

Sosyal Medya Platformlarının Hisse Senedi Piyasalarına Etkisi: BIST30 Örneği

The Effect of Socila Media Platforms on Stock Markets: A Sample of BIST30

Muhammet Özcan¹

Öz

Sosyal medya platformları insanların kendilerini ifade ettikleri ve sadece toplumun bir kesiminin görüşlerinin yer aldığı medya araçlarına oranla büyük kitlelerin de kendi görüşlerini iletebildikleri mecralar haline gelmiştir. Bu etkileri sebebiyle son zamanlarda bahse konu platformlarda yer alan görüşlerin farklı alanlara etkisinin olup olmadığı araştırmacıların ilgisini çekmektedir. Bu çalışmada da sosyal medya platformlarından Twitter ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi ortaya konulmaya çalışılmıştır. Çalışmada BIST30'da yer alan 30 işletmeye ait negatif ve pozitif tweetler 02.01.2014-31.01.2020 arası günlük veri olarak kullanılmıştır. Çalışmada sırasıyla Pesaran yatay kesit bağımlılık testi, Panicca birim kök testi ve DOLSMG tahmincisi ile elde edilen model tahmin edilmiştir. Panelin geneli için tüm katsayılar anlamlıdır. Negatif değişkeninin katsayısı negatif işaretlidir. Şirketler hakkında atılan olumsuz tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumsuz etkilemektedir. Pozitif değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. Şirketler hakkında atılan olumlu tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Olumsuz tweetlerin etkisi daha fazladır. Hacim değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. Şirket işlem hacminin büyüklüğü hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Elde edilen bulgular hisse senedi getirilerinin sosyal medya paylaşımlarına karşı duyarlı olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Twitter, BIST 30, Panel Veri

Abstract

Social media platforms have become channels where people can express themselves. Large masses can convey their opinions compared to the media where only a part of the society has views. Due to these effects, it is of interest to researchers whether the views on the aforementioned platforms have had an impact on many areas. In this study, we try to reveal the relationship between Twitter, one of the social media platforms, and stock prices. In the study, negative and positive tweets of 30 businesses in BIST 30 were used as daily data between 02.01.2014-31.01.2020. In the study, the model obtained by Pesaran cross section dependency test, Panicca unit root test and DOLSMG estimator was estimated. All the coefficients are significant for the entire panel. The coefficient of the negative variable has a negative sign. In other words, unfavorable tweets about companies affect the company's stock returns negatively. The coefficient of the positive variable has a positive sign. In other words, positive tweets about companies positively affect the company's stock returns. Unfavorable tweets have more impact. The coefficient of the volume variable has a positive sign. In other words, the size of the company's transaction volume has a positive effect on stock returns. Findings show that stock returns are sensitive to social media posts.

Keywords: Twitter, BIST 30, Panel Data

Araştırma Makalesi [Research Paper]

JEL: D53, G41, C58

Submitted: 04 / 01 / 2020

Accepted: 04 / 02 / 2021

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Atatürk Üniversitesi, İİBF, muhammetozcan@atauni.edu.tr, Orcid: 0000-0001-8688-2961.

Giriş

Günümüzde sosyal medya platformlarının insanlar tarafından bu kadar kısa sürede benimsenmesinin altında insanların haberdar oldukları dedikoduları, haberleri ve söylentileri diğer insanlarla paylaşmak konusunda duydukları güçlü istek yatmaktadır. Sosyal medyanın ortaya çıkışından önce, bu tür kişisel görüşleri yayma olasılığı, gazeteciler, politikacılar veya kanaat önderleriyle sınırlıydı. Sosyal medya platformlarının ortaya çıkışı ve yaygınlaşması ile birlikte bireyler duygularını toplumla paylaşabilecek konuma gelmiş oldular. Bunun sonucunda bir konu ile ilgili olan kişilerin o konuda normal bireylerden oluşan toplulukların düşüncelerini ve bilgilerini okuma, görme şansı ortaya çıkmıştır. Hisse senedi piyasalarına yatırım yapacak olan yatırımcılar, doğru yatırımları yapmak için yatırım yapacakları piyasa ve şirket hakkında erişebildikleri tüm bilgilere erişerek hisse senedi oynaklığı ve fiyatlarını önceden tahmin etmeye çalışmaktadır. Finansal olarak, hisse senedi fiyatları, şirketin gelecekte elde edeceği beklenen büyümeyi ve nakit akışına göre şekillenmelidir. Ancak, gerçekte zaman zaman farklı sebeplerle hisse senedi öngörülerinde yanılma durumları oluşabilmektedir. Bu noktada yatırımcılar sosyal medya araçları vasıtasıyla diğer yatırımcıların bilgi ve görüşlerine erişmek suretiyle yatırımlarını şekillendirebilmektedir.

Karar verme süreçlerinde insan davranışı psikolojik, davranışsal ve bilişsel yönlerin etkisini ayırt etmek esası üzerine oluşturulmuş ve geniş bir araştırma dizisinin konusu olmuştur. Bu bakış açısı içinde, davranışsal ekonomi olarak özetlenen teorik bir bilimsel çerçeve meydana çıkmıştır. Davranışsal ekonomiyi kısaca ifade etmek gerekirse, psikolojik yönleri ekonomik ve finansal karar alma süreçlerine dahil etmek, aynı zamanda bireyler tarafından kanıtlanmış öznelliği de dahil edecek tahmin modellerini birleştirmeyi amaçlayan bir süreçtir (Costa, Carvalho ve Moreira, 2019: 1). Davranışsal araştırma, bireylerin nasıl karar verdiklerini diğer bireyleri, kuruluşları, pazarları ve toplumu nasıl etkilediklerini incelemeye çalışır. Bu geniş yelpazede, davranışsal araştırma, farklı insanlar için bir dizi farklı anlam ifade edebilir (Birnberg ve Ganguly, 2012: 1). Finansal işlemlerde duyguların önemi yadsınamaz. Borsa yatırımcılarının da duyguları ile hareket ettiklerini göz önünde bulundurduğumuzda borsada fiyat tahmini zor bir konudur. Yıllar içinde hisse senedi piyasalarına ilişkin çeşitli teoriler kavramsallaştırılmıştır. Fama (1970) tarafından ortaya atılan ve en çok tartışılan teori, zamanın herhangi bir noktasında bir hisse senedinin piyasa fiyatının o hisse senedi hakkındaki tüm bilgileri içerdiğini belirten Etkin Piyasa Hipotezidir (EPH). Başka bir deyişle, hisse senedi bir şey değişene kadar doğru bir şekilde değerlendirilir (Shah, Isah ve Zulkernine, 2019: 2).

Hisse senedi piyasalarında gelecek için bir öngöründe bulunmak zordur, ancak bu zorluk tahmin uygulamasını engellemiştir. Gelecekteki teknolojik değişimlerin tahminleri ve bunların sosyoekonomik ve finansal görünüm üzerindeki etkileri, her zaman ilgi çeken araştırma alanlarıdır. Aynı şekilde, teknolojinin dinamikleri, finansal varlık fiyatları ve getirileri üzerindeki etkilerini tahmin etmek her zaman araştırmacıların ilgisini çekmiştir (Nasir ve diğ., 2019: 1). Hisse senedi piyasası, hisse senedi fiyatının "hisse" veya "hisse senedi fiyatı" olarak adlandırıldığı, halka açık şirketlerin hisse senetleri ve diğer mali enstrümanlarının işlem gördüğü bir piyasadır. Gerçekte, bir firmanın hisse senedi fiyatı seviyesi, büyük ölçüde "pastasını nasıl kestiğini" yansıtır. Hisse senedi piyasalarındaki yatırımlar genellikle tahminler ışığında yapılmaktadır. Hisse senedi piyasası tahmini için üç ana yaklaşım; temel analiz, teknik analiz (grafik) ve teknolojik (Makine öğrenimi, algoritmik trade) yöntemlerdir. Diğer taraftan, bazı bilim insanları bu üç yaklaşımı teknik analiz ve temel analiz olarak iki grupta sınıflandırır (Nti, Adekoya ve Weyori, 2020: 3008). Teknik analiz Charles Dow'un Wall Street Journal'da 1900-1902 yılları arası yazmış olduğu makalelerden derlenerek William Peter Hamilton tarafından oluşturulan Dow teorine dayanmaktadır. Bilgisayar teknolojilerinde yaşanan değişimle birlikte kullanımı artış göstermiştir. Teknik analizde şirkete ait büyüklük, endüstrinin durumu, genel ekonomik konjonktür ve insan davranışları değil sadece geçmiş fiyat ve işlem miktarları veri olarak kabul edilmektedir (Karan, 2011: 523). Teknik analiz bir finansal varlığa ait geçmiş verilerin incelenerek geleceğe dönük tahmin yapılmasıdır. Teknik analizin kullandığı verilere hisse senedi açılış kapanış fiyatları, gün içi oluşan en yüksek ve en düşük değer, işlem hacmi ve miktarı verileri örnek verilebilir. Teknik analiz geçmişte oluşan fiyat hareketlerinin gelecekte de oluşacağı varsayımı ile hareket ettiğinden hisse senedi fiyatlarında geleceğin geçmişte oluşan hareketlere göre belirlenebileceğini düşünmektedir (Orçun, 2010: 30). Teknik analizin temel varsayımlarını; fiyatlar arz ve talebi etkileyebilecek etmenlerin tamamını içerir, fiyatlar belirli bir trend de hareket etmektedir ve tarih tekrar eder olarak ifade edebiliriz (Erdoğan, 2004: 178-181). Fiyat değişikliklerinin, zamanın, miktarın incelenmesi ve grafikte ele alınacak zaman yapılan araştırmanın türüne göre tespit edilmektedir (Foan, 2006: 69). Temel analiz, esas olarak aşağıdaki gibi tanımlanan üç temel konuya dayanmaktadır (Yong Hu ve diğ., 2015: 545):

- i. Makroekonomik analiz, makroekonomik ortamın bir şirketin gelecekteki karı üzerindeki etkisini analiz eder.
- ii. Bir sektördeki üst düzey kuruluşların faturalarını (veya gelirlerini) analiz etmek gibi sektör durumuna ve geleceğe dayalı olarak şirketin değerini tahmin eden endüstri analizi.
- iii. Çoğunlukla şirketin finansal raporlarını inceleyerek bir şirketin mevcut faaliyet durumunu iç değerini değerlendirmek için analiz eden şirket analizi.

İnsanların karar verme süreci, başkalarının değerlendirme veya yargılarından büyük ölçüde etkilenir. Herhangi bir hamle yapmadan önce, müşteriler satın almak istedikleri ürün hakkında mümkün olduğunca çok bilgi toplama eğilimindedir. Yatırımcılar, paralarını hisselerle yatırmadan önce, belirli bir şirketin borsa hareketini müşterileri arasındaki popülerliğine göre analiz etmeye ve tahmin etmeye çalışırlar. Sosyal medyanın gelişmesiyle birlikte, değerlendirme için veri toplamak daha kolay ve daha az zaman alıcı hale geldi. Twitter, Facebook, LinkedIn gibi farklı platformlar, incelemeler, beğeniler, yorumlar vb. açısından yararlı veri kaynağı görevi görür (Bakshi ve diğ., 2016: 452).

İnternet, ekonomik, sosyal, politik, kültürel ilişkilerde birçok değişimi sağlamıştır. Bu değişiklikler halen devam etmekte ve internetin kendi kapsamını ve erişimini yeniden tanımlamasıyla birlikte gerçekleşmeye devam etmektedir (Miranda ve Sassi, 2014: 17). Pek çok insan, hisse senetleri ve borsalarla ilgili form sitelerinde ciddi zaman ve çaba harcamakta, haberlerde forum sitelerinin finansal piyasalar üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Zaman zaman SPK forum mesajları nedeniyle kişilere cezalar vermektedir.² İnternet mesajlarına gösterilen bu ilgi akademik çalışmalarında bu alana önem vermesine sebep olmuştur. Burada iki soru öne çıkmakta; Gönderilen mesajların sayısı veya bu mesajların borsada fiyatların yükselmesine etkisi var mı? Mesaj gönderme seviyesi veya mesajların yükselişi dalgalanmayı tahmin etmeye yardımcı olur mu? (Antweiler ve Frank, 2004: 1259)

Sosyal ağ hizmeti Twitter (www.twitter.com) son zamanlarda yatırımcıların dikkatini çekmektedir. Hatta bazı yorumcular bu platformdaki sohbetleri "ürün tezgahlarında bağırarak tüccarların modern versiyonu" olarak tanımlamaktadır (Sprenger ve diğ., 2014: 926). Twitter, 2006'da piyasaya sürülen popüler bir çevrimiçi sosyal ağ ve mikro blog aracıdır. Dikkat çekici basitlik, ayırt edici özelliğidir. Topluluğu, tweet olarak bilinen metin tabanlı gönderiler yayınlamak için kurur. Tweet boyutu 140 karakterle sınırlıdır. Hashtag, yani bir "#" sembolü ile başlayan kelimeler veya ifadeler, tweetleri konuya göre gruplayabilir. Örneğin, "#BIST30" bir hashtag örneğidir. Sembol "@" ve ardından bir tweet'te bir kullanıcı adı, tweet'in o kullanıcıya doğrudan gönderilmesini sağlar. Çoğu çevrimiçi sosyal ağ sitesinin (ör. Facebook ve MySpace) aksine, Twitter'ın kullanıcı ilişkisi iki uçtan oluşur: arkadaş ve takipçi. A kullanıcısının arkadaş olarak B'yi eklemesi durumunda, A, B'nin takipçisidir, B'nin ise A'nın arkadaşı olduğu durumlarda, A, B'yi arkadaş olarak ekleyebilir, ancak zorunlu değildir. Kullanıcı tweet gönderdiğinde, bu tweetler hem yazarın ana sayfasında hem de takipçilerinin sayfalarında görüntülenir (Chu ve diğ., 2010: 21). Twitter, bilgi almak için kaynak olarak kullanılıyor. Twitter, akış şeklinde bir arayüz aracılığıyla ücretsiz bilgi sağlamaktadır. Örneğin seçimlerin tahmini, borsa ve film satışları, deprem gibi olayların bildirilmesi, doğal afetlerin analizi ve halk sağlığı bilgileri, seçimler ve durgunluk sırasındaki kamuoyu duyarlılığının tahmini yer alır. (V. D. Nguyen, Varghese ve Barker, 2013: 46).

Duygu analizi veya kanaat madenciliği, insanların varlıklara, bireylere, sorunlara, olaylara, konulara ve özelliklerine yönelik fikirlerinin, değerlendirmelerinin, tutumlarının ve duygularının sayısal olarak incelenmesidir. Örneğin, işletmeler her zaman ürünleri ve hizmetleri hakkında kamuoyunun veya tüketicilerin fikirlerinin olmasını ister. Potansiyel müşteriler ayrıca bir hizmeti kullanmadan veya bir ürün satın almadan önce mevcut kullanıcıların fikirlerini bilmek ister. Sosyal medyanın (yani incelemeler, forum tartışmaları, bloglar ve sosyal ağlar) hızlı büyümesiyle, bireyler ve kuruluşlar karar vermek için bu medyadaki kamuoyunun fikirlerini giderek daha fazla kullanıyor. Bununla birlikte, Web'deki siteleri bulmak, izlemek ve bu sitelerin içerdiği bilgileri damıtmak, farklı sitelerin çoğalmasından dolayı zorlu bir hal almıştır. (Liu ve Zhang, 2012: 415,416)

Hisse senedi fiyatı tahmini, ticari faaliyetin planlanmasında çok önemlidir. Bununla birlikte, doğru bir stok tahmin modeli oluşturmak hala ilgi çekici bir sorundur. Tarihsel fiyatlara ek olarak, borsa toplumun bulunduğu haleti ruhiyeden etkilenir. Belirli bir şirkete ilişkin genel ruh hali, o şirketin hisse senedi fiyatını etkileyen önemli değişkenlerden biri olabilir. Günümüzde, çevrimiçi sosyal ağların ortaya çıkışı, büyük miktarda ruh hali (mood data) verisini kullanılabilir hale getiriyor. Bu nedenle, sosyal medyadaki bilgileri geçmiş fiyatlarla birleştirmek, modellerin tahmin yeteneğini artırabilir (T. H. Nguyen, Shirai ve Velcin, 2015: 9603).

Son zamanlarda yapılan bazı araştırmalar, haberlerin öngörülemez olabileceğini, ancak çevrimiçi sosyal medyadan (bloglar, Twitter beslemeleri, vb.) çok erken göstergelerin çeşitli ekonomik ve ticari göstergelerdeki değişiklikleri tahmin etmek için faydalanılabileceğini göstermektedir. Bu muhtemelen borsa için de geçerli olabilir. Haberler kesinlikle borsa fiyatlarını etkilese de halkın ruh hali veya duyguları da eşit derecede önemli bir rol oynayabilir. Psikolojik araştırmalardan, bilgiye ek olarak duyguların da insanların karar vermesinde önemli bir rol oynadığını biliyoruz. Davranışsal finans, finansal kararların önemli ölçüde duygu ve ruh hali tarafından yönlendirildiğine dair daha fazla kanıt sağlamıştır. Bu nedenle, halkın ruh halinin ve hissiyatının borsa değerlerini haberler kadar etkileyebileceğini varsaymak mantıklıdır. (Bollen, Mao ve Zeng, 2011: 1) Mikroblog web siteleri, birçok çeşit bilgi kaynağı olmuş durumda. Bu, insanların çeşitli konulardaki görüşleri hakkında gerçek zamanlı mesajlar gönderdikleri, güncel konuları tartıştıkları, şikayet ettikleri ve günlük hayatta kullandıkları ürünler için olumlu duygular ifade ettikleri mikro blogların doğasından kaynaklanmaktadır. Günümüzde şirketlerin büyük

² "Ali Fuat Taşkesenlioğlu, Kurul'un, denetim faaliyetleri çerçevesinde, piyasa dolandırıcılığı (manipülasyon) ve bilgi suiistimali (içeriden öğrenenlerin ticareti) suçu kapsamında, 2020 yılı içerisinde 104 gerçek ya da tüzel kişi hakkında toplam 80 milyon 599 bin 990,68 TL tutarında idari para cezası tesis ettiğini belirterek, "Sosyal medya paylaşımları ve bu paylaşımlardan sonra gerçekleştirilen işlemlerin incelenmesi neticesinde de toplam 8 milyon 921 bin 384,79 TL tutarında idari para cezası uygulandı." dedi." (dunya.com, 2020)

çoğunluğu, ürünleri ve şirketleri hakkında tüketici ve yatırımcıların düşünceleri hakkında fikir edinmek için bu mikro blogları araştırmaya başladılar (Agarwal ve diğ., 2011: 30).

1. Literatür Araştırması

Bukovina (2016) yılında yaptığı "Sosyal medya büyük veri ve sermaye piyasaları – genel bakış" isimli çalışmada, sosyal medyada büyük verilerin sermaye piyasalarında kullanılması ile ilgili genel bilgiler verilmiştir. Sosyal medya veri uygulamalarının ekonomik mantığı, perakende yatırımcıları tanımlayan davranışsal finans alanında geliştirilen ekonomik teoriye, kararlarının oluşumuna ve ardından ticarete dayanmaktadır. Çalışmada, sosyal medya ve sermaye piyasaları arasındaki bağlantıyla ilgili akademik araştırmalara genel bir bakış sunmaktadır. Makale, sosyal medya verilerini teknik ve ekonomik açıdan tanıtmakta ve sosyal medya ile sermaye piyasaları arasındaki aktarım mekanizmasının teorik olarak yapılandırılmasını açıklamaya çalışmaktadır.

Mao, Counts, Bollen (2011) çalışmada, bir dizi çevrimiçi veri kümesini (Twitter beslemeleri, haber başlıkları ve Google arama sorgularının hacimleri) ve duyarlılık izleme yöntemlerini (Twitter Yatırımcı Duyarlılığı, Negatif Haber Duyarlılığı ve Tweet ve Google Arama finansal terim hacimleri) araştırmış ve Dow Jones Endüstriyel Ortalaması, işlem hacimleri ve piyasa oynaklığı (VIX) gibi piyasa endekslerinin finansal tahminlerinin yanı sıra altın fiyatlarını karşılaştırmışlardır. Ayrıca, geleneksel yatırımcı duyarlılık anketi verilerinin, yani Yatırımcı Zekası ve Günlük Duyarlılık Endeksi'nin tahmin gücünü, söz konusu çevrimiçi duyarlılık göstergeleriyle karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak yatırımcı istihbaratına ilişkin geleneksel anketlerin finansal piyasaların geride kalan göstergeleri olduğunu göstermektedir. Ancak, finansal arama sorgularındaki haftalık Google Insight Search hacimleri tahmin değerine sahip olduğu, Twitter Yatırımcı Duyarlılığının bir göstergesi ve önceki 1-2 gün içinde Twitter'da finansal şartların ortaya çıkma sıklığı da günlük piyasa günlüğü getirisinin istatistiksel olarak çok önemli belirleyicileri olarak bulunmuşlardır.

Yang, Mo, Liu (2015) yılında yaptıkları çalışmada Twitter'da kullanıcıların çıkarlarının finansal piyasa ile ilgili konularla uyumlu olduğu bir finans topluluğunun var olup olmadığını araştırmışlardır. Finans topluluğunu oluşturan ilgili Twitter kullanıcılarını belirlemek için bir metodoloji oluşturarak finans topluluğunun ağ özelliklerinin ampirik bulgularını vermişlerdir. Bu finansal topluluğun küçük bir dünya ağına benzer şekilde davrandığını ve bu gruptan gelen tweet mesajlarını kullanarak ağırlıklı bir duyarlılık ölçüsü oluşturduğunu ve bunun başlıca finansal piyasa endekslerinin getirileriyle önemli ölçüde ilişkili olduğunu iddia etmişlerdir. Çalışma, Dow Jones, S&P 500, NASDAQ ve Russel 3000 ETF gibi başlıca finansal piyasa endekslerini kapsamakta ve modelin önemli seviyelerinin tümü 0,05'ten (p-değeri) düşüktür. Bu makalenin önemli bir bulgusu, Twitter finans topluluğundaki kritik düğümlerden oluşturulan Twitter duyarlılığının, finansal piyasa hareketleri üzerinde önemli bir tahmin gücüne sahip olduğu ve pazarı tutarlı bir şekilde tahmin etmektedir.

Kumar ve Devi (2014) sosyal medyan finansal servis ilişkisini teorik olarak ele almışlardır. Finansal aracı kuruluşların sosyal medyaya ilişkin politika belirlemesi artık bir ihtiyaç haline geldiğini ve sosyal medyayı kucaklayan finansal kurumlar, çevrimiçi dünyada dolaşan müşteri şikayetlerini daha iyi anlayabilir ve itibar zararı oluşmadan önce yanıt verebildiğini iddia etmekte. Facebook, MySpace, LinkedIn, Twitter, vb. çevrimiçi ağızdan ağza iletişimin gücünü görmezden gelmenin, günümüzün birbirine bağlı dünyasında artık bir seçenek olmadığı ve müşterilerin şirket hakkında ne hissettiğini ne düşündüğünü ve ne söylediğini anlamak- gerçek zamanlı olarak- her zamankinden daha kritik. Sonuç olarak çalışmanın önerilerini; sosyal medya kullanıcılarının çoğu 35 yaşına yakın olduğundan, finans kurumları sosyal medya girişimlerini bu yaş grubunun özelliklerine ve gereksinimlerine uygun hale getirmelidir. Sosyal medya, müşteri / çalışan katılımı ve geri bildirim açısından önemli avantajlar sunar ve iç ve dış paydaşlarla ilişkileri güçlendirmek için kullanılabilir şekilde sıralamak mümkündür.

Sprenger ve diğ. (2014) çalışmalarında microblogging forumlarının (ör. Twitter), hisse senedi ile ilgili bilgi alışverişi için canlı bir çevrimiçi platform haline geldiğini iddia etmektedir. Çalışma 1 Ocak – 30 Haziran 2010 arasındaki 6 aylık dönemi S&P 100 üzerine analiz yapılmıştır. Çalışmada yaklaşık 250.000 hisse senedi ile ilgili mesaj analiz edilmiştir. Tweetler ile hisse senedi getirileri, mesaj hacmi ve işlem hacmi ile anlaşmazlık ve dalgalanma arasında bir ilişki bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar ortalamaların üzerinde yatırım tavsiyesi sunan kullanıcıların daha sık retweetlendiğini (yani alıntı yapıldığını) ve daha fazla takipçiye sahip olduğunu göstermektedir.

Bollen ve diğ. (2011) davranışsal ekonominin bireysel davranışları ve karar vermeyi derinden etkileyebileceğini söylediği "bu durumun toplumlar için de geçerli mi, yani toplumlar kolektif karar alma süreçlerini etkileyen ruh hali durumları yaşayabilir mi?" sorusuna cevap aramaktadır. Çalışmada Twitter beslemelerinden türetilen toplu ruh hali durumlarının ölçümlerinin, Dow Jones Endüstriyel Ortalamasının (DJIA) zaman içindeki değeriyle ilişkili olup olmadığını araştırmışlardır. Çalışmada 28 Şubat – 19 Aralık 2008 tarihleri arasında kaydedilmiş bir genel tweet koleksiyonu kullanılmıştır (yaklaşık 2,7 milyon kullanıcı tarafından gönderilen 9,853,498 tweet). Granger nedensellik analizi ve Kendi Kendini Düzenleyen Bulanık Sinir Ağı (Self-Organizing Fuzzy Neural Network) analizleri kullanılmıştır. DJIA'nın kapanış değerlerindeki günlük yukarı

ve aşağı değişiklikleri tahmin etmede% 87.6'lık bir doğruluk ve Ortalama Ortalama Yüzde Hatasında% 6'dan fazla azalma bulunmuştur.

Zhang, Fuehres, Gloor (2011) ise Twitter gönderilerini analiz ederek Dow Jones, NASDAQ ve S&P 500 gibi borsa göstergelerini tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada altı ay boyunca twitter yayınları toplanıp tüm tweetlerin yaklaşık yüzde biri kadar rastgele bir örnekleme oluşturulmuştur. Her gün toplu umut ve endişe içeren ifadeler ile borsa göstergeleri arasındaki ilişkiyi analiz edilmiş ve sonuç olarak duygusal tweet yüzdesinin Dow Jones, NASDAQ ve S&P 500 ile önemli ölçüde negatif korelasyon gösterdiğini, ancak VIX ile anlamlı pozitif korelasyon gösterdiği sonucunu elde etmişlerdir.

Tumarkin ve Whitelaw (2001) Nisan 1999 ortasından Şubat 2000 ortasına kadar olan dönemde İnternet mesaj panosu etkinliği (ragingbull.com) ile anormal hisse senedi getirileri ve işlem hacmi arasındaki ilişkiyi incelenmiştir. 181.633 mesajdan 43.794'ünün (yüzde 24.1) kısa vadeli görüşleri, 37.810'unun (yüzde 20.8) uzun vadeli görüşleri ve 52.812'sinin (yüzde 29.1) bir tür gönüllü derecelendirme açıklaması kullanılmıştır. İnternet hizmet sektöründeki hisse senetleri için, anormal derecede yüksek mesaj aktivitesinin olduğu günlerde, yatırımcı görüşündeki değişikliklerin anormal endüstri getirileriyle ilişkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır. VAR analizi sonucunda bir yandan İnternet hizmet sektörü hisse senetlerinin getirilerinin, mesaj panosu verileri ve doğrusal bir günlük gecikmeli zaman serisi modeli kullanılarak tahmin edilemediği sonucuna ulaşılmıştır. Öte yandan, İnternet finans forumlarında yayınlanan mesajların sayısı, önceki günün işlem hacmi, gönderilen mesaj sayısı ve ağırlıklı görüş kullanılarak tahmin edilebilir. Sonuç olarak mesaj panosu faaliyetlerinden hisse senedi getirileri ve hacmine doğru herhangi bir nedensel bağlantı olmadığı bunun tersine Pazar bilgileri mesaj panosu faaliyetlerini etkilediği sonucuna ulaşılmıştır.

Esen, Özdemir, Temizel (2020)'de işletmelerin finansal performansları ile sosyal medya kullanımları arasındaki ilişkiyi 1 Ocak – 31 Aralık 2016 tarihlerini kapsayan dönemde BIST 100'de yer alan işletmeler üzerine yaptıkları analizle araştırmışlardır. Analizde ele alınan işletmeler sosyal medya platformlarında bulunma ve yaptıkları paylaşım sayılarına göre ayrıştırılmış ve %15'lik kısmının herhangi bir paylaşımında bulunmadıkları tespit edilmiştir. İşletmelerin performansını temsilen satışlar (gelirler), net gelir ve piyasa değeri değişkenleri kullanılmıştır. İşletme performansı değişkenleri 2016 yılı son çeyrek verilerinden elde edilmiştir. Analiz sonuçlarına göre Facebook ve Twitter paylaşımları ile net gelir arasında ilişki bulunamazken, satışlar (gelirler) ile piyasa değeri değişkenleri arasında pozitif ilişki olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Elde edilen bu sonucun piyasa değeri ve satış miktarı fazla olan işletmelerin daha fazla sosyal medya paylaşımı yaptığı anlamına geldiğini iddia etmişlerdir.

Yıldırım ve Yüksel (2017)'da elektronik ağızdan ağıza iletişim kavramı çerçevesinde Twitter kullanımı ile hisse fiyatları arasındaki ilişkiyi ele almışlardır. Çalışma 15 Mart-15 Mayıs 2017 tarihleri arası Borsa İstanbul'da işlem gören hisselerin günlük olarak açılış kapanış değerler farkları ile hisselerin hareket ettiği yön negatif veya pozitif olarak sınıflandırılmıştır. Aynı dönem için tweetler üzerinden Duygu Analizi yapılarak mesajlar pozitif ve negatif ayrıştırılmıştır. Çalışmada duygu analizi sonuçları ile hisse senedi yönleri arası korelasyon analizi yapılmış ve sonuç olarak iki değişken grubu arasında negatif ve orta düzey bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Kuzu ve Çelik (2020) ise yatırımcı davranışlarını sürü davranışı bağlamında ele almışlardır. Analiz için 2000-2020 Haziran dönemleri arası Borsa İstanbul'da işlem gören hisse senetleri ve BIST 100 endeksi kullanılmıştır. Çalışmada Christie ve Huang (1995) ve Chang vd. (2000)'ın geliştirdiği yatay kesit değişkenliğe dayalı analiz kullanılmıştır. Sonuç olarak ele alınan dönem ve veri seti için sürü davranışına rastlanmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Özparlak (2020) yılında yaptığı araştırmada Twitter mesajları ile Dow Jones, BIST 30 ve BIST 100 endeksleri arasındaki ilişki endeks getirisi, hacmi ve oynaklığı açısından ele alınmıştır. Çalışmada Twitter mesajları analiz edilmesi için Multinomial Naive Bayes Metin Sınıflandırıcısı yöntemi kullanılmıştır. Analiz için 13 Şubat – 18 Ekim 2017 arası 8 aylık dönemde 138.070 İngilizce ve 34.632 Türkçe Tweet kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Tweet sayısı, BIST borsa hacmi ve BIST borsa oynaklığı arasında pozitif bir ilişki var. Olumlu Tweet sayısı, BIST borsa hacmi ve BIST borsa oynaklığı arasında pozitif bir ilişki var. Negatif Tweet sayısı ile BIST borsa getirisi arasında ters bir ilişki vardır.

Eliaçık ve Erdoğan (2015) "Mikro Bloglardaki Finans Toplulukları için Kullanıcı Ağırlıklandırılmış Duygu Analizi Yöntemi" isimli çalışmalarıyla Twitter'da finans hakkında konuşan bir sosyal ağ topluluğu oluşturmuş ve 22 Eylül 2014 ile 14 Mart 2015 tarihleri arasında haftalık veriler alınmış borsa endeksini temsilen BIST 100 endeksinin haftalık değişimi alınmıştır. Değişkenler arasındaki ilişkinin analizi pearson korelasyon analizi yardımıyla yapılmıştır. Analizler sonucunda elde edilen Pearson korelasyon katsayı değerlerine göre duygu analizi yöntemiyle, haftalık borsa fiyat değişimleri ile haftalık finansal sosyal topluluk duygu polaritesi değişimleri arasında doğrusal ilişki elde edilmiştir.

2. Araştırmanın Amacı, Metodolojisi ve Bulguları

Çalışmada BIST30'da yer alan 30 işletmeye ait negatif ve pozitif tweetler 02.01.2014-31.01.2020 arası günlük veri olarak kullanılmıştır. Twitter verileri adbaanalytics.com'dan alınmıştır. Tweetler alınırken retweetler veri setine dahil edilmemiştir. Hisse senedi getirisi a hisse senedinin bir gün sonraki fiyatından bir gün önceki fiyatı çıkarılarak bir gün önceki fiyata bölünerek hesaplanmıştır. Analizde kullanılan şirketler ve BIST'deki sembolleri aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 1. BIST 30 İşletmeleri

Sembol	Şirket adı	Sembol	Şirket adı
AKBNK	Akbank T.A.Ş.	PETKM	PETKİM Petrokimya Holding A.Ş.
ARCLK	Arçelik A.Ş.	PGSUS	Pegasus Hava Taşımacılığı A.Ş.
ASELS	ASELSAN Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	SAHOL	Hacı Ömer Sabancı Holding A.Ş.
BIMAS	BİM Birleşik Mağazalar A.Ş.	SISE	Türkiye Şişe ve Cam Fabrikaları A.Ş.
DOHOL	Doğan şirketler Grubu Holding A.Ş.	SODA	Sodaş Sodyum Sanayi A.Ş.
EKGYO	Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	TAVHL	TAV Havalimanları Holding
EREGL	Ereğli Demir ve Çelik Fabrikaları T.A.Ş.	TCELL	Turkcell İletişim Hizmetleri A.Ş.
FROTO	Ford Otomotiv Sanayi A.Ş.	THYAO	Türk Hava Yolları AO
GARAN	Türkiye Garanti Bankası	TKFEN	Tekfen Holding A.Ş.
HALKB	Türkiye Halk Bankası	TOASO	Tofaş Türk Otomobil Fabrikası A.Ş.
ISCTR	Türkiye İş Bankası A.Ş.	TSKB	Türkiye Sınai Kalkınma Bankası A.Ş.
KCHOL	Koç Holding A.Ş.	TTKOM	Türk Telekomünikasyon A.Ş.
KOZAA	Koza Anadolu Metal Madencilik İşletmeleri A.Ş.	TUPRS	Türkiye Petrol Rafinerileri A.Ş.
KOZAL	Koza Altın İşletmeleri A.Ş.	VAKBN	Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.
KRDMD	Kardemir Karabük Demir Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	YKBNK	Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.

Çalışmada tahmin edilecek ilişki için model aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$Getiri = \alpha_{it} + \beta_{1it}Negatif + \beta_{2it}Pozitif + \beta_{3it}Hacim + u_{it} \quad i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T$$

Panel verilerle çalışıldığında panel veriye özgü bazı ön testlerin yapılması gerekmektedir. Kullanılacak yöntemler verilerle ilgili bazı özelliklere bağlı olarak seçilmelidir. Panel veri zaman boyutu içerdiğinden araştırılması gereken önemli bir konu durağanlıktır. Durağanlık tercih edilmesi gereken yöntemleri etkilemektedir. Panel veri zaman boyutunun yanında yatay kesit boyutu da içerdiğinden dikkat edilmesi gereken bir diğer husus yatay kesit bağımlılıktır. Yatay kesit bağımlılığın tahmin edilen modelde kullanılan değişkenler ve modelin hata serisi için test edilmesi gerekmektedir. Yatay kesit bağımlılık durumunda durağanlık ve modelin tahmini için kullanılacak yöntemler yatay kesit bağımlılığı dikkate alan yöntemler arasından seçilmelidir. Bir diğer husus ise katsayıların yatay kesit birimlere göre homojen olup olmadığıdır. Katsayıların homojen olup olmamasına göre tercih edilecek yöntemler de farklılaşacaktır.

Panel veri analizinde durağanlıkların test edilmesi gerekmektedir. Durağanlığın belirlenmesi için kullanılacak test belirlenirken değişkenlerin yatay kesit bağımlılık içerip içermediği belirlenmelidir. Değişkenler yatay kesit bağımlılık içeriyorsa yatay kesit bağımlılığı dikkate alan testler uygulanmalıdır. Modelde yer alan değişkenler ve tahmin edilen modelin hata serisi için yatay kesit bağımlılık M Hashem Pesaran (2004) tarafından geliştirilen aşağıda verilen eşitlikle hesaplanan CD istatistiği kullanılarak gerçekleştirilmiştir:

$$\hat{\rho}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{it} \hat{u}_{jt}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{jt}^2}} \quad i \neq j$$

olmak üzere;

$$CD = \sqrt{\frac{2T}{N(N-1)}} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{\rho}_{ij} \right) \quad i \neq j$$

Aşağıdaki tabloda Pesaran (2004) CD testi sonuçları yer almaktadır:

Tablo 2. Değişkenler İçin Yatay Kesit Bağımlılık Testi Sonuçları

Değişken	CD	p değeri	Kor	Kor
Getiri	329.500	0.000	0.404	0.527
Hacim	219.530	0.000	0.269	0.273
Negatif	272.220	0.000	0.334	0.428
Pozitif	283.830	0.000	0.348	0.455

%5 önem seviyesinde test yapıldığında, elde edilen CD istatistiklerine ait p değerleri 0,05'ten küçük olduğundan yatay kesit bağımsızlık yokluk hipotezi güçlü bir şekilde reddedilmektedir. Tüm değişkenler yatay kesit bağımlılık içermektedir. Bu nedenle durağanlığın testinde, literatürde "İkinci Kuşak Birim Kök Testleri" olarak adlandırılan, yatay kesit bağımlılığı dikkate alan testlerin kullanılması gerekmektedir.

Modelde yer alan tüm değişkenler yüksek derecede yatay kesit bağımlılık içerdiğinden, durağanlık analizinde yatay kesit bağımlılığı dikkate alan ikinci kuşak birim kök testlerinin kullanılması gerekmektedir. Çalışmada Reese ve Westerlund (2016) tarafından geliştirilen yatay kesit ortalamalardan fark alınarak kalıntı ve ortak faktörlerin durağanlığının panel analizini gerçekleştirmeyi sağlayan Panicca birim kök testi kullanılmıştır. Bu testte Bai ve Ng (2004), Bai ve Ng (2010) tarafından geliştirilen temel bileşenler analizi temelli PANIC testi ile M. H. Pesaran (2007) ve M. Hashem Pesaran, Vanessa Smith, Yamagata (2013) tarafından geliştirilen yatay kesit ortalamalardan (CA) fark alınarak yapılan testler bir araya getirilmiştir (Yerdelen Tatoğlu, 2018: 100). Bai ve Ng (2004, 2010) genel faktör ve hata bileşeninin elde edilmesinde temel bileşenler analizini kullanırken bu testte yatay kesit ortalamalar kullanılmaktadır. Temel bileşenler yerine yatay kesit bağımlılığın kullanılması testin küçük örnek performansını artırmaktadır (Yang Hu, Valera ve Oxley, 2019: 142). Genel faktör durağan dışıyken hata bileşeni durağansa seri yaygın kaynak nedeniyle durağan dışı kabul edilmesine rağmen tersine hata bileşeni durağan dışı fakat genel bileşen durağansa durağan dışılık ortak gerekçelerle onaylanamaz (Xie, Chen ve Wu, 2020: 252). Yani seri durağan kabul edilebilir. Test her bir değişken için test denkleminin sabitli ve trendli; sadece sabitli ve hem sabitsiz ve trendsiz olduğu haliyle uygulanmıştır. Bu testte ADF istatistiği genel faktörün; P_a , P_b ve PMSB ise hata bileşeninin durağanlığının testinde kullanılmaktadır. Test sonucu elde edilen değerler aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 3. Birim Kök Testi Sonuçları

		Sabitli ve Trendli		Sabitli		Sabitli ve Trendsiz	
		İstatistik	p değeri	İstatistik	p değeri	İstatistik	p değeri
Getiri	ADF	-38.6651	0.0001	-38.6647	0.0001	-38.6655	0.0001
	P_a	-870.9800	0.0000	-577.1480	0.0000	-577.1480	0.0000
	P_b	-44.7890	0.0000	-22.5910	0.0000	-22.5910	0.0000
	PMSB	-1.6460	0.0499	-0.9680	0.1666	-0.9680	0.1666
Hacim	ADF	-35.1630	0.0001	-34.2671	0.0001	-33.6756	0.0001
	P_a	-6.9630	0.0000	-353.3490	0.0000	-353.3490	0.0000
	P_b	-3.6110	0.0002	-27.0600	0.0000	-27.0600	0.0000
	PMSB	-1.8480	0.0323	-2.4530	0.0071	-2.4530	0.0071
Negatif	ADF	-35.5645	0.0001	-30.1382	0.0001	-29.2959	0.0001
	P_a	-105.2900	0.0000	-5413.7200	0.0000	-5413.7200	0.0000
	P_b	-15.7500	0.0000	-62.9330	0.0000	-62.9330	0.0000
	PMSB	-2.2410	0.0125	-0.8930	0.1859	-0.8930	0.1859
Pozitif	ADF	-29.2800	0.0001	-25.4658	0.0001	-24.8612	0.0001
	P_a	-338.7170	0.0000	-632.4190	0.0000	-632.4190	0.0000
	P_b	-24.9340	0.0000	-22.8850	0.0000	-22.8850	0.0000
	PMSB	-1.6960	0.0450	-1.0050	0.1575	-1.0050	0.1575

%5 önem seviyesi temel alınarak değişkenlerin durağanlıkları değerlendirilecektir. Tüm test denklemlerine göre Getiri, Negatif ve Pozitif değişkenleri için genel faktör durağandır. Bu değişkenler için hata bileşeni ise sadece sabitli, sabitsiz ve trendsiz test denklemleri için elde edilen PMSB istatistiğine göre durağan dışıdır. Hacim değişkeni için ise genel faktör ve hata bileşeni tüm test denklemlerine göre durağandır. Elde edilen sonuçlar tüm değişkenlerin durağan kabul edilebileceğini göstermektedir.

Modelin tahmininde kullanılacak yöntemin belirlenmesi için hataların yatay kesit bağımlılık içerip içermediğinin ve katsayıların homojenliğinin de değerlendirilmesi gerekmektedir. Yatay kesit bağımlılığın sınanması için yukarıda verilen Pesaran (2004) CD, Breusch ve Pagan (1980) LM ve M. Hashem Pesaran, Ullah, Yamagata (2008), sapması düzeltilmiş LM (NLM) testleri yapılmıştır. Breusch ve Pagan (1980) LM istatistiği aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$\hat{\rho}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{it} \hat{u}_{jt}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T \hat{u}_{jt}^2}} \quad i \neq j$$

olmak üzere;

$$LM = T \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{\rho}_{ij}^2 \right) \quad i \neq j$$

Pesaran, Ullah ve Yamagata (2008) sapması düzeltilmiş LM (NLM) istatistiği ise aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$NLM = \sqrt{\frac{1}{N(N-1)}} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N T \hat{\rho}_{ij}^2 - 1 \right) \quad i \neq j$$

Katsayıların homojenliğinin testi için ise aşağıdaki eşitlikle hesaplanan Swamy (1970) S testi uygulanmıştır:

$$\hat{S} = \sum_{i=1}^N (\hat{\beta}_i - \hat{\beta}_{WFE})' \frac{X_i' M_T X_i}{\hat{\sigma}_i^2} (\hat{\beta}_i - \hat{\beta}_{WFE})$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{(y_i - X_i \hat{\beta}_i)' M_T (y_i - X_i \hat{\beta}_i)}{T - k - 1}$$

Bu eşitlikte $\hat{\beta}_i$ heterojen katsayı tahmini ve $\hat{\beta}_{WFE}$ ağırlıklı sabit etkiler tahminidir. Test sonucu aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:

Tablo 4. Model İçin Yatay Kesit Bağımlılık Testi Sonuçları

Test	İstatistik	p değeri
LM	73000	0.000
LM adj*	56000	0.000
LM CD*	232	0.000
Swamy S	1068.13	0.000

%5 önem seviyesinde test yapıldığında, elde edilen tüm istatistiklere ait p değerleri 0,05'ten küçük olduğundan yatay kesit bağımsızlık yokluk hipotezi güçlü bir şekilde reddedilmektedir. Tüm testlere göre model yatay kesit bağımlılık içermektedir. Bu nedenle modelin tahmininde yatay kesit bağımlılığı dikkate alan tahmin yöntemlerinin kullanılması gerekmektedir. Swamy S testine göre ise katsayıların homojen olduğu biçimindeki yokluk hipotezi reddedilmiş ve katsayıların heterojen olduğuna karar verilmiştir. Yatay kesit bağımlılık durumunda Pedroni (2001) tarafından geliştirilen DOLSMG (Ortalama Grup Dinamik En Küçük Kareler) yatay kesit ortalamalardan fark alınarak yatay kesit bağımlılığa dirençli tahminler elde edilmesini sağlamaktadır. Ayrıca panel model tahmini her birim için elde edilecek tahminlerin ortalamalarının alınmasıyla elde edilmektedir. Yani birimler için heterojen katsayıların tahminine olanak sağlamaktadır. DOLSMG yöntemi hem yatay kesit bağımlılığı dikkate aldığından hem de heterojen katsayıların elde edilmesini sağladığından model DOLSMG tahmincisi ile tahmin edilmiştir. Panel model için DOLSMG tahmincisi ile elde edilen model tahmin sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 5. Model Tahmin Sonuçları

Şirket	Negatif		Pozitif		Hacim	
	Katsayı	t _h	Katsayı	t _h	Katsayı	t _h
AKBNK	0.001	0.682	-0.002	-0.505	0.047	0.849
ARCLK	-0.008**	-2.461	0.008***	1.829	0.0315	0.102
ASELS	0.011***	1.917	-0.006	-0.615	0.094***	1.809
BIMAS	-0.002	-0.257	0.001	0.063	-0.162	-0.128
DOHOL	-0.002	-1.271	0.005	1.391	0.079	0.696

EKGYO	-0.001	-0.335	0.001	0.341	0.082	1.021
EREGL	-0.002**	-2.198	0.003	0.98	0.139	1.073
FROTO	0.002	0.129	-0.012	-0.467	-0.239	-0.351
GARAN	-0.001*	-3.253	0.004*	3.105	0.022	1.490
HALKB	-0.001	-1.268	0.003	1.308	0.116*	2.286
ISCTR	-0.001	-0.441	-0.002	-0.559	0.147*	2.753
KCHOL	-0.004	-1.125	0.010	1.470	-0.153	-1.229
KOZAA	-0.003*	-2.735	0.006**	2.441	0.260*	3.187
KOZAL	-0.019*	-4.314	0.039*	4.061	0.967**	2.233
KRDMD	-0.0001	-0.127	-0.001	-0.814	0.056***	1.730
PETKM	-0.001	-1.333	0.001	0.737	0.022	0.402
PGSUS	0.030*	3.378	-0.094*	-3.189	0.692	1.596
SAHOL	-0.005**	-2.166	0.006	1.603	0.209**	2.142
SISE	-0.001	-0.785	-0.003**	-2.022	-0.041	-0.561
SODA	-0.004*	-3.075	-0.001	-0.299	-0.078	-0.600
TAVHL	-0.005	-0.822	0.009	0.884	-0.034	-0.106
TCELL	-0.0004	-0.376	0.001	0.774	-0.061	-0.539
THYAO	0.001	0.413	0.0003	0.073	0.041**	2.086
TKFEN	-0.005	-1.322	0.019**	1.920	-0.364	-1.566
TOASO	-0.004	-1.337	-0.009	-1.624	0.332***	1.710
TSKB	0.001	0.568	-0.006	-1.316	0.224**	2.121
TTKOM	-0.001	-0.901	0.00003	0.009	0.207**	2.238
TUPRS	-0.027	-1.509	0.043	1.311	-0.591	-0.549
VAKBN	-0.005*	-2.607	0.007**	2.361	0.071***	1.818
YKBNK	0.001	0.385	0.003	0.943	-0.079	-0.723
Panelin Geneli	-0.002*	-5.212	0.001*	2.957	0.068*	4.927

Not: Serbestlik derecesi $NT - k = 30.1530 - 3 = 45987$ ve çift kuyruk testte $\alpha = \%1$ için tablo değeri 2,576; $\alpha = \%5$ için tablo değeri 1,960 ve $\alpha = \%10$ için tablo değeri 1,645 olmak üzere *, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 önem seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

Her bir şirket için ayrı ayrı değerlendirilecek olursa; negatif değişkenine ait katsayı ARCLK, ASELS, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SAHOL, SODA, VAKBN için anlamlıdır. ARCLK, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, SAHOL, SODA ve VAKBN için katsayı beklendiği gibi negatif işaretlidir. Bu şirketler hakkında atılan olumsuz tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumsuz etkilemektedir. ASELS ve PGSUS için ise beklenenin aksine pozitif işaretlidir. Pozitif değişkenine ait katsayı ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SISE, TKFEN ve VAKBN için anlamlıdır. ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, TKFEN ve VAKBN için katsayı beklendiği gibi pozitif işaretlidir. Bu şirketler hakkında atılan olumlu tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. PGSUS ve SISE için ise beklenenin aksine negatif işaretlidir. Hacim değişkenine ait katsayı ASELS, HALKB, ISCTR, KOZAA, KOZAL, KRDM, SAHOL, THYAO, TOASO, TSKB, TTKOM ve VAKBN için anlamlı ve beklenti paralelinde pozitif işaretlidir. Bu şirketler için işlem hacmindeki artış, şirket getirisini artırmaktadır.

Panelin geneli için tüm katsayılar anlamlıdır. Negatif değişkeninin katsayısı negatif işaretlidir. Yani şirketler hakkında atılan olumsuz tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumsuz etkilemektedir. Atılan her bir olumsuz tweet getiriyi 0,002 azaltmaktadır. Pozitif değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. Yani şirketler hakkında atılan olumlu tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Atılan her bir olumlu tweet getiriyi 0,001 artırmaktadır. Olumsuz tweetlerin etkisi daha fazladır. Hacim değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. Yani işlem hacminin büyüklüğü hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Hacimdeki bir milyar ₺ artış getiriyi 0,068 artırmaktadır. Elde edilen bulgular hisse senedi getirilerinin sosyal medya paylaşımlarına karşı duyarlı olduğunu göstermektedir. Sosyal medya paylaşımları ile hisse senetleri fiyat ya da getirilerinin ilişkili olduğu yönünde bulgular Ruan, Durreesi, Alfantoukh (2018), Kilimci (2020), Yıldırım ve Yüksel (2017) tarafından da elde edilmiştir.

Sonuç ve Değerlendirme

Sosyal medya platformları insanların kendilerini ifade ettikleri ve toplumun bir kesiminin görüşlerinin yer aldığı medya araçlarına oranla büyük kitlelerin de kendi görüşlerini iletebildikleri mecralar haline gelmiştir. Bu etkileri sebebiyle son zamanlarda bahse konu platformlarda yer alan görüşlerin farklı alanlardaki etkisi araştırmacıların ilgisini çekmektedir. Bu çalışmada da sosyal medya platformlarından Twitter ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişki araştırılmıştır. Bir dizi başka makalenin de gösterdiği gibi, sosyal medya ile piyasa davranışını birbirine bağlayan araştırmaya değer bir sinyal var. Hisse senedi fiyatlarının twitter duyarlılığı kullanılarak öngörülebilirliği ile ilgili olarak, ele alınan dönem için değişkenler arasında anlamlı bir ilişki olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Makalenin genel amacı, sosyal medyanın son yıllarda kazandığı önem göz önüne alındığında, finansal piyasalarda ki etkisinin tespit edilmesidir. Sonuçlar her bir şirket için ayrı ayrı değerlendirilecek olursa; negatif değişkenine ait katsayı ARCLK, ASELS, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SAHOL, SODA, VAKBN için anlamlıdır. ARCLK, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, SAHOL, SODA ve VAKBN için katsayı beklendiği gibi negatif işaretlidir. Bu şirketler hakkında atılan olumsuz tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumsuz etkilemektedir. ASELS ve PGSUS için ise beklenenin aksine pozitif işaretlidir. Pozitif değişkenine ait katsayı ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SISE, TKFEN ve VAKBN için anlamlıdır. ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, TKFEN ve VAKBN için katsayı beklendiği gibi pozitif işaretlidir. Bu şirketler hakkında atılan olumlu tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. PGSUS ve SISE için ise beklenenin aksine negatif işaretlidir. Hacim değişkenine ait katsayı ASELS, HALKB, ISCTR, KOZAA, KOZAL, KRDM, SAHOL, THYAO, TOASO, TSKB, TTKOM ve VAKBN için anlamlı ve beklenti paralelinde pozitif işaretlidir. Bu şirketler için işlem hacmindeki artış, şirket getirisini artırmaktadır.

Panelin geneli için tüm katsayılar anlamlıdır. Negatif değişkeninin katsayısı negatif işaretlidir. Şirketler hakkında atılan olumsuz tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumsuz etkilemektedir. Atılan her bir olumsuz tweet getiriye 0,002 azaltmaktadır. Pozitif değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. Şirketler hakkında atılan olumlu tweetler şirkete ait hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Atılan her bir olumlu tweet getiriye 0,001 artırmaktadır. Olumsuz tweetlerin etkisi daha fazladır. Hacim değişkeninin katsayısı pozitif işaretlidir. İşlem hacminin büyüklüğü hisse senedi getirisini olumlu etkilemektedir. Hacimdeki bir milyar ₺ artış getiriye 0,068 artırmaktadır. Elde edilen bulgular hisse senedi getirilerinin sosyal medya paylaşımlarına karşı duyarlı olduğunu göstermektedir. Sosyal medya paylaşımları ile hisse senetleri fiyat ya da getirilerinin ilişkili olduğu yönünde bulgular Ruan ve diğ. (2018), Kilimci (2020), Yıldırım ve Yüksel (2017) tarafından da elde edilmiştir.

Sosyal medya ile hisse senedi fiyatlarının ilişki içerisinde olduğu söylemekle beraber diğer değişkenlerin sabit olduğu varsayımı göz ardı edilmemelidir. Çalışmada ortaya konulan sonuçlara göre yatırımcılar yatırım kararlarını alırken temel ve teknik analiz yanı sıra sosyal medya platformlarının da göz önünde bulundurulması yatırımların başarıya ulaşmada yardımcı olabilecektir. Sosyal medya platformlarında yer alan görüşlerin kişilerin kendi öznel yargıları olduğu göz ardı edilmeden sosyal medya takip edilmelidir. Elbette ki birçok yararlı bilginin yanı sıra yanıltıcı bilgilerin de olabileceği unutulmadan bilinçli yatırımcı anlayışıyla bireyler yatırım kararlarında kendi araştırmaları beraberinde sosyal medyayı kullanması önerilebilir.

Kaynakça

- Agarwal, A., Xie, B., Vovsha, I., Rambow, O., Passonneau, R. (2011). "Sentiment analysis of Twitter data". Proceedings of the Workshop on Languages in Social Media, Portland, Oregon (2011).
- 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 (3), 1259-1294.
- Bai, J., Ng, S. (2004). "A PANIC Attack on Unit Roots and Cointegration". *Econometrica*, 72 (4), 1127-1177. doi: 10.1111/j.1468-0262.2004.00528.x
- Bai, J., Ng, S. (2010). "Panel Unit Root Tests With Cross-Section Dependence: A Further Investigation". *Econometric Theory*, 26 (4), 1088-1114.
- Bakshi, R. K., Kaur, N., Kaur, R., Kaur, G. (2016, 16-18 March 2016). *Opinion mining and sentiment analysis*. Paper presented at the 2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom).
- Birnberg, J. G., Ganguly, A. R. (2012). "Is neuroaccounting waiting in the wings? An essay". *Accounting, Organizations and Society*, 37 (1), 1-13. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aos.2011.11.004>

- Bollen, J., Mao, H., Zeng, X. (2011). "Twitter mood predicts the stock market". *Journal of Computational Science*, 2 (1), 1-8. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
- Breusch, T. S., Pagan, A. R. (1980). "The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics". *The Review of Economic Studies*, 47 (1), 239-253. doi: 10.2307/2297111
- Bukovina, J. (2016). "Social media big data and capital markets—An overview". *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 11, 18-26. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2016.06.002>
- Chu, Z., Gianvecchio, S., Wang, H., Jajodia, S.(2010). "Who is tweeting on Twitter: human, bot, or cyborg?". Proceedings of the 26th Annual Computer Security Applications Conference, Austin, Texas, USA (2010).
- Costa, D. F., Carvalho, F. d. M., Moreira, B. C. d. M. (2019). "Behavioral Economics And Behavioral Finance: A Bibliometric Analysis Of The Scientific Fields". *Journal of Economic Surveys*, 33 (1), 3-24. doi: 10.1111/joes.12262
- dunya.com. (2020). SPK, "piyasa dolandırıcıları"nın peşinde, cezalar 80 milyon TL'yi aştı. Erişim Tarihi 15.11.2020
- Eliaçık, A. B., Erdoğan, N. (2015). *Mikro Bloglardaki Finans Toplulukları için Kullanıcı Ağırlıklandırılmış Duygu Analizi Yöntemi*. Paper presented at the Ulusal Yazılım Mühendisliği Sempozyumu.
- Erdinç, Y. (2004). *Yatırımcı ve Teknik Analiz Soruları*. Ankara: Siyasal Kitabevi.
- Esen, E., Özdemir, A., Temizel, F. (2020). "Borsa İstanbul 100 Endeksinde Yer Alan Şirketlerin Sosyal Medya Kullanımı Ve Finansal Performans İlişkisi". *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 16 (1), 150-159.
- Fama, E. F. (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work". *The Journal of Finance*, 25 (2), 383-417. doi: 10.2307/2325486
- Foan, C. (2006). *İkincil Piyasalarda İşlem Gören Hisse Senetleri İçin Yatırım Kararlarına Yönelik Sistematik Bir Yatırım Yaklaşımı ve IMKB 30 Üzerine Bir Uygulama* İstanbul: İstanbul İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Para, Sermaye Piyasaları ve Finansal Kurumlar Anabilim Dalı
- Hu, Y., Liu, K., Zhang, X., Su, L., Ngai, E. W. T., Liu, M. (2015). "Application of evolutionary computation for rule discovery in stock algorithmic trading: A literature review". *Applied Soft Computing*, 36, 534-551. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.07.008>
- Hu, Y., Valera, H. G. A., Oxley, L. (2019). "Market efficiency of the top market-cap cryptocurrencies: Further evidence from a panel framework". *Finance Research Letters*, 31, 138-145. doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.04.012>
- Karan, M. B. (2011). *Yatırım Analizi ve Portföy Yönetimi* (Vol. 3). Ankara: Gazi Kitabevi.
- Kilimci, Z. (2020). "Borsa tahmini için Derin Topluluk Modelleri (DTM) ile finansal duygu analizi". *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35 (2), 635-650. doi: 10.17341/gazimmfd.501551
- Kumar, K. S. V., Devi, V. R. (2014). "Social Media in Financial Services – A Theoretical Perspective". *Procedia Economics and Finance*, 11, 306-313. doi: [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(14\)00198-1](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(14)00198-1)
- Kuzu, S., Çelik, İ. s. E. (2020). "Borsa İstanbul'da Sürü Davranışı Varlığının Test Edilmesi: Borsa İstanbul Üzerine Bir Uygulama". *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 4 (2), 363-375.
- Liu, B., Zhang, L. (2012). "A Survey of Opinion Mining and Sentiment Analysis". C. C. Aggarwal ve C. Zhai (Ed.). *Mining Text Data* (ss. 415-463). Boston, MA: Springer US.
- Mao, H., Counts, S., Bollen, J. (2011). "Predicting financial markets: Comparing survey, news, twitter and search engine data". *arXiv preprint arXiv:1112.1051*.
- Miranda, M. D., Sassi, R. J. (2014). *Using Sentiment Analysis to Assess Customer Satisfaction in an Online Job Search Company*, Cham.
- Nasir, M. A., Huynh, T. L. D., Nguyen, S. P., Duong, D. (2019). "Forecasting cryptocurrency returns and volume using search engines". *Financial Innovation*, 5 (1), 2. doi: 10.1186/s40854-018-0119-8
- Nguyen, T. H., Shirai, K., Velcin, J. (2015). "Sentiment analysis on social media for stock movement prediction". *Expert Systems with Applications*, 42 (24), 9603-9611. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.07.052>
- Nguyen, V. D., Varghese, B., Barker, A. (2013, 6-9 Oct. 2013). *The royal birth of 2013: Analysing and visualising public sentiment in the UK using Twitter*. Paper presented at the 2013 IEEE International Conference on Big Data.

- Nti, I. K., Adekoya, A. F., Weyori, B. A. (2020). "A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions". *Artificial Intelligence Review*, 53 (4), 3007-3057. doi: 10.1007/s10462-019-09754-z
- Orçun, Ç. (2010). *Finansal Piyasalarda Alım Satım Kararlarında Teknik Analiz Ve İMKB Uygulaması* İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Finansman Programı Yüksek Lisans Tezi
- Özparlak, G. (2020). "The Possible Impact of Twitter Post Messages on Stock Market Activities". *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 75 (1), 335-354.
- Pedroni, P. (2001). *Purchasing Power Parity Tests in Cointegrated Panels: Department of Economics, Williams College.*
- Pesaran, M. H. (2004). "General diagnostic tests for cross section dependence in panels". *Cambridge Working Papers in Economics*, No:435.
- Pesaran, M. H. (2007). "A simple panel unit root test in the presence of cross-section dependence". *Journal of Applied Econometrics*, 22 (2), 265-312. doi: 10.1002/jae.951
- Pesaran, M. H., Ullah, A., Yamagata, T. (2008). "A bias-adjusted LM test of error cross-section independence". *Econometrics Journal*, 11 (1), 105-127. doi: 10.1111/j.1368-423X.2007.00227.x
- Pesaran, M. H., Vanessa Smith, L., Yamagata, T. (2013). "Panel unit root tests in the presence of a multifactor error structure". *Journal of Econometrics*, 175 (2), 94-115. doi: https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2013.02.001
- Reese, S., Westerlund, J. (2016). "Panicca: Panic on Cross-Section Averages". *Journal of Applied Econometrics*, 31 (6), 961-981. doi: https://doi.org/10.1002/jae.2487
- Ruan, Y., Durrezi, A., Alfantoukh, L. (2018). "Using Twitter trust network for stock market analysis". *Knowledge-Based Systems*, 145, 207-218. doi: https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.01.016
- Shah, D., Isah, H., Zulkernine, F. (2019). "Stock Market Analysis: A Review and Taxonomy of Prediction Techniques". *International Journal of Financial Studies*, 7 (2), 1-22.
- Sprenger, T. O., Tumasjan, A., Sandner, P. G., Welpe, I. M. (2014). "Tweets and Trades: the Information Content of Stock Microblogs". *European Financial Management*, 20 (5), 926-957. doi: 10.1111/j.1468-036X.2013.12007.x
- Swamy, P. A. V. B. (1970). "Efficient Inference in a Random Coefficient Regression Model". *Econometrica*, 38 (2), 311-323. doi: 10.2307/1913012
- Tumarkin, R., Whitelaw, R. F. (2001). "News or Noise? Internet Postings and Stock Prices". *Financial Analysts Journal*, 57 (3), 41-51. doi: 10.2469/faj.v57.n3.2449
- Xie, Z., Chen, S.-W., Wu, A.-C. (2020). "The foreign exchange and stock market nexus: New international evidence". *International Review of Economics & Finance*, 67, 240-266. doi: https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.01.001
- Yang, S. Y., Mo, S. Y. K., Liu, A. (2015). "Twitter financial community sentiment and its predictive relationship to stock market movement". *Quantitative Finance*, 15 (10), 1637-1656. doi: 10.1080/14697688.2015.1071078
- Yerdelen Tatoğlu, F. (2018). *Panel Zaman Serileri Analizi* (Vol. 2. baskı). İstanbul: Beta Basım Yayın Dağıtım A.Ş.
- Yıldırım, M., Yüksel, C. (2017). "Sosyal Medya İle Hisse Senedi Fiyatının Günlük Hareket Yönü Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Duygu Analizi Uygulaması". *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi* (22. UPK Ahmet Hamdi İSLAMOĞLU Special Issue). doi: 10.18092/ulikidince.352414
- Zhang, X., Fuehres, H., Gloor, P. A. (2011). "Predicting Stock Market Indicators Through Twitter "I hope it is not as bad as I fear"". *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 26, 55-62. doi: https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.10.562

Extended Abstract

Aim and Scope

The purpose of the study is to determine the effect of Twitter, one of the social media platforms, on financial markets.

Methods

In the study, negative and positive tweets of 30 businesses in BIST 30 were used as daily data between 02.01.2014 and 31.01.2020. Twitter data is taken from adbaanalytics.com. Retweets are not included in the Tweet data. The stock return is calculated by subtracting the y-1 day price from the y-day price of the stock x, and dividing it by the y-1 day price. The model for the relationship to be predicted in the study can be shown as follows:

$$\text{Return} = \alpha_{it} + \beta_{1it} \text{ Negative} + \beta_{2it} \text{ Pozitive} + \beta_{3it} \text{ Volume} + u_{it} \quad i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T$$

Some preliminary tests are required to determine which model will be selected in panel data analysis. The methods to be used should be chosen depending on some characteristics of the data. In the study, the model obtained by Pesaran cross section dependency test, Panacca unit root test and DOLSMG estimator was estimated.

Findings

If the model result will be evaluated separately for each company; the coefficient of negative variable is significant for ARCLK, ASELS, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SAHOL, SODA, VAKBN. For ARCLK, EREGL, GARAN, KOZAA, KOZAL, SAHOL, SODA and VAKBN, the coefficient is negative, as expected. Unfavorable tweets about these companies negatively affect the stock returns of the company. The impact of unfavorable Tweets is positively marked as opposed to what is expected for ASELS and PGSUS. The coefficient of the positive variable is significant for ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, PGSUS, SISE, TKFEN and VAKBN. For ARCLK, GARAN, KOZAA, KOZAL, TKFEN and VAKBN, the coefficient is positively marked as expected. Favorable tweets about these companies positively affect the company's stock returns. The effect of favorable tweets is negative, contrary to what is expected for PGSUS and SISE. The coefficient of the volume variable is significant for ASELS, HALKB, ISCTR, KOZAA, KOZAL, KRDM, SAHOL, THYAO, TOASO, TSKB, TTKOM and VAKBN, and is positively marked in parallel to the expectation. All the coefficients are significant for the entire panel.

Conclusion

Social media platforms have become channels where people can express themselves and convey their opinions. As a number of other articles have shown, it is worth exploring the aspects that link social media and market behavior. It is concluded that there is a significant relationship between the variables for the period discussed regarding the predictability of stock prices by using twitter sensitivity. The coefficient of the negative variable has a negative sign. In other words, unfavorable tweets about companies affect the company's stock returns negatively. The coefficient of the positive variable has a positive sign. In other words, favorable tweets about companies positively affect the company's stock returns. Negative tweets have more impact. The coefficient of the volume variable has a positive sign. Findings show that stock returns are sensitive to social media posts. Although we say that social media and stock prices are in a relationship, the assumption that other variables are fixed should not be ignored. According to the results of the study, taking into account basic and technical analysis as well as social media platforms while making investment decisions can help investors to achieve success.