yazdırılmıştır.
- 4) Eğer bu işlem sonucunda oluşan değer pozitif ise "Buy-Alım" işlemi yapılacak, negatif ise "Sell-Satım" işlemi yapılacaktır.

Tablo 13 yukarıda açıklaması yapılan adımların excel tablosu üzerinde hesaplanmasını ve elde edilmiş olan değerlerini göstermektedir. Tablo 13 incelendikten sonra altında elde edilen değerler yorumlanmıştır.

Tablo 13: “hisse” kelimesi için performans analizi

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
03.11.2012	40							
11.11.2012	44				-1,43%			
18.11.2012	44				0,30%		100,0	100,0
25.11.2012	47	42,67	4,33	Alım	2,89%	0,0289	102,9	102,9
02.12.2012	50	45,00	5,00	Alım	4,36%	0,0436	107,4	107,4
09.12.2012	48	47,00	1,00	Alım	0,07%	0,0007	107,5	107,5
16.12.2012	46	48,33	-2,33	Satım	0,51%	-0,0051	106,9	108,0
23.12.2012	46	48,00	-2,00	Satım	2,47%	-0,0247	104,3	110,7
30.12.2012	41	46,67	-5,67	Satım	1,25%	-0,0125	103,0	112,1
06.01.2013	48	45,00	3,00	Alım	1,85%	0,0185	104,9	114,1
13.01.2013	48	45,67	2,33	Alım	4,90%	0,049	110,0	119,7
20.01.2013	49	48,33	0,67	Alım	-0,29%	-0,0029	109,7	119,4
27.01.2013	50	49,00	1,00	Alım	-5,35%	-0,0535	103,8	113,0
03.02.2013	50	49,67	0,33	Alım	-1,92%	-0,0192	101,8	110,8
10.02.2013	48	49,33	-1,33	Satım	-0,77%	0,0077	102,6	110,0
17.02.2013	49	49,00	0,00	Satım	-2,80%	0,028	105,5	106,9
24.02.2013	48	48,33	-0,33	Satım	5,23%	-0,0523	100,0	112,5
03.03.2013	49	48,67	0,33	Alım	4,60%	0,046	104,6	117,6
10.03.2013	45	47,33	-2,33	Satım	-0,51%	0,0051	105,1	117,0
17.03.2013	46	46,67	-0,67	Satım	-0,80%	0,008	105,9	116,1
24.03.2013	49	46,67	2,33	Alım	4,18%	0,0418	110,4	121,0
31.03.2013	51	48,67	2,33	Alım	-4,46%	-0,0446	105,4	115,6
07.04.2013	48	49,33	-1,33	Satım	3,06%	-0,0306	102,2	119,1
14.04.2013	53	50,67	2,33	Alım	-1,53%	-0,0153	100,7	117,3
21.04.2013	46	49,00	-3,00	Satım	2,19%	-0,0219	98,4	119,8
28.04.2013	45	48,00	-3,00	Satım	4,68%	-0,0468	93,8	125,5
05.05.2013	50	47,00	3,00	Alım	0,53%	0,0053	94,3	126,1
12.05.2013	51	48,67	2,33	Alım	2,63%	0,0263	96,8	129,4
19.05.2013	51	50,67	0,33	Alım	-0,99%	-0,0099	95,9	128,2
26.05.2013	55	52,33	2,67	Alım	-5,52%	-0,0552	90,6	121,1
02.06.2013	48	51,33	-3,33	Satım	-8,91%	0,0891	98,6	110,3
09.06.2013	42	48,33	-6,33	Satım	2,14%	-0,0214	96,5	112,7
16.06.2013	42	44,00	-2,00	Satım	-8,64%	0,0864	104,9	102,9
23.06.2013	48	44,00	4,00	Alım	4,37%	0,0437	109,4	107,4
30.06.2013	40	43,33	-3,33	Satım	-4,17%	0,0417	114,0	102,9
07.07.2013	41	43,00	-2,00	Satım	1,11%	-0,0111	112,7	104,1
14.07.2013	40	40,33	-0,33	Satım	2,64%	-0,0264	109,8	106,8
21.07.2013	39	40,00	-1,00	Satım	-4,37%	0,0437	114,6	102,2
28.07.2013	38	39,00	-1,00	Satım	2,04%	-0,0204	112,2	104,2
01.09.2013	37	38,33	-1,33	Satım	1,26%	-0,0126	105,4	94,7
04.08.2013	28	35,00	-7,00	Satım	-0,66%	0,0066	113,0	103,6

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
11.08.2013	39	35,00	4,00	Alım	0,99%	0,0099	114,1	104,6
18.08.2013	40	35,67	4,33	Alım	-8,54%	-0,0854	104,3	95,7
25.08.2013	38	39,00	-1,00	Satım	-2,26%	0,0226	106,7	93,5
08.09.2013	39	38,00	1,00	Alım	6,55%	0,0655	112,3	100,9
15.09.2013	45	40,33	4,67	Alım	8,69%	0,0869	122,0	109,6
22.09.2013	45	43,00	2,00	Alım	-3,97%	-0,0397	117,2	105,3
29.09.2013	45	45,00	0,00	Satım	1,92%	-0,0192	114,9	107,3
06.10.2013	44	44,67	-0,67	Satım	-0,04%	0,0004	115,0	107,3
13.10.2013	19	36,00	-17,00	Satım	0,08%	-0,0008	114,9	107,3
20.10.2013	43	35,33	7,67	Alım	3,98%	0,0398	119,4	111,6
27.10.2013	41	34,33	6,67	Alım	-3,49%	-0,0349	115,3	107,7
03.11.2013	47	43,67	3,33	Alım	-3,38%	-0,0338	111,4	104,1
10.11.2013	48	45,33	2,67	Alım	0,48%	0,0048	111,9	104,6
17.11.2013	46	47,00	-1,00	Satım	1,84%	-0,0184	109,9	106,5
24.11.2013	42	45,33	-3,33	Satım	0,15%	-0,0015	109,7	106,7
01.12.2013	43	43,67	-0,67	Satım	-3,13%	0,0313	113,1	103,3
08.12.2013	39	41,33	-2,33	Satım	0,94%	-0,0094	112,1	104,3
15.12.2013	38	40,00	-2,00	Satım	-6,07%	0,0607	118,9	98,0
22.12.2013	42	39,67	2,33	Alım	-8,18%	-0,0818	109,1	90,0
29.12.2013	37	39,00	-2,00	Satım	3,26%	-0,0326	105,6	92,9
05.01.2014	41	40,00	1,00	Alım	2,95%	0,0295	108,7	95,6
12.01.2014	40	39,33	0,67	Alım	-3,35%	-0,0335	105,1	92,4
19.01.2014	37	39,33	-2,33	Satım	-1,84%	0,0184	107,0	90,7
26.01.2014	40	39,00	1,00	Alım	-3,99%	-0,0399	102,7	87,1
02.02.2014	41	39,33	1,67	Alım	4,46%	0,0446	107,3	91,0
09.02.2014	41	40,67	0,33	Alım	0,42%	0,0042	107,8	91,4
16.02.2014	41	41,00	0,00	Satım	-1,54%	0,0154	109,4	90,0
23.02.2014	38	40,00	-2,00	Satım	-2,09%	0,0209	111,7	88,1
02.03.2014	40	39,67	0,33	Alım	0,87%	0,0087	112,7	88,8
09.03.2014	36	38,00	-2,00	Satım	0,29%	-0,0029	112,3	89,1
16.03.2014	39	38,33	0,67	Alım	2,06%	0,0206	114,7	90,9
23.03.2014	39	38,00	1,00	Alım	7,03%	0,0703	122,7	97,3
30.03.2014	44	40,67	3,33	Alım	5,01%	0,0501	128,9	102,2
06.04.2014	46	43,00	3,00	Alım	0,21%	0,0021	129,1	102,4
13.04.2014	46	45,33	0,67	Alım	1,02%	0,0102	130,5	103,5
20.04.2014	40	44,00	-4,00	Satım	-2,84%	0,0284	134,2	100,5
27.04.2014	41	42,33	-1,33	Satım	5,28%	-0,0528	127,1	105,8
04.05.2014	45	42,00	3,00	Alım	0,54%	0,0054	127,8	106,4
11.05.2014	44	43,33	0,67	Alım	-0,73%	-0,0073	126,8	105,6
18.05.2014	37	42,00	-5,00	Satım	4,07%	-0,0407	121,7	109,9
25.05.2014	44	41,67	2,33	Alım	1,57%	0,0157	123,6	111,7

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
01.06.2014	40	40,33	-0,33	Satım	1,40%	-0,014	121,8	113,2
08.06.2014	39	41,00	-2,00	Satım	-1,72%	0,0172	123,9	111,3
29.06.2014	35	34,67	0,33	Alım	-1,19%	-0,0119	123,3	109,2
15.06.2014	34	37,67	-3,67	Satım	-0,77%	0,0077	124,9	110,4
22.06.2014	35	36,00	-1,00	Satım	0,09%	-0,0009	124,8	110,5
06.07.2014	34	34,67	-0,67	Satım	2,36%	-0,0236	120,4	111,8
13.07.2014	37	35,33	1,67	Alım	3,72%	0,0372	124,9	115,9
20.07.2014	38	36,33	1,67	Alım	2,31%	0,0231	127,8	118,6
27.07.2014	25	33,33	-8,33	Satım	-2,52%	0,0252	131,0	115,6
03.08.2014	38	33,67	4,33	Alım	-3,53%	-0,0353	126,4	111,5
10.08.2014	40	34,33	5,67	Alım	-3,17%	-0,0317	122,3	108,0
17.08.2014	37	38,33	-1,33	Satım	2,92%	-0,0292	118,8	111,2
24.08.2014	35	37,33	-2,33	Satım	1,75%	-0,0175	116,7	113,1
31.08.2014	35	35,67	-0,67	Satım	2,34%	-0,0234	114,0	115,8
07.09.2014	36	35,33	0,67	Alım	-5,32%	-0,0532	107,9	109,6
14.09.2014	38	36,33	1,67	Alım	-1,16%	-0,0116	106,7	108,3
21.09.2014	37	37,00	0,00	Satım	-2,98%	0,0298	109,8	105,1
28.09.2014	36	37,00	-1,00	Satım	-0,33%	0,0033	110,2	104,8
05.10.2014	27	33,33	-6,33	Satım	-1,20%	0,012	111,5	103,5
12.10.2014	36	33,00	3,00	Alım	2,77%	0,0277	114,6	106,4
19.10.2014	38	33,67	4,33	Alım	5,14%	0,0514	120,5	111,8
26.10.2014	36	36,67	-0,67	Satım	1,46%	-0,0146	118,7	113,5
02.11.2014	44	39,33	4,67	Alım	-3,25%	-0,0325	114,9	109,8
09.11.2014	46	42,00	4,00	Alım	4,17%	0,0417	119,7	114,4
16.11.2014	44	44,67	-0,67	Satım	2,55%	-0,0255	116,6	117,3
23.11.2014	45	45,00	0,00	Satım	3,47%	-0,0347	112,6	121,3
30.11.2014	48	45,67	2,33	Alım	-1,08%	-0,0108	111,4	120,0
07.12.2014	46	46,33	-0,33	Satım	-2,36%	0,0236	114,0	117,2
14.12.2014	47	47,00	0,00	Satım	0,42%	-0,0042	113,5	117,7
21.12.2014	43	45,33	-2,33	Satım	1,64%	-0,0164	111,6	119,6
28.12.2014	37	42,33	-5,33	Satım	0,60%	-0,006	111,0	120,3
04.01.2015	46	42,00	4,00	Alım	2,56%	0,0256	113,8	123,4
11.01.2015	48	43,67	4,33	Alım	-0,26%	-0,0026	113,5	123,1
18.01.2015	46	46,67	-0,67	Satım	3,80%	-0,038	109,2	127,8
25.01.2015	45	46,33	-1,33	Satım	-1,97%	0,0197	111,4	125,3
01.02.2015	48	46,33	1,67	Alım	-4,45%	-0,0445	106,4	119,7
08.02.2015	48	47,00	1,00	Alım	0,97%	0,0097	107,4	120,8
15.02.2015	47	47,67	-0,67	Satım	-0,37%	0,0037	107,8	120,4
22.02.2015	49	48,00	1,00	Alım	-1,57%	-0,0157	106,1	118,5
01.03.2015	47	47,67	-0,67	Satım	-4,56%	0,0456	111,0	113,1
08.03.2015	48	48,00	0,00	Satım	-4,57%	0,0457	116,0	107,9

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
15.03.2015	46	47,00	-1,00	Satım	7,65%	-0,0765	107,2	116,2
22.03.2015	49	47,67	1,33	Alım	-1,95%	-0,0195	105,1	113,9
29.03.2015	45	46,67	-1,67	Satım	2,60%	-0,026	102,3	116,9
05.04.2015	45	46,33	-1,33	Satım	-0,42%	0,0042	102,8	116,4
10.05.2015	50	48,00	2,00	Alım	4,22%	0,0422	104,8	123,4
03.05.2015	49	46,00	3,00	Alım	0,13%	0,0013	100,6	118,4
12.04.2015	51	47,00	4,00	Alım	-0,28%	-0,0028	102,5	116,1
19.04.2015	44	46,67	-2,67	Satım	3,80%	-0,038	98,6	120,5
26.04.2015	45	46,67	-1,67	Satım	-1,88%	0,0188	100,4	118,2
17.05.2015	46	48,33	-2,33	Satım	-2,06%	0,0206	107,0	120,8
24.05.2015	47	47,67	-0,67	Satım	-3,29%	0,0329	110,5	116,8
31.05.2015	41	44,67	-3,67	Satım	-1,25%	0,0125	111,9	115,4
07.06.2015	44	44,00	0,00	Satım	-1,72%	0,0172	113,8	113,4
14.06.2015	41	42,00	-1,00	Satım	2,39%	-0,0239	111,1	116,1
21.06.2015	43	42,67	0,33	Alım	1,32%	0,0132	112,6	117,6
28.06.2015	42	42,00	0,00	Satım	-2,79%	0,0279	115,7	114,4
05.07.2015	42	42,33	-0,33	Satım	1,94%	-0,0194	113,4	116,6
12.07.2015	38	40,67	-2,67	Satım	0,00%	0	113,4	116,6
19.07.2015	40	40,00	0,00	Satım	-4,93%	0,0493	119,0	110,8
26.07.2015	37	38,33	-1,33	Satım	1,52%	-0,0152	117,2	112,5
02.08.2015	37	38,00	-1,00	Satım	-1,86%	0,0186	119,4	110,4
09.08.2015	37	37,00	0,00	Satım	-1,43%	0,0143	121,1	108,8
16.08.2015	37	37,00	0,00	Satım	-4,54%	0,0454	126,6	103,9
23.08.2015	39	37,67	1,33	Alım	1,14%	0,0114	128,1	105,1
30.08.2015	35	37,00	-2,00	Satım	-2,27%	0,0227	131,0	102,7
06.09.2015	31	35,00	-4,00	Satım	-2,19%	0,0219	133,8	100,5
13.09.2015	35	33,67	1,33	Alım	5,25%	0,0525	140,9	105,7
20.09.2015	26	30,67	-4,67	Satım	-0,65%	0,0065	141,8	105,0
27.09.2015	34	31,67	2,33	Alım	-0,29%	-0,0029	141,4	104,7
04.10.2015	43	34,33	8,67	Alım	6,48%	0,0648	150,5	111,5
11.10.2015	41	39,33	1,67	Alım	-0,92%	-0,0092	149,1	110,5
18.10.2015	41	41,67	-0,67	Satım	2,09%	-0,0209	146,0	112,8
25.10.2015	34	38,67	-4,67	Satım	-0,89%	0,0089	147,3	111,8
01.11.2015	54	43,00	11,00	Alım	3,17%	0,0317	152,0	115,3
08.11.2015	52	46,67	5,33	Alım	-0,06%	-0,0006	151,9	115,3
15.11.2015	49	51,67	-2,67	Satım	-1,46%	0,0146	154,1	113,6
22.11.2015	45	48,67	-3,67	Satım	-6,25%	0,0625	163,8	106,5
29.11.2015	44	46,00	-2,00	Satım	-1,82%	0,0182	166,7	104,6
06.12.2015	44	44,33	-0,33	Satım	-5,37%	0,0537	175,7	98,9
13.12.2015	47	45,00	2,00	Alım	3,10%	0,031	181,1	102,0
20.12.2015	47	46,00	1,00	Alım	2,39%	0,0239	185,5	104,4

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
27.12.2015	37	43,67	-6,67	Satım	-3,32%	0,0332	191,6	101,0
03.01.2016	46	43,33	2,67	Alım	-1,55%	-0,0155	188,7	99,4
10.01.2016	48	43,67	4,33	Alım	0,64%	0,0064	189,9	100,0
17.01.2016	45	46,33	-1,33	Satım	-1,15%	0,0115	192,0	98,9
24.01.2016	50	47,67	2,33	Alım	4,61%	0,0461	200,9	103,5
31.01.2016	52	49,00	3,00	Alım	0,98%	0,0098	202,9	104,5
07.02.2016	53	51,67	1,33	Alım	-4,40%	-0,044	193,9	99,9
20.03.2016	58	59,67	-1,67	Satım	-1,91%	0,0191	198,9	114,6
14.02.2016	55	53,33	1,67	Alım	2,93%	0,0293	199,6	102,8
21.02.2016	65	57,67	7,33	Alım	2,62%	0,0262	204,9	105,5
28.02.2016	60	60,00	0,00	Satım	3,02%	-0,0302	198,7	108,7
06.03.2016	65	63,33	1,67	Alım	2,84%	0,0284	204,3	111,8
13.03.2016	56	60,33	-4,33	Satım	4,49%	-0,0449	195,1	116,8
27.03.2016	66	60,00	6,00	Alım	1,23%	0,0123	201,3	116,0
03.04.2016	69	64,33	4,67	Alım	0,17%	0,0017	201,6	116,2
10.04.2016	73	69,33	3,67	Alım	3,72%	0,0372	209,2	120,5
17.04.2016	70	70,67	-0,67	Satım	0,30%	-0,003	208,5	120,8
24.04.2016	64	69,00	-5,00	Satım	-0,58%	0,0058	209,7	120,1
01.05.2016	67	67,00	0,00	Satım	-8,16%	0,0816	226,8	110,3
08.05.2016	69	66,67	2,33	Alım	-0,71%	-0,0071	225,2	109,6
15.05.2016	56	64,00	-8,00	Satım	-1,86%	0,0186	229,4	107,5
22.05.2016	65	63,33	1,67	Alım	2,19%	0,0219	234,5	109,9
29.05.2016	58	59,67	-1,67	Satım	0,14%	-0,0014	234,1	110,0
05.06.2016	53	58,67	-5,67	Satım	-1,60%	0,016	237,9	108,3
12.06.2016	53	54,67	-1,67	Satım	-1,89%	0,0189	242,4	106,2
19.06.2016	53	53,00	0,00	Satım	-0,09%	0,0009	242,6	106,1
26.06.2016	54	53,33	0,67	Alım	3,43%	0,0343	250,9	109,8
03.07.2016	29	45,33	-16,33	Satım	0,09%	-0,0009	250,7	109,9
10.07.2016	56	46,33	9,67	Alım	6,16%	0,0616	266,1	116,6
17.07.2016	55	46,67	8,33	Alım	-13,39%	-0,1339	230,5	101,0
24.07.2016	56	55,67	0,33	Alım	5,11%	0,0511	242,3	106,2
31.07.2016	55	55,33	-0,33	Satım	0,88%	-0,0088	240,1	107,1
07.08.2016	59	56,67	2,33	Alım	2,84%	0,0284	247,0	110,2
14.08.2016	54	56,00	-2,00	Satım	-0,11%	0,0011	247,2	110,0
21.08.2016	50	54,33	-4,33	Satım	-1,31%	0,0131	250,5	108,6
28.08.2016	46	50,00	-4,00	Satım	-0,31%	0,0031	251,2	108,3
04.09.2016	51	49,00	2,00	Alım	0,22%	0,0022	251,8	108,5
11.09.2016	22	39,67	-17,67	Satım	-1,34%	0,0134	255,2	107,0
18.09.2016	54	42,33	11,67	Alım	4,91%	0,0491	267,7	112,3
25.09.2016	55	43,67	11,33	Alım	-4,10%	-0,041	256,7	107,7
02.10.2016	61	56,67	4,33	Alım	1,94%	0,0194	261,7	109,8

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
09.10.2016	62	59,33	2,67	Alım	-0,54%	-0,0054	260,3	109,2
16.10.2016	62	61,67	0,33	Alım	1,66%	0,0166	264,6	111,0
23.10.2016	63	62,33	0,67	Alım	-0,65%	-0,0065	262,9	110,3
30.10.2016	62	62,33	-0,33	Satım	-5,19%	0,0519	276,5	104,6
06.11.2016	64	63,00	1,00	Alım	1,22%	0,0122	279,9	105,8
13.11.2016	60	62,00	-2,00	Satım	0,62%	-0,0062	278,2	106,5
20.11.2016	57	60,33	-3,33	Satım	-1,69%	0,0169	282,9	104,7
27.11.2016	61	59,33	1,67	Alım	-1,31%	-0,0131	279,2	103,3
04.12.2016	63	60,33	2,67	Alım	3,18%	0,0318	288,0	106,6
11.12.2016	56	60,00	-4,00	Satım	2,46%	-0,0246	281,0	109,2
18.12.2016	59	59,33	-0,33	Satım	-0,80%	0,008	283,2	108,3
25.12.2016	56	57,00	-1,00	Satım	1,52%	-0,0152	278,9	110,0
01.01.2017	54	56,33	-2,33	Satım	-1,32%	0,0132	282,6	108,5
08.01.2017	61	57,00	4,00	Alım	5,73%	0,0573	298,8	114,8
15.01.2017	69	61,33	7,67	Alım	1,89%	0,0189	304,4	116,9
22.01.2017	66	65,33	0,67	Alım	0,92%	0,0092	307,2	118,0
29.01.2017	73	69,33	3,67	Alım	5,44%	0,0544	323,9	124,4
05.02.2017	74	71,00	3,00	Alım	-1,04%	-0,0104	320,6	123,1
12.02.2017	71	72,67	-1,67	Satım	1,55%	-0,0155	315,6	125,0
19.02.2017	69	71,33	-2,33	Satım	-0,64%	0,0064	317,6	124,2
26.02.2017	67	69,00	-2,00	Satım	1,66%	-0,0166	312,3	126,3
05.03.2017	66	67,33	-1,33	Satım	-0,12%	0,0012	312,7	126,2
12.03.2017	65	66,00	-1,00	Satım	0,98%	-0,0098	309,7	127,4
19.03.2017	64	65,00	-1,00	Satım	-0,12%	0,0012	310,0	127,2
26.03.2017	63	64,00	-1,00	Satım	-1,59%	0,0159	315,0	125,2
02.04.2017	59	62,00	-3,00	Satım	-0,51%	0,0051	316,6	124,6
09.04.2017	58	60,00	-2,00	Satım	1,77%	-0,0177	311,0	126,8
16.04.2017	59	58,67	0,33	Alım	2,62%	0,0262	319,1	130,1
23.04.2017	68	61,67	6,33	Alım	2,41%	0,0241	326,8	133,2
30.04.2017	60	62,33	-2,33	Satım	-0,77%	0,0077	329,3	132,2
07.05.2017	70	66,00	4,00	Alım	1,14%	0,0114	333,1	133,7
14.05.2017	62	64,00	-2,00	Satım	0,16%	-0,0016	332,5	133,9
21.05.2017	75	69,00	6,00	Alım	2,51%	0,0251	340,9	137,3
28.05.2017	70	69,00	1,00	Alım	1,37%	0,0137	345,5	139,2
04.06.2017	68	71,00	-3,00	Satım	0,08%	-0,0008	345,3	139,3
11.06.2017	68	68,67	-0,67	Satım	-0,76%	0,0076	347,9	138,2
18.06.2017	65	67,00	-2,00	Satım	1,47%	-0,0147	342,8	140,3
25.06.2017	49	60,67	-11,67	Satım	0,80%	-0,008	340,0	141,4
02.07.2017	70	61,33	8,67	Alım	-0,35%	-0,0035	338,8	140,9
09.07.2017	71	63,33	7,67	Alım	5,09%	0,0509	356,1	148,1
16.07.2017	74	71,67	2,33	Alım	1,59%	0,0159	361,8	150,4

Tablo 13 devamı

Tarih	*hisse	MA(3)	t-MA(3)	İşlem	BİST 100 Getiri	Kar/Zarar	Google Trend	BİST 100
23.07.2017	80	75,00	5,00	Alım	0,80%	0,008	364,7	151,6
30.07.2017	82	78,67	3,33	Alım	0,79%	0,0079	367,5	152,8
06.08.2017	84	82,00	2,00	Alım	-1,46%	-0,0146	362,2	150,6
13.08.2017	85	83,67	1,33	Alım	0,22%	0,0022	363,0	150,9
20.08.2017	79	82,67	-3,67	Satım	2,38%	-0,0238	354,3	154,5
27.08.2017	52	72,00	-20,00	Satım	0,23%	-0,0023	353,5	154,9
03.09.2017	64	65,00	-1,00	Satım	-1,42%	0,0142	358,5	152,7
10.09.2017	77	64,33	12,67	Alım	-0,65%	-0,0065	356,2	151,7
17.09.2017	69	70,00	-1,00	Satım	-3,36%	0,0336	368,2	146,6
24.09.2017	67	71,00	-4,00	Satım	-1,17%	0,0117	372,5	144,9
01.10.2017	68	68,00	0,00	Satım	1,20%	-0,012	368,0	146,6
08.10.2017	72	69,00	3,00	Alım	2,01%	0,0201	375,4	149,5
15.10.2017	76	72,00	4,00	Alım	2,13%	0,0213	383,4	152,7
22.10.2017	84	77,33	6,67	Alım	-0,56%	-0,0056	381,2	151,9
29.10.2017	100	86,67	13,33	Alım	3,16%	0,0316	393,3	156,7
05.11.2017	94	92,67	1,33	Alım	-0,94%	-0,0094	389,6	155,2

* “hisse” kelimesine ait Google Trends’ten elde edilen sorgulama sıklık veri değeridir.

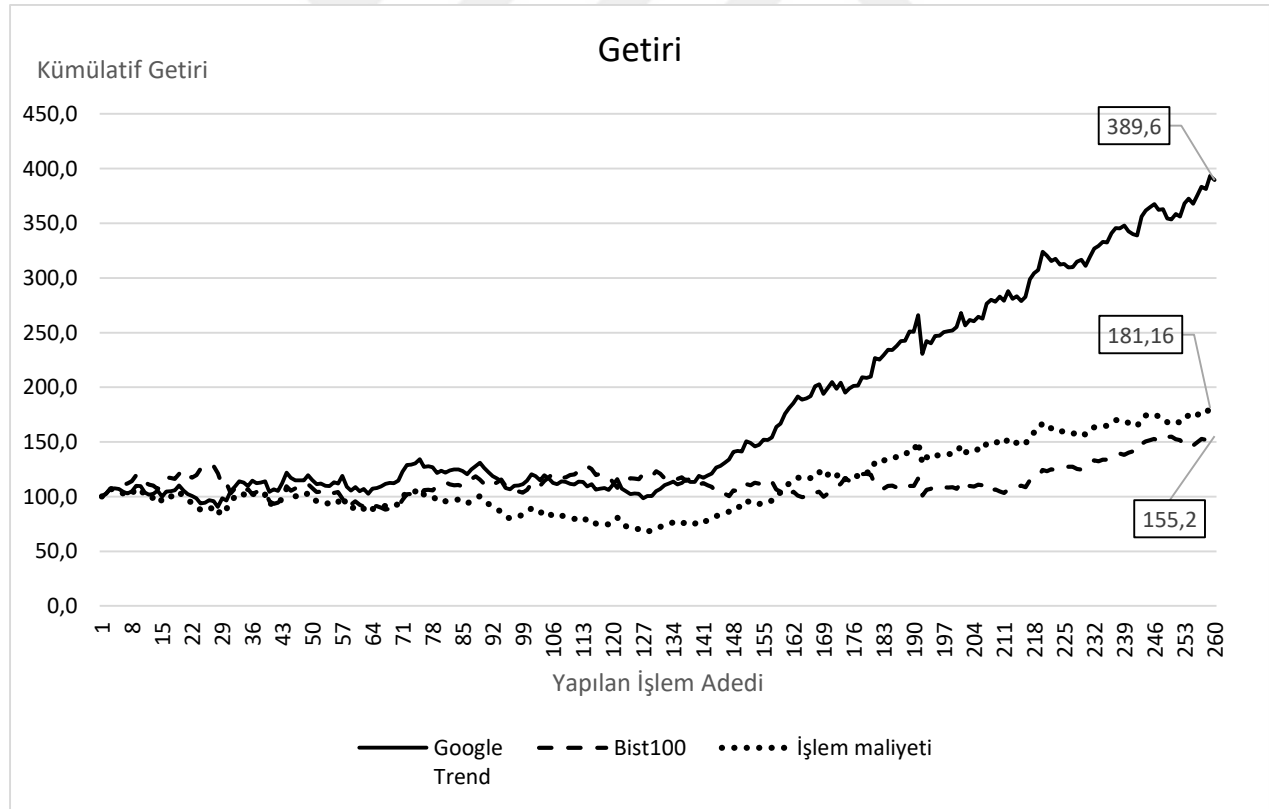
Yukarıda algoritması ve değerleri verilen işlemler incelendikten sonra ortaya çarpıcı sonuçlar çıkmaktadır. Çalışmada, 259 haftalık zaman diliminde 258 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Bir işlemin sonucu sıfır çıktığından dolayı o hafta işlem yapılmamıştır. Yapılan işlemlerden 123 tanesi “Alım” işlemi, 135 tanesi “Satım” işlemidir. Tablo 14 yapılan işlemlere ait özet istatistik bilgileri vermektedir.

Tablo 14, algoritmaya göre yapılan 258 adet işlemin istatistiklerini göstermektedir. Tabloya göre eğer algoritma “Alım” emri vermiş ve o hafta borsa pozitif kapanış gerçekleştirmiş ise işlem doğru, borsa negatif kapanış gerçekleştirmiş ise işlem yanlış karar olarak belirtilmiştir. Satım işlemleri içinde tersi durum geçerlidir. Yani algoritma “Satım” emri vermiş ve o hafta borsa negatif kapanış gerçekleştirmiş ise işlem doğru, borsa pozitif kapanış gerçekleştirmiş ise işlem yanlış karar olarak belirtilir. Tablo 12’ye göre “Alım” işlemlerinden 79 tanesinde doğru karar verilmiştir buna karşılık 44 tanesi yanlış karardır. Aynı şekilde yapılan “Satım” işlemlerinden 74 tanesi doğru karar olarak verilmiştir 61 tanesi yanlış karardır. Toplamda yapılan 258 adet işlemden 123’ü “Alım”, 135’i “Satım” olarak gerçekleşmiştir. “Alım” işlemlerinde verilen kararların %64,22’si doğru olurken, “Satım” işlemlerinin %54,81’i doğru olmuştur. “Alım” işlemlerine ait doğru karar oranı daha yüksek çıkmaktadır. Toplamda 153 adet doğru karar 105 adet yanlış karar verilmiştir. Yani genel çerçevede %59,30’luk bir doğru karar oranı bulunmaktadır.

Tablo 14: Özet istatistik tablosu

İşlem/Karar	Doğru	Yanlış	Toplam	Tahmin Başarı Oranı (%)
Alım	79	44	123	64,22
Satım	74	61	135	54,81
Toplam	153	105	258	59,30

Şekil 18’de Tablo 11’de verileri gösterilen işlem listesinden elde edilen getirilerin kümülatif toplam grafiği yer almaktadır. Grafikten görüleceği üzere işlem maliyetleri hesaba katılmazsa belirli bir zaman dilimine kadar beraber hareket eden işlemler bir noktadan sonra hızlı bir ayrışma göstermiştir ve kullandığımız algoritma ile yapılan işlemler sonucunda dönem sonunda %389,6’lık bir getiri elde ederken, aynı dönem içinde BİST 100 yalnızca %155,2’lık bir getiri elde etmiştir. Fakat 259 adet işlem için alım ve satım komisyonu getiri hesabına dahil edildiği zaman kullanılan algoritma %181,16’lık bir getiri elde etmektedir.



Şekil 18: Hisse kelimesine ait performans grafiği

Burada işlem komisyonu alım ve satımdan binde 1,8 olarak hesaplanmıştır. Bireysel yatırımcıların hisse senedi alım ve satımından elde ettikleri kazançtan stopaj kesilmemektedir. Bu yüzden vergiye tabi değildir.

7. SONUÇ

Fama 1970'te yayınladığı Etkin Piyasa Hipotezinde, zayıf formda piyasalarda mevcut varlık fiyatının geçmiştekamuya açıklanmış tüm bilgiyi yansıttığını ve bu nedenden dolayı geçmiş fiyatlara bakarak veya kamuya açık verilerle fiyat tahmini yapmanın mümkün olmadığını belirtmiştir. Bununla birlikte piyasalarda varlık fiyatlarını tahmin etmenin yöntemlerine yönelik araştırmalar her geçen gün artmaktadır. Yaşadığımız bilgi çağında piyasada oluşan herhangi bir bilginin fiyatlara yansıma hızının yüksek olduğu görülmektedir. Ancak yapılan çalışmaların sonuçlarına göre, bilgi her ne kadar fiyata çok hızlı yansıyor olsa da, geçmiş verilere dayanan analizlerden elde edilen kârın önüne geçebilecek kadar hızlı olmadığı görülmektedir.

Etkin piyasa hipotezi kamuya açık bilgilere dayanan bir hisse senedi alım satım stratejisinin fazladan getiri sağlamayacağını söylemektedir. Ancak bu çalışma sonucunda ortaya çıkan bulgular arama motoru verileri kullanılarak piyasadan fazla bir getiri elde etmenin mümkün olduğunu göstermektedir. Bu durum yarı güçlü formda piyasa etkinliğine aykırı görünmektedir.

Yapılan çalışmalar internet verilerini kullanarak tahmin yapmanın bazı avantajlı yönlerinin olduğunu göstermektedir. İnternet verilerini takip edip, kayıt altına alma teknolojiler olarak geliştikçe ve bu faaliyeti gerçekleştiren şirket sayıları arttıkça daha gelişmiş analizler ortaya konulmuş ve tahmin yetenekleri artma eğilimi göstermiştir. Oluşan bu durum sonucunda birçok araştırmacı internet verilerini kullanarak borsaya yönelik açıklayıcı ilişkiler üzerine çalışma yapmıştır. Araştırmaların model ve sonuçları, finans alanına özel mesajlaşma platformları, internet arama verileri, gazete ve dergiler, özel şirketlere ait kamu mesajlaşma platformları gibi kullanılan internet veri kaynağına göre değişiklik göstermektedir.

Literatür incelendiğinde Google Trends'in farklı ekonomik göstergelerin tahmini için kullanıldığı görülmektedir. Bunlar; turizm rakamları, ev satışları, araç satışları, ekonomik göstergeler, döviz kurları, borsa getirileri gibi. İnternet kullanım oranlarının her geçen gün artması internet verilerinin daha etkin bir tahmin sunmasını sağlamaktadır.

Bu çalışmada, ilk olarak Google Trends'in BIST 100 Endeksi getiri ve işlem hacmi arasındaki ilişki geleneksel Granger nedensellik analizi ile araştırılmış ve VAR modeller oluşturulmuştur. Yapılan testlerde Borsa İstanbul işlem hacmi ile Google Trends hacim verisi arasında çift yönlü ilişki bulunmuştur. Borsa İstanbul 100 Endeks getirisi ile Google Trends hacim verisi ve Borsa İstanbul 100 Endeksi işlem hacmi arasında herhangi bir ilişki bulunmamıştır.

Daha sonra Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013) tarafından geliştirilen hisse senedi yatırım stratejisi uygulaması bu çalışmada kullanılmıştır. Bu yatırım stratejisi kullanılırken bazı anahtar kelimeler seçmek gerekiyordu. Yapılan analiz sonucunda yatırımcı ilgisini en iyi temsil eden kelime “hisse” olarak belirlenmiş ve uygulamada kullanılan anahtar kelime olarak seçilmiştir. 2012-2017 aylık verileri kullanılarak yapılan işlemler sonucunda oluşturulan strateji ile dönem sonunda %389,6’lık bir getiri elde ederken, aynı dönem içinde BİST 100 Endeksi yalnızca %155,2’lik bir getiri elde etmiştir.

Bu çalışmada BİST 100 Endeksi üzerine uygulama yapılmıştır. Gelecek çalışmalarda Google Trends verileri kullanılarak anlık olarak döviz kuru tahminleri yapılabilir, ekonomik göstergeleri gerçek rakamlara çok yakın bir şekilde tahminlerde bulunulabilir. Çalışmada kullanılan veriler haftalık verilerdir ve uzun zaman aralığı veri seti olarak kullanılmıştır. Bu kapsam daraltılıp günlük veriler kullanılarak anlık tahminlerde bulunulabilir.

Sonuç olarak Türkiye’de ve dünyada internet kullanım sıklığının büyük bir hızla artması ve internet teknolojilerinin hızlı bir şekilde gelişmesi sonucunda finansal alanda internette elde edilen verilerle geleceğe yönelik tahminlerden de öte şimdiyi tahmin edebilmek mümkün olabilecek gibi görünmektedir.

KAYNAKLAR

- [1]. Ahluwalia, S. (2018). Effect of online searches on stock returns. *Accounting and Finance Research*, 7, 70-81.
- [2]. Aktürk E. (2003). *İktisadi zaman serileri arasındaki nedensel ilişkinin araştırılmasında granger nedensellik testi ve bir uygulama*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi. Anadolu Üniversitesi. Eskişehir.
- [3]. Allais, M. (1953). L'extension des théories de l'équilibre économique général et du rendement social au cas du risque. *Journal of the Econometric Society*, 269-290.
- [4]. Aliyev, F. (2016). *Etkin piyasa hipotezinin doğrusal olmayan yöntemlerle test edilmesi: Borsa İstanbul üzerine uygulama*, Yayınlanmamış doktora tezi. İstanbul Üniversitesi, İstanbul.
- [5]. Antweiler, W., & Frank, M. Z. (2004). Is all that talk just noise? the information content of internet stock message boards. *The Journal of Finance*, 59, 1259-1294.
- [6]. Askitas, N., & Zimmermann, K. F. (2009). Google econometrics and unemployment forecasting. *Applied Economics Quarterly*, 55, 107-120.
- [7]. Barberis, N., & Thaler, R. (2002). A survey of behavioral finance. *Handbook of the Economics of Finance*, 1, 1053-1128.
- [8]. Bardak, B., & Tan, M. (2016). Prediction of influenza outbreaks by integrating Wikipedia article access logs and Google flu trend data. In Bioinformatics and Bioengineering. IEEE 15th International Conference, 1-6.
- [9]. Bilgiç, M. E. (2017). Google Trends search volume index in estimation of İstanbul Stock Market Index (BIST). Yayınlanmamış doktora tezi, İstanbul Bilgi Üniversitesi. İstanbul.
- [10]. Bijl, L., Kringhaug, G., Molnár, P., & Sandvik, E. (2016). Google searches and stock returns. *International Review of Financial Analysis*, 45, 150-156.
- [11]. Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of computational science*, 2, 1-8.
- [12]. Bondt, W. F., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact?, *The Journal of Finance*, 40, 793-805.
- [13]. Chadwick, M. G., & Şengül, G. (2015). Nowcasting the unemployment rate in Turkey: let's ask Google. *Central Bank Review*, 15, 1-23.
- [14]. Choi, H., & Varian, H. (2012). Predicting the present with Google Trends. *Economic Record*, 88, 2-9.
- [15]. Cooper, C. P., Saraiya, M., Mclean, T. A., Hannan, J., Liesmann, J. M., Rose, S. W., & Lawson, H. W. (2005). Report from the CDC. Pap test intervals used by physicians serving low-income women through the National Breast and Cervical Cancer Early Detection Program. *Journal of Women's Health*, 14, 670-678.
- [16]. Çevik, E. İ., & Erdoğan, S. (2009). Bankacılık sektörü hisse senedi piyasasının etkinliği: Yapısal kırılma ve güçlü hafıza. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 10, 26-40.
- [17]. De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1995). Financial decision-making in markets and firms: A behavioral perspective. *Handbooks in operations research and management science*, 385-410.

- [18]. 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, 427-431.
- [19]. Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the Econometric Society*, 1057-1072.
- [20]. Döm, S. (2003). Yatırımcı Psikolojisi, İstanbul, Değişim Yayınları.
- [21]. Durmuşkaya, S. (2011). Türev Piyasaların Etkinliğinin Testi: İmkb 30-100 ve Döviz Piyasası, Yayınlanmamış doktora tezi, Sakarya Üniversitesi. Sakarya.
- [22]. Ellsberg, D. (1961). Risk, ambiguity, and the Savage axioms. *The quarterly journal of economics*, 643-669.
- [23]. Engelberg, J., & Gao, P. (2011). In search of attention. *The Journal of Finance*, 66, 1461-1499.
- [24]. Ettredge, M., Gerdes, J., & Karuga, G. (2005). Using web-based search data to predict macroeconomic statistics. *Communications of the ACM*, 48, 87-92.
- [25]. Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, 25, 383-417.
- [26]. Ginsberg, J., Mohebbi, M. H., Patel, R. S., Brammer, L., Smolinski, M. S., & Brilliant, L. (2009). Detecting influenza epidemics using search engine query data. *Nature*, 457, 1012.
- [27]. Gökçe, A. (2002). İMKB'de Fiyat-Hacim İlişkisi: Granger Nedensellik Testi. *İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4, 1-6.
- [28]. Granger, C. W., & Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of econometrics*, 2, 111-120.
- [29]. Gu, B., Konana, P., Liu, A., Rajagopalan, B., & Ghosh, J. (2006). Identifying information in stock message boards and its implications for stock market efficiency. In Workshop on Information Systems and Economics. Los Angeles, CA.
- [30]. Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (1999). *Essentials of econometrics*. Singapore: Irwin/McGraw-Hill.
- [31]. Guzman, G. (2011). Internet search behavior as an economic forecasting tool: The case of inflation expectations. *Journal of economic and social measurement*, 36, 119-167.
- [32]. Jain, V. (2012). An insight into behavioral finance models, efficient market hypothesis and its anomalies. *Researchers World*, 3, 16.
- [33]. Johnson, H. A., Wagner, M. M., Hogan, W. R., Chapman, W. W., Olszewski, R. T., Dowling, J. N., & Barnas, G. (2004). Analysis of seb access logs for surveillance of influenza. In Medinfo, 1202-1206.
- [34]. Joseph, K., Wintoki, M. B., & Zhang, Z. (2011). Forecasting abnormal stock returns and trading volume using investor sentiment: Evidence from online search. *International Journal of Forecasting*, 27, 1116-1127.
- [35]. Kahneman, D. (1973). Attention and effort (Vol. 1063). Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- [36]. Kahneman, D., & Smith, V. (2002). Foundations of behavioral and experimental economics. Nobel Prize in Economics Documents, 1, 7.

- [37]. Kahneman, D. & Tversky, A. (1974), "Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases", *Science*, 185, 1124-1130.
- [38]. Kahneman, D. & Tversky, A. (1979), "Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk", *Econometrica* 47, 263-291.
- [39]. Karamustafa, O., & Küçükkale, Y. (2002). Türkiye'de Kriz Döneminde Kur-Faiz-Borsa İlişkilerinin Dinamik Analizi. *Banka, Mali ve Ekonomik Yorumlar Dergisi*, 11, 47-56.
- [40]. Kapusuzoglu, A. (2013). Testing weak form market efficiency on the Istanbul Stock Exchange (ISE). *International Journal of Business Management and Economic Research*, 4, 700-705.
- [41]. Kaya, M. İ. Y. (2010). *Finansal Haber Makaleleri Kullanılarak Hisse senetleri Fiyat Değişimlerinin Tahmin Edilmesi*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi. İstanbul.
- [42]. Kazancoglu Y. (2004). *Efficient market theory and how investors act in the real world*. Yayınlanmamış yüksek lisans tezi. İzmir Ekonomi Üniversitesi. İzmir.
- [43]. Korkmaz, T., Çevik, E. İ., & Çevik, N. K. (2017). Yatırımcı ilgisi ile pay piyasası arasındaki ilişki: BİST-100 endeksi üzerine bir uygulama. *Business & Economics Research Journal*, 82.
- [44]. Kuznets, S., & Jenks, E. (1953). Shares of upper income groups in savings.
- [45]. Lerkki, A. (2015). Is forecasting non-professional investors trading behavior possible with Google Trends?, Trading volumes based on Google's Search Volume Index as a proxy for investor attention.
- [46]. Li, X., Shang, W., Wang, S., & Ma, J. (2015). A MIDAS modelling framework for Chinese inflation index forecast incorporating Google search data. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(2), 112-125.
- [47]. Loughlin, C., & Harnisch, E. (2014). The viability of StockTwits and Google Trends to predict the stock market. Retrieved from stocktwits: http://stocktwits.com/research/Viability-of-StockTwits-and-Google-Trends-Loughlin_Harnisch.pdf.
- [48]. MacKinnon, J. G. (1996). Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. *Journal of applied econometrics*, 601-618.
- [49]. Malkiel, B. G. (1973). *A random walk down Wall Street*. New York, Norton.
- [50]. Marchand, M. (2012). Behavioral biases in financial decision making. Bachelor Thesis. Tilburg University.
- [51]. Mermer İ. (2014). Tüketici güven endeksi ve hisse senedi getirileri ilişkisi: Bist üzerine bir uygulama. Yüksek Lisans Tezi. Ankara Üniversitesi. Ankara.
- [52]. Nofsinger J. R.(2001), *Investment Madness: How Psychology Affects Your Investing...And What To Do About It*. Financial Times Prentice Hall.
- [53]. Odean, T. (1999). Do investors trade too much?, *American economic review*, 89, 1279-1298.
- [54]. Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013). Quantifying trading behavior in financial markets using Google Trends. *Scientific reports*, 3.

- [55]. Preis, T., Reith, D., & Stanley, H. E. (2010). Complex dynamics of our economic life on different scales: insights from search engine query data. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 368(1933), 5707-5719.
- [56]. Ramos, H. P., Ribeiro, K. M., & Perlin, M. S. (2017). The Forecasting Power of Internet Search Queries in the Brazilian Financial Market. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 18, 184-210.
- [57]. Rao, T., & Srivastava, S. (2014). Twitter sentiment analysis: How to hedge your bets in the stock markets. In *State of the Art Applications of Social Network Analysis*, 227-247.
- [58]. Ruiz, E. J., Hristidis, V., Castillo, C., Gionis, A., & Jaimes, A. (2012). Correlating financial time series with micro-blogging activity. In *Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining*, 513-522.
- [59]. Rýgr, P. (2015). Applicability of online sentiment analysis for stock market prediction.
- [60]. Seabold, S., & Coppola, A. (2015). Nowcasting prices using Google trends: an application to Central America.
- [61]. Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Journal of the Econometric Society*, 1-48.
- [62]. Shiller, R. C. (2000). Irrational exuberance. *Philosophy & Public Policy Quarterly*, 18-23.
- [63]. Schmeling, M. (2009) Investor sentiment and stock returns: Some international evidence. *Journal of empirical finance*, Vol. 16 (3), 39 –408.
- [64]. Shleifer, A. (2000). Inefficient markets: An introduction to behavioural finance.
- [65]. Stigler, G. J. (1949). A theory of delivered price systems. *The American Economic Review*, 39, 1144-1159.
- [66]. 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.
- [67]. Tezeller, R. Y. (2005). Türkiye Sermaye Piyasalarında Pazar Etkinliği, İstanbul Üniversitesi: Doktora Tezi 2005: İstanbul.
- [68]. Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.
- [69]. Tufan, C., & Sarıççek, R. (2013). Davranışsal finans modelleri, etkin piyasa hipotezi ve anomalilerine ilişkin bir değerlendirme. *Trakya University Journal of Social Science*, 15(2).
- [70]. Vincent, A., & Armstrong, M. (2010). Predicting break-points in trading strategies with Twitter.
- [71]. Vozlyublennaya, N. (2014). Investor attention, index performance, and return predictability. *Journal of Banking & Finance*, 41, 17-35.
- [72]. Yetiz, F. (2008). *Finansal Sistemin Yapısı, Finansal Derinleşme ve Ekonomik Büyüme İlişkisi, Türk Finans Sistemi*. Yayımlanmamış yüksek lisans tezi. Çukurova Üniversitesi. Adana.
- [73]. Zeren, F., Kara, H., & Arı, A. (2013). Piyasa etkinliği hipotezi: İMKB için ampirik bir analiz. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (36).
- [74]. Wuoristo, L. (2012). Can you google the future? A study on the predictive power of Google Trends on company shares in the UK.

[75]. Wu, L., & Brynjolfsson, E. (2015). The future of prediction: How Google searches foreshadow housing prices and sales. *University of Chicago Press*, 89-118.



ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı :Ertan Erten
Doğum Tarihi :07.11.1988
E-mail :ertenerten@gmail.com
Öğrenim Durumu :

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Yıl
Lisans	İstatistik	Çukurova Üniversitesi	2008-2012
Yüksek Lisans	İşletme	Mersin Üniversitesi	2013-