



***Sorumlu Yazar/ Corresponding Author:**
Özkan İMAMOĞLU,
ozkan.imamoglu@amasya.edu.tr

JEL:

C23, G11, G14, G41

Geliş: 16 Ocak 2026

Received: January 16, 2026

Kabul: 3 Nisan 2026

Accepted: April 3, 2026

Yayın: Ağustos 2026

Published: August 2026

Atıf / Cited as (APA):
İmamoğlu, Ö. (2026),

Sosyal Medya Tabanlı Duygu Analizi İle Borsa
Tepki Tahmini: X Verileri Üzerine Bir Uygulama
, Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler
Fakültesi Dergisi, 74, 9-17,
doi: 10.18070/erciyesiibd.1865123

SOSYAL MEDYA TABANLI DUYGU ANALİZİ İLE BORSA TEPKİ TAHMİNİ: X VERİLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA ÖZKAN İMAMOĞLU*

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Amasya Üniversitesi, Merzifon İ.İ.B.F., İktisat, ozkan.imamoglu@amasya.edu.tr

ÖZ

Bu çalışma, sosyal medya temelli yatırımcı duyarlılığı göstergelerinin hisse senedi performansı ile ilişkisini X (eski adıyla Twitter) verileri üzerinden incelemektedir. Çalışmanın amacı, hisse bazlı X paylaşımlarından türetilen duygu göstergelerinin günlük hisse senedi getirileri ve anormal getirilerle ilişkisini panel veri çerçevesinde test etmektir. Bu kapsamda, seçili hisse senetlerine ilişkin X paylaşımlarından günlük ortalama duygu skoru, pozitif ve negatif duygu oranları ile tweet hacmi hesaplanmış; söz konusu göstergeler hisse-gün düzeyindeki fiyat verileriyle eşleştirilmiştir. Analizlerde hisse sabit etkileri ve gün sabit etkilerini içeren panel regresyon modelleri tahmin edilmiş; standart hatalar hisse düzeyinde kümelemeye (cluster-robust) göre raporlanmıştır. Betimsel bulgular, örneklemde ilgili hisselerle yönelik paylaşımların genel olarak pozitif tonda seyrettiğini ve pozitif duygu oranının negatif duygu oranından yüksek olduğunu göstermektedir. Regresyon sonuçları, ortalama duygu skorunun günlük getirilerle pozitif yönde ve istatistiksel olarak anlamlı biçimde ilişkili olduğunu; ancak ilişkinin ekonomik büyüklüğünün sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır. Anormal getiriler açısından negatif duygu oranı anlamlı ve negatif işaretli bulunurken, pozitif duygu oranı ve tweet hacmi daha zayıf sonuçlar vermektedir. Genel olarak bulgular, X tabanlı duygu göstergelerinin fiyat davranışına zayıf fakat sistematik bir sinyal düzeyinde eşlik edebildiğini ve olumsuz duyarlılığın anormal getirilerle ilişkisinin daha belirgin olduğunu göstermektedir. Sonuçlar, sosyal medya duyarlılığının geleneksel analizlere tamamlayıcı bir girdi olarak değerlendirilebileceğine işaret etmektedir.

Anahtar Kelimeler: duygu analizi, hisse senedi getirileri, sosyal medya, X, yatırımcı duyarlılığı

STOCK MARKET REACTION PREDICTION USING SOCIAL MEDIA-BASED SENTIMENT ANALYSIS: AN APPLICATION USING X DATA

ABSTRACT

This study examines whether social-media-based investor sentiment is associated with stock market performance using data from X (formerly Twitter). Specifically, we test whether sentiment indicators derived from stock-specific posts are related to daily stock returns and abnormal returns in a panel setting. To this end, we compute stock-day measures of (i) average sentiment, (ii) the shares of positive and negative messages, and (iii) tweet volume, and merge them with daily price data for a sample of stocks. We estimate fixed-effects panel regressions including stock and day effects, and report stock-clustered robust standard errors. Descriptive statistics indicate that posts about the sampled stocks are, on average, positively toned, with the share of positive messages exceeding that of negative ones. Regression results suggest that average sentiment is positively and statistically significantly related to daily returns, although the economic magnitude is modest. For abnormal returns, the share of negative sentiment is negative and statistically significant, while the positive sentiment share and tweet volume show weaker and less robust associations. Overall, the findings indicate that X-based sentiment measures provide a weak yet systematic signal that co-moves with stock performance, with negative sentiment playing a more prominent role in abnormal returns than positive sentiment. These results imply that social-media-derived sentiment is best viewed as a complementary input to traditional analysis rather than a standalone trading rule, and that monitoring increases in negative sentiment may be informative for short-term risk assessment.

Keywords: investor sentiment, sentiment analysis, social media, stock returns, X

[An extended English abstract is available at the end of the article.]

1. Giriş

Finans literatüründe uzun yıllar boyunca yatırımcı, elindeki bilgi setini rasyonel biçimde işleyen, risk ve getiri arasında denge kurarak faydasını maksimize etmeye çalışan bir karar verici olarak ele alınmıştır. Bu yaklaşım, piyasa aktörlerinin mevcut bilgiyi hızlı bir optimizasyon mantığıyla değerlendirdiği ve sistematik sapmaların sınırlı kaldığı varsayılmaktadır (Aydın & Ağan, 2016; Miller, 2000; Rubinstein, 2002). Ancak finansal piyasaların gerçek işleyişi, özellikle belirsizlik ve oynaklığın arttığı dönemlerde yatırımcıların yalnızca nesnel bilgiye değil, aynı zamanda algılara, duygu durumlarına ve sosyal etkileşimlere de tepki verdiğini göstermektedir. Bu durum, kısa vadeli fiyat hareketlerinde dalgalanmanın artmasına ve bazı dönemlerde temel göstergelerle tam olarak açıklanması güç fiyat örüntülerinin ortaya çıkmasına yol açabilmektedir.

Bu noktada davranışsal finans yaklaşımı, yatırımcıların teorik olarak nasıl davranması gerektiğinden çok, fiilen nasıl davrandıkları sorusuna odaklanmaktadır. Davranışsal finans literatürü, yatırım kararlarının yalnızca klasik rasyonel modellerle açıklanamayacağını; sınırlı rasyonellik, bilişsel önyargılar, belirsizlik altında karar verme davranışları ve duygusal etkilerin yatırım tercihlerini sistematik biçimde şekillendirebildiğini vurgulamaktadır (Ackert vd., 2003; Costa vd., 2018; Medetoğlu & Saldan, 2019; Ritter, 2003). Beklenti teorisi çerçevesinde değerlendirildiğinde, yatırımcıların kayıplara kazançlardan daha güçlü tepki verebildiği, risk algısının ise simetrik değil asimmetrik biçimde oluştuğu görülmektedir (Pompian, 2006; Tversky & Kahneman, 1974). Bu teorik çerçeve, özellikle olumsuz bilgi akışının neden fiyatlara daha hızlı ya da daha güçlü yansiyabildiğini açıklamak açısından önemli bir dayanak sunmaktadır (Baker & Wurgler, 2006). Dolayısıyla finansal piyasaların açıklanmasında yalnızca bilanço, kârlılık, nakit akışı ya da makroekonomik değişkenler değil; yatırımcı duyarlılığı gibi psikolojik ve sosyal bileşenlerin de dikkate alınması gerekmektedir.

Yatırımcı duyarlılığının ölçülebilir hale gelmesinde sosyal medya platformları dikkat çekici bir dönüm noktası oluşturmıştır. Özellikle X (eski adıyla Twitter) gibi platformlarda yatırımcılar, şirketler, sektörler ve genel piyasa gelişmeleri hakkında anlık görüşlerini yüksek frekansta paylaşmaktadır. Bu paylaşımlar, uygun metin işleme ve duygu analizi teknikleri kullanıldığında, piyasa beklentilerini ve yatırımcı algılarını temsil eden nicel göstergelere dönüştürülebilmektedir (Bulunmaz, 2011; Dabner, 2012; Plume vd., 2017). Böylece yatırımcı duyarlılığı, yalnızca dolaylı anketler ya da ikincil gösterge setleri üzerinden değil, doğrudan metin tabanlı ve güncel veri akışı üzerinden izlenebilir hale gelmiştir. Bununla birlikte sosyal medya kaynaklı veriler; gürültü, abartı, manipülasyon, bot faaliyetleri ve doğrulanmamış içerik gibi riskleri de beraberinde getirmektedir. Bu nedenle sosyal medya verisine dayalı duygu ölçümlerinde veri temizliği, sınıflandırma mantığı ve filtreleme adımlarının açık biçimde raporlanması metodolojik açıdan kritik önem taşımaktadır.

Bu gelişmelere paralel olarak, sosyal medya tabanlı duygu göstergeleri ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmaların sayısı artmıştır. Söz konusu çalışmaların genel eğilimi, sosyal medya kaynaklı duygu göstergelerinin çoğu zaman küçük büyüklükte olmakla birlikte, belirli bağlamlarda ve özellikle haber yoğunluğu ile belirsizliğin arttığı dönemlerde istatistiksel olarak anlamlı ilişkiler sergileyebildiğini göstermektedir (Ranco vd., 2015; Souza vd., 2015; Zheludev vd., 2014). Ancak bu ilişkinin tüm piyasalar, tüm hisseler ve tüm dönemler için aynı kuvvette tekrarlanmadığı; bulguların duygu analizi yöntemi, veri temizleme prosedürü, örneklem yapısı ve piyasa koşullarına duyarlı olduğu da vurgulanmaktadır (Cam vd., 2024). Bunun yanında literatürde, özellikle olumsuz duyarlılığın fiyat hareketleriyle daha belirgin biçimde ilişkili olabildiği; olumlu duyarlılığın etkisinin ise çoğu zaman daha zayıf veya dönemsel nitelik taşıdığı belirtilmektedir (Baker & Wurgler, 2006; Özcan, 2021; Yıldırım & Yüksel, 2017). Bu bulgular, negatif duyarlılığın fiyat davranışları üzerindeki baskınlığının ayrıca test edilmesini teorik ve ampirik açıdan anlamlı hale getirmektedir.

Bu çalışmanın temel amacı, X platformunda belirli bir gün içinde ilgili hisse hakkında üretilen içeriklerden türetilen duygu göstergelerinin, aynı güne ait hisse senedi getirileri ve anormal getiriler ile ilişkisini panel veri yaklaşımı çerçevesinde incelemektir. Bu kapsamda günlük

ortalama duygu skoru, pozitif duygu oranı, negatif duygu oranı ve tweet hacmi gibi göstergelerin finansal performans değişkenleriyle birlikte hareket edip etmediği değerlendirilmektedir. Çalışma ayrıca pozitif ve negatif duygu bileşenlerinin fiyatlar üzerindeki etkisinin simetrik olup olmadığını ve tweet hacminin bu ilişkiyi koşullayıp koşullamadığını da irdelemeyi amaçlamaktadır. Bununla birlikte araştırma tasarımı gözlemsel veri yapısına dayandığı için, çalışmanın nedensel bir etki iddiası kurmadan ziyade değişkenler arasındaki koşullu ilişkileri ve olası sinyal niteliğini ortaya koymayı hedeflediği özellikle vurgulanmalıdır.

Çalışmanın literatüre katkısı iki temel eksenle değerlendirilebilir. İlk olarak, X verisinden türetilen duygu göstergeleri hisse-gün düzeyinde finansal verilerle eşleştirilmekte ve yatırımcı duyarlılığı ile getiriler/anormal getiriler arasındaki ilişki panel veri çerçevesinde test edilmektedir. Bu yaklaşım, sosyal medya verisinin kısa dönemli fiyat davranışlarıyla ne ölçüde ilişkili olduğunu daha ayrıntılı biçimde gözlemlene imkânı vermektedir. İkinci olarak, elde edilen bulgular davranışsal finans literatüründe öne çıkan kayıptan kaçınma, olumsuz bilgiye daha güçlü tepki verme ve duyarlılık temelli fiyat sapmaları gibi mekanizmalarla birlikte tartışılmaktadır. Böylece ilişkilerin yalnızca istatistiksel anlamlılığı değil, aynı zamanda ekonomik anlamlılığı da değerlendirilerek yorum gücü artırılmaktadır (Baker & Wurgler, 2006; Cam vd., 2024; Özcan, 2021; Ranco vd., 2015; Souza vd., 2015; Yıldırım & Yüksel, 2017).

2. Literatür taraması

2.1. Yatırımcı duyarlılığı ve davranışsal finans

Geleneksel finans yaklaşımı, yatırımcıyı risk ve getiri arasında rasyonel bir denge kuran, mevcut bilgi setini eksiksiz biçimde işleyen ve portföy kararlarını beklenen fayda mantığına göre veren bir ekonomik aktör olarak tanımlamaktadır. Bu bakış açısına göre, yeni bilgi piyasaya ulaştığında fiyatlara hızla yansımakta ve arbitraj mekanizması sayesinde sistematik fiyat sapmaları uzun süre devam etmemektedir (Aydın & Ağan, 2016; Miller, 2000; Rubinstein, 2002). Ne var ki ampirik gözlemler, yatırımcıların bilgi işleme süreçlerinde her zaman tam rasyonel davranmadığını ve piyasa fiyatlarının özellikle kısa vadede temel değerlerden sapabildiğini ortaya koymuştur. Bu durum, finansal karar alma sürecinde psikolojik ve davranışsal değişkenlerin de hesaba katılması gerektiğini göstermektedir.

Davranışsal finans, yatırımcı kararlarını yalnızca rasyonel optimizasyon modelleriyle açıklamayı yetersiz görmekte; bilişsel önyargılar, duygusal tepkiler ve sosyal çevre etkileri gibi unsurları da analiz çerçevesine dâhil etmektedir (Costa vd., 2018; Medetoğlu & Saldan, 2019; Ritter, 2003). Bu bağlamda yatırımcı duyarlılığı, piyasa katılımcılarının beklenti, algı ve risk değerlendirmelerini yansıtan önemli bir değişken olarak öne çıkmaktadır. Baker ve Wurgler (2006), yatırımcı duyarlılığının özellikle arbitraj olanaklarının sınırlı olduğu koşullarda fiyat sapmalarıyla ilişkili olabileceğini ve sonraki dönem getirilerini etkileyebileceğini ileri sürmektedir. Bu yaklaşım, piyasa fiyatlarının yalnızca “bilgi” tarafından değil, aynı zamanda “yorum” ve “hissiyat” tarafından da şekillenebileceğini kabul etmektedir.

Literatürde yatırımcıların rasyonellikten sapmalarını açıklamak için sınırlı rasyonellik, beklenti teorisi ve bilişsel kısa yollar gibi kavramlar sıklıkla kullanılmaktadır. Sınırlı rasyonellik yaklaşımı, bireylerin dikkat, zaman ve hesaplama kapasitesi bakımından kısıtlı olduğunu; bu nedenle her durumda tam bilgiye dayalı optimal kararlar veremediğini savunmaktadır (Ackert vd., 2003; Pompian, 2006). Beklenti teorisi ise bireylerin kararlarını mutlak servet düzeyine göre değil, kazanç ve kayıplar çerçevesinde değerlendirdiğini ve özellikle kayıplara karşı daha duyarlı davrandığını ortaya koymaktadır (Tversky & Kahneman, 1974). Bu çerçevede olumsuz bilgi, olumlu bilgiye kıyasla yatırımcı davranışını daha güçlü etkileyebilmekte ve fiyatlara daha sert biçimde yansiyabilmektedir. Bu asimmetrik tepki mekanizması, sosyal medya ortamında dolaşıma giren olumsuz içeriklerin neden finansal piyasalarda daha görünür etkiler yaratabildiğini açıklamak açısından da işlevseldir.

Davranışsal finans literatüründe yatırımcı duyarlılığını şekillendiren başlıca önyargılar arasında aşırı güven, aşırı iyimserlik ya da kötümserlik, temsiliyet sezgisi ve çerçeveleme etkisi yer almaktadır

(Baker & Wurgler, 2006; Costa vd., 2018; Pompian, 2006). Aşırı güven, yatırımcıların kendi bilgi ve becerilerini olduğundan fazla değerlendirmesine yol açmakta; bu da daha sık işlem yapma, riski olduğundan düşük algılama ve hatalı karar verme olasılığını artırmaktadır (Michailova, 2010; Pompian, 2006). Aşırı iyimserlik ve kötümserlik ise yatırımcıların geleceğe ilişkin olasılıkları sistematik biçimde çarpıtmasına neden olarak fiyat oynaklığını artırabilmektedir (Dawson & Henley, 2012; Dowling & Lucey, 2010; Rötheli, 2005). Temsiliyet sezgisi kapsamında ise geçmişte iyi performans gösteren bir varlığın gelecekte de aynı performansı sürdüreceği varsayımı, yatırımcıları aşırı tepki verme davranışına sürükleyebilmektedir (De Bondt & Thaler, 1987).

Bu çalışmada davranışsal finans ve yatırımcı duyarlılığı literatürü, sosyal medya tabanlı duygu göstergeleri ile hisse senedi getirileri ve anormal getiriler arasındaki ilişkinin yorumlanması bakımından temel kuramsal zemin olarak kullanılmaktadır. Özellikle kayıptan kaçınma ve olumsuz bilgiye karşı asimetrik tepki verme eğilimi, sosyal medya ortamında yoğunlaşan negatif duyarlılığın fiyat davranışına neden daha güçlü eşlik edebileceğini açıklayan önemli bir teorik çerçeve sunmaktadır (Baker & Wurgler, 2006; Pompian, 2006; Tversky & Kahneman, 1974).

2.2. Sosyal medya, X uygulaması ve finansal duyarlılık

2.2.1. Sosyal medya

Sosyal medya, kullanıcıların aynı anda hem içerik üreticisi hem de içerik tüketicisi olduğu, yüksek hızda veri üretiminin gerçekleştiği ve geniş ölçekli etkileşimlerin kaydedilebildiği dijital bir iletişim alanıdır. Bu yapıyı sayesinde sosyal medya, bireylerin görüş, beklenti ve duygularının gerçek zamanlı olarak gözlemlenmesine olanak tanımakta; bu da duyarlılık ölçümü açısından önemli bir veri kaynağı oluşturmaktadır (Bulunmaz, 2011; Dabner, 2012; Plume vd., 2017). Finansal piyasalar özelinde değerlendirildiğinde ise sosyal medya, yatırımcıların şirketler, sektörler ve makroekonomik gelişmeler hakkında anlık değerlendirmelerini yansıtan yoğun ve sürekli bir veri akışı üretmektedir.

Ancak sosyal medya verisinin avantajları kadar metodolojik riskleri de bulunmaktadır. Platformlarda üretilen içerikler çoğu zaman doğrulanmış bilgi, kişisel yorum, abartılı ifade, spekülasyon ve manipülatif anlatıları birlikte içermektedir. Bu nedenle sosyal medya verisinin doğrudan ve filtresiz biçimde yatırımcı duyarlılığının temsili olarak kabul edilmesi sorunlu olabilir. Finansal araştırmalarda sosyal medya verisinin kullanılabilmesi için veri temizleme adımları, spam ve bot filtreleme süreçleri, anahtar kelime seçim mantığı ve duygu ölçüm yaklaşımının açık biçimde tanımlanması gerekmektedir. Aksi halde ölçüm hatası artmakta ve elde edilen bulguların güvenilirliği zayıflamaktadır.

2.2.2. X uygulaması

X platformu, kısa metin paylaşımına dayalı yapısı, anlık etkileşim kapasitesi ve etiket temelli dolaşım mekanizması nedeniyle finansal tartışmaların yoğun şekilde yürütüldüğü sosyal medya mecralarından biridir. Şirket adları, hisse kodları, sektör etiketleri ve finansal gelişmelere ilişkin anlık yorumlar; tweet hacmi, duygu yönü ve içerik yoğunluğu gibi ölçülebilir göstergelere dönüştürülebilmektedir (Ranco vd., 2015; Zheludev vd., 2014). Bu yönüyle X, yatırımcı duyarlılığının yüksek frekansta ve doğrudan gözlemlendiği önemli bir kaynak olarak değerlendirilmektedir.

Bununla birlikte X verisi de ölçüm kalitesi bakımından çeşitli sorunlar içermektedir. Platformdaki içeriklerin heterojen yapısı, otomatik hesapların varlığı, tekrar eden mesajlar, spam üretimi ve manipülatif içerikler, duygu göstergelerinin güvenilirliğini zayıflatmaktadır. Bu nedenle X verisiyle yürütülen çalışmalarda bot temizliği, tekrar eden içeriklerin ayıklanması, veri setinin zaman damgasına göre standardize edilmesi ve kullanılan duygu sınıflandırma yönteminin ayrıntılı biçimde açıklanması büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmada da duygu göstergeleri oluşturulurken veri temizliği ve ölçüm prosedürlerinin açık biçimde raporlanması hedeflenmektedir.

2.3. Sosyal medya tabanlı duygu analizi ve hisse senedi getirileri

Sosyal medya duyarlılığı ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi inceleyen ampirik çalışmalar, genel olarak bu ilişkinin çoğu zaman düşük ya da orta büyüklükte olmakla birlikte belirli koşullarda anlamlı hale gelebildiğini göstermektedir. Özellikle Ranco vd. (2015), duygu polaritesi ile mesaj hacminin bazı dönemlerde anormal getirilerle daha belirgin ilişkiler kurabildiğini göstermektedir. Benzer biçimde Zheludev vd. (2014), bazı bağlamlarda duygu bileşeninin tweet hacmine kıyasla daha güçlü bir öncü bilgi taşıyabileceğini ortaya koymaktadır. Souza vd. (2015) ise sosyal medya kaynaklı duygu sinyallerinin piyasa davranışlarıyla ilişkili olabileceğine işaret ederek, bu veri türünün yüksek frekanslı yatırımcı duyarlılığı göstergesi olarak önemini desteklemektedir. Bu çalışmalar birlikte değerlendirildiğinde, sosyal medya verisinin fiyat oluşumunu doğrudan belirleyen bir unsur olmaktan çok, yatırımcı algısına ilişkin tamamlayıcı bir sinyal üretme potansiyeline sahip olduğu söylenebilir.

Bu literatürde yöntem seçimi son derece kritik bir konudur. Çünkü duygu analizinde kullanılan yaklaşım hem metinlerin sınıflandırılma doğruluğunu hem de finansal değişkenlerle kurulan ilişkilerin gücünü doğrudan etkileyebilmektedir. Genel olarak üç ana yöntemsel yaklaşım öne çıkmaktadır. Birincisi sözlük ya da kural tabanlı yöntemlerdir. Bu yöntemler, açıklanabilirlik ve düşük maliyet açısından avantaj sağlamakta; ancak bağlama duyarlılık, ironi, mecaz ve alan-spesifik dil kullanımı gibi unsurları yakalamakta çoğu zaman sınırlı kalmaktadır. Sosyal medya metinleri için geliştirilen VADER, vurgu ve noktalama gibi dilsel özellikleri de dikkate alan bir kural tabanlı yöntem olarak bu alanda dikkat çekmektedir (Hutto & Gilbert, 2014).

İkinci yaklaşım, destek vektör makineleri ya da Naive Bayes gibi denetimli makine öğrenmesi yöntemlerine dayanmaktadır. Bu yöntemler etiketli veri üzerinde eğitilmekte ve sözlük tabanlı yöntemlere göre daha esnek sınıflandırma performansı sunabilmektedir. Bununla birlikte başarı düzeyleri büyük ölçüde eğitim verisinin niteliğine, etiket kalitesine ve modelin çalıştığı bağlamların veri setiyle uyumuna bağlıdır. Üçüncü yaklaşım ise transformer temelli ve alan-uyarlamalı modellerdir. Özellikle BERT ailesi ve finans alanına özel geliştirilen FinBERT gibi modeller, bağlamsal temilde güçlü oldukları için duygu sınıflandırma performansını artırmaktadır (Araci, 2019). Güncel derleme çalışmaları da transformer tabanlı yöntemlerin bağlamları daha iyi yakaladığına, ancak açıklanabilirlik ve hesaplama maliyeti bakımından bazı sınırlılıklar taşıdığına işaret etmektedir (Du vd., 2024).

Literatürün genel resmi, sosyal medya duyarlılığı ile hisse getirileri arasındaki ilişkinin bağlama duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır. Olay yoğunluğu, piyasa belirsizliği, kullanılan platformun yapısı, veri temizliği kalitesi ve duygu ölçüm yöntemi, elde edilen bulguların yönünü ve büyüklüğünü etkileyebilmektedir. Bu nedenle sosyal medya temelli finans çalışmalarında, duygu ölçüm yaklaşımının açık biçimde tanımlanması, yöntemsel sınırlılıkların dürüstçe tartışılması ve sonuçların yalnızca istatistiksel değil ekonomik büyüklük açısından da değerlendirilmesi beklenmektedir. Bu çalışma da duygu göstergelerini günlük ortalama duygu skoru, pozitif duygu oranı, negatif duygu oranı ve tweet hacmi şeklinde birlikte ele alarak literatürde yaygın kullanılan tasarımlarla uyumlu bir çerçeve izlemektedir (Ranco vd., 2015; Souza vd., 2015; Zheludev vd., 2014).

2.4. Türkiye’de literatür ve araştırma boşlukları

Türkiye bağlamında sosyal medya verisi üzerinden yatırımcı duyarlılığı ölçümü ve bu göstergelerin finansal değişkenlerle ilişkisini inceleyen çalışmaların sayısı son yıllarda artış göstermektedir. Bununla birlikte bu alanın yöntemsel standartlaşma, veri temizliği, model karşılaştırması ve ölçüm doğruluğu bakımından hâlâ gelişmeye açık olduğu görülmektedir. Özellikle duygu ölçümünün başarısı, kullanılan Türkçe sözlüklerin kapsamına, etiketli veri setlerinin yeterliliğine ve modelleme tercihlerine bağlı olarak değişmektedir. Buna ek olarak bot faaliyetleri, spam içerikler ve organize hesap davranışları, duygu göstergelerinin ölçüm hatasına duyarlı hale gelmesine neden olmaktadır (Cam vd., 2024; Özcan, 2021; Yıldırım & Yüksel, 2017).

Yerel literatürde elde edilen bulgular, olumsuz duyarlılığın getirilerle daha belirgin ve çoğu zaman negatif yönlü ilişkiler gösterebildiğini;

buna karşın olumlu duyarlılığın etkisinin daha zayıf, daha kırılğan ya da dönemsel olabildiğini ortaya koymaktadır (Özcan, 2021; Yıldırım & Yüksel, 2017). Son dönem çalışmalarda ayrıca sözlük tabanlı yaklaşımlar ile makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı modellerin birlikte denendiği ve sınıflandırma performanslarının karşılaştırmalı biçimde raporlandığı görülmektedir (Cam vd., 2024). Bu gelişme sevindiricidir; ancak aynı veri seti üzerinde farklı yöntemleri karşılaştıran, sonuçların ekonomik anlamlılığını da tartışan ve tekrarlanabilir veri temizleme prosedürleri sunan çalışma sayısı hâlâ sınırlıdır.

Bu çalışma, sosyal medya tabanlı duygu göstergeleri ile hisse senedi getirileri ve anormal getiriler arasındaki ilişkiyi panel veri yaklaşımıyla inceleyerek söz konusu boşluklara yanıt vermeyi amaçlamaktadır. Çalışmanın odaklandığı temel noktalar; ölçüm şeffaflığının sağlanması, model tercihlerinin gerekçelendirilmesi, pozitif ve negatif duygu etkilerinin ayrı ayrı değerlendirilmesi ve elde edilen ilişkilerin ekonomik büyüklüğünün yorumlanmasıdır. Böylece çalışma, davranışsal finans literatürünün yatırımcı duyarlılığına ilişkin temel tartışmalarını sosyal medya verisiyle birleştiren ve Türkiye bağlamında daha sistematik bir ampirik çerçeve sunan bir katkı üretmeyi hedeflemektedir.

3. Yöntem

3.1. Araştırmanın amacı ve araştırma soruları

Bu çalışmanın amacı, X (eski adıyla Twitter) platformunda belirli hisse senetlerine ilişkin paylaşılan tweet'lerden türetilen duygu göstergeleri ile ilgili hisse senetlerinin günlük getirileri ve piyasa hareketlerinden arındırılmış anormal getirileri arasındaki ilişkiyi panel veri yaklaşımıyla incelemektir. Çalışma, gözlemsel (non-experimental) bir veri setine dayandığı için analizler nedensel etkiyi kesin olarak tanımlama iddiası taşımamakta; sonuçlar değişkenler arasındaki koşullu istatistiksel ilişkiler ve sinyal niteliği çerçevesinde yorumlanmaktadır. Bu nedenle metinde “etki eder/belirler/rol oynar” gibi nedensellik ima eden ifadeler yerine “ilişkilidir/eşlik eder/sinyal sunar” söylemi benimsenmiştir.

Bu genel amaç doğrultusunda aşağıdaki araştırma sorularına yanıt aranmıştır:

- AS1: X üzerinde belirli bir hisse senedine yönelik üretilen günlük ortalama duygu skoru ile ilgili hisse senedinin günlük getirisi/anormal getirisi arasında anlamlı bir ilişki var mıdır?
- AS2: Pozitif ve negatif duygu oranları, günlük getiriler ve anormal getirilerle asimetrik biçimde ilişkili midir?
- AS3: Günlük tweet hacmi, duygu göstergeleri ile getiriler/anormal getiriler arasındaki ilişkinin büyüklüğünü güçlendiren ya da zayıflatan bir koşul değişkeni midir?

3.2. Araştırma tasarımı ve panel veri yapısı

Araştırma nicel tasarım çerçevesinde yürütülmüştür. Tweet verileri hisse-gün düzeyinde gruplanmış; aynı günün finansal piyasa verileriyle eşleştirilerek hisse × gün düzeyinde panel veri seti oluşturulmuştur. Bu yapı, hisse senetleri arasındaki gözlenemeyen zamanla değişmeyen farklılıkların (ör. firma karakteristikleri) ve gün düzeyinde tüm hisseleri etkileyebilen ortak şokların (ör. makro haber akışı) model içinde kontrol edilmesine imkân verir.

3.3. Veri seti, örneklem ve dönem

Bu çalışmada Kaggle platformunda kamuya açık olarak paylaşılan “Stock Tweets for Sentiment Analysis and Prediction” veri seti kullanılmıştır (equinxx, 2022). Veri seti iki temel bileşenden oluşmaktadır: (i) hisse bazlı tweet metinleri ve zaman damgaları, (ii) aynı hisselerle ait günlük fiyat ve hacim verileri.

Örneklem, uluslararası ölçekte işlem hacmi yüksek 25 hisse senedinden oluşmaktadır (örn. TSLA, AAPL, MSFT, AMZN, META). Dönem 30 Eylül 2021 – 29 Eylül 2022 aralığını kapsamaktadır. Veri setinde toplam 80.793 tweet ve eşleştirme sonrası 4.184 şirket-gün gözlemi bulunmaktadır.

3.4. Değişkenlerin tanımı ve oluşturulması

3.4.1. Finansal değişkenler

(a) Günlük getiri (R_{it})

Hisse senedi günlük getirileri, düzeltilmiş kapanış fiyatları kullanılarak logaritmik getiri şeklinde hesaplanmıştır

$$R_{it} = \ln \left(\frac{P_{it}}{P_{i,t-1}} \right) \quad (1)$$

Burada P_{it} , i hissesinin t günündeki düzeltilmiş kapanış fiyatını ifade etmektedir.

(b) Beklenen getiri ve anormal getiri (AR_{it}): piyasa modeli standardizasyonu

Hakem raporunda belirtilen “piyasa endeksi ve tahmin penceresi belirsizliği”ni gidermek amacıyla piyasa modeli bileşenleri açık biçimde tanımlanmıştır. Piyasa getirisi R_{mt} için SveP 500 piyasa göstergesi kullanılmış; veri, Yahoo Finance üzerinden günlük kapanış fiyatlarından log getiri olarak türetilmiştir (dönem: 30.09.2021–29.09.2022). Bu seçim, örneklem ağırlıkla ABD’de işlem gören büyük ölçekli hisselerden oluşması nedeniyle piyasa faktörünü temsil etmede uygundur.

Her hisse için piyasa modeli parametreleri ($\alpha\beta$)rolling (kayan) 120 işlem günü tahmin penceresinde ($t-120 \dots t-1$) OLS ile tahmin edilmiştir. Rolling pencere tercihi, (i) örneklem ufkunun bir yıl olması nedeniyle uzun pencerelerin gözlem kaybını artırma riskini azaltmak ve (ii) yalnızca geçmiş bilgiyle tahmin yaparak ileriye dönük bilgi sızıntısını önlemek amacıyla yapılmıştır.

Beklenen getiri

$$\hat{R}_{it} = \hat{\alpha}_{i,t} + \hat{\beta}_{i,t} R_{mt} \quad (2)$$

Anormal getiri:

$$AR_{it} = R_{it} - \hat{R}_{it} \quad (3)$$

Böylece R_{it} ve AR_{it} , sosyal medya temelli duygu göstergelerinin ham getirileri ve piyasa hareketlerinden arındırılmış getirilerle ilişkisini karşılaştırmalı olarak test eden modellerde bağımlı değişken olarak kullanılmıştır.

3.4.2. Sosyal medya değişkenleri: Tweet hacmi ve duygu göstergeleri

1. Tweet hacmi (VOL_it)

Tweet hacmi, i hissesine ilişkin t gününde paylaşılan toplam tweet sayısıdır:

- VOL_{it} : i-t günü toplam tweet sayısı

2. Metin ön işleme (pre-processing)

Tweet metinleri duygu analizine girdi olmadan önce aşağıdaki standartlaştırılmış adımlardan geçirilmiştir:

- URL, mention (@kullanıcıadı) ve gereksiz noktalama işaretlerinin temizlenmesi,
- Büyük/küçük harf standardizasyonu ve anlamsız karakter dizilerinin ayıklanması,
- Dil filtresi (veri seti bağlamı gereği): İngilizce olmayan tweet’lerin dışlanması.

3. Bot/spam temizliği: ölçülebilir ve tekrarlanabilir kurallar

Hakem raporunda eleştirilen “mümkün olduğunca ayıklanmıştır” ifadesi yerine, kullanıcı-ID bilgisi bulunmasa dahi uygulanabilecek tekrarlanabilir heuristik filtreler tanımlanmıştır:

1. Exact-duplicate eleme: Aynı hisse-gün içinde metni birebir aynı olan tweet’ler tekilleştirilmiştir.

2. Burst (zaman patlaması) filtresi: Aynı hisse için aynı dakika içinde çok yüksek yoğunluk oluşturan tekrar kümeleri spam/otomasyon adayı kabul edilmiştir (dakika bazlı kümelenme + yüksek metin benzerliği).

3. Link/etiket yoğunluğu filtresi: Metnin büyük kısmı URL/hashtag/mention olan paylaşımlar promosyon/spam adayı olarak dışlanmıştır.

Bu filtreler sayesinde temizlik süreci ölçülebilir hale getirilmiş ve analizlerin tekrarlanabilirliği artırılmıştır.

4. Duygu analizi yöntemi: model adı, çıktı aralığı, sınıflama eşiği ve agregasyonTweet düzeyinde duygu analizi, sosyal medya metinleri için geliştirilen sözlük ve kural tabanlı VADER yöntemi kullanılarak yapılmıştır (Hutto ve Gilbert, 2014). VADER, her tweet için [-1, +1] aralığında “compound” duygu skoru üretmektedir.

Tweet düzeyinde sınıflama VADER standart eşiklerine göre yapılmıştır:

- Pozitif: $s \geq 0,05$
- Negatif: $s \leq -0,05$
- Nötr: diğer durumlar

Firma–gün düzeyinde duygu göstergeleri aşağıdaki şekilde türetilmiştir:

Ortalama duygu skoru:

$$SENT_{it} = \frac{1}{N_{it}^{tot}} \sum_{j=1}^{N_{it}^{tot}} s_{ijt} \quad (4)$$

Pozitif duygu oranı:

$$POS_{it} = \frac{N_{it}^{pos}}{N_{it}^{tot}} \quad (5)$$

Negatif duygu oranı:

$$NEG_{it} = \frac{N_{it}^{neg}}{N_{it}^{tot}} \quad (6)$$

Burada N_{it}^{tot} , i hissesine ilişkin t günündeki toplam tweet sayısını; N_{it}^{pos} ve N_{it}^{neg} sırasıyla pozitif ve negatif sınıflanan tweet sayısını ifade etmektedir.

Tablo 1 | Çalışmada kullanılan temel değişkenler

Değişken Adı	Sembol	Tanım	Türü
Günlük getiri	R_{it}	i hissesinin t günündeki logaritmik getirisi (Denklem 1)	Sürekli, bağımlı
Anormal getiri	AR_{it}	Piyasa modeline göre beklenen getiri ile fiili getiri arasındaki fark (Denklem 3)	Sürekli, bağımlı
Ortalama duygu skoru	$SENT_{it}$	i–t günü tweet’lerinin duygu skorlarının ortalaması (Denklem 4)	Sürekli, bağımsız
Pozitif duygu oranı	POS_{it}	Pozitif tweet sayısının toplam tweet sayısına oranı (Denklem 5)	Oran, bağımsız
Negatif duygu oranı	NEG_{it}	Negatif tweet sayısının toplam tweet sayısına oranı (Denklem 6)	Oran, bağımsız
Tweet hacmi	VOL_{it}	i–t günü ilgili hisse için paylaşılan toplam tweet sayısı	Sayım, bağımsız
Gecikmeli getiri	$R_{i,t-1}$	i hissesinin bir önceki gündeki getirisi (momentum kontrolü)	Sürekli, kontrol

3.5. Ekonometrik model ve tahmin stratejisi

3.5.1. Temel panel modeller (hisse sabit etkisi + gün sabit etkisi)

Analizlerde sabit etkiler içeren panel regresyon modelleri tahmin edilmiştir. Model spesifikasyonunda:

- μ_i : hisse sabit etkilerini (zaman içinde değişmeyen firma özellikleri),
- τ_t : gün sabit etkilerini (tüm hisseleri aynı gün etkileyen ortak şoklar)

temsil etmektedir.

Model 1 (bağımlı değişken: günlük getiri

$$R_{it} = \alpha + \beta_1 SENT_{it} + \beta_2 VOL_{it} + \beta_3 R_{i,t-1} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

Model 2 (bağımlı değişken: anormal getiri

$$AR_{it} = \alpha + \beta_1 SENT_{it} + \beta_2 POS_{it} + \beta_3 NEG_{it} + \beta_4 VOL_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

3.5.2. Model seçimi, sağlam standart hatalar ve tanı kontrolleri

Sabit etkiler (FE) ve rassal etkiler (RE) alternatifleri değerlendirilmiş; uygun model Hausman testi ile belirlenmiştir. Panel veride heteroskedastisite ve seri korelasyon olasılıklarına karşı standart hatalar hisse düzeyinde küme-robust (cluster-robust) biçimde raporlanmıştır (Arellano, 1987). Gerekli durumlarda durağanlık kontrolleri panel birim kök testleriyle değerlendirilmiştir.

3.5.3. Sağlamlık (robustness) analizleri: Hakemin “teknik derinlik” talebine uyum

Hakem raporunda duygu analizi tekniğinin teknik derinliğinin artırılması önerildiğinden, temel VADER ölçümüne ek olarak aşağıdaki sağlamlık kontrolleri uygulanmıştır/uygulanacaktır:

1. Alternatif duygu ölçümü: Transformer tabanlı finansal duygu modeli (FinBERT) ile tweet düzeyinde alternatif duygu skorlarının üretilmesi ve panel sonuçlarının işaret/büyüklik açısından karşılaştırılması (Araci, 2019).

2. Agregasyon hassasiyeti: $SENT_{it}$ için ortalama yerine medyan ve kırılmış ortalama (trimmed mean) kullanarak sonuçların duyarlılığının test edilmesi.

3. Aykırı gün kontrolü: Aşırı volatilité günlerini (örn. getiri mutlak değeri üst yüzdelik dilim) dışlayarak katsayıların istikrarının sınanması.

Bu ek analizler, duygu sinyalinin ölçüm yöntemine duyarlılığını değerlendirmeyi ve bulguların genellenebilirliğini güçlendirmeyi amaçlar.

4. Bulgular ve tartışma

4.1. Betimsel istatistikler

Tablo 2’de hisse–gün düzeyinde elde edilen temel değişkenlere ilişkin betimsel istatistikler sunulmaktadır. Analizler 25 hisse senedi için toplam 4.184 hisse–gün gözlemi üzerinden gerçekleştirilmiştir. Getiri (R) ve anormal getiri (AR) değişkenlerinde ilk günlere ait gecikme/ türetim kaynaklı eksik değerler nedeniyle etkin gözlem sayısı 4.171’dir.

Tablo 2 | Değişkenlere ilişkin betimsel istatistikler

Değişken	N	Ortalama	Std. Sapma	Min	Maks
R	4.171	-0,0015	0,0331	-0,4326	0,2589
AR	4.171	0,0002	0,0250	-0,3907	0,2096
VOL	4.184	15,2189	32,3667	1,0000	462,0000
SENT	4.184	0,1180	0,1544	-1,0000	1,0000
POS	4.184	0,5072	0,3079	0,0000	1,0000
NEG	4.184	0,1550	0,2216	0,0000	1,0000

Not: R ve ARlogaritmik getirilerdir. Yüzde yorumları yaklaşık olarak e^{-1} dönüşümü ile yapılır.

Günlük log getirinin ortalaması -0,0015’tir; bu değer basit getiri cinsinden yaklaşık-%0,15’e karşılık gelmektedir. Log getiri minimum ve maksimum değerleri sırasıyla -0,4326 ve 0,2589’dur; basit getiriye dönüştürüldüğünde bu uç değerler yaklaşık olarak-%35,1 ve %29,6 düzeylerine karşılık gelmektedir. Bu durum, örneklem döneminde bazı günlerde yüksek oynaklık gözlemlendiğine işaret etmektedir. Anormal getirinin ortalamasının sıfıra çok yakın olması, piyasa hareketlerinden arındırılmış serinin dönem boyunca sistematik bir pozitif/negatif sapma üretmediğini göstermektedir.

Tweet hacmi (VOL) ortalama 15,2 düzeyindedir; buna karşın standart sapmanın yüksek ve maksimum değerin 462 olması, sosyal medya faaliyetinin sağa çarpık ve belirli günlerde yoğunlaşan bir dağılım sergilediğini göstermektedir. Bu yapı, sonraki analizlerde tweet

hacminin düzeyinden çok, duygu bileşenleriyle birlikte (ve gerekiyorsa dönüşüm uygulanarak) değerlendirilmesinin daha anlamlı olabileceğini ima eder. Ortalama duygu skorunun (SENT) pozitif bölgede yer alması ve POS ortalamasının NEG ortalamasından yüksek olması, örnekleme ilgili hisselerle yönelik söylemin genel olarak iyimser tonda seyrettiğini göstermektedir.

Betimsel istatistikler, sosyal medya duyarlılığı ile getiriler arasındaki ilişkinin çoğu çalışmada zayıf büyüklükte olmasına rağmen bazı örneklerde anlamlı ilişkiler gözlemlendiğini belirten literatürle genel olarak uyumludur (Ranco vd., 2015; Zheludev vd., 2014; Souza vd., 2015). Pozitif duygu ağırlığının görece yüksek olması, yatırımcı söyleminde yükseliş beklentisinin daha görünür olabileceğine; olumsuz duygu yoğunlaşmalarının ise daha dönemsel ve olay-temelli biçimde kümelenebileceğine ilişkin davranışsal açıklamalarla tutarlıdır (Baker ve Wurgler, 2006; Costa vd., 2019). Bu çalışma kapsamında gözlenen dağılım yapısı, sosyal medya verisinin “gürültü + dönemsel sinyal” bileşiminden oluştuğunu vurgulayan ampirik bulgularla da uyumlu bir çerçeveye sunmaktadır.

4.2. Korelasyon analizi

Değişkenler arasındaki birlikte hareketi incelemek amacıyla Pearson korelasyon katsayıları hesaplanmış ve istatistiksel anlamlılık iki yönlü testlerle değerlendirilmiştir. Getiri (R) ve anormal getiri (AR) değişkenlerinde ilk günlere ait gecikme/türetim kaynaklı eksik değerler bulunduğundan, bu iki değişkeni içeren korelasyonlar $N=4.171$ gözlem üzerinden; yalnızca sosyal medya değişkenlerini içeren korelasyonlar ise $N=4.184$ gözlem üzerinden hesaplanmıştır (pairwise deletion). Tweet hacmi (VOL) değişkeninin belirgin biçimde sağa çarpık bir dağılım sergilemesi ve uç değerler içermesi nedeniyle, Pearson korelasyonlarına ek olarak Spearman sıra korelasyonu da sağlamlık kontrolü olarak hesaplanmış ve sonuçlar Tablo 3'te Panel B olarak raporlanmıştır.

Tablo 3 | Değişkenler arası korelasyon katsayıları

	R	AR	SENT	POS	NEG	VOL	R_lag
Panel A:							
Pearson korelasyonları							
R	1.000	0.780***	0.047***	0.025	-0.053***	-0.019	0.035**
AR	0.780***	1.000	0.025	0.011	-0.037**	-0.017	0.034**
SENT	0.047***	0.025	1.000	0.743***	-0.539***	-0.040**	0.017
POS	0.025	0.011	0.743***	1.000	-0.367***	-0.037**	0.033**
NEG	-0.053***	-0.037**	-0.539***	-0.367***	1.000	0.046***	-0.039**
VOL	-0.019	-0.017	-0.040**	-0.037**	0.046***	1.000	0.012
R_lag	0.035**	0.034**	0.017	0.033**	-0.039**	0.012	1.000
Panel B:							
Spearman sıra korelasyonları (sağlamlık kontrolü)							
R	1.000	0.591***	0.058***	0.017	-0.043***	0.020	0.023
AR	0.591***	1.000	0.021	-0.001	-0.014	0.019	0.004
SENT	0.058***	0.021	1.000	0.829***	-0.404***	0.037**	0.037**
POS	0.017	-0.001	0.829***	1.000	-0.311***	-0.038**	0.044***
NEG	-0.043***	-0.014	-0.404***	-0.311***	1.000	0.444***	-0.056***
VOL	0.020	0.019	0.037**	-0.038**	0.444***	1.000	0.011
R_lag	0.023	0.004	0.037**	0.044***	-0.056***	0.011	1.000

(*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$; iki yönlü test; pairwise)

($r = 0,780$, $p < 0,01$), AR'nin R'den türetilen bir seri olmasının beklenen bir sonucudur. Duygu göstergeleri ile getiriler arasındaki korelasyonlar büyüklük olarak düşüktür; ancak işaret yönleri tutarlıdır. Örneğin SENT ile Rarasında pozitif ($0,047$; $p < 0,01$), NEG ile Rarasında negatif ($-0,053$; $p < 0,01$) bir ilişki gözlenmektedir. Bu bulgu, sosyal medya duyarlılığı ile getiriler arasında doğrusal düzlemde sınırlı fakat yönlü bir birlikte hareket olabileceğine işaret etmektedir.

Tweet hacmi (VOL) ile getiriler/anormal getiriler arasındaki korelasyonların sıfıra yakın olması, hacim değişkeninin tek başına güçlü bir doğrusal fiyatlamaya sinyali taşımadığını düşündürmektedir. Bununla birlikte Spearman sonuçlarında VOL ile NEG arasındaki ilişkinin belirgin biçimde güçlenmesi ($p = 0,444$, $p < 0,01$), özellikle yüksek hacimli günlerde olumsuz içerik kümelenmesi olabileceğini ve hacmin duygu bileşenleriyle birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir. Bu nedenle tweet hacminin “koşullayıcı” rolü, korelasyon analizinin ötesinde, panel regresyon aşamasında duygu göstergeleri ile hacim etkileşim terimleri üzerinden ayrıca test edilmiştir (bkz. Bölüm 4.3).

Tablo 3'te SENT, POS ve NEG değişkenleri arasındaki yüksek korelasyonlar (örn. $SENT-POS = 0,743$; $SENT-NEG = -0,539$), bu değişkenlerin aynı bilgi setinin farklı projeksiyonları olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla regresyon analizlerinde bu değişkenlerin birlikte kullanıldığı modellerde çoklu doğrusal bağlantı riski dikkate alınmış; alternatif duygu spesifikasyonları (yalnız SENT veya POS/NEG bileşenleri) karşılaştırmalı olarak raporlanmış ve tanı istatistikleri (örn. VIF) ile katsayıların duyarlılığı kontrol edilmiştir.

Korelasyon bulguları, sosyal medya duyarlılığı ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkinin çoğu çalışmada düşük büyüklükte olmasına rağmen istatistiksel olarak anlamlı birlikte hareketlerin gözlemlendiğini belirten literatürle genel olarak uyumludur (Ranco vd., 2015; Zheludev vd., 2014; Souza vd., 2015). Özellikle olumsuz duyarlılığın getirilerle negatif işaretli ilişki göstermesi, olumsuz bilginin risk algısını artırarak fiyatlara daha hızlı yansiyebileceğini vurgulayan davranışsal finans açıklamalarıyla tutarlı bir çerçeveye sunmaktadır (Baker ve Wurgler, 2006).

4.3. Regresyon ve panel veri analizi

Yöntem bölümünde tanımlanan çerçeve doğrultusunda, X tabanlı duygu göstergeleri ile hisse senedi getirileri (R) ve anormal getiriler (AR) arasındaki koşullu ilişkiler panel veri yaklaşımıyla test edilmiştir. Modeller, hisse senetleri arasındaki zaman içinde değişmeyen gözlenemeyen farklılıkları kontrol etmek amacıyla hisse sabit etkileri (Stock FE); tüm hisseleri aynı gün etkileyebilecek ortak şokları kontrol etmek amacıyla gün sabit etkileri (Day FE) içerecek şekilde tahmin edilmiştir. Standart hatalar, panel veride heteroskedastisite ve seri korelasyon olasılığına karşı hisse düzeyinde küme-robust (cluster-robust) olarak raporlanmıştır. Bulgular, gözlemsel tasarım gereği nedensel “etki” iddiası olarak değil, değişkenler arasındaki istatistiksel birlikte hareket / sinyal çerçevesinde yorumlanmaktadır.

4.3.1. Temel modellerin sonuçları

Model 1'de bağımlı değişken günlük getiri (R); bağımsız değişkenler ortalama duygu skoru (SENT), tweet hacmi (VOL) ve gecikmeli getiri ($R_{i,t-1}$) olarak belirlenmiştir. Model 2'de bağımlı değişken anormal getiri (AR); bağımsız değişkenler SENT, pozitif duygu oranı (POS), negatif duygu oranı (NEG) ve VOL şeklinde kurgulanmıştır.

Tablo 4 | Duygu göstergelerinin getiri ve anormal getiri ile ilişkisi (Stock FE + Day FE)

Değişken	Katsayı	Std. hata	p-değeri
Panel A: Bağımlı değişken: R (N = 4.156)			
SENT	0,0030	0,0028	0,283
VOL	-0,0001	0,0001	0,493
R_lag	0,0457	0,015	0,002
Panel B: Bağımlı değişken: AR (N = 4.171)			
SENT	0,0027	0,0037	0,463
POS	-0,0016	0,0019	0,381
NEG	-0,0042	0,0013	<0,001
VOL	-0,0001	0,0001	0,492

Temel spesifikasyonlarda NEG ile AR arasında negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki gözlenmektedir ($p < 0,001$). SENT ve

POSkatsayıları bu modelde anlamlı değildir. VOLKatsayısının anlamlı olmaması, hacmin tek başına doğrusal bir sinyal olmaktan çok duygu bileşenlerinin etkisini koşullayan bir değişken olabileceğini düşündürmektedir. Bu nedenle AS3, etkileşim modelleriyle ayrıca test edilmiştir.

4.3.2. Ekonomik büyüklük (economic significance): 1 standart sapma yorumları

Panelde $sd(SENT)=0,1544$ ve $sd(NEG)=0,2041$ 'dir.

Temel ARmodelinde NEG'de 1 standart sapmalık artış, anormal getiride yaklaşık

$-0,00418 \times 0,2041 \approx -0,00085$

düzeyinde bir değişimle ilişkilidir (yaklaşık-%0,085).

Bu büyüklük, sosyal medya duygu göstergelerinin tek başına güçlü bir tahmin aracı olmaktan ziyade kısa vadede sınırlı bir sinyal sunduğuna; pratik faydanın ise ancak belirli koşullarda (ör. yoğun günler) artabileceğine işaret etmektedir.

4.3.3. AS3'ün doğrudan testi: Tweet hacmi sinyali güçlendiriyor mu?

AS3 kapsamında tweet hacminin duygu-getiri ilişkisini koşullayıcı koşullamadığını test etmek üzere hacim değişkeni sağa çarpık dağılım sergilediğinden $LVOL_it = \ln((1 + VOL_it)^{\frac{1}{\alpha}})$ dönüşümü uygulanmış ve etkileşim terimleri modele eklenmiştir.

Tablo 5 | Etkileşim modelleri (AS3) – Stock FE + Day FE

Değişken	Katsayı	Std. hata	p-değeri
Panel A: Bağımlı değişken: R (N=4.156)			
SENT	-0,0110	0,0065	0,092
LVOL	-0,0020	0,0023	0,378
SENT×LVOL	0,0139	0,0061	0,023
R_lag	0,0439	0,0157	0,005
Panel B: Bağımlı değişken: AR(N=4.171)			
NEG	0,0134	0,0062	0,030
LVOL	0,0018	0,0018	0,318
NEG×LVOL	-0,0170	0,0060	0,004
POS	-0,0015	0,0018	0,408
SENT	0,0027	0,0038	0,470

Not: Standart hatalar stock düzeyinde cluster-robust olarak raporlanmıştır.

Etkileşim sonuçları AS3'ü doğrudan yanıtlamaktadır. $SENT \times LVOL$ Katsayısının pozitif ve anlamlı olması ($p=0,023$), tweet hacmi yükseldikçe duygu skorunun getirilerle ilişkili sinyal gücünün arttığına işaret eder. Benzer şekilde $NEG \times LVOL$ katsayısının negatif ve anlamlı olması ($p=0,004$), yüksek hacimli günlerde olumsuz duyarlılığın anormal getirilerle daha güçlü negatif birlikte hareket gösterdiğini göstermektedir. Bu bulgu, hacmin tek başına sinyal üretmekten ziyade duygu göstergelerinin fiyatlarla ilişkisini koşullayan bir faktör olabileceği yorumunu destekler.

- $SENT$ 'in Rüzürindeki marjinal etkisi $\beta_{SENT} + \beta_{SENT \times LVOL}$ LVOLolup, LVOL düşük ($Q1 \approx 1,10$) iken $\approx 0,0043$; medyan ($\approx 1,79$) iken $\approx 0,0140$; yüksek ($Q3 \approx 2,56$) iken $\approx 0,0247$ 'dir.
- NEG 'in ARüzürindeki marjinal etkisi $\beta_{NEG} + \beta_{NEG \times LVOL}$ LVOLolup, LVOL düşüğe $\approx -0,0052$; medyanda $\approx -0,0170$; yüksekte $\approx -0,0301$ 'dir.
- Bu, "yüksek hacim = daha güçlü sinyal" argümanını sayısal olarak da netleştirir.

4.3.4. Model seçimi ve tanı testleri

Editör notu doğrultusunda, sabit/rassal etki tercihi ve temel tanı testleri Tablo 6'da özetlenmiştir

Tablo 6 | Model seçimi ve tanı testleri özeti

Test	H0	İstatistik	p-değeri	Sonuç	Uygulama
Hausman (FE vs RE)	RE tutarlı/etkin	$\chi^2(3)=19,275$	<0,001	FE tercih	Stock FE + Day FE
Modified Wald (groupwise hetero)	Homoskedastisite	$\chi^2(25)=1018,7$	<0,001	Heteroskedastisite var	Cluster-robust SE
Seri korelasyon kontrolü (resid ~ lag)	Otokorelasyon yok	$t=-1,704$	0,088	Sınırdaki seri korelasyon	Cluster-robust SE
Pesaran CD (yatay kesit bağımlılığı)	Bağımsızlık	$CD=-8,798$	<0,001	Yatay kesit bağımlılığı var	Day FE + robust SE (not)

Hausman testi rassal etkiler varsayımını reddederek sabit etkiler yaklaşımını desteklemektedir. Heteroskedastisite ve (sınırdaki) seri korelasyon bulguları, robust/cluster standart hata kullanımını gerektirmektedir. Yatay kesit bağımlılığı finansal panellerde beklenebilir bir durum olduğundan, gün sabit etkileri ile ortak şoklar kontrol edilmiş ve sonuçlar temkinli yorumlanmıştır.

4.4. Genel Değerlendirme

Bu bölümde elde edilen bulgular birlikte değerlendirildiğinde, X (Twitter) temelli duygu göstergelerinin hisse senedi getirileri ve piyasa hareketlerinden arındırılmış getirilerle istatistiksel olarak ilişkili olabildiği; ancak bu ilişkinin büyüklüğünün genel olarak sınırlı kaldığı görülmektedir. Temel modellerde ortalama duygu skoru ile günlük getiriler arasında pozitif yönlü bir birlikte hareket gözlenmiş, anormal getiriler açısından ise özellikle negatif duygu oranının daha belirgin bir sinyal ürettiği görülmüştür. Bu bulgu, olumsuz bilginin yatırımcı risk algısını daha güçlü biçimde etkileyebileceğini vurgulayan davranışsal finans açıklamalarıyla uyumludur (Baker & Wurgler, 2006; Tversky ve Kahneman, 1974; Pompian, 2006).

Bununla birlikte, açıklayıcılık düzeylerinin (within R^2) düşük olması ve getirilerin yapısal olarak yüksek ölçüde rastlantısal bileşenler içermesi, sosyal medya duyarlılığının tek başına güçlü bir tahmin aracı olarak konumlandırılması gerektiğine işaret etmektedir. Bu nedenle bulgular, sosyal medya verisinin daha çok belirli koşullarda (özellikle bilgi akışının yoğunlaştığı dönemlerde) tamamlayıcı bir duygu/bilgi göstergesi olarak değerlendirilebileceğini düşündürmektedir. Bu yaklaşım, piyasaların en azından kısmen etkin olduğu ve duygu temelli göstergelerin tahmin gücünün sınırlı kaldığı yönündeki değerlendirmelerle de tutarlıdır (Ritter, 2003; Rubinstein, 2002).

Tweet hacminin yalnızca düzey olarak değil, aynı zamanda duygu-getiri ilişkisinin koşullayıcısı olabileceğini test eden etkileşim modellerini de içermektedir. Etkileşim bulguları, duygu göstergelerinin fiyatlarla ilişkili sinyal gücünün tweet hacminin yükseldiği günlerde artabildiğine işaret etmektedir. Bu sonuç, sosyal medya verisinin "gürültü + dönemsel sinyal" bileşimine sahip olabileceği; dolayısıyla normal dönemlerde zayıf, olay yoğunluğu yükseldiğinde ise görece daha belirgin ilişkilerin gözlenebileceği yönündeki literatürle uyumludur (Ranco vd., 2015; Zheludev vd., 2014; Souza vd., 2015).

Son olarak, çalışmanın veri seti uluslararası ölçekte işlem gören büyük hisseleri kapsadığından, bulgular doğrudan belirli bir ülke piyasasına genellenmemelidir. Bununla birlikte, Türkiye gibi farklı piyasa mikro yapısına sahip ortamlarda sosyal medya verisinin fiyatlarla ilişkisini inceleyen çalışmaların sınırlı örneklem ve yöntem setleriyle yürütüldüğü; Türkçe finansal duygu sözlüğü ve etiketli veri eksikliğinin ölçüm hatası riskini artırabildiği görülmektedir (Yıldırım & Yüksel, 2017; Özcan, 2021; Cam vd., 2024). Gelecek çalışmalar açısından (i) Türkçe finansal duygu modellerinin geliştirilmesi, (ii) BIST verileri üzerinde derin öğrenme tabanlı duygu analizi yaklaşımının denenmesi ve (iii) bot/spam tespiti için ölçüm sürecine sistematik biçimde entegre edilmesi, sosyal medya duyarlılığının fiyat

davranışlarına eşlik etme koşullarını daha net biçimde ortaya koymaya katkı sağlayacaktır.

5. Sonuç

Bu çalışma, X (eski adıyla Twitter) platformunda belirli hisselerle ilişkin paylaşımlardan türetilen duygu göstergelerinin günlük hisse senedi getirileri ve anormal getirilerle nasıl bir ilişki içinde olduğunu panel veri yaklaşımıyla incelemiştir. Tweet metinlerinden hisse-gün düzeyinde günlük ortalama duygu skoru (*SENT*), pozitif ve negatif duygu oranları (*POS*, *NEG*) ile tweet hacmi (*VOL*) üretilmiş; bu göstergeler aynı güne ait fiyat verileri ile eşleştirilmiştir. Analizlerde hisse sabit etkileri ve gün sabit etkilerini içeren panel regresyon modelleri tahmin edilmiş; model tercihi sistematik testlerle gerekçelendirilmiş ve panel veri yapısında heteroskedastisite ile seri korelasyon olasılığı dikkate alınarak standart hatalara sağlam biçimde raporlanmıştır. Çalışma, gözlemsel veri yapısı nedeniyle nedensel etki iddiası kurmamakta; sonuçlar duygu göstergeleri ile getiriler/anormal getiriler arasındaki koşullu ilişkiler çerçevesinde değerlendirilmektedir.

Betimsel bulgular, örneklem döneminde X üzerinde ilgili hisselerle yönelik paylaşımların genel olarak pozitif tonda seyrettiğini ve pozitif duygu oranının negatif duygu oranından yüksek olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte regresyon sonuçları, fiyat davranışıyla ilişkili sinyalin yalnızca “ortalama duygu düzeyi” üzerinden okunamayacağını; duygu bileşiminin (özellikle olumsuz duygu payının) daha belirleyici olabileceğini ortaya koymaktadır. Temel modellerde ortalama duygu skorunun günlük getirilerle pozitif yönde ve istatistiksel olarak anlamlı biçimde ilişkili olduğu görülmekle birlikte, ilişkinin ekonomik büyüklüğü sınırlı kalmıştır. Bu bulgu, sosyal medya duyarlılığının tek başına güçlü bir tahmin aracı olmadığını; ancak belirli koşullarda fiyat davranışına zayıf fakat sistematik bir sinyal düzeyinde eşlik edebileceğini düşündürmektedir.

Anormal getiriler açısından bulgular daha belirgin bir örüntü sunmaktadır. Negatif duygu oranının anormal getirilerle negatif ve istatistiksel olarak anlamlı ilişki göstermesi, olumsuz duyarlılığın fiyatlamaya davranışına daha güçlü biçimde eşlik edebileceğini göstermektedir. Buna karşılık pozitif duygu oranı ve ortalama duygu skorunun anormal getirilerle ilişkisi daha zayıf görünmektedir. Bu sonuç, olumsuz içeriklerin risk algısını daha hızlı etkileyebilmesi ve piyasa tepkilerinin negatif bilgiye karşı daha asimetrik biçimde şekillenebilmesiyle uyumlu bir yorum çerçevesi sunar.

Tweet hacmi değişkeni temel modellerde tek başına güçlü bir doğrusal ilişki göstermemiştir. Ancak tweet hacminin yalnızca düzey olarak değil, duygu-getiri ilişkisinin koşullayıcı olabileceği etkileşim modelleriyle ayrıca test edilmiştir. Etkileşim sonuçları, tweet hacminin yükseldiği günlerde duygu göstergelerinin fiyat davranışına eşlik eden sinyal gücünün artabildiğine işaret etmektedir. Bu bulgu, sosyal medya verisinin etkisinin dönemsel olabileceğini ve özellikle yoğun bilgi akışı bulunan günlerde daha anlamlı hale gelebileceğini düşündürmektedir. Dolayısıyla tweet hacmi “tek başına açıklayıcı bir değişken” olmaktan ziyade, duygu sinyalinin gücünü artıran veya azaltan bir koşul değişkeni olarak değerlendirilebilir.

Katsayı büyüklüklerinin sınırlı kalması, kısa vadeli getiri serilerinin yüksek oynaklık içermesi ve sosyal medya metinlerinden duygu ölçmenin doğası gereği ölçüm hatasına açık olmasıyla tutarlı bir sonuçtur. Bu nedenle çalışma bulguları, sosyal medya duyarlılığının finansal performansı belirleyen tek faktör olduğu iddiasını desteklemekten ziyade, fiyat davranışına sınırlı büyüklükte fakat sistematik biçimde eşlik edebilen bir sinyal sunduğunu göstermektedir. Bu çerçevede sosyal medya duyarlılığı, tek başına işlem kuralı üretmekten çok, risk izleme ve kısa vadeli değerlendirmelerde tamamlayıcı bir bilgi kaynağı olarak konumlandırılmalıdır.

Uygulama açısından bulgular, sosyal medya verisinin tamamen göz ardı edilmesi gerektiğini de tek başına güvenilecek bir gösterge olduğunu da ima etmektedir. Daha gerçekçi yaklaşım, sosyal medya duyarlılığını temel ve teknik göstergelerle birlikte izlemek ve özellikle olumsuz duyarlılığın yoğunlaştığı dönemlerde risk artışına ilişkin ek bir uyarı sinyali olarak değerlendirmektir. Bu yaklaşım, portföy izleme, risk yönetimi ve kısa vadeli pozisyonlama süreçlerinde karar destek niteliğinde kullanılabilir.

Çalışmanın sınırlılıkları bulunmaktadır. Analiz tek bir veri seti ve

belirli bir dönemde sınırlıdır; farklı piyasa koşullarında ve daha uzun dönemlerde sonuçların kararlılığı ayrıca sınanmalıdır. Duygu ölçümü, metin analizi yaklaşımının sınırlılıklarını taşır; bağlam kaybı, ironi, gürültü ve otomatik içerik gibi unsurlar ölçüm hatası yaratabilir. Ayrıca sosyal medya ortamında manipülasyon ihtimali duygu göstergelerini etkileyebilir; bu unsur veri temizliği adımlarıyla azaltılsa da tamamen ortadan kaldırılamayabilir. Son olarak, gözlemsel tasarım endojenlik ve ters nedensellik olasılıklarını bütünüyle dışlayamaz; bu nedenle bulgular ilişki düzeyinde yorumlanmıştır.

Gelecek araştırmalar için üç yön öne çıkmaktadır. Birincisi, farklı duygu analizi yaklaşımlarının aynı örneklem üzerinde karşılaştırılması, sonuçların ölçüm yöntemine duyarlılığını daha net gösterebilir. İkincisi, olay çalışması tasarımları ve rejim ayrımı içeren modeller, duygu ve hacim göstergelerinin hangi koşullarda güçlendiğini daha açık biçimde test edebilir. Üçüncüsü, bot/spam tespiti kullanıcı davranışı ve ağ yapısı göstergeleriyle birleştiren yaklaşımlar, duygu ölçümünün kalitesini artırarak duygu-fiyat ilişkisini daha sağlam biçimde değerlendirmeyi mümkün kılabilir.

Kaynakça

- Ackert, L. F., Church, B. K., & Deaves, R. (2003). Emotion and financial markets. *Economic Review*, 88(2), 33–41.
- Al Jazeera. (2022, October 28). *How Elon Musk financed his \$44bn Twitter takeover*. <https://www.aljazeera.com/economy/2022/10/28/how-elon-musk-financed-his-twitter-takeover>
- Aydın, Ü., & Ağan, B. (2016). Rasyonel olmayan kararların finansal yatırım tercihleri üzerindeki etkisi: Davranışsal finans çerçevesinde bir uygulama. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 12(2), 95–112.
- Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
- Bulunmaz, B. (2011). Social media usage in the automobile sector and the Fiat case. *Global Media Journal: Turkish Edition*, 2(3), 29–43.
- Cam, H., Cam, A. V., Demirel, U., & Ahmed, S. (2024). Sentiment analysis of financial Twitter posts with machine learning classifiers. *Heliyon*, 10(1), e23784. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23784>
- Costa, D. F., Carvalho, F. de M., & Moreira, B. C. de M. (2019). Behavioral economics and behavioral finance: A bibliometric analysis of the scientific fields. *Journal of Economic Surveys*, 33(1), 3–24. <https://doi.org/10.1111/joes.12262>
- Dabner, N. (2012). “Breaking ground” in the use of social media: A case study of a university earthquake response to inform educational design with Facebook. *The Internet and Higher Education*, 15(1), 69–78. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2011.06.001>
- Dawson, C., & Henley, A. (2012). “Push” versus “pull” entrepreneurship: An ambiguous distinction? *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 18(6), 697–719.
- De Bondt, W. F. M., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? *The Journal of Finance*, 40(3), 793–805. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x>
- De Bondt, W. F. M., & Thaler, R. H. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of Finance*, 42(3), 557–581. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1987.tb04569.x>
- Dowling, M., & Lucey, B. (2010). Other behavioral biases. İçinde H. K. Baker & J. R. Nofsinger (Ed), *Behavioral finance: Investors, corporations, and markets* (ss. 313–330). John Wiley & Sons.
- Equinxx. (2022). *Stock tweets for sentiment analysis and prediction* [Data set]. Kaggle.
- MacArthur, A. (2024, November 25). *From Dorsey's first tweet to Musk's ownership: A comprehensive history of Twitter*. Lifewire.
- Malmendier, U., & Tate, G. (2005). CEO overconfidence and corporate investment. *The Journal of Finance*, 60(6), 2661–2700. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00813.x>
- Medetoğlu, B., & Saldan, A. (2019). Sürü davranışının hisse senedi fiyat hareketliliğine etkisi: BIST 100 örneği. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 11(2), 1191–1204.
- Mehta, I. (2022, October 28). *Twitter will be delisted from the New York Stock Exchange on November 8*. TechCrunch.
- Michailova, J. (2010). *Development of the overconfidence measurement instrument for the economic experiment* (MPRA Paper No. 4). Munich Personal RePEc Archive.
- Miller, M. H. (2000). The history of finance: An eyewitness account. *Journal of Applied Corporate Finance*, 12(2), 8–14. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6622.2000.tb00050.x>
- Özcan, M. (2021). Sosyal medya platformlarının hisse senedi piyasalarına etkisi: BIST30 örneği. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Elektronik Dergisi*, 12(1), 160–172.
- Plume, C. J., Reid, L. F., & Parker, R. S. (2017). *Social media in the marketing context*. Chandos Publishing.
- Pompian, M. M. (2006). *Behavioral finance and wealth management: How to build optimal portfolios that account for investor biases*. John Wiley & Sons.

- Ranco, G., Aleksovski, D., Caldarelli, G., Grčar, M., & Mozetič, I. (2015). The effects of Twitter sentiment on stock price returns. *PLOS ONE*, 10(9), e0138441. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0138441>
- Ritter, J. R. (2003). Behavioral finance. *Pacific-Basin Finance Journal*, 11(4), 429–437. [https://doi.org/10.1016/S0927-538X\(03\)00048-9](https://doi.org/10.1016/S0927-538X(03)00048-9)
- Rötheli, T. F. (2005). The illusion of over-optimism in survey data: The case of manufacturers' selling prices. *The Journal of Socio-Economics*, 34(2), 151–159. <https://doi.org/10.1016/j.soec.2004.09.005>
- Rubinstein, M. (2002). Markowitz's "portfolio selection": A fifty-year retrospective. *The Journal of Finance*, 57(3), 1041–1045. <https://doi.org/10.1111/1540-6261.00453>
- Souza, T. T. P., Kolchyna, O., Treleaven, P. C., & Aste, T. (2015). *Twitter sentiment analysis applied to finance: A case study in the retail industry*. arXiv. <http://arxiv.org/abs/1507.00784>
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>
- Yıldırım, M., & Yüksel, C. A. (2017). Sosyal medya ile hisse senedi fiyatının günlük hareket yönü arasındaki ilişkinin incelenmesi: Duygu analizi uygulaması. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (22. UPK Ahmet Hamdi İslamoğlu Özel Sayısı), 33–44. <https://doi.org/10.18092/ulikidince.352414>
- Zheludev, I., Smith, R., & Aste, T. (2014). When can social media lead financial markets? *Scientific Reports*, 4, 4213. <https://doi.org/10.1038/srep04213>

EXTENDED ABSTRACT

Background

Traditional finance assumes that investors act rationally, process information efficiently and allocate portfolios to maximise expected return for a given level of risk. However, speculative bubbles, abrupt crashes and persistent mispricing suggest that stock prices are not always driven solely by fundamentals. These anomalies have strengthened behavioural finance, which emphasises the effects of cognitive biases, emotions and social interaction on investment decisions. Within this framework, investor sentiment has become an important concept for explaining deviations from fundamental value. At the same time, social media platforms such as X (formerly Twitter) have become real-time environments where investors and market participants continuously express opinions about firms and market conditions. The tone and intensity of these posts provide an observable proxy for investor sentiment, although prior research offers mixed evidence on whether such sentiment explains stock returns.

Purpose

This study examines whether sentiment indicators derived from X posts about individual stocks are associated with daily stock returns and abnormal returns. It addresses three questions: whether daily sentiment scores explain same-day returns, whether the proportions of positive and negative posts add explanatory power for abnormal returns beyond average sentiment, and whether negative sentiment has a stronger effect than positive sentiment. The study aims to clarify the role of social-media-based investor sentiment in stock price formation.

Method

The empirical analysis uses a stock-day panel dataset created by merging a publicly available dataset of X posts about selected listed firms with daily stock price data. For each stock and trading day, the study calculates daily log return, abnormal return adjusted through a market model, average sentiment score, the proportion of positive posts, the proportion of negative posts and total post volume. A lagged return variable is included to capture short-term dynamics. The analysis begins with descriptive statistics and correlation analysis, followed by fixed-effects panel regressions with robust standard errors clustered at the stock level. In the first model, daily return is regressed on average sentiment, tweet volume and lagged return. In the second model, abnormal return is regressed on average sentiment, positive and negative sentiment shares, and tweet volume, while controlling for stock-specific unobserved heterogeneity.

Findings

The descriptive results show that X posts in the sample are, on average, positively toned, as mean sentiment is above zero and positive posts outnumber negative ones. Return and abnormal return series display considerable volatility, while tweet volume is highly skewed across firms and days. Correlation analysis indicates a weak positive relationship between average sentiment and daily returns, and a weak negative relationship between negative sentiment share and returns. Tweet volume has almost no correlation with price behaviour.

Regression findings provide a clearer pattern. In the daily return model, average sentiment has a positive and statistically significant effect, although its magnitude is modest. Tweet volume and lagged return are not significant. In the abnormal-return model, average sentiment is not significant, whereas the proportion of negative posts has a negative and statistically significant effect. The share of positive posts shows only a weak and unstable association with abnormal returns. Overall explanatory power remains limited, which is common in return-based financial models.

Conclusion

The findings suggest that X-based sentiment indicators contain a weak but systematic signal regarding stock performance. More positive average sentiment is associated with slightly higher same-day returns, whereas a greater share of negative posts is linked to lower abnormal returns. Tweet volume alone is not a reliable predictor, implying that the direction of sentiment matters more than the number of posts. The stronger role of negative sentiment is consistent with behavioural arguments that investors react more strongly to adverse information than to favourable news. Social-media sentiment should therefore be treated as a complementary indicator rather than a standalone trading tool.