

Türkiye’de Yenilenebilir Enerji Şirketleri İçin Borsa Endeksi Oluşturulması ve Makroekonomik Göstergelerle İlişkisi*

Rıfat Mert AKBULUT^a & Serap YÖRÜBULUT^b

Öz

Bu çalışma, Türkiye’de borsada işlem gören yenilenebilir enerji odaklı şirketlerden özgün bir “Yenilenebilir Enerji Endeksi” (ÖNERİ_YE-BIST) oluşturarak, bu endeksin başlıca makroekonomik değişkenlerle ilişkisini makine öğrenmesi yöntemleriyle analiz etmeyi amaçlamaktadır. Sektörel faaliyet alanlarına göre seçilen şirketlerle, piyasa değeri ağırlıklı bir endeks oluşturulmuştur. Mart 2023 - Aralık 2024 dönemine ait verilerle doğalgaz fiyatı, elektrik fiyatı ve döviz kuru gibi değişkenlerin hisse fiyatları üzerindeki etkileri XGBoost, SVM ve Lineer Regresyon ile incelenmiştir. Bulgular, enerji piyasasındaki fiyat dalgalanmalarının yenilenebilir enerji hisselerini anlamlı şekilde etkilediğini göstermektedir. Bu sonuçlar, yatırımcılar ve politika yapıcılar için önemli çıkarımlar sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler:

Borsa İstanbul Elektrik Endeksi,
Yenilenebilir Enerji,
Makine Öğrenmesi.

JEL Sınıflandırması:

G17, Q12, C53

Constructing a Stock Market Index for Renewable Energy Companies in Türkiye and Analyzing Its Relationship with Macroeconomic Indicators

Abstract

This study aims to construct a unique “Renewable Energy Index” (ÖNERİ_YE-BIST) based on publicly traded renewable energy companies in Turkey and to analyze its relationship with key macroeconomic variables using machine learning methods. The index is composed of companies selected based on their sectoral activities and weighted by market capitalization. Using data from March 2023 to December 2024, the effects of variables such as natural gas prices, electricity prices, and exchange rates on stock prices were examined through XGBoost, Support Vector Machines (SVM), and Linear Regression. The findings reveal that price fluctuations in the energy market significantly influence the stock performance of renewable energy companies. These results offer valuable insights for investors and policymakers in sectoral decision-making processes.

Keywords:

Borsa İstanbul Electricity Index,
Renewable Energy,
Machine Learning.

JEL Classification:

G17, Q12, C53

*Bu çalışma, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı’nda yürütülmekte olan yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

^a Bağımsız Araştırmacı-Yüksek Lisans Öğrencisi, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Türkiye, rifatmertakbulut@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0582-7715

^b Dr. Öğr. Üyesi, Kırıkkale Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İstatistik Bölümü, Türkiye, siybulut@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0781-44050781-4405

1. Giriş

Enerji sektörü, küresel ekonomik büyümenin ve çevresel sürdürülebilirliğin temel unsurlarından biri haline gelmiştir. Fosil yakıt rezervlerinin sınırlı olması, iklim değişikliğiyle mücadele ihtiyacı ve enerji arz güvenliğinin sağlanması gibi faktörler, ülkeleri yenilenebilir enerjiye yönlendirmektedir (International Energy Agency [IEA], 2023). Yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımı, sadece karbon emisyonlarını azaltmakla kalmayıp, aynı zamanda uzun vadede enerji bağımsızlığını artırarak ekonomik kalkınmaya da katkı sağlamaktadır (Renewable Energy Policy Network for the 21st Century [REN21], 2022). Literatürde yapılan çalışmalar, yenilenebilir enerji yatırımlarının ekonomik büyümeyi teşvik edici bir rol oynadığını göstermektedir (Çelik ve Yılmaz, 2021).

Son yıllarda yenilenebilir enerji sektörü, yalnızca çevresel ve enerji politikaları açısından değil, aynı zamanda finansal piyasalar üzerindeki etkileri bakımından da önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Yenilenebilir enerjiye olan talep arttıkça, bu sektörde faaliyet gösteren şirketlerin finansal performanslarını analiz etmek için çeşitli borsa endeksleri oluşturulmuştur. Örneğin, WilderHill Clean Energy Index (ECO), S&P Global Clean Energy Index ve Nasdaq Clean Edge Green Energy Index, yenilenebilir enerji sektöründeki şirketlerin borsa performanslarını takip eden önemli endeksler arasındadır (Financial Times, 2024; S&P Global, 2024; Nasdaq, 2024). Bu endeksler, yatırımcıların yenilenebilir enerji sektöründeki fırsatları değerlendirmelerine yardımcı olurken, sektörün genel performansına dair önemli veriler sunmaktadır. Araştırmalar, yenilenebilir enerji hisse senetlerinin, enerji fiyatları, makroekonomik değişkenler ve yatırımcı duyarlılığı gibi birçok faktörden etkilendiğini göstermektedir (Sadorsky, 2012; Apergis ve Payne, 2014).

Türkiye de bu küresel eğilime paralel olarak yenilenebilir enerji yatırımlarına büyük önem vermiştir. Ülkenin sahip olduğu coğrafi avantajlar sayesinde özellikle güneş ve rüzgar enerjisi alanında büyük bir potansiyeli bulunmaktadır. Türkiye'de yenilenebilir enerji kapasitesi son yıllarda hızla artmış olup, 2023 yılı itibarıyla toplam elektrik üretiminin önemli bir kısmı yenilenebilir kaynaklardan sağlanmaktadır (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2023). Devlet teşvikleri, yatırım destekleri ve düzenleyici çerçevede yapılan iyileştirmeler, Türkiye'de yenilenebilir enerji sektörünün büyümesini hızlandırmıştır.

Türkiye'de yenilenebilir enerji şirketlerinin borsa üzerindeki etkileri ise sınırlı düzeyde araştırılmıştır. Mevcut durumda, XELKT, enerji üretim ve dağıtım sektöründeki şirketlerin performanslarını yansıtan önemli bir gösterge olarak kullanılmaktadır. Ancak, bu endeks, genel enerji sektörü şirketlerini içermekte olup, doğrudan yenilenebilir enerjiye odaklanan bir endeks bulunmamaktadır. Bu durum, yenilenebilir enerji şirketlerinin finansal performanslarını daha iyi analiz edebilmek için sektöre özgü bir borsa endeksinin oluşturulması ihtiyacını doğurmaktadır. Yenilenebilir enerji şirketlerinin hisse senedi fiyatları, enerji fiyatları, döviz kuru dalgalanmaları ve faiz oranları gibi makroekonomik değişkenlerden etkilenebilmektedir (Adıgüzel, 2023; Doğru, 2024).

Bu çalışma, Türkiye'de yenilenebilir enerji sektörünün borsa üzerindeki etkilerini analiz ederek, bu alandaki boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır. Literatürde, Türkiye özelinde yenilenebilir enerji şirketlerinin borsa dinamikleri ile makroekonomik değişkenler arasındaki ilişkiyi analiz eden ve aynı zamanda bu şirketler için özel bir endeks öneren

bütüncül çalışmalar yok denecek kadar azdır. Bu açıdan çalışma, hem teorik literatüre katkı sağlamakta hem de politika yapıcılara ve yatırımcılara sektöre özgü analiz imkanı sunarak pratik faydalar üretmektedir. Uluslararası örneklerden hareketle, Türkiye’de yenilenebilir enerji şirketlerine özel bir borsa endeksi oluşturulmasının gerekliliği tartışılmakta ve bu endeksin finansal analiz açısından sağlayacağı katkılar değerlendirilmektedir.

Türkiye özelinde yenilenebilir enerji şirketlerinin hisse senedi performanslarını makroekonomik değişkenlerle birlikte ele alan bütüncül yaklaşımlı çalışmalar sınırlı sayıdadır ve literatürde önemli bir boşluk olduğu görülmektedir.

Finansal piyasalar, yatırımcıların bilinçli kararlar almasını sağlamak ve ekonomik faaliyetlerin etkin bir şekilde yönlendirilmesine katkıda bulunmak amacıyla çeşitli borsa endeksleri ile desteklenmektedir. Türkiye’de, ağırlıklı ortalama yöntemi kullanılarak oluşturulan borsa endeksleri, hisse senetlerinin piyasa değerlerine göre ağırlıklandırılarak hesaplanmakta ve yatırımcılar için önemli bir gösterge niteliği taşımaktadır. Örneğin, Borsa İstanbul (BIST) bünyesinde yer alan BIST 100 Endeksi, borsada işlem gören en yüksek piyasa değerine sahip 100 şirketin performansını yansıtmaktadır. Bu endeksin hesaplanmasında, şirketlerin piyasa değerlerine göre ağırlıklandırılması esas alınmakta ve büyük piyasa değerine sahip şirketlerin endeks üzerindeki etkisi daha fazla olmaktadır (Borsa İstanbul, 2020). Böylece, endeksin piyasanın genel durumunu daha doğru yansıtmayı sağlanmaktadır.

Bunun yanı sıra, Türkiye’de BIST-KYD endeksleri de ağırlıklı ortalama yöntemiyle hesaplanmaktadır. Bu endeksler, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası’nın (TCMB) Elektronik Veri Dağıtım Sistemi’nde (EVDS) yayımladığı "Bankalarca Açılan Mevduatlara Uygulanan Ağırlıklı Ortalama Faiz Oranları" dikkate alınarak oluşturulmaktadır (Borsa İstanbul, 2020). Söz konusu endeksler, yatırımcıların belirli varlık sınıflarındaki performansı takip etmelerine olanak tanımakta ve yatırım kararlarını şekillendirmede önemli bir rol oynamaktadır. Ağırlıklı ortalama yöntemiyle hesaplanan bu tür endeksler, piyasa hareketlerinin daha doğru analiz edilmesini sağlarken, yatırımcıların risk yönetimi stratejilerini belirlemelerine de yardımcı olmaktadır (BorsaMax, 2023).

Bu çerçevede, yenilenebilir enerji sektörüne yönelik özel bir borsa endeksi oluşturulması, sektörde faaliyet gösteren şirketlerin finansal performanslarının daha etkin bir şekilde takip edilmesine ve yatırımcıların bilinçli kararlar almasına katkı sağlayabilir. Yenilenebilir enerji sektörü, küresel sürdürülebilirlik politikaları ve iklim değişikliği ile mücadele stratejileri doğrultusunda giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Literatürde, sektör bazlı borsa endekslerinin yatırımcı güvenini artırdığı ve piyasa oynaklığını daha doğru analiz etme imkânı sunduğu belirtilmektedir (Alp, Çelik ve Erdoğan, 2023; Öznazik, 2022). Ancak Türkiye’de, yenilenebilir enerji sektörüne özgü bir borsa endeksi bulunmaması, sektördeki şirketlerin finansal performanslarının bütüncül bir perspektifle değerlendirilmesini zorlaştırmakta ve yatırımcıların karar alma süreçlerinde sınırlayıcı bir etken oluşturmaktadır.

Küresel düzeyde artan sürdürülebilirlik baskıları, enerji arz güvenliği ve karbon emisyonlarının azaltılmasına yönelik politikalar, yenilenebilir enerji yatırımlarının hızla

artmasına neden olmaktadır. Bu doğrultuda, ABD ve Avrupa’da, yenilenebilir enerji sektörüne özel tematik endeksler yatırımcı ilgisini çekmekte ve analizlerde yoğun olarak kullanılmaktadır. Örneğin, S&P Global Clean Energy Index ve WilderHill Clean Energy Index, sadece yenilenebilir enerji ile doğrudan ilgili şirketleri içermekte ve yatırım fonları ile portföy yöneticileri için referans endeks niteliği taşımaktadır (Sadorsky, 2012; Kumar vd., 2012).

Türkiye’de ise yenilenebilir enerji şirketlerinin performanslarını kapsayan özel bir endeks bulunmamaktadır. Bu eksiklik, yatırımcıların sektörel değerlendirmeler yapmasını zorlaştırmakta ve enerji fiyatları, döviz kuru gibi makroekonomik değişkenlerin etkisini analiz etmeyi güçleştirmektedir (Apergis ve Payne, 2014). Oysa literatürde, enerji piyasaları ile finansal piyasalar arasında çift yönlü nedensellik ilişkileri olduğu ve sektör bazı endekslerin bu ilişkilerin analizinde etkili olduğu belirtilmektedir (Bouri ve Raza, 2020).

Bu ihtiyaçtan hareketle oluşturulan ÖNERİ_YE-BIST, Borsa İstanbul’da işlem gören ve faaliyet alanı doğrudan yenilenebilir enerji üretimi, dağıtımı veya teknolojisi olan şirketleri kapsamaktadır. Şirket seçimi yapılırken faaliyet raporları, NACE kodları ve sürdürülebilirlik beyanları gibi kriterler dikkate alınmıştır. Endeks, sektörün ekonomik görünümünü yansıtmakla kalmayıp aynı zamanda yatırımcılar, politika yapıcılar ve akademisyenler için analitik bir araç sunmayı amaçlamaktadır.

Endeksin hesaplanmasında piyasa değeri ağırlıklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntem, literatürde yaygın olarak benimsenmiş olup (Chen vd., 1986; Fama ve French, 1993; Bodie vd., 2014), büyük şirketlerin piyasa üzerindeki etkisini daha doğru bir şekilde yansıttığı kabul edilmektedir. Hesaplama formülü Denklem 1’deki gibidir:

$$YE-BIST_t = \sum_{i=1}^n w_{it} P_{it} \quad (1)$$

P_{it} : i şirketinin t dönemindeki hisse fiyatı,

w_{it} : i şirketinin t dönemindeki endeks ağırlığı

Endekslerin oluşturulmasında kullanılan ağırlıklı ortalama yöntemi, piyasa değerlerine dayalı hesaplamaların yatırımcılar için daha doğru bilgi sağladığına dair literatürde geniş bir kabul görmektedir (Fabozzi vd., 2014; Bodie vd., 2014). Bu yöntem, özellikle Borsa İstanbul gibi büyük piyasa organizasyonlarında yaygın olarak kullanılmakta ve finansal piyasa hareketlerini doğru bir şekilde izlemeye olanak tanımaktadır. Ayrıca, endekslerde ağırlıklı ortalama yönteminin kullanılması, büyük şirketlerin piyasadaki etkilerinin doğru bir şekilde yansıtılmasını sağlar (Alp vd., 2023).

Bu tür bir endeksin oluşturulması, yenilenebilir enerji sektörüne yatırım yapmak isteyen bireysel ve kurumsal yatırımcılar için çeşitli avantajlar sağlayacaktır. Öncelikle, endeks, sektörde faaliyet gösteren şirketlerin performanslarını karşılaştırmalı olarak analiz etme imkânı sunarak yatırım kararlarını destekleyecektir. Ayrıca, yenilenebilir enerji yatırımlarının finansal piyasalar üzerindeki etkisini daha net bir şekilde ortaya koyarak,

sektörün büyümesine ve sürdürülebilir kalkınma hedeflerine katkıda bulunacaktır. Yenilenebilir enerji endeksinin oluşturulması, aynı zamanda sektörün finansal yapısının güçlenmesine katkı sağlayarak şirketlerin daha fazla yatırım almasını kolaylaştırabilir.

ÖNERİ_YE-BIST gibi bir endeksin hayata geçirilmesi, Türkiye’nin enerji dönüşüm politikalarına paralel olarak finansal piyasaların da bu dönüşüme uyum sağlamasına katkıda bulunacaktır. Sektörün görünürlüğünü artırarak sermaye erişimini kolaylaştıracak, yatırımcı davranışlarını yönlendirecek ve makroekonomik etkilerin izlenmesini mümkün kılacaktır. Böylelikle, yenilenebilir enerji sektörünün hem ekonomik hem de çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşması daha mümkün hale gelecektir.

2. Literatür

Enerji piyasaları ile borsa endeksleri arasındaki ilişki, finans ve ekonomi literatüründe uzun süredir tartışılan bir konu olup, son yıllarda borsalarda enerji sektörüne ait pay senetlerinin dinamiklerini anlamaya yönelik çalışmalar artmıştır. Bu kapsamda, hem Türkiye’de hem de uluslararası ölçekte birçok akademik çalışma gerçekleştirilmiştir. Literatür bölümü piyasa etkinliği, enerji fiyatlarının etkisi, makroekonomik değişkenlerin etkisi ve sektörel-dinamik analizler şeklinde dört ana temaya ayrılarak sunulmuştur.

2.1. Piyasa Etkinliği ve Endeks Dinamikleri

Varol vd. (2024) çalışmasında, BIST XELKT hisse senetleri için Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH) test edilmiş ve zayıf formda piyasa etkinliğine dair kanıtlar sunulmuştur. Gelişmiş birim kök testleri aracılığıyla, bazı hisse senetlerinin rassal yürüyüş sergilerken bazılarının ortalamaya dönüş eğiliminde olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuç, endekste ki firmaların homojen bir yapıda olmadığını göstermektedir.

Ahmetoğulları (2024) çalışmasında da benzer şekilde, XELKT endeksi üzerindeki piyasa etkinliği test edilmiştir. Farklı metodolojik araçlarla hisse senedi fiyatlarının bilgiye ne derece duyarlı olduğu değerlendirilmiştir.

Bu tür çalışmalar, piyasanın bilgiye tepki verme kapasitesini test etse de, volatilite kaynakları ve makroekonomik değişkenlere duyarlılığı çoğu zaman göz ardı etmektedir.

2.2. Enerji Fiyatları ve Borsa Endeksleri Arasındaki İlişki

Özer vd. (2021) çalışmasında, enerji fiyatlarındaki dalgalanmaların Borsa İstanbul sektör endekslerine, özellikle de BIST XELKT’ye etkisi analiz edilmiştir. Elektrik ve doğalgaz fiyatlarındaki ani değişimlerin, uzun vadede endeks performansını etkileyebileceği saptanmıştır.

Doğru (2024), fosil enerji, temiz enerji ve BIST XELKT arasındaki oynaklık etkileşimini Asimetrik BEKK-GARCH modeliyle incelemiş ve özellikle fosil enerji fiyatlarının BIST XELKT üzerinde asimetrik etkiler yarattığını ortaya koymuştur.

Güler vd. (2011) fosil enerji fiyatlarının řirket hisse senetleri üzerindeki risk ve oynaklık ilişkisini incelemiş ve enerji sektöründeki firmaların fiyat oynaklığının temel nedenlerini analiz etmiştir.

Abdioğlu vd. (2014) ise petrol fiyatları ile sektör bazlı BIST hisse senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemiş ve özellikle petrol fiyatlarındaki dalgalanmaların sektörel bazda farklı etkiler yarattığını göstermiştir.

Özmerdivanlı (2014), petrol fiyatları ile BIST 100 endeksi kapanış fiyatları arasındaki ilişkiyi analiz etmiştir.

Bu çalışmalar enerji fiyatlarının genel borsa üzerindeki etkisini açıklasa da, yenilenebilir enerji řirketlerine dair özel bir analiz çoğu zaman sunmamaktadır.

2.3. Makroekonomik ve Finansal Değişkenlerin Etkisi

İsmailov vd. (2022) kredi temerrüt takasları (CDS), döviz kurları ve petrol fiyatlarının BIST XELKT üzerindeki etkilerini incelemiş; döviz kuru oynaklığının doğrudan řirket değerlemesini, petrol fiyatlarının ise endeks volatilitelerini etkilediğini saptamıştır. Ayrıca, Türkiye'nin kredi risk primindeki artışın enerji firmaları üzerinde negatif etki yarattığı belirtilmiştir.

Altıntaş ve Halisdemir (2021) NARDL modeli ile petrol fiyatı, döviz kuru ve parasal şokların hisse senedi fiyatları üzerindeki asimetrik etkilerini analiz etmiştir.

Aktaş vd. (2013) Türkiye'deki makroekonomik göstergelerin genel olarak hisse senedi fiyatlarıyla ilişkisini değerlendirmiştir.

Erdoğan (2024) bankacılık sektörüne odaklanarak hisse senedi fiyatlarını etkileyen makro faktörleri panel veri yöntemiyle incelemiştir.

Bu çalışmalar genel ekonomik göstergelerin hisse senetlerine etkisini analiz etmekte ancak enerji sektörüne veya yenilenebilir enerjiye özel bir ayırım yapmamaktadır.

2.4. Enerji Tüketimi, Endeks Dinamikleri ve Nedensellik Analizleri

Mirgen vd. (2024) enerji tüketimi ile BIST 100 endeksi arasındaki ilişkiyi inceleyerek, enerji kullanımındaki değişimlerin genel endeks hareketlerine etkisini araştırmıştır.

Yıldırım vd. (2014) enerji fiyatlarındaki değişimlerin sanayi řirketlerinin hisse senetleri üzerindeki etkilerini değerlendirmiştir.

Özcan vd. (2020) petrol fiyatları ile Borsa İstanbul'daki hisse senetleri arasındaki nedensellik ilişkisini Bootstrap Rolling Window yöntemiyle zaman boyutunda analiz etmiştir.

Avcı (2015) petrol fiyatlarındaki dalgalanmaların hisse senedi piyasasına olan etkisini incelemiş, özellikle enerji dışı sektörler üzerinde durmuştur.

Yüzbaşıoğlu (2024) havayolu şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının petrol fiyatlarındaki değişimlere duyarlılığını analiz etmiştir.

Dursun vd. (2019) OECD ülkeleri ölçeğinde enerji fiyatları ile borsa endeksleri arasındaki ilişkiyi araştırmıştır.

Aydoğdu (2024) enerji piyasaları ile hisse senedi piyasaları arasındaki nedensel ilişkileri Fourier yaklaşımıyla değerlendirmiştir.

Bu çalışmalarda farklı sektörlerde enerji ile borsa arasındaki nedensellik analizi yapılsa da, yenilenebilir enerjiye dair sistematik analizler eksiktir.

Literatür incelendiğinde, enerji fiyatları ve borsa endeksleri arasındaki ilişki farklı bakış açılarıyla ele alınmıştır. Ancak çoğu çalışmanın fosil yakıt odaklı olduğu, yenilenebilir enerji şirketlerinin dinamiklerine yeterince odaklanmadığı görülmektedir. Ayrıca, mevcut çalışmaların önemli bir kısmında doğrusal ekonometrik yöntemlerin kullanılması, piyasalardaki yapısal kırılmalar ve asimetrik etkilerin gözden kaçmasına neden olabilmektedir. Bu durum, enerji piyasası gibi yüksek oynaklığa sahip alanlarda makine öğrenmesi gibi veri odaklı tekniklerin kullanımını gerekli kılmaktadır.

Sonuç olarak, mevcut literatür enerji fiyatları ile borsa endeksleri arasındaki ilişkiyi farklı bakış açılarıyla ele almış, özellikle fosil yakıt fiyatları ve genel enerji endeksleri üzerine yoğunlaşmıştır. Türkiye özelinde yapılan çalışmalar ise genellikle BIST XELKT endeksi odağında olup, yenilenebilir enerji alt sektörü detaylı şekilde incelenmemiştir. Ayrıca, önceki çalışmaların önemli bir kısmı doğrusal ekonometrik modellere dayanmakta, değişkenler arası karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri yeterince ortaya koyamamaktadır. Bu çalışmanın literatüre katkısı, BIST Elektrik Endeksi içerisinde yer alan yenilenebilir enerji şirketlerini odağa alarak, bu şirketlerin hisse senedi fiyatlarını etkileyen makroekonomik faktörleri analiz etmesi ve yenilenebilir enerjiye özgü bir endeks oluşturulmasının gerekliliğini ortaya koymasıdır. Ayrıca, geleneksel yöntemlerin yanında makine öğrenmesi temelli yaklaşımlar kullanılarak daha güçlü tahmin modelleri geliştirilecek ve yenilenebilir enerji sektörünün borsa üzerindeki etkisi daha kapsamlı bir şekilde değerlendirilecektir.

3. Veri Seti ve Yöntem

Çalışmada analiz edilen veriler, Mart 2023 – Aralık 2024 dönemine ait olup, Borsa İstanbul (BIST)’ta işlem gören XELKT (Elektrik) Endeksi kapsamında yer alan yenilenebilir enerji şirketlerine odaklanmaktadır. XELKT endeksi, Türkiye elektrik sektörünü temsilen oluşturulmuş olup toplam 33 hisse senedinden oluşmaktadır. Bu hisselerden 7’si, doğrudan yenilenebilir enerji alanında faaliyet gösteren şirketlerdir. Tablo 1’de söz konusu şirketlerin hisse kodları, sektör bilgileri ve XELKT endeksi içerisindeki ağırlıkları gösterilmektedir.

Tablo 1. Enerji Şirketleri

Hisse Kodu	Şirket Adı	Sektör	Ağırlık (%)
AKFYE	Akfen Yenilenebilir Enerji A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	4,559
AYDEM	Aydem Yenilenebilir Enerji A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	2,282
ENTRA	İc Enterra Yenilenebilir Enerji A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	2,146
HUNER	Hun Yenilenebilir Enerji Üretim A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	1,130
KARYE	Kartal Yenilenebilir Enerji Üretim A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	0,741
NATEN	Naturel Yenilenebilir Enerji Ticaret A.Ş.	Endüstriyel Hizmetler	1,795
PAMEL	Pamel Yenilenebilir Elektrik Üretim A.Ş.	Elektrik, Su, Gaz Hizmetleri	0,440

Kaynak: Foreks, 2025

Bu şirketlerin hisse fiyatları, işlem hacimleri ve piyasa değerleri dikkate alınarak oluşturulan veri seti hem sektörel yapı hem de yatırım dinamiklerini anlamak adına önemli bir temsil niteliği taşımaktadır.

Analiz kapsamında, söz konusu 7 yenilenebilir enerji şirketine ilişkin günlük bazlı hisse senedi fiyatları; doğalgaz fiyatı, elektrik fiyatı ve USD/TL döviz kuru gibi makroekonomik değişkenlerle birlikte değerlendirilmiştir. Elde edilen veri seti toplamda 430 gözlem içermektedir. Bu veri yapısı, hem zaman serisi analizlerine hem de makine öğrenmesi modellerine uygun şekilde düzenlenmiştir. İlgili şirketlerin XELKT endeksi içerisindeki toplam piyasa değerine oranla %13,093'lük bir ağırlığa sahip olmaları, yenilenebilir enerji şirketlerinin elektrik sektörü içerisindeki yerini ve bu şirketlere yönelik yatırım ilgisinin büyüklüğünü ortaya koymaktadır.

Çalışmanın metodolojik çerçevesinde, yenilenebilir enerji şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının tahmin edilmesi amacıyla üç farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır: Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines-SVM) ve Doğrusal Regresyon (Linear Regression). Bu algoritmaların seçilme nedeni, finansal zaman serilerinde sıklıkla gözlenen doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkilerin modellenmesinde yüksek başarı sağlamalarıdır. Özellikle XGBoost, karar ağaçları üzerinden optimize edilen bir topluluk yöntemi olarak hem model performansı hem de aşırı öğrenmeyi engelleme kapasitesi ile öne çıkmaktadır. SVM, küçük örneklemelerle dahi yüksek doğruluk sağlayabilen bir sınıflandırma ve regresyon yöntemi olarak tercih edilmiştir. Doğrusal regresyon ise, temel karşılaştırma modeli olarak çalışmaya dahil edilerek daha karmaşık modellerin performanslarının değerlendirilmesine olanak sağlamıştır.

Bu üç yöntemin uygulanması, sadece kısa vadeli fiyat hareketlerinin değil, aynı zamanda makroekonomik dalgalanmaların hisse senedi fiyatları üzerindeki etkisinin yapay zeka tabanlı tekniklerle detaylı biçimde incelenmesine imkân sunmaktadır. Böylece, çalışmada hem istatistiksel geçerliliği yüksek hem de piyasa uygulamaları açısından uygulanabilir sonuçlara ulaşılması hedeflenmiştir.

Tablo 2'de analizde kullanılan tüm değişkenler açıklamaları, birimleri ve kaynakları ile birlikte sunulmaktadır.

Tablo 2. Analizde Kullanılan Değişkenler

Değişken Adı	Açıklama	Birim	Kaynak
Hisse Kapanış Fiyatları	XELKT endeksi kapsamında yer alan yenilenebilir enerji şirketlerinin hisse senedi kapanış fiyatları (AKFYE, AYDEM, ENTRA vb.)	TL	KAP, Foreks
USD	Amerikan Doları kuru	USD	TCMB
dgaz_usd	Doğalgaz fiyatı (uluslararası piyasa)	USD	EPDK, EPIAŞ
elc_usd	Elektrik fiyatı (spot piyasa)	USD	EPDK, EPIAŞ
YEAE	Yenilenebilir enerji hisselerinden hesaplanan ağırlıklı ortalama fiyat göstergesi	Endeks puanı	Yazar hesaplaması

Bu çalışmada, yedi farklı yenilenebilir enerji şirketinin hisse senedi fiyatları ile birlikte doğalgaz, elektrik fiyatları ve Amerikan doları (USD) kuru verileri kullanılmıştır. Her bir şirketin XELKT’ye katkısını yansıtan ağırlıklı ortalamaları hesaplanarak tek bir değişkende birleştirilmiştir. Bağımsız değişkenler arasında yer alan USD kuru, doğalgaz ve enerji fiyatlarına ilişkin veriler sırasıyla Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası’ndan ve Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu’ndan temin edilmiştir. Tüm veriler Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP), Foreks ve EPIAŞ Şeffaflık Platformu gibi güncel, güvenilir ve resmi kaynaklardan alınmıştır. Bu durum, analizlerin sağlam ve doğrulanabilir bir veri temeline dayandırılmasını sağlamaktadır.

3.1. Makine Öğrenimi Yöntemleri

Yenilenebilir enerji şirketlerine ait hisse senedi fiyatlarının tahmin edilmesi amacıyla bu çalışmada üç farklı makine öğrenmesi algoritması uygulanmıştır: Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Doğrusal Regresyon. Bu yöntemler, finansal zaman serilerindeki doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkileri modellemede yüksek performans göstermektedir (Gu vd., 2020).

3.1.1. Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

XGBoost algoritmasının optimize edilmiş bir versiyonudur ve ağaç tabanlı topluluk (ensemble) öğrenme yaklaşımına dayanır. Bu yöntem, ardışık olarak oluşturulan karar ağaçlarıyla tahmin hatalarının azaltılmasını amaçlamaktadır (Chen ve Guestrin, 2016).

XGBoost’un temel amacı, tahmin hatalarını azaltarak ağaç tabanlı modelleri kademeli olarak geliştirmektir. Genel formül denklem 2’deki gibidir.

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma h_m(x) \quad (2)$$

$F_m(x)$ → m’inci adımdaki tahmin fonksiyonu

$F_{m-1}(x)$ → Önceki adımdaki model

$h_m(x)$ → Yeni eklenen karar ağacı

γ → Öğrenme oranı

Modelin kayıp fonksiyonu (loss function) gradyan inişi (gradient descent) kullanılarak denklem 3'deki gibi minimize edilir.

$$L = \sum_{i=1}^N l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^T \Omega(h_k) \quad (3)$$

N → Gözlem sayısı

T → Karar ağacı sayısı

Burada $\Omega(h_k)$ terimi, modelin karmaşıklığını kontrol eden düzenleme (regularization) ifadesidir ve L1 (Lasso) ile L2 (Ridge) normları içerir (Chen ve Guestrin, 2016).

3.1.2. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek Vektör Makineleri, sınıflandırma ve regresyon gibi denetimli öğrenme problemleri için geliştirilmiş güçlü algoritmalar. Özellikle doğrusal olmayan ilişkiler için kernel fonksiyonları kullanarak verileri daha yüksek boyutlara taşıyabilirler (Vapnik, 1995).

SVM regresyonunda amaç, veriyi en iyi temsil eden bir hiper düzlem (hyperplane) bulmaktır. Amaç fonksiyonu denklem 4'de verilmiştir.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (4)$$

Denklem 4'de yer alan kısıtlar Denklem 5'de verilmiştir.

$$\begin{aligned} y_i - \langle w, x_i \rangle - b &\leq \epsilon \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i &\leq \epsilon \end{aligned} \quad (5)$$

w → Ağırlık vektörü

b → Sabit terim

x_i → Gözlem noktaları

y_i → Gerçek değerler

ε → Hata tolerans bölgesi

Çekirdek fonksiyonları (kernel trick), doğrusal olmayan verileri analiz edebilmek için kullanılmaktadır (Vapnik, 1995).

3.1.3. Doğrusal Regresyon

Lineer regresyon, bağımlı bir değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi modelleyen klasik bir istatistiksel yöntemdir (Montgomery vd., 2012). Hisse senedi fiyatlarının tahmininde sıkça kullanılmaktadır.

Lineer Regresyon modeli denklem 6’da yer almaktadır.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon \quad (6)$$

$Y \rightarrow$ Bağımlı değişken (hisse senedi fiyatı vb.)

$X_1, X_2, \dots, X_n \rightarrow$ Bağımsız değişkenler (USD kuru, işlem hacmi vb.)

$\beta_0 \rightarrow$ Sabit terim

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n \rightarrow$ Değişkenlerin katsayıları

$\epsilon \rightarrow$ Hata terimi

Parametre tahmini, En Küçük Kareler (EKK) yöntemiyle yapılır. Amaç, gözlemler arasındaki hata kareleri toplamını minimize etmektir. EKK yöntemi denklem 7’de yer almaktadır.

$$\min \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

$y_i \rightarrow$ Gerçek değerler

$\hat{y}_i \rightarrow$ Model tarafından tahmin edilen değerler

Regresyon katsayıları denklem 8’de yer alan formülle hesaplanır.

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (8)$$

Çalışmada kullanılan verilerin istatistiksel analizlere uygun hale getirilmesi amacıyla kapsamlı bir veri iyileştirme süreci uygulanmıştır. Veri iyileştirmesi, modelleme sürecinin doğruluğunu artırmak ve analiz sonuçlarının güvenilirliğini sağlamak açısından kritik öneme sahiptir. Bu bağlamda ilk olarak, veri temizliği aşamasında hisse senedi fiyatları, doğalgaz ve enerji fiyatları ile USD kuru serilerinde yer alan aykırı gözlemler tespit edilerek temizlenmiş, ayrıca eksik değerler uygun istatistiksel yöntemlerle tamamlanmıştır.

İkinci aşamada ise, analizde kullanılan şirketlerin farklı piyasa değerlerine sahip olmaları nedeniyle oluşabilecek ölçek farklılıklarını ortadan kaldırmak amacıyla

normalizasyon iřlemi gerekleřtirilmiřtir. Bu iřlem, kk ve bk lekli řirketlerin endekse olan etkilerinin daha dengeli ve gereki biimde temsil edilmesini saėlamıřtır. Normalizasyon ile birlikte uygulanan aėırlıklı ortalama yntemi, bu farkların endeks dzeyine doėru yansıtılmasına katkıda bulunmuřtur.

Aėırlıklı ortalama yntemiyle yapılan hesaplamalar, yatırımcılar aısından stratejik karar alma srelerini destekleyici niteliktedir. Endekste yer alan her bir řirketin katkısının oransal olarak belirlenmesi, yatırımcıların řirketlerin endeks zerindeki etkilerini daha net bir řekilde analiz etmelerine olanak tanımaktadır. Bu yntem sayesinde, bk piyasa deėerine sahip řirketlerin endekste ki belirleyici rol aıka grlebilmekte ve yatırımcılar, portfy oluřtururken bu bilgileri dikkate alarak daha rasyonel yatırım stratejileri geliřtirebilmektedir. Ayrıca, bu yaklařım yatırım riskinin sektrel ve firma bazlı olarak daėılımını daha iyi anlamaya da katkı sunmaktadır.

Uygulama sreci iki temel ařamada ele alınmıřtır. İlk olarak, verilerin analizi kapsamında aėırlıklı ortalama hesaplamaları ve veri iyileřtirme iřlemleri, R programlama dilinde yer alan uygun paketler ve fonksiyonlar yardımıyla gerekleřtirilmiřtir. Bu ařamada, verilerin gvenilirliėi ve analiz sonularının tutarlılıėı n planda tutulmuřtur. İkinci ařamada ise elde edilen bulgular, grafiřsel ve tablo bazlı grselleřtirme teknikleriyle desteklenmiřtir. Analiz srecinin bu řekilde yapılandırılması, NERİ_YE-BIST ve zellikle XELKT kapsamındaki řirketler zerinde makroekonomik deėiřkenlerin etkilerini daha net bir řekilde ortaya koymayı amalamaktadır.

4. Bulgular

Bu blmde, oluřturulan NERİ_YE-BIST endeksinin ve seilen makroekonomik deėiřkenlerin (doėalgaz fiyatı, elektrik fiyatı ve dviz kuru) yenilenebilir enerji řirketlerinin hisse senedi dinamikleri zerindeki etkilerine iliřkin analiz sonuları sunulmaktadır. Hem tanımlayıcı istatistiksel yntemler hem de makine ėrenmesi algoritmaları ile elde edilen bulgular, sektrn piyasa duyarlılıėına dair nemli ipuları vermektedir. alıřmada uygulanan XGBoost, SVM ve Doėrusal Regresyon modelleri sayesinde farklı modelleme yaklařımlarının tahmin performansları karřılařtırmalı olarak deėerlendirilmiřtir. zellikle makroekonomik oynaklıkların hisse fiyatları zerindeki etkileri detaylandırılmıřtır.

Tablo 3'te, XELKT endeksi kapsamında yer alan yenilenebilir enerji řirketlerinin hisse senedi kapanıř fiyatları ve makroekonomik deėiřkenlerin temel tanımlayıcı istatistikleri sunulmuřtur. Ortalama, medyan, standart sapma gibi ltlerin yanı sıra arpıklık ve basıklık deėerleri zerinden verilerin daėılımı analiz edilmiřtir. Ayrıca, řirketlerin yeniden lklenmiř kapanıř fiyatları ile NERİ_YE-BIST gstergesi arasındaki iliřkilere dair zet istatistikler de tabloya dahil edilmiřtir. Bu veriler, analiz edilen deėiřkenlerin volatilit dzeyleri ve merkezi eėilim lleri aısından nemli iėrrler saėlamaktadır.

Tablo 2. Tanımlayıcı İstatistikler

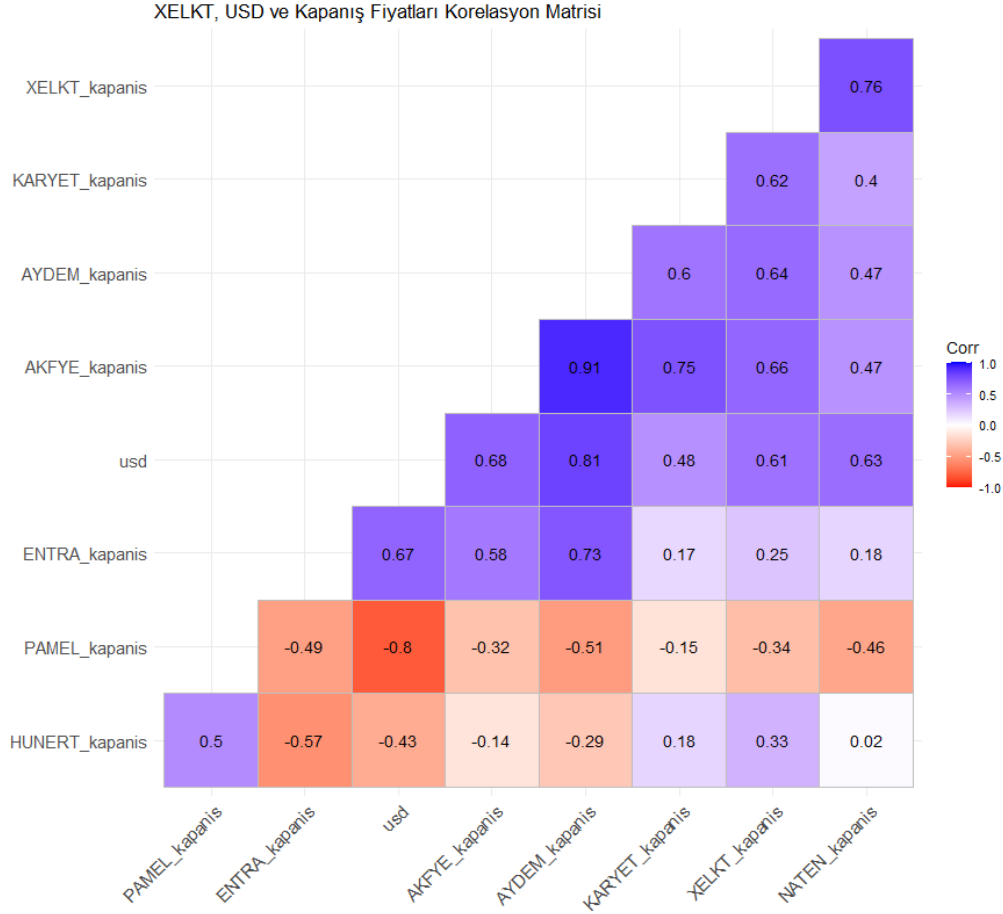
Hisse Kodu	Ortalama	Std. Sapma	Medyan	Medyan Mutlak Sapma	Minimum	Maksimum	Değer Aralığı	Çarpıklık	Basıklık	Std. Hata
XELKT_kapanis	503,53	91,10	527,28	79,52	283,76	668,90	385,14	-0,70	-0,37	4,39
USD	29,14	4,66	30,21	4,42	18,99	34,71	15,71	-0,90	-0,21	0,22
AKFYE_kapanis	19,09	5,28	18,31	5,65	9,33	31,78	22,45	0,21	-0,88	0,25
AYDEM_kapanis	22,66	6,44	22,77	6,87	11,10	37,71	26,61	0,20	-0,82	0,31
ENTRA_kapanis	3,63	4,78	0,00	0,00	0,00	16,10	16,10	0,67	-1,28	0,23
HUNERT_kapanis	4,50	0,96	4,48	0,99	2,87	7,25	4,38	0,40	-0,44	0,05
KARYET_kapanis	29,91	9,79	27,84	4,63	16,22	73,00	56,78	1,77	3,72	0,47
NATEN_kapanis	48,16	12,27	49,10	8,49	24,36	84,10	59,74	0,03	-0,01	0,59
PAMEL_kapanis	143,11	44,72	138,0	28,02	88,00	384,30	296,30	2,35	8,34	2,16
dgaz_usd	369,19	47,37	356,94	40,99	255,40	493,14	237,74	0,75	-0,04	2,28
elc_usd	78,69	13,09	76,63	8,70	35,87	124,76	88,89	0,96	1,89	0,63
AKFYE_kapanis_yeni	87,80	24,30	84,20	25,98	42,92	146,19	103,27	0,21	-0,88	1,17
AYDEM_kapanis_yeni	52,12	14,81	52,37	15,81	25,53	86,73	61,20	0,20	-0,82	0,71
ENTRA_kapanis_yeni	7,62	10,03	0,00	0,00	0,00	33,81	33,81	0,67	-1,28	0,48
HUNERT_kapanis_yeni	4,95	1,06	4,93	1,09	3,16	7,98	4,82	0,40	-0,44	0,05
KARYET_kapanis_yeni	20,94	6,85	19,49	3,24	11,35	51,10	39,75	1,77	3,72	0,33
NATEN_kapanis_yeni	86,69	22,09	88,38	15,28	43,85	151,38	107,53	0,03	-0,01	1,07
PAMEL_kapanis_yeni	57,25	17,89	55,20	11,21	35,20	153,72	118,52	2,35	8,34	0,86
ÖNERİ_YE-BIST	317,37	56,49	317,85	58,75	193,60	416,85	223,25	-0,29	-0,74	2,72

Tablo 4’te, yenilenebilir enerji şirketlerinin hisse kapanış fiyatları ile XELKT arasındaki korelasyon katsayıları ve endeks ağırlıkları verilmiştir. Bu tablo, her bir değişkenin (hissenin) XELKT ile olan ilişkisini ve ağırlığını yansıtmaktadır.

Tablo 3. Korelasyon Katsayıları ve Endeks Ağırlıkları

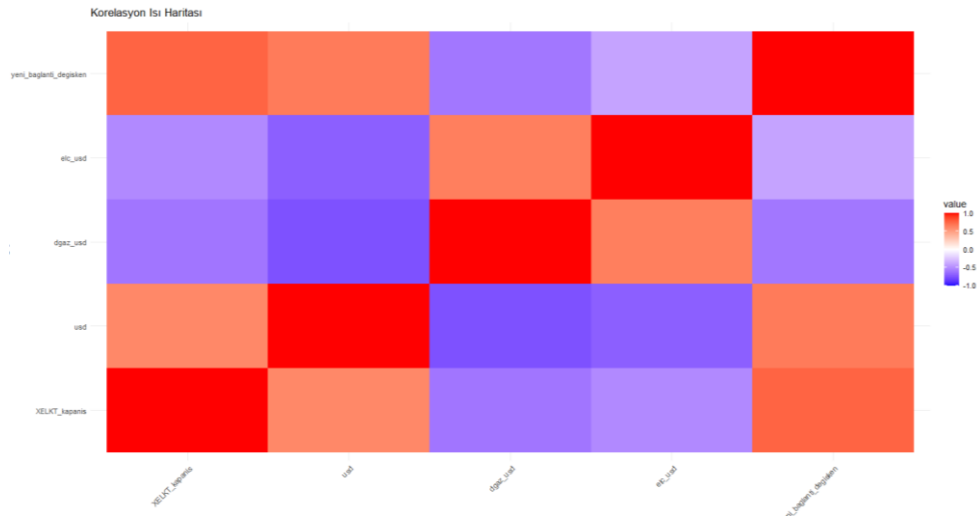
Değişken	Korelasyon Katsayısı	Endeks Ağırlığı
AKFYE_kapanis	0,66	4,6
AYDEM_kapanis	0,64	2,3
ENTRA_kapanis	0,25	2,1
HUNERT_kapanis	0,33	1,1
KARYET_kapanis	0,62	0,7
PAMEL_kapanis	-0,34	0,4
ÖNERİ_YE-BIST	0,77	-

Tablo 4'te elde edilen veriler, genel olarak endeks ağırlığı yüksek olan hisselerin XELKT ile güçlü bir korelasyona sahip olduğunu göstermektedir. Özellikle, AKFYE ve AYDEM hisselerinin yüksek korelasyon katsayıları (sırasıyla 0,66 ve 0,64) ile XELKT'ye etkilerinin önemli olduğunu söyleyebiliriz. Bu bulgu, söz konusu şirketlerin XELKT'nin genel performansını etkileyen belirleyici faktörler arasında yer aldığını ortaya koymaktadır.



Grafik 1. XELKT, USD ve Hisse Senetlerinin Kapanış Fiyatları Arasındaki Korelasyon Matrisi

Grafik 1'de yer aldığı üzere ENTRA ve PAMEL hisselerinin XELKT ile olan korelasyonları beklenmedik bir şekilde düşük ya da negatif çıkmıştır. ENTRA'nın 0,25'lik korelasyonu, şirketin XELKT ile olan ilişkisinin zayıf olduğunu, PAMEL'in ise -0,34'lük negatif korelasyonu bu hisseyle XELKT arasında ters bir ilişki bulunduğunu göstermektedir.



Grafik 2. Korelasyon Isı Haritası

Grafik 2’de yer alan korelasyon ısı haritasına göre, XELKT kapanış fiyatı ile ÖNERİ_YE-BIST arasında 0,77’lik güçlü bir pozitif ilişki gözlenmiştir. Bu durum, ÖNERİ_YE-BIST XELKT kapanış fiyatlarını etkileyen önemli bir faktör olduğunu ortaya koymaktadır. Bu değişken, endeksin performansını doğrudan etkileyen temel faktörlerden biri olarak değerlendirilmektedir. Buna karşın, doğalgaz fiyatları (dgaz_usd) ve elektrik fiyatları (elec_usd) ile XELKT kapanışı arasında sırasıyla -0,60 ve -0,51 değerlerinde negatif korelasyonlar bulunmuştur. Bu bulgu, artan enerji maliyetlerinin hisse senedi fiyatlarını olumsuz etkilediğini ortaya koymaktadır. Özellikle, doğalgaz ve elektrik fiyatlarının artması, üretim maliyetlerini yükselterek şirketlerin kârını ve nakit akışını azaltabilir. Bu durum, enflasyon ve faiz oranlarının yükselmesine yol açarak genel ekonomiyi olumsuz etkiler. Artan maliyetler ve azalan kârlılık, hisse senedi fiyatlarını düşürebilir. Özellikle enerji maliyetlerine daha fazla bağımlı olan şirketler bu durumdan daha fazla etkilenir ve hisse performansları olumsuz yönde etkilenir.

Tablo 4. Performans Metrikleri

Metrik	Açıklama
RMSE (Root Mean Square Error)	Hataların karelerinin ortalamasının kareköküdür. Küçük değerler, modelin gerçek değerlere daha yakın tahminler yaptığı anlamına gelir. Aykırı değerlere karşı hassastır.
MAE (Mean Absolute Error)	Tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki farkların mutlak değerlerinin ortalamasıdır. Yorumu kolaydır ve aykırı değerlere RMSE kadar duyarlı değildir.
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	Hataların yüzde cinsinden ifadesidir. Hataların, gerçek değerlere oranının ortalamasıdır. Genellikle yüzdelik hata görmek istenen durumlarda tercih edilir.
R ² (R-Kare)	Modelin, bağımlı değişkenin varyansını ne kadar açıkladığını gösterir. 1’e ne kadar yakınsa, model o kadar iyi demektir. Negatif çıkarsa model kötü tahmin yapıyor anlamına gelir.

Tablo 5’de yer aldığı üzere kullanılan üç farklı makine öğrenmesi yönteminin performansı dört metrikle değerlendirilmiştir: RMSE, MAE, MAPE ve R^2 . Veri kümesi %80 eğitim ve %20 test olarak ayrılmış, ardından her model eğitilmiş ve test verisi üzerinde değerlendirilmiştir.

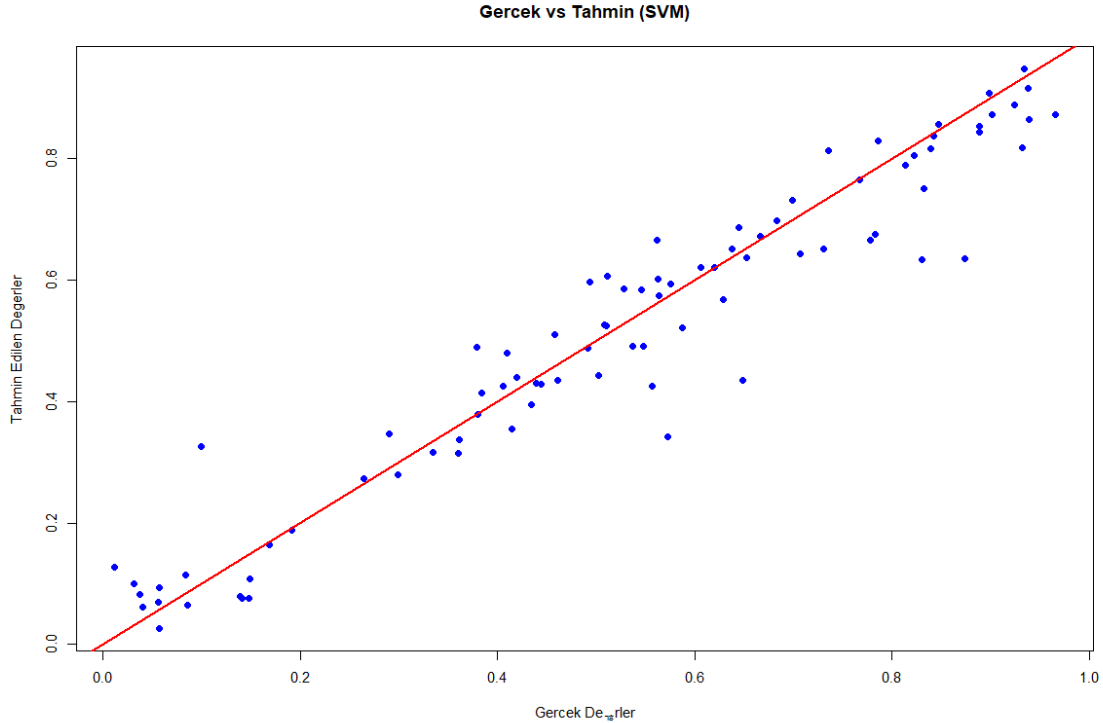
4.1. Modellerin Uygulanması ve Karşılaştırmalı Analizi

Tablo 6’da Destek Vektör Makineleri modelinin performans metrik değerleri yer almaktadır.

Tablo 5. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Metrik	Değer
RMSE	0.0748
MAE	0.0529
MAPE (%)	30.45
R^2	0.9274

Grafik 3’de Destek Vektör Makineleri modeli gerçek ve tahmin değerleri karşılaştırması yer almaktadır.



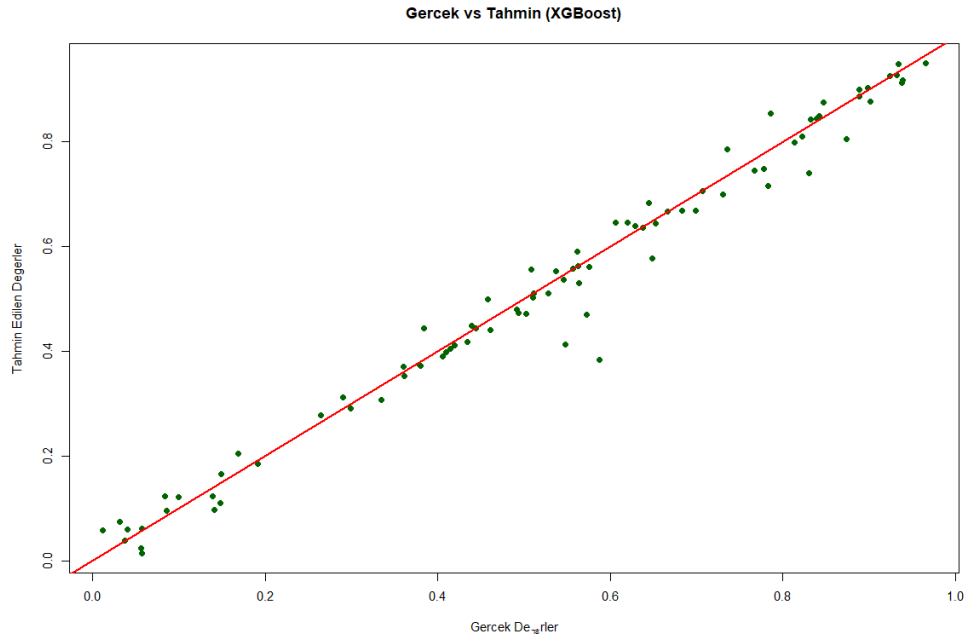
Grafik 3. Destek Vektör Makineleri Modeli Gerçek ve Tahmin Değerleri Karşılaştırması

Tablo 7’de XGBoost modelinin performans metrik değerleri yer almaktadır.

Tablo 6. XGBoost Regresyonu

Metrik	Değer
RMSE	0.0404
MAE	0.0263
MAPE (%)	14.30
R ²	0.9787

Grafik 4’de XGBoost modeli gerçek ve tahmin değerleri karşılaştırması yer almaktadır.



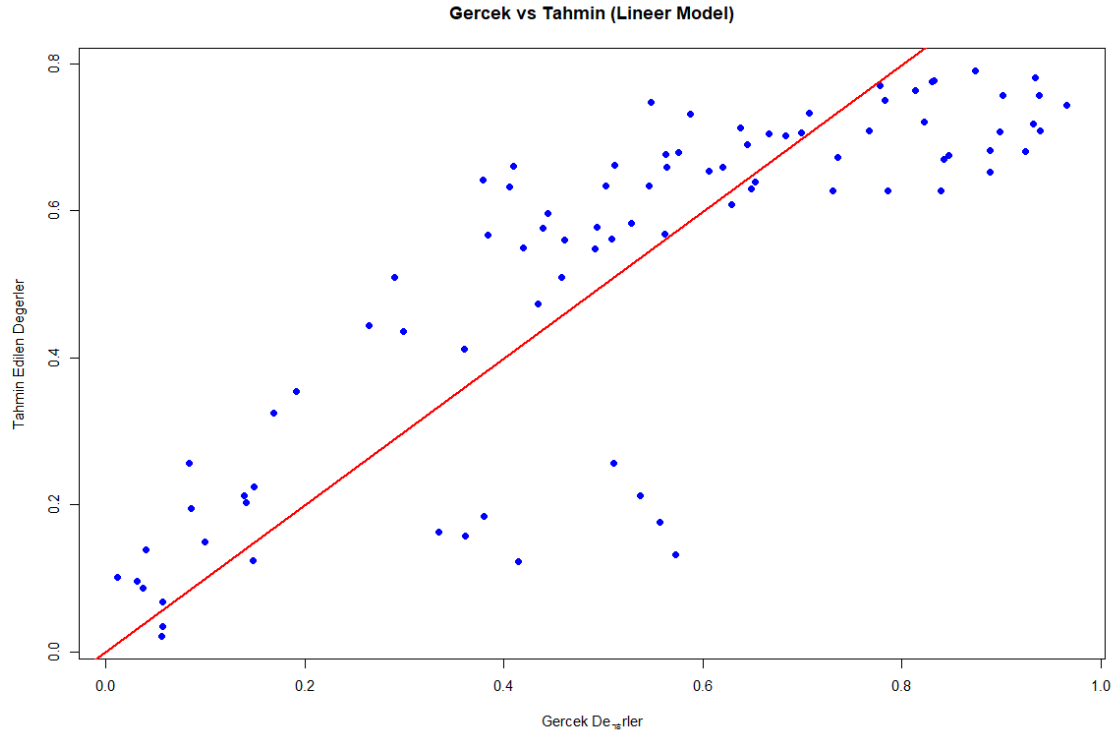
Grafik 4. XGBoost Modeli Gerçek ve Tahmin Değerleri Karşılaştırması

Tablo 8’de Doğrusal Regresyon modelinin performans metrik değerleri yer almaktadır.

Tablo 7. Doğrusal Regresyon

Metrik	Değer
RMSE	0.1525
MAE	0.1236
MAPE (%)	45.94
R ²	0.6876

Grafik 5’de Doğrusal model gerçek ve tahmin değerleri karşılaştırması yer almaktadır.



Grafik 5. Doğrusal Model Gerçek ve Tahmin Değerleri Karşılaştırması

4.2. En Başarılı Modelin Belirlenmesi

Tablo 9, her modelin elde ettiği temel performans metriklerini özetlemektedir.

Tablo 8. Performans Metrikleri Özeti

Model	RMSE	MAE	MAPE (%)	R ²
Doğrusal Regresyon	0.1525	0.1236	45.94	0.6876
SVM	0.0748	0.0529	30.45	0.9274
XGBoost	0.0404	0.0263	14.30	0.9787

Doğrusal regresyon modeli, en yüksek RMSE (0.1525), MAE (0.1236) ve MAPE (%45.94) değerlerine sahip olup aynı zamanda en düşük R² (0.6876) değerini üretmiştir. Bu, modelin tahminlerinde ciddi sapmalar olduğunu ve hedef değişkenin varyansının büyük bir kısmını açıklayamadığını göstermektedir. Bu nedenle, lineer regresyon modeli bu bağlamda yetersiz bulunmuştur.

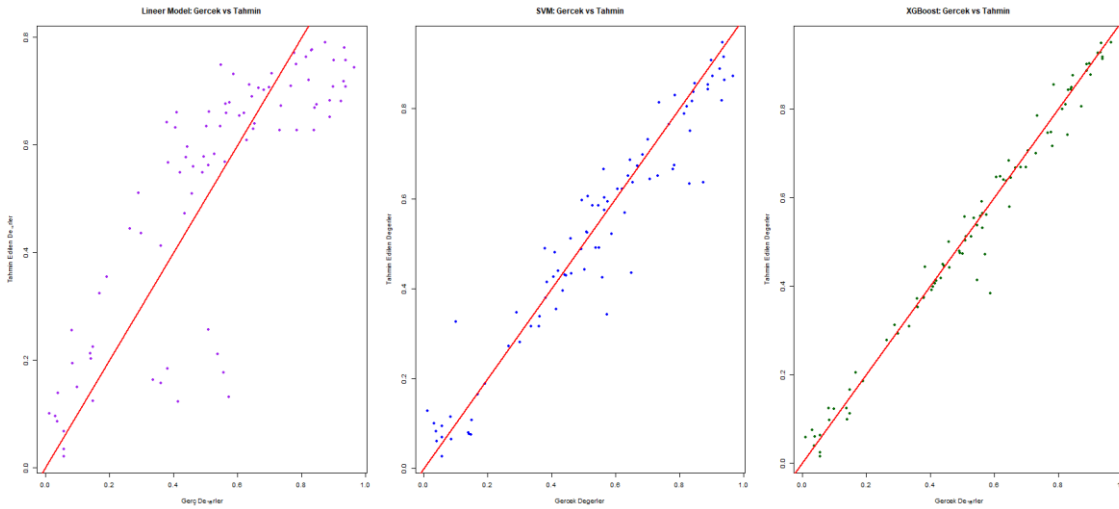
SVM modeli hata metriklerinde belirgin bir iyileşme sunmuştur. RMSE 0.0748, MAE 0.0529 ve MAPE %30.45 olarak hesaplanmıştır. R² değeri ise 0.9274 olup, hedef değişkenin varyansının %92.74’ünü açıklayabilmektedir. Bu sonuçlar, doğrusal olmayan ilişkileri

modelleyebilen SVM’in, geleneksel doğrusal modele göre önemli ölçüde daha başarılı olduğunu göstermektedir.

XGBoost modeli tüm metrikler açısından en iyi sonuçları vermiştir. RMSE 0.0404, MAE 0.0263 ve MAPE %14.30 gibi düşük hata oranları ile birlikte, en yüksek R^2 değeri olan 0.9787’ye ulaşmıştır. Bu, modelin tahmin doğruluğunun çok yüksek olduğunu ve hedef değişkendeki varyansın yaklaşık %98’ini başarılı şekilde açıkladığını ortaya koymaktadır. XGBoost’un bu başarısı, çok değişkenli ve karmaşık veri yapılarıyla başa çıkabilen güçlü öğrenme kabiliyetinden kaynaklanmaktadır.

Yukarıdaki performans değerlendirmelerine göre, XGBoost Regressor modeli, açık ara farkla en başarılı tahmin modelidir. Hem düşük hata oranları hem de yüksek açıklayıcılık gücü (R^2) ile bu model, ÖNERİ_YE-BIST üzerindeki tahmin görevinde en uygun ve güvenilir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Karmaşık değişken ilişkilerini başarıyla modelleyebilmesi ve yüksek performansı sayesinde, çalışmanın devamında XGBoost modeli ile yapılan tahminler ve analizler esas alınmıştır.

Grafik 6’da modellerin karşılaştırması yer almaktadır.



Grafik 6. Modellerin Karşılaştırılması

4.3. ÖNERİ_YE-BIST Değişkeninin Model Performansı ve XELKT ile Karşılaştırmalı Değerlendirmesi

Tablo 10’da yer alan model sonuçları, ÖNERİ_YE-BIST’in, en az XELKT kadar güçlü bir şekilde öngörülebildiğini ve finansal piyasaların yönü hakkında anlamlı sinyaller verebildiğini göstermektedir. Özellikle XGBoost algoritmasıyla elde edilen yüksek R^2 ve düşük hata değerleri, bu öneri endeksin veriyle çok iyi uyduğunu kanıtlamaktadır. ÖNERİ_YE-BIST için $R^2 = 0.9626$, XELKT için $R^2 = 0.9726$ bulunmuştur. MAE ve RMSE gibi mutlak hata ölçütleri de benzer doğrultudadır.

Tablo 10. Karşılaştırmalı Model Performans Tablosu

Bağımlı Değişken	Model	RMSE	MAE	MAPE (%)	R ²
XELKT_kapanis	XGBoost	16.35	12.59	2.46	0.9726
	SVM	30.32	21.69	4.48	0.9134
	Doğrusal Regresyon	66.97	53.84	11.20	0.5356
ÖNERİ_YE-BIST	XGBoost	0.0496	0.0374	12.14	0.9626
	SVM	0.1033	0.0763	54.02	0.8466
	Doğrusal Regresyon	0.1785	0.1520	63.85	0.5226

Özellikle düşük RMSE ve MAE değerleri, modelin tahminlerinin hedef değişken değerlerine çok yakın olduğunu; yüksek R² değeri ise modelin varyansı büyük oranda açıkladığını göstermektedir. Lineer modellerin başarısının oldukça düşük kalması, veri setindeki ilişkilerin doğrusal olmadığını ve bu nedenle XGBoost gibi güçlü öğrenme algoritmalarının tercih edilmesinin yerinde olduğunu da ortaya koymaktadır.

5. Sonuç

Bu çalışma, Türkiye'de Borsa İstanbul'da işlem gören yenilenebilir enerji odaklı şirketlerden oluşturulan özgün bir "Yenilenebilir Enerji Endeksi" (ÖNERİ_YE-BIST) aracılığıyla, yenilenebilir enerji sektörünün makroekonomik değişkenlerle etkileşimini incelemeyi amaçlamıştır. Çalışmada kullanılan şirketler, XELKT endeksi içerisinde yer alan ve doğrudan yenilenebilir enerji alanında faaliyet gösteren 7 şirketten seçilmiştir. Piyasa değeri ağırlıklı kompozisyon yöntemiyle oluşturulan endekste, sektörel faaliyet alanlarına göre seçilen yedi şirket (AKFYE, AYDEM, ENTRA, HUNER, KARYE, NATEN ve PAMEL) yer almış ve Mart 2023 - Aralık 2024 dönemine ait veriler kullanılmıştır. Çalışmada, doğalgaz fiyatı, elektrik fiyatı ve döviz kuru gibi temel makroekonomik göstergelerin yenilenebilir enerji şirketlerinin borsa performansları üzerindeki etkileri, XGBoost, Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Lineer Regresyon modelleriyle analiz edilmiştir.

Elde edilen bulgular, doğalgaz ve elektrik fiyatları ile XELKT endeksi arasında anlamlı ve negatif yönlü ilişkiler olduğunu ortaya koymuştur. Bu durum, enerji maliyetlerinde yaşanan artışların yenilenebilir enerji şirketlerinin kârlılığı üzerinde baskı oluşturduğunu ve yatırımcı güveni aracılığıyla hisse senedi fiyatlarını olumsuz etkilediğini göstermektedir. Korelasyon analizleri, özellikle AKFYE ve AYDEM gibi yüksek endeks ağırlığına sahip şirketlerin XELKT ile pozitif yönlü ve güçlü ilişkiler sergilediğini; buna karşılık PAMEL'in negatif korelasyon göstererek genel endeks eğiliminden sapma potansiyeline sahip olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, şirketlerin bireysel performanslarının sektörel ortalamadan sapabileceğini ve yatırım analizlerinde mikro düzeyde değerlendirme yapılmasının gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Makine öğrenmesi tabanlı modeller açısından değerlendirildiğinde, XGBoost algoritması yüksek açıklayıcılık gücü (R²: 0.9787) ve düşük hata oranları (RMSE: 0.0404; MAE: 0.0263; MAPE: %14.30) ile en başarılı performansı göstermiştir. Bu sonuç, enerji piyasasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin geleneksel ekonometrik yöntemlerin ötesinde daha güçlü modelleme teknikleriyle analiz edilmesi gerektiğini

göstermektedir. SVM modeli ise doğrusal regresyon modeline göre daha başarılı olmakla birlikte, XGBoost’a kıyasla daha sınırlı bir tahmin gücüne sahiptir.

Çalışmanın bulguları, literatürde yer alan (Sadorsky, 2012; Kumar vd., 2012) ile Zhang ve Broadstock (2021) gibi araştırmalarla uyumlu sonuçlar ortaya koymaktadır. Bu çalışmalarda vurgulanan düşük karbonlu şirketlerin piyasa dalgalanmalarına karşı daha hassas olduğu yönündeki bulgular, ÖNERİ_YE-BIST endeksinin makroekonomik değişkenlere karşı duyarlılığını açıklayıcı niteliktedir. Bu bağlamda ÖNERİ_YE-BIST, yalnızca yatırımcılar açısından sektörel risk-getiri analizlerinde değil, aynı zamanda politika yapımcılar açısından da yeşil dönüşümün ekonomik etkilerini izleyebilecek bir gösterge olarak önemli bir işlev üstlenebilir.

Çalışmanın en önemli katkılarından biri, Türkiye’de yenilenebilir enerji sektörünü daha doğru temsil edecek tematik bir endeksin gerekliliğini hem teorik hem de ampirik düzeyde ortaya koymasıdır. Mevcut durumda XELKT gibi genel enerji endeksleri, yenilenebilir enerji şirketlerinin performansını izlemek açısından sınırlı bir kapsama sahiptir. ÖNERİ_YE-BIST gibi tematik ve sektöre özgü bir endeksin oluşturulması; yatırımcı kararlarını daha isabetli hale getirecek, sektörel görünürlüğü artıracak ve sürdürülebilir kalkınma hedeflerine ulaşma sürecine katkı sağlayacaktır.

Çalışmanın bazı sınırlılıklarından ilki analizin yalnızca 7 yenilenebilir enerji şirketini kapsaması ve bulguların genellenebilirliğini sınırlandırmaktadır. Ayrıca, incelenen zaman aralığı Mart 2023 - Aralık 2024 ile sınırlı tutulmuş ve daha uzun dönemli yapısal değişimler gözlemlenememiştir. Kullanılan veri setleri güncel ve güvenilir olmakla birlikte, bazı makroekonomik göstergelerde yüksek frekansta ölçüm sınırlılıkları ve veri kalitesi sorunları yaşanabilmektedir. Bu kısıtlamalar, bulguların yorumlanmasında dikkatli olunmasını gerektirmektedir.

Gelecek çalışmalar, genişletilmiş veri setleri, daha uzun zaman dilimleri ve volatilité odaklı dinamik modellemeler (örneğin VAR, ARCH/GARCH) ile ÖNERİ_YE-BIST’in davranışsal özelliklerini daha derinlemesine inceleyebilir. Ayrıca, farklı tematik alt endekslerin oluşturulmasıyla, yeşil finansın gelişimine katkı sunacak kapsamlı analizler gerçekleştirilebilir.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Etik kurul izni ve/veya yasal/özel izin alınmasına gerek olmayan bu çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Araştırmacıların Katkı Oranı Beyanı

Bu çalışmanın tüm bölümleri her iki yazar tarafından eşit katkı ile hazırlanmıştır.

Araştırmacıların Çıkar Çatışması Beyanı

Bu çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynakça

- Abdioğlu, Z., Kaya, S. ve Demirci, M. (2014). Petrol şartları-hisse senedi şartları ilişkisi: BIST sektörel analiz. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 6(23): 101-115.
- Adıgüzel, İ. (2023). Enerji sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal rasyolarının pay senedi üzerindeki etkisi: Panel veri analizi. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 24(1): 1-15.
- Aktaş, M., Yılmaz, A. ve Şahin, A. (2013). Türkiye’de ekonomik faktörlerin hisse senedi fiyatları ile ilişkilerinin araştırılması. *İktisat, İşletme ve Finans Dergisi*, 28(103): 45-60.
- Alp, M., Çelik, E. ve Erdoğan, N. (2023). Yenilenebilir enerji yatırımlarının ekonomik etkileri ve enerji güvenliği üzerine bir analiz. *Enerji ve Çevre Dergisi*, 45(3): 145-162.
- Altıntaş, H. ve Halisdemir, Ö. (2021). Petrol özellikleri, parasal ve döviz kuru şoklarının hisse senedi fiyatlarına asimetrik etkisi: Türkiye için NARDL modeli. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(2): 67-88.
- Apergis, N. ve Payne, J.E. (2014). Renewable energy, output, CO₂ emissions, and fossil fuel prices in Central America: Evidence from a panel of static and dynamic models. *Energy Economics*, 44: 889-895.
- Avcı, Ö. (2015). Petrol şartlarının hisse senedi piyasasına etkisi. *Ekonomi ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 8(2): 61-74.
- Aydoğdu, A. (2024). Enerji ile hisse senedi piyasaları arasındaki nedensel ilişkilerin Fourier modeliyle incelenmesi. *İşletme Araştırmaları Dergisi- Türk*, 16(1): 102-119.
- Bodie, Z., Kane, A. and Marcus, A.J. (2014). *Investments* (10th ed.). McGraw-Hill Education.
- Borsa İstanbul. (2020). *BIST Piyasa Değeri Ağırlıklı Pay Endeksleri Temel Kuralları*. Erişim adresi: <https://www.borsaistanbul.com/files/bist-piyasa-degeri-agirlikli-pay-endeksleri-temel-kurallari.pdf>
- Borsa İstanbul. (2020). *Endeksler Hakkında Genel Bilgiler*. Erişim adresi: <https://www.borsaistanbul.com>
- Borsa İstanbul. (2020). *BIST-KYD Endeksleri Temel Kuralları*. Erişim adresi: <https://www.borsaistanbul.com/files/BIST-KYDEndeksleriTemelKurallariHaziran2020.pdf>
- BorsaMax. (2023). *Borsa Endeksi Nasıl Hesaplanır?* Erişim adresi: <https://www.borsamax.com.tr/borsa-endeksi-nasil-hesaplanir>
- Bouri, E. and Raza, S.A. (2020). Oil volatility shocks and the stock markets of oil-importing and oil-exporting countries. *Energy*, 188: 116-127.
- Chen, N.F., Roll, R. and Ross, S.A. (1986). Economic forces and the stock market. *Journal of Business*, 59(3): 383-403.
- Chen, T. and Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*: 785-794.
- Doğru, E. (2024). Fosil enerji, temiz enerji ve BIST elektrik endeksi arasında oynaklık etkileşimi: Asimetrik BEKK-GARCH modelinden kanıtlar. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 37(2): 89-105.
- Dursun, A., Şahin, E. ve Karakoç, M. (2019). Enerji fiyat değişimleri ile borsa endeksleri arasındaki ilişki: OECD ülkeleri üzerine bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 27(3): 123-137.
- Erdoğan, B. (2024). Bankaların hisse senedi fiyatlarını etkileyen unsurların panel veri modelleri ile analizi. *Muhasebe ve Finans İncelemeleri Dergisi*, 6(1): 41-60.
- Fabozzi, F.J., Focardi, S.M. and Kolm, P.N. (2014). *Financial modeling of the equity market: From CAPM to cointegration*. John Wiley & Sons.

- Fama, E.F. and French, K.R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1): 3–56.
- Fama, E.F. (1980). Agency problems and the theory of the firm. *Journal of Political Economy*, 88(2): 288–307.
- Güler, S., Kılıç, M. ve Uçar, H. (2011). Petrol fiyat riski ve hisse senedi özellikleri arasındaki ilişkinin belirlenmesi: Türkiye’de enerji sektörü üzerine bir uygulama. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 9(1): 75–92.
- Gu, S., Kelly, B. and Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5): 2223–2273.
- Güngör, S. (2024). Farklı piyasa koşulları altında petrol fiyat belirsizliğinin enerji sektörlerinin hisse senedi getirilerine etkisi: Asya Pasifik Ekonomik İşbirliği ülkelerinden kanıtlar. *Türk Turizm Araştırmaları Dergisi*, 6(1): 25–43.
- İsmailov, C., Demir, S. ve Yıldız, A. (2022). Kredi temerrüt takasları, petrol koşulları ve döviz kurlarının Türkiye’nin enerji sektörüne etkisi: BIST elektrik endeksi örneği. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 20(2): 85–104.
- Kumar, A., Managi, S. and Matsuda, A. (2012). Stock prices of clean energy firms, oil and carbon markets: A vector autoregressive analysis. *Energy Economics*, 34(1): 215–226.
- Mirgen, Ç., Taş, H. ve Korkmaz, Y. (2024). Enerji tüketimi ve BIST 100 endeksi arasındaki ilişkinin araştırılması. *Uluslararası Yönetim Ekonomisi ve İşletme Dergisi*, 12(1): 33–52.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A. and Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). New York: Wiley.
- Özer, N., Duman, H. ve Yücel, S. (2021). Enerji koşullarının borsa ile etkileşimi. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19(2): 59–74.
- Özcan, G., Yıldız, B. ve Karaca, M. (2020). Türkiye’de petrol fiyatları ve hisse senedi fiyatları arasındaki nedensellik ilişkisi: Bootstrap rolling window yaklaşımı. *Pamukkale Avrasya Sosyoekonomik Araştırmalar Dergisi*, 7(1): 25–40.
- Özmerdivanlı, A. (2014). Petrol fiyatları ile BIST 100 endeksi kapanış fiyatları arasındaki ilişki. *İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 16(2): 35–49.
- Öznazık, T. (2022). Türkiye’de enerji şirketlerinin finansal performanslarının borsa endeksleri ile ilişkisi: Sektör bazlı bir analiz. *Enerji Politikaları ve Ekonomi Dergisi*, 4(2): 66–78.
- Sadorsky, P. (2012). Correlations and volatility spillovers between oil prices and the stock prices of clean energy and technology companies. *Energy Economics*, 34(1): 248–255.
- Varol, O., Yılmaz, T. ve Akıncı, S. (2024). Borsa İstanbul Elektrik Endeksi pay senetlerinde etkin piyasalar hipotezi: Gelişmiş fonksiyonlu birim kök testlerinden ampirik kanıtlar. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 45(1): 55–70.
- Yıldırım, M., Özcan, D. ve Aslan, M. (2014). Enerji fiyatlarının sanayi sektörü hisse senedi fiyatları üzerindeki etkisi. *Borsa İstanbul Sanayi Sektörü Araştırmaları*, 3(2): 88–101.
- Yüzbaşıoğlu, N. (2024). Petrol fiyatlarındaki dalgalanmaların hisse senedi fiyatlarına etkisi: Havayolu şirketleri örneği. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 12(1): 25–39.