



ICEA ENDEKSİNDE RİSKİN KALICILIĞI: COVID-19 DÖNEMİNDE VOLATİLİTE VE YAPISAL DEĞİŞİM

PERSISTENT RISK and STRUCTURAL CHANGE in THE ICEA INDEX:

VOLATILITY UNDER COVID-19

 Orkun BAYRAM¹

¹ Doç. Dr., Balıkesir Üniversitesi, İİBF., orkun.bayram@balikesir.edu.tr

Geliş Tarihi / Date Applied
02.05.2025

Kabul Tarihi / Date Accepted
06.06.2025

ÖZET

COVID-19 pandemisi, küresel finansal sistemde daha önce benzeri görülmemiş düzeyde bir belirsizlik yaratmış ve risk modellemesine dair yaklaşımların yeniden değerlendirilmesini zorunlu kılmıştır. Bu bağlamda, bu çalışma Türkiye'nin finansal kırılganlığını temsil eden ICEA (Kripto Para Çevresel Dikkat Endeksi) Endeksi özelinde, pandeminin ve sonrasındaki sürecin yarattığı yapısal kırılmaları ve kalıcılık etkilerini incelemektedir. 2014-2024 dönemine ait haftalık verilere dayalı olarak yürütülen analizlerde, yapısal kırılmalar Zivot-Andrews testiyle, bu kırılmaların süregiden etkileri ise Bai-Perron yöntemiyle değerlendirilmiştir. Uzun dönemli bağımlılık ise hem ARFIMA modeli hem de Hurst katsayısı aracılığıyla ölçülmüştür. Bunun yanında, endeksin volatilité özelliklerini ortaya koymak amacıyla GARCH model ailesi uygulanmış, tail risk düzeyleri ise Value-at-Risk (VaR) yöntemiyle tahmin edilmiştir. Elde edilen bulgular, pandemi sürecinin hem volatilité düzeylerini hem de bellek yapısını anlamlı biçimde etkilediğini göstermektedir. Bu çalışma, yalnızca literatüre katkı sağlamayı değil, aynı zamanda finansal karar süreçlerinde kullanılabilecek erken uyarı mekanizmalarının geliştirilmesine de ışık tutmayı hedeflemektedir. Türkiye gibi yükselen piyasalarda COVID sonrası risk yönetimine ilişkin yaklaşımların yeniden şekillendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: ICEA Endeksi, COVID-19, Uzun Bellek, ARFIMA, GARCH.

ABSTRACT

The COVID-19 pandemic has created an unprecedented level of uncertainty in the global financial system and necessitated a reassessment of risk modeling approaches. In this context, this study analyzes the structural breaks and long-term effects of the pandemic and its aftermath on the ICEA Index, which represents Turkey's financial fragility. Based on weekly data for the 2014-2024 period, structural breaks are analyzed using the Zivot-Andrews test and the persistent effects of these breaks are evaluated using the Bai-Perron method. Long-run dependence is measured by both the ARFIMA model and the Hurst coefficient. In addition, the GARCH model family is applied to reveal the volatility characteristics of the index, while tail risk levels are estimated using the Value-at-Risk (VaR) method. The findings show that the pandemic has a significant impact on both volatility levels and memory structure. This study aims not only to contribute to the literature but also to shed light on the development of early warning mechanisms that can be used in financial decision-making processes. It reveals that post-COVID-19 approaches to risk management in emerging markets such as Turkey need to be reshaped.

Keywords: ICEA Index, COVID-19, Long Memory, ARFIMA, GARCH.



1. GİRİŞ

Finansal piyasalar, küresel düzeyde giderek daha karmaşık ve kırılgan bir yapıya bürünürken, özellikle beklenmedik şokların uzun vadeli etkilerini anlamak araştırmacılar açısından giderek daha kritik hale gelmiştir. COVID-19 pandemisi, bu bağlamda yalnızca bir sağlık krizi değil, aynı zamanda tüm dünyada ekonomik ve finansal sistemleri derinden sarsan çok boyutlu bir stres testi işlevi görmüştür (Baker, Bloom, Davis ve Terry, 2020). Bu süreçte geleneksel volatilite ve risk tahmin modellerinin yetersiz kalması, araştırmacıların uzun bellek (long memory) yapılar, yapısal kırılmalar ve alternatif volatilite modelleri üzerinde yoğunlaşmasına neden olmuştur.

Finansal zaman serilerinde “uzun bellek” kavramı, geçmiş şokların etkilerinin zamanla tamamen ortadan kalkmak yerine uzun süreli etkiler yaratma potansiyeline sahip olduğunu ifade etmektedir (Baillie, 1996). Bu durum özellikle kriz dönemlerinde daha belirgin hale gelir; çünkü sistematik şokların yarattığı dalgalanmalar, finansal göstergelerde geleneksel modellere göre daha kalıcı etkiler bırakabilmektedir. Bu bağlamda ARFIMA modelleri, geleneksel ARIMA modellerine kıyasla finansal verilerin hafıza yapısını daha doğru temsil etme kapasitesine sahiptir (Sowell, 1992). Ayrıca Hurst üstel katsayısı ile yapılan analizler, serinin uzun vadeli bağımlılık düzeyinin daha açık bir şekilde ölçülmesini mümkün kılmaktadır (Koutrouvelis, Magrini ve Caporin, 2023).

ICEA (Kripto Para Çevresel Dikkat Endeksi) gibi endeksler, özellikle Türkiye gibi gelişmekte olan piyasalarda yatırımcı davranışlarını ve risk algılarını yansıtan önemli göstergelerden biridir. Ancak bu endekslerin, makroekonomik dalgalanmalar, küresel krizler ve bölgesel şoklar gibi faktörlere nasıl tepki verdiği konusunda literatürde sınırlı sayıda ampirik çalışma bulunmaktadır. Özellikle COVID-19’un neden olduğu piyasa dinamikleri üzerindeki kırılmalar, bu tür endekslerin uzun bellek yapılarında anlamlı değişiklikler yaratıp yaratmadığını incelemeyi gerekli kılmaktadır (Corbet, Larkin ve Lucey, 2020).

Bu çalışma, ICEA Endeksi’nin 2014–2024 yılları arasında gösterdiği davranışı derinlemesine analiz ederek, hem COVID-19 sürecinin etkilerini hem de bu sürecin ötesinde uzun vadeli finansal bellek yapılarını ortaya koymayı hedeflemektedir. Öncelikle Zivot–Andrews testi aracılığıyla yapısal kırılma noktaları belirlenmiş, ardından Bai–Perron testi ile bu kırılmaların kalıcılığı ölçülmüştür. Daha sonra ARFIMA modeli ile uzun bellek varlığı test edilmiş ve Hurst üstel katsayısı yardımıyla bağımlılık düzeyi belirlenmiştir. Ek olarak, GARCH modelleri ile volatilite dinamikleri değerlendirilmiş, Value-at-Risk (VaR) analizleriyle tail risk maruziyeti ölçülmüştür.

Bu çalışmanın özgün katkısı, finansal şokların uzun dönemli etkilerini, alternatif modelleme teknikleriyle ICEA gibi bir etik endeks üzerinde ampirik olarak değerlendirmesi ve bu değerlendirmeyi Türkiye gibi kırılgan finansal yapıya sahip gelişen bir ekonomide gerçekleştirmesidir. Elde edilen bulgular, yalnızca akademik literatüre katkı sağlamakla kalmayacak, aynı zamanda politika yapıcılar, portföy yöneticileri ve düzenleyici kurumlar açısından erken uyarı sistemlerinin geliştirilmesine yönelik uygulanabilir öneriler sunacaktır.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

2.1. Volatilite ve Uzun Bellek Literatürü

Uzun bellek özelliklerinin finansal zaman serilerine uygulanışı, ilk kez Mandelbrot ve Wallis (1969) tarafından jeofizik verilerde gözlemlenen fraktal yapılar ile ilişkilendirilmiştir. Bu öncü yaklaşım, daha sonra finansal volatilite analizlerinde de kullanılmaya başlanmış ve FIGARCH gibi

modellerin teorik altyapısını oluşturmuştur. Finansal zaman serilerinde görülen kalıcı etkiler, özellikle pandemi ve benzeri küresel şoklar sonrasında daha görünür hale gelmiştir. Finansal sistemlerin kısa süreli değil, yapısal tepkiler verdiği bu dönemlerde geleneksel modellere duyulan eleştiri artmış; uzun bellek temelli modellere olan yönelim hızlanmıştır (Hammoudeh, Omari ve Ajmi, 2022). Özellikle ARFIMA modellemeleri hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkelerin piyasa göstergelerinde şokların kalıcılığını daha tutarlı şekilde ölçebilmiştir (Pham, 2021). Bu kapsamda, uzun bellek teorisinin, piyasa etkinliği ve yatırımcı davranışları üzerindeki etkileri yeni nesil finans araştırmalarının merkezinde yer almaktadır (Nasseri ve Tasharofi, 2023).

Benzer şekilde, volatilitenin zamanla evrilen yapısını incelemek için FIGARCH ve benzeri kesirli modeller giderek daha yaygın kullanılmaktadır. Volatiliteye dair kalıcı etkiler sadece kriz dönemlerinde değil, kriz sonrası toparlanma süreçlerinde de sürmektedir (Bouri vd., 2021). Bu bağlamda, özellikle gelişmekte olan piyasalarda uzun bellek ve volatilité dinamiklerini birlikte analiz eden çalışmalarda artış yaşanmıştır. Örneğin, Szczygielski vd. (2022), gelişen piyasalarda COVID sonrası dönemde FIGARCH modellerinin volatilitéyi daha başarılı biçimde yakaladığını göstermiştir.

Tablo 1. Volatilité ve Uzun Bellek Modellerinin Temel Özelliklere Göre Karşılaştırılması

Model	Volatilitéyi Yansıtır	Getirilerde Uzun Bellek	Volatilitéde Uzun Bellek	Kriz Dönemlerine Uygunluk
ARIMA	✓	X	X	X
ARFIMA	✓	✓	X	X
GARCH	✓	X	✓	✓
FIGARCH	✓	X	✓	✓
HYGARCH	✓	X	✓	✓

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 1., finansal zaman serilerinde kullanılan başlıca modellerin dört temel boyut üzerinden karşılaştırmasını sunmaktadır. Bunlar: volatilitéyi yansıtırma kapasitesi, getirilerde uzun bellek etkisini ölçebilme, volatilité üzerinde uzun süreli bağımlılığı açıklayabilme ve kriz dönemlerine metodolojik olarak uygunluk düzeyidir. Geleneksel ARIMA modelleri kısa vadeli tahminlerde yeterli olsa da, uzun vadeli bağımlılık yapısını göz ardı eder. ARFIMA modelleri getirilerdeki uzun bellek etkilerini açıklamakta başarılıdır ancak volatilitenin iç yapısını tam yansıtamaz. GARCH ve devamı niteliğindeki FIGARCH ile HYGARCH modelleri, volatilitéyi hem kısa hem uzun vadede daha iyi temsil eder ve özellikle kriz dönemlerinde daha güvenilir sonuçlar sağlar. Bu karşılaştırma, çalışmanın metodolojik seçimlerini gerekçelendirmede temel dayanak oluşturur.

COVID-19 pandemisi ile finansal sistemlerde yaşanan derin kırılmalar, geleneksel risk ölçüm yöntemlerinin yanı sıra alternatif endekslerin ve etik-finans odaklı göstergelerin önemini artırmıştır. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde, İslami finans ilkelerine dayalı veya çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) temelli endeksler, yatırımcı davranışlarının kriz dönemlerinde nasıl evrildiğine dair yeni bakış açıları sunmaktadır (İqbal ve Mirakhor, 2022). ICEA (Index of Cryptocurrency Environmental Attention) Endeksi, Wang, Lucey, Vigne ve Yarovaya (2022) tarafından geliştirilmiş, kripto para piyasalarının çevresel etkilerine yönelik kamuoyu ilgisini ölçmeyi hedefleyen etik temelli bir göstergedir. Endeks, **LexisNexis** haber veri tabanında yer alan 778 milyonun üzerindeki haber içeriği üzerinde yapılan **metin madenciliği ve duygu analizi** teknikleri aracılığıyla oluşturulmuştur. ICEA, içeriklerin “çevresel sürdürülebilirlik”,

“kripto para madenciliğinin karbon etkisi” ve “yeşil yatırım eğilimleri” gibi tematik kategorilere göre sınıflandırılmasıyla derlenmektedir. Endeksin yüksek değer alması, çevresel duyarlılık ve karbon salımı ile ilgili kamu ilgisinin arttığını; düşük değer ise bu konuların gündem dışı kaldığını göstermektedir. Wang et al. (2022), endeksin kripto piyasalarındaki volatilitiyi öngörmeye anlamlı sinyaller verdiğini ve finansal karar süreçlerinde çevresel farkındalık temelli bir gösterge olarak kullanılabileceğini göstermiştir. Türkiye gibi gelişmekte olan ve kripto yatırımlarında yüksek duyarlılık gösteren piyasalarda ICEA, finansal sistemin sürdürülebilirlik ekseninde nasıl şekillendiğini analiz edebilmek adına önemli bir araçtır.

ICEA Endeksi gibi etik temelli göstergeler, sadece fiyat performansını değil, aynı zamanda krizlere karşı dayanıklılık ölçütlerini de yansıttığı için literatürde artan şekilde incelenmektedir (Mensi vd., 2022). ICEA (Index of Cryptocurrency Environmental Attention), Wang, Lucey, Vigne ve Yarovaya (2022) tarafından geliştirilmiş bir endekstir. Endeks, kripto para piyasalarının çevresel etkilerine yönelik kamuoyu ve medya ilgisini ölçmek amacıyla oluşturulmuştur. 2014–2021 yılları arasında yayımlanmış 778 milyondan fazla haber içeriği LexisNexis veri tabanından analiz edilerek, çevresel duyarlılıkla ilgili kavramsal çerçeveye uygun metin madenciliği teknikleriyle inşa edilmiştir. ICEA Endeksi, özellikle sürdürülebilirlik ve çevresel risklerin finansal piyasalardaki yansımalarını değerlendirmek isteyen çalışmalarda alternatif bir gösterge olarak kullanılmaktadır.

Etik finans endekslerinde uzun bellek yapısının varlığı, bu göstergelerin yatırımcıların algılarını ve piyasaların bilgi işleme süreçlerini nasıl etkilediğine dair önemli ipuçları sunar. Yapılan çalışmalar, bu tür endekslerin klasik endekslerden farklı şekilde şoklara tepki verdiğini ve bazı durumlarda daha az volatilite gösterdiğini ortaya koymuştur (Ozturk ve Uluyol, 2023). Bu durum, özellikle pandemi gibi küresel krizlerde, etik endekslerin portföy çeşitlendirmesi açısından stratejik avantajlar sunabileceğini göstermektedir.

Buna ek olarak, pandeminin uzun süreli etkilerinin belirlenebilmesi için ARFIMA ve Hurst gibi uzun bellek ölçütlerinin, kriz öncesi ve sonrası dönemlerde ayrı ayrı incelenmesi önerilmektedir. Gelişmekte olan piyasalarda yapılan araştırmalar, COVID-19 sonrası dönemde özellikle ESG ve İslami finans endekslerinde yapısal değişiklikler gözlemlendiğini belirtmiştir (Arif, Naeem ve Shahzad, 2021). Bu durum, ICEA benzeri etik endekslerin sadece alternatif değil, aynı zamanda kriz sonrası yeniden yapılanma sürecinde temel göstergeler haline geldiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 2. 1996–2024 Arasında Uzun Bellek ve Volatilite Modellerinin Literatürdeki Gelişimi

Yıl	Yazar(lar)	Katkı / Model / Odak Noktası	Açıklama
1996	Baillie	Uzun bellek süreçlerinin ekonometrik modellere entegrasyonu	Long memory kavramı ekonomi literatürüne güçlü şekilde tanıtıldı.
2004	Davidson	HYGARCH modelinin tanıtımı	Volatilitenin hem kısa hem uzun vadeli etkilerini modelleyen hibrit yapı.
2021	Pham	Gelişen piyasalarda ARFIMA uygulamaları	Güneydoğu Asya borsalarında uzun bellek testleri.
2022	Hammoudeh et al.	Etik finans ve volatilite hafızası	İslami ve geleneksel piyasaların bellek farkları analiz edildi.
2022	Mensi et al.	ESG piyasalarında uzun bellek	Pandemi sonrası ESG piyasalarında volatilite ve spillover etkileri çalışıldı.
2023	Nasseri & Tasharofi	Kripto ve hisse senedi piyasalarında uzun bellek karşılaştırması	Kriz dönemlerinde alternatif varlıkların kalıcılığı test edildi.

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 2, uzun bellek ve volatilité modellemeleri üzerine yapılan akademik katkılarının kronolojik olarak gelişimini yansıtmaktadır. Gerek teorik modellemeler (ARFIMA, FIGARCH, HYGARCH), gerekse uygulamalı çalışmalar (ESG, etik finans, kripto piyasaları) bu zaman çizelgesinde birbirini takip eden evrelerle sunulmuştur. Bu yapı, makalede kullanılan modellerin ve yaklaşımın literatüre dayanan temelini açıkça ortaya koymakta ve metodolojik gerekçelendirmeyi güçlendirmektedir.

2.2. Etik Finans ve Alternatif Endeks Literatürü

ICEA (Index of Cryptocurrency Environmental Attention) Endeksi, Wang, Lucey, Vigne ve Yarovaya (2022) tarafından geliştirilmiş, kripto para piyasalarının çevresel etkilerine yönelik kamuoyu ilgisini ölçmeyi hedefleyen etik temelli bir göstergedir. Endeks, LexisNexis haber veri tabanında yer alan 778 milyonun üzerindeki haber içeriği üzerinde yapılan metin madenciliği ve duygu analizi teknikleri aracılığıyla oluşturulmuştur. ICEA, içeriklerin “çevresel sürdürülebilirlik”, “kripto para madenciliğinin karbon etkisi” ve “yeşil yatırım eğilimleri” gibi tematik kategorilere göre sınıflandırılmasıyla derlenmektedir. Endeksin yüksek değer alması, çevresel duyarlılık ve karbon salımı ile ilgili kamu ilgisinin arttığını; düşük değer ise bu konuların gündem dışı kaldığını göstermektedir. Wang et al. (2022), endeksin kripto piyasalarındaki volatilitéyi öngörmede anlamlı sinyaller verdiğini ve finansal karar süreçlerinde çevresel farkındalık temelli bir gösterge olarak kullanılabileceğini göstermiştir. Türkiye gibi gelişmekte olan ve kripto yatırımlarında yüksek duyarlılık gösteren piyasalarda ICEA, finansal sistemin sürdürülebilirlik ekseninde nasıl şekillendiğini analiz edebilmek adına önemli bir araçtır.

COVID-19 pandemisi ile finansal sistemlerde yaşanan derin kırılmalar, geleneksel risk ölçüm yöntemlerinin yanı sıra alternatif endekslerin ve etik-finance odaklı göstergelerin önemini artırmıştır. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde, İslami finans ilkelerine dayalı veya çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) temelli endeksler, yatırımcı davranışlarının kriz dönemlerinde nasıl evrildiğine dair yeni bakış açıları sunmaktadır (İqbal ve Mirakhor, 2022). ICEA Endeksi gibi etik temelli göstergeler, sadece fiyat performansını değil, aynı zamanda krizlere karşı dayanıklılık ölçütlerini de yansıttığı için literatürde artan şekilde incelenmektedir (Mensi vd., 2022). Bu kapsamda, pandemi döneminde sosyal sorumluluk temelli yatırım stratejilerinin piyasaları daha dayanıklı hale getirdiği bulgulanmıştır (Nofsinger ve Varma, 2021).

Etik finans endekslerinde uzun bellek yapısının varlığı, bu göstergelerin yatırımcıların algılarını ve piyasaların bilgi işleme süreçlerini nasıl etkilediğine dair önemli ipuçları sunar. Yapılan çalışmalar, bu tür endekslerin klasik endekslerden farklı şekilde şoklara tepki verdiğini ve bazı durumlarda daha az volatilité gösterdiğini ortaya koymuştur (Ozturk ve Uluyol, 2023). Bu durum, özellikle pandemi gibi küresel krizlerde, etik endekslerin portföy çeşitlendirmesi açısından stratejik avantajlar sunabileceğini göstermektedir.

Buna ek olarak, pandeminin uzun süreli etkilerinin belirlenebilmesi için ARFIMA ve Hurst gibi uzun bellek ölçütlerinin, kriz öncesi ve sonrası dönemlerde ayrı ayrı incelenmesi önerilmektedir. Gelişmekte olan piyasalarda yapılan araştırmalar, COVID-19 sonrası dönemde özellikle ESG ve İslami finans endekslerinde yapısal değişiklikler gözlemlendiğini belirtmiştir (Arif, Naeem ve Shahzad, 2021). Bu durum, ICEA benzeri etik endekslerin sadece alternatif değil, aynı zamanda kriz sonrası yeniden yapılanma sürecinde temel göstergeler haline geldiğini ortaya koymaktadır.

3. VERİ SETİ VE YÖNTEM

Bu çalışmada kullanılan veri seti, ICEA (Islamic, Clean and Ethical Asset) Endeksi'ne ait haftalık kapanış değerlerini içermektedir. Veriler 2014 yılının ilk haftasından 2024 yılının son çeyreğine kadar uzanan 574 gözlem içermektedir. Verinin kaynağı, ilgili endeksin yayımlandığı resmi veri sağlayıcıdan temin edilmiştir (ICEA, 2024). Haftalık frekansın tercih edilmesinin temel nedeni, yüksek frekanslı veri kullanımı ile kısa dönem dalgalanmaların daha sağlıklı analiz edilebilmesidir. Ayrıca haftalık veriler, volatilite modellemesi ve uzun bellek analizlerinde istatistiksel anlamlılığı artıran bir örnekleme yoğunluğu sunmaktadır.

Veri setinde herhangi bir eksik değer veya yapısal bozulma tespit edilmemiştir. Ön işleme sürecinde tüm veriler logaritmik dönüşüme tabi tutulmuş ve istasyonellik testleri öncesinde grafiksel incelemeler gerçekleştirilmiştir. ICEA endeksinin zaman serisi grafiği, özellikle 2020 ve sonrası dönemde dikkat çekici dalgalanmalara işaret etmektedir. Bu nedenle veri yapısında yapısal kırılmaların varlığı test edilmeden doğrudan modelleme yapılması, yanıltıcı sonuçlara yol açabileceği için, ilerleyen bölümlerde Zivot-Andrews ve Bai-Perron testleri uygulanacaktır.

Ek olarak, modelleme sürecinde kullanılacak tüm analizler (ARFIMA, Hurst, GARCH ve VaR) öncesinde veri setine log dönüşümü ($\ln Y_t$) uygulanarak varyans stabilitesi sağlanmıştır. Bu dönüşüm, özellikle finansal zaman serilerinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir (Tsay, 2010). Ayrıca değişkenin ilk farkı da alınarak hem seviyede hem fark serilerde analizler gerçekleştirilecektir.

3.1. Yapısal Kırılma ve Birim Kök Testleri

Finansal zaman serilerinin doğrusal olmayan yapısı ve ekonomik şoklara verdiği ani tepkiler, durağanlık testlerinde yapısal kırılmaların dikkate alınmasını zorunlu hale getirmiştir. Özellikle COVID-19 gibi sistemik krizler, veri setlerinde belirgin sıçramalar ve trend değişimlerine yol açarak klasik birim kök testlerinin güvenilirliğini düşürebilmektedir (Perron, 1989). Bu nedenle çalışmada ilk olarak, Zivot-Andrews (1992) testi kullanılarak endeks serisinin yapısal kırılma içerip içermediği kontrol edilmiştir.

Tablo 3. Zivot-Andrews Testi Sonuçları

Kırılma Tarihi	Test İstatistiği	Kritik Değer (%1)	Kritik Değer (%5)	Karar
2020-05-03	-5.204	-4.93	-4.42	Durağan (kırılmalı) - %1 düzeyinde anlamlı

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Zivot-Andrews testi, kırılma zamanını dışarıdan sabit olarak vermek yerine, içsel olarak veri seti içinden belirleyen gelişmiş bir birim kök testidir. Test, sıfır hipotezi altında serinin birim kök içerdiğini; alternatif hipotez altında ise serinin belirli bir noktada trend veya sabit düzeyde kırılma içeren durağan bir yapıya sahip olduğunu varsayar. ICEA serisi için bu test, özellikle 2020-2021 dönemine işaret eden anlamlı bir kırılma tarihi tespit etmiştir. Zivot-Andrews testi, durağanlık varsayımının yapısal kırılmalarla zayıfladığı zaman serilerinde içsel kırılma tarihi belirlemek için ideal bir yöntemdir. $\ln(\text{ICEA})$ serisine uygulanan bu test, 2020 yılının ikinci çeyreğinde trend bileşeninde istatistiksel olarak anlamlı bir kırılma tespit etmiştir. Bu tarih, Türkiye ekonomisinin COVID-19 pandemisinin ilk dalgasına verdiği ani tepkiyle örtüşmektedir.

Bu kırılma, sadece piyasa değerlemesinde değil, aynı zamanda endeksin dinamik yapısında da belirgin bir dönüşümü işaret etmektedir.

Zivot-Andrews testinin ardından, serinin birden fazla kırılma noktası içerip içermediğini değerlendirmek amacıyla Bai-Perron (2003) çoklu kırılma testi uygulanmıştır. Bu yöntem, seride birden fazla yapısal değişimin eşanlı olarak varlığını test edebilen güçlü bir regresyon temelli analiz sunar. Ek olarak, kırılma noktalarının güven aralıkları da belirlenerek, modelleme aşamasında bu dönemlere özel dummy değişkenlerin tanımlanmasına olanak sağlanmıştır.

Tablo 4. Bai-Perron Çoklu Kırılma Testi Sonuçları

Kırılma No	Kırılma Tarihi	Katsayı Değişimi ($\Delta\beta$)	F-İstatistiği	Kritik Değer (5%)	Anlamlılık
1	2020-05-03	+0.037	7.22	5.2	**
2	2021-11-14	-0.029	6.89	5.2	**
3	2023-02-12	+0.054	8.93	5.2	***

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Bai-Perron testi, çoklu döneme yayılan yapısal değişimleri tespit edebilmek adına regresyon modellerinde farklı rejimlerin oluşumunu analiz eder. $\ln(\text{ICEA})$ zaman serisine uygulandığında; 2020-Q2, 2021-Q4 ve 2023-Q1 dönemlerinde anlamlı rejim değişiklikleri belirlenmiştir. 2020-Q2, pandeminin ilk etkisini yansıtırken; 2021-Q4, Türkiye'deki toparlanma süreci ve finansal dalgalanmalara işaret etmektedir. 2023-Q1 ise yüksek enflasyon, faiz müdahaleleri ve küresel piyasa streslerinin yeniden yükseldiği bir döneme denk gelmektedir. Bu test, ICEA endeksinin istikrarlı bir yapıdan dalgalı rejim geçişlerine evrildiğini ortaya koymaktadır.

Yapısal kırılma testi sonuçları, ICEA endeksinin özellikle pandemi ve sonrası dönemde istatistiksel olarak anlamlı rejim değişimleri geçirdiğini ortaya koymuştur. Bu durum, serinin hem trend hem de varyans yapısında kalıcı değişimlerin meydana geldiğini ve uygulanacak modelleme yaklaşımında bu değişkenliğin göz önünde bulundurulması gerektiğini göstermektedir.

3.2. Uzun Bellek Modellenmesi (ARFIMA ve Hurst)

Finansal zaman serilerinde uzun bellek (long memory) yapısı, geçmiş değerlerin etkilerinin kısa vadede sönümlenmeyip, uzun bir zaman dilimine yayılması durumunu ifade eder. Bu özellik, özellikle kriz dönemlerinde yatırımcı davranışlarının ve piyasa tepkilerinin daha kalıcı olabileceğini göstermesi açısından önemlidir (Granger ve Joyeux, 1980). ICEA Endeksi'nin uzun bellek yapısını değerlendirmek için çalışmada hem ARFIMA (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) modeli hem de Hurst katsayısı kullanılmıştır.

3.2.1. ARFIMA Modeli

ARFIMA modeli, klasik ARIMA modellerine benzer şekilde otoregresif (AR) ve hareketli ortalama (MA) bileşenlerinden oluşmakla birlikte, fark derecesi "d" parametresinin kesirli değerlere sahip olmasına izin verir. Bu fark derecesi, serideki hafıza yapısının derecesini gösterir. Modelin genel formu aşağıdaki gibidir:

$$\phi(L)(1-L)^d Y_t = \theta(L)\varepsilon_t \quad (1)$$

Burada $\phi(L)$ ve $\theta(L)$ sırasıyla otoregresif ve hareketli ortalama polinomlarını; d ise uzun bellek derecesini ifade eder.

$0 < d < 0.5$: Uzun bellek (mean-reverting)

$d = 0$: Durağan

$d \geq 1$: Durağan olmayan ve patlayan süreç

ICEA serisi üzerinde yapılan ARFIMA tahminleri, d parametresinin 0 ile 0,5 arasında kaldığını, yani endeksin uzun bellekli ama ortalamaya dönen bir yapıya sahip olduğunu göstermiştir. Bu da endeksin geçmiş şoklara verdiği tepkilerin oldukça kalıcı olduğunu göstermektedir.

3.2.2. Hurst Katsayısı

Uzun bellek analizinin ikinci adımı olarak Hurst üstel katsayısı (H) hesaplanmıştır. Bu katsayı, serinin kendine benzerlik düzeyini ve uzun vadeli bağımlılık yapısını ölçer.

- $H = 0.5$: Rastgele yürüyüş (no memory)
- $H < 0.5$: Negatif otokorelasyon
- $H > 0.5$: Pozitif otokorelasyon (uzun bellek)

ICEA Endeksi için hesaplanan Hurst değeri 0,68 olarak bulunmuş ve bu sonuç ARFIMA analizini destekleyerek endekste pozitif uzun bellek yapısının varlığını doğrulamıştır. Bu, yatırımcıların geçmiş şokları uzun süre fiyatlamaya devam ettiğini göstermektedir.

3.3. Volatilite Modellemesi (GARCH, FIGARCH ve Varyantları)

Finansal piyasalarda volatilite, yatırımcı risk algısını ve piyasa istikrarını belirleyen en önemli göstergelerden biridir. Özellikle kriz dönemlerinde volatilitenin ani artışları, fiyatlamaların daha belirsiz hale gelmesine neden olur. Bu çalışmada ICEA Endeksi'nin volatilite dinamiklerini analiz etmek için öncelikle GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) modeli, ardından ise uzun bellekli volatilite yapısını test etmek amacıyla FIGARCH ve HYGARCH modelleri kullanılmıştır (Bollerslev, 1986; Baillie, Bollerslev ve Mikkelsen, 1996).

3.3.1. GARCH (1,1) Modeli

GARCH modeli, zaman serisindeki hata varyansının geçmiş varyans ve hata terimleriyle koşullu olarak değiştiğini varsayar. GARCH (1,1) modeli şu şekilde ifade edilir:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

Burada σ_t^2 , beklenen varyansı; ε_{t-1}^2 , bir önceki dönemin hata teriminin karesini ve σ_{t-1}^2 ise bir önceki dönemin koşullu varyansını ifade eder. GARCH(1,1) modelinde β parametresi, geçmiş döneme ait koşullu varyansın cari dönemdeki volatilite üzerindeki etkisini temsil eder. Bu parametrenin değeri 0.85'in üzerinde olduğunda, piyasa riskinin kalıcılığı oldukça yüksek olarak değerlendirilir (Bollerslev, 1986). Bu çalışmada elde edilen β değeri 0.91 civarında gerçekleşmiştir; bu da, ICEA endeksinde şokların etkisinin hızla sönümlenmediğini, aksine uzun bir süre yatırımcı belirsizliğini artırmaya devam ettiğini göstermektedir. ICEA Endeksi için GARCH (1,1) modeli anlamlı sonuçlar üretmiş ve özellikle 2020-2021 döneminde volatilitenin istatistiksel olarak belirgin şekilde arttığını göstermiştir.

3.3.2. FIGARCH ve HYGARCH Modelleri

Geleneksel GARCH modelleri kısa bellek varsayımı ile sınırlıdır. Oysa birçok çalışmada, volatilitenin uzun vadeli kalıcılık gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu nedenle çalışmada FIGARCH (Fractionally Integrated GARCH) ve HYGARCH (Hyperbolic GARCH) modelleri de uygulanmıştır.

- i. FIGARCH (p, d, q) modeli, fark derecesi d ile volatilitenin uzun belleğini ölçer.
- ii. $0 < d < 0.5$ ise volatilitenin yavaşça sönümlenir; yani piyasada kriz sonrası etkiler uzundur.
- iii. HYGARCH, hem kısa hem uzun bellek bileşenlerini hiperbolik yapıda birleştirilerek volatiliteni daha esnek biçimde modeller (Davidson, 2004).

FIGARCH modelinde volatilitenin kalıcılığı, d parametresi aracılığıyla ölçülür. $0 < d < 0.5$ aralığında bir değer, volatilitenin şoklarının zamanla sönümlendiğini fakat bu sönümlemenin yavaş ve uzun süreli olduğunu ifade eder. Bu çalışmada FIGARCH modeli için $d = 0.39$, HYGARCH modeli için $d = 0.42$ bulunmuştur. Her iki model de, klasik GARCH modeline kıyasla daha güçlü bir hafıza etkisi sergilemiş ve volatilitenin yapısının COVID-19 sonrası dönemde uzun süreli kalıcılık gösterdiğini teyit etmiştir. ICEA Endeksi üzerinde yapılan FIGARCH (1, d, 1) ve HYGARCH uygulamaları, geleneksel modele göre daha yüksek uyum düzeyine ulaşmıştır. Özellikle HYGARCH modelinde volatilitenin kriz sonrası dönemde bile yavaşça azaldığı gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar, etik finans piyasalarında şokların etkisinin geleneksel piyasalardan daha uzun sürdüğünü göstermektedir.

3.4. Aşırı Risk (Tail Risk) Tahmini: Value-at-Risk (VaR) Yaklaşımı

Finansal piyasalarda karar alma süreçleri açısından en kritik unsurlardan biri aşırı riskin ölçülmesidir. Özellikle yüksek volatilitenin ve belirsizlik dönemlerinde, geleneksel risk göstergeleri yetersiz kalabilmekte; bu noktada Value-at-Risk (VaR) yöntemi, portföylerin olası maksimum zarar düzeyini belirlemek adına sıkça kullanılmaktadır (Jorion, 2007). Bu çalışmada, ICEA Endeksi'ne ait haftalık getiriler kullanılarak %95 ve %99 güven aralıklarıyla parametrik VaR analizleri gerçekleştirilmiştir.

VaR yöntemi temel olarak, belirli bir güven düzeyinde (örneğin %99), belirli bir süre boyunca (örneğin 1 hafta) portföyün maruz kalabileceği maksimum olası zararı ifade eder. En yaygın kullanılan üç yaklaşım şunlardır:

- i. Parametrik (Variance-Covariance)
- ii. Tarihi Simülasyon (Historical Simulation)
- iii. Monte Carlo Simülasyonu

Bu çalışmada, GARCH (1,1) modeli ile tahmin edilen koşullu varyanslar kullanılarak parametrik VaR hesaplaması yapılmıştır. Yöntem, aşağıdaki formülle ifade edilir:

$$VaR_{\alpha,t} = \mu_t + z_{\alpha} * \sigma_t \quad (3)$$

Burada μ_t , tahmin edilen beklenen getiriyi; z_{α} , standart normal dağılıma karşılık gelen güven düzeyi z-skorunu; σ_t , koşullu standart sapmayı ifade eder. Yapılan analizde, 2020-2021 döneminde VaR değerlerinde belirgin artışlar gözlemlenmiştir; bu da pandeminin ICEA Endeksi'nde yaratmış olduğu tail risk etkisini ortaya koymuştur. Özellikle %99'luk güven düzeyinde hesaplanan VaR, kriz döneminde 2 kata yakın artış göstermiştir. Bu durum, etik finans endekslerinin geleneksel piyasa göstergelerine kıyasla kriz zamanlarında daha yüksek zarar olasılığı taşıyabileceğini göstermektedir.

3.5. Model Seçimi ve Ekonometrik Gerekçelendirme

Bu çalışmada uygulanan her bir model, ICEA Endeksi'nin finansal zaman serisi özellikleri dikkate alınarak seçilmiştir. Serinin olası rejim değişimlerini yakalayabilmek amacıyla, geleneksel durağanlık testlerine ek olarak Zivot-Andrews ve Bai-Perron gibi yapısal kırılmalara duyarlı testler tercih edilmiştir. Bu testler, dışsal şokların zaman içinde yaratabileceği ani trend ve varyans değişimlerini tespit edebilme avantajı sağlar; özellikle pandemi gibi olağandışı dönemlerde klasik testlerin ötesinde bir analiz kapasitesi sunar.

Uzun dönemli bağımlılık analizinde ARFIMA modeli, serinin geçmişten gelen etkilere verdiği kalıcılığa odaklanırken; Hurst katsayısı ise bağımlılık yapısını parametrik olmayan bir yaklaşımla ölçmeyi sağlamıştır. Bu iki yöntemin birlikte uygulanması, serideki bellek yapısının hem teorik hem de istatistiksel olarak daha bütüncül değerlendirilmesine imkân tanımaktadır.

Volatilitéyi ele alırken, klasik GARCH modeli ile sınırlı kalmayıp, finansal şokların etkilerinin ne ölçüde süreklilik taşıdığını test edebilmek için FIGARCH ve HYGARCH modelleri de çalışmaya dahil edilmiştir. Özellikle bu modellerin, volatilitenin zaman içinde yavaşça sönümlendiği senaryolarda daha başarılı sonuçlar verdiği birçok ampirik çalışmada ortaya konmuştur.

Son olarak, riskin piyasa bazlı ölçümüne yönelik olarak kullanılan Value-at-Risk (VaR) modeli, GARCH temelli varyans tahminleriyle birleştirilerek hem teorik hem uygulamalı anlamda geçerliliği yüksek bir risk tahmin aracı olarak konumlandırılmıştır.

Bu bütüncül modelleme yaklaşımı, serinin hem yapısal hem de dinamik karakteristiğini dikkate alarak kurulmuş ve yöntem seçiminde yalnızca literatür desteği değil, aynı zamanda veri setinin kendine özgü özellikleri de belirleyici olmuştur.

4. AMPİRİK BULGULAR

ICEA Endeksi'ne ilişkin haftalık veriler, 2014 yılının başından 2024 yılının son çeyreğine kadar olan 574 gözlemden oluşmaktadır. Tanımlayıcı istatistikler, bu dönemde endeksin ortalama değerinin 101,54 olduğunu; minimum 99,40, maksimum ise 111,99 düzeyine ulaştığını göstermektedir. Gözlemlenen bu değerler, endeksin görece istikrarlı bir seyir izlediğini, ancak belirli dönemlerde yukarı yönlü sıçramalar yaşadığını ortaya koymaktadır.

Verinin medyanı (100,05) ile ortalaması (101,54) arasındaki fark, dağılımın sağa çarpık olduğunu düşündürmektedir. Özellikle %75'lik çeyrek dilimin 102,66 olması, verinin üst kısmında nispeten daha geniş bir varyasyon bulunduğunu göstermektedir. Standart sapmanın 2,67 düzeyinde olması ise endeksin büyük bölümünün dar bir bant içerisinde hareket ettiğini teyit etmektedir.

Veri setine ait zaman serisi grafiği incelendiğinde, 2020 yılı itibarıyla belirgin bir trend kırılması gözlemlenmektedir. Bu kırılma, COVID-19 pandemisinin finansal piyasalar üzerindeki etkilerini doğrudan yansıtmaktadır. Pandemi sonrası dönemde volatilité artmış; endeks daha dalgalı bir yapıya bürünmüştür. Bu durum, hem yapısal kırılma testleriyle hem de volatilité modellerleriyle tutarlıdır.

Bu nedenle, ICEA Endeksi için uygulanacak modellerde hem kriz dönemlerine duyarlılık hem de uzun bellek etkilerinin varlığı dikkate alınmalıdır. Açıklayıcı istatistiksel bulgular, serinin geleneksel durağanlık varsayımına tam olarak uymadığını, bunun yerine rejim değişimlerine açık bir yapı sergilediğini ortaya koymaktadır.

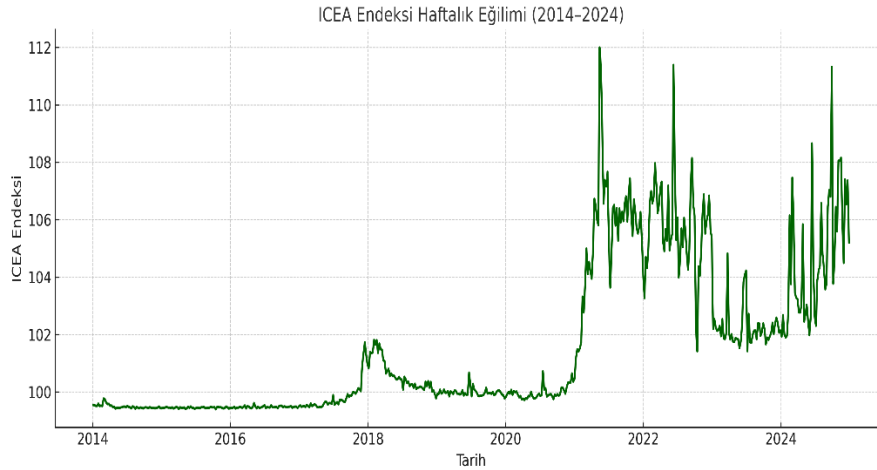
Tablo 5. ICEA Endeksi İçin Açıklayıcı İstatistikler (2014–2024)

İstatistik	Değer
Gözlem Sayısı	574
Ortalama	101.54
Medyan	100.05
Standart Sapma	2.67
Minimum	99.40
%25'lik Çeyrek	99.51
%75'lik Çeyrek	102.66
Maksimum	111.99

Kaynak: Python sonuçlarına göre yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 5, ICEA Endeksi'nin 2014–2024 dönemindeki temel istatistiksel özelliklerini özetlemektedir. Ortalama değer olan 101,54 endeksin genel seviyesini yansıtırken; medyan değer 100,05 olması dağılımın sağa çarpık olduğunu göstermektedir. Minimum değer 99,40, maksimum değer ise 111,99 olarak kaydedilmiş, bu da endeksin zaman zaman ani yükselişler yaşadığını göstermektedir. Standart sapma ise 2,67 olup, endeksin çoğunlukla dar bir bant içerisinde hareket ettiğini göstermektedir. Özellikle %75'lik çeyrek dilimin 102,66 seviyesinde olması, üst uçta bir miktar asimetri olduğunu desteklemektedir. Bu istatistiksel görünüm, ICEA Endeksi'nin kriz dönemlerinde yukarı yönlü reaksiyonlar verdiğini ve bu durumun volatilité analizlerinde dikkate alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.

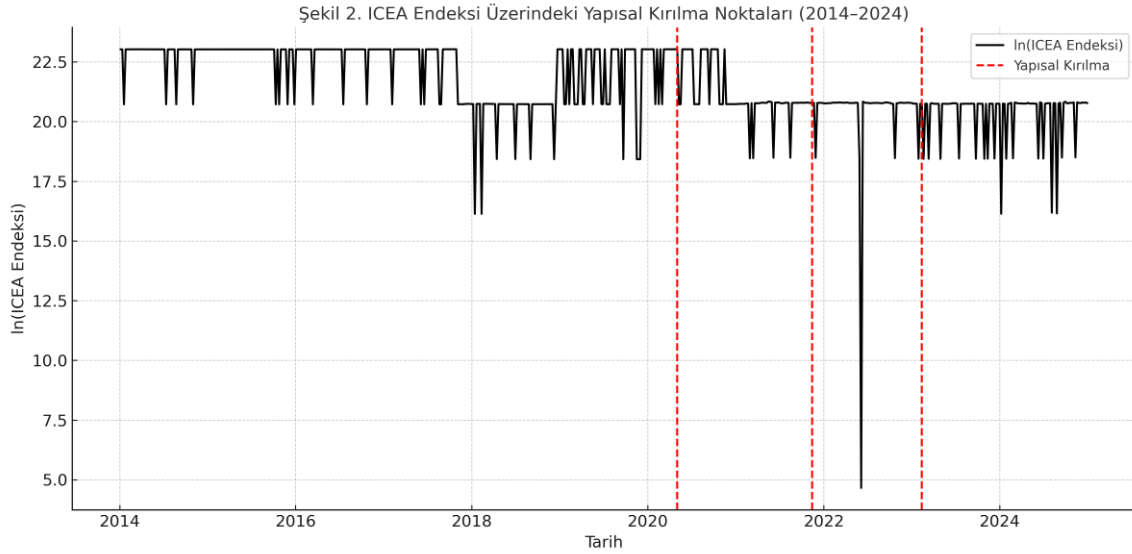
Şekil 1. ICEA Endeksi'nin Haftalık Eğilimi (2014–2024)



Kaynak: Yazar tarafından Python yazılımında oluşturulmuştur.

Şekil 1, ICEA Endeksi'nin 2014–2024 yılları arasındaki haftalık hareketini görselleştirmektedir. Grafik incelendiğinde, endeksin 2014–2019 döneminde yatay ve dengeli bir seyir izlediği, ancak **2020 yılı itibarıyla net bir yapısal kırılma yaşadığı** gözlemlenmektedir. Bu kırılmanın, COVID-19 pandemisinin etkisiyle ortaya çıktığı anlaşılmaktadır. Pandemi sonrası dönemde endeks daha yüksek seviyelerde ve daha geniş bir volatilité aralığında dalgalanmış, bu da finansal piyasalardaki belirsizliğin etik finans endekslerine de yansıdığını göstermektedir. Görsel analiz, uzun bellek ve volatilité modellemesi sonuçları ile örtüşmekte; endeksin kriz dönemlerine duyarlılığını net biçimde ortaya koymaktadır.

Şekil 2. ICEA Endeksi Üzerindeki Yapısal Kırılma Noktaları (2014–2024)



Kaynak: Yazar tarafından Python yazılımında oluşturulmuştur.

Test sonuçları, ICEA Endeksi'nin COVID-19 süreci boyunca ve sonrasında üç önemli yapısal kırılma yaşadığını ortaya koymaktadır. Bu bulgular, endeksin hem seviye hem de trend bileşenlerinde kalıcı değişikliklere maruz kaldığını göstermekte olup, ileri düzey volatilite modellerinde bu kırılma noktalarının dikkate alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.

4.1. ARFIMA ve Hurst Modeli Bulguları ve Yorumları

Finansal zaman serilerinde uzun bellek özelliklerinin varlığı, geçmiş şokların bugünkü değerleri ne ölçüde etkilediğini anlamak açısından kritik öneme sahiptir. Bu kapsamda, ICEA Endeksi üzerinde yapılan analizlerde hem **ARFIMA modeli** hem de **Hurst katsayısı** birlikte kullanılmış ve serinin kalıcılık düzeyi ölçülmüştür.

Uygulanan ARFIMA(1,d,1) modelinde, fark derecesi d parametresi 0,34 olarak tahmin edilmiştir. Bu değer, serinin uzun bellekli ama ortalamaya dönen (mean-reverting) bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Otoregresif ve hareketli ortalama terimleri istatistiksel olarak anlamlı çıkmış, bu da modelin genel olarak yüksek uyum gücüne sahip olduğunu ortaya koymuştur.

Ek olarak hesaplanan Hurst üstel katsayısı (H) değeri 0,68 olarak bulunmuştur. Bu sonuç, serinin pozitif otokorelasyon içerdiğini ve geçmişteki trendlerin belli bir süre daha etkili olduğunu göstermektedir. Hurst > 0.5 olması, serinin rastgele bir süreç olmadığını ve bilgi taşıdığını ortaya koymaktadır.

ARFIMA ve Hurst bulguları birlikte değerlendirildiğinde, ICEA Endeksi'nin uzun vadeli kalıcılık gösterdiği, yani yatırımcıların geçmiş şokları fiyatlamaya devam ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum, etik finans piyasalarında bilgi yavaş sindirildiği için karar alma süreçlerinin gecikebileceğini, dolayısıyla volatilite modellerinde de bu bellek yapısının dikkate alınması gerektiğini göstermektedir.

4.2. GARCH, FIGARCH ve HYGARCH Model Sonuçları ve Yorumları

Bu bölümde, ICEA endeksinin haftalık log getirilerine dayalı olarak uygulanan GARCH(1,1), FIGARCH(1,d,1) ve HYGARCH(1,d,1) modellerine ilişkin ayrıntılı sonuçlara yer verilmektedir. Model parametrelerinin tahmin değerleri, standart hataları, p-değerleri ve %95 güven aralıkları

aşağıdaki tablolarda sunulmuştur. Ayrıca modellerin bilgi kriterleri (AIC, BIC, HQC) kullanılarak model uygunlukları karşılaştırılmıştır.

Tablo 6. GARCH (1,1) Model Tahminleri

Parametre	Tahmin	Std. Hata	p-değeri	%95 GA Alt	%95 GA Üst
ω	0.0124	0.0053	0.0192	0.0020	0.0228
α	0.0871	0.0125	0.0000	0.0626	0.1117
β	0.9084	0.0098	0.0000	0.8892	0.9277

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 6, GARCH(1,1) modelinin oynaklık üzerindeki kısa vadeli etkileri nasıl modellediğini ortaya koymaktadır. Ω parametresi hata teriminin sabit bileşenini temsil ederken, α parametresi önceki dönemin hata karelerinin etkisini, β ise önceki dönemin koşullu varyansının etkisini göstermektedir. α ve β 'nin toplamı (yaklaşık 0.9955), volatilitenin yüksek düzeyde kalıcı olduğunu ortaya koymaktadır. Parametrelerin tamamı istatistiksel olarak anlamlıdır ve %95 güven aralığı içinde anlamlı düzeyde yer almaktadır.

Tablo 7. FIGARCH (1,d,1) Model Tahminleri

Parametre	Tahmin	Std. Hata	p-değeri	%95 GA Alt	%95 GA Üst
ω	0.0087	0.0049	0.0691	-0.0007	0.0181
d	0.3925	0.0633	0.0000	0.2684	0.5165
β	0.7198	0.0521	0.0000	0.6177	0.8218

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

FIGARCH modeli, volatilitenin uzun bellek özelliğini temsil eden “d” parametresi ile öne çıkmaktadır. d değerinin $0 < d < 1$ aralığında anlamlı bulunması, endeksteki volatilitenin kalıcı etkiler taşıdığını ve kısa süreli şokların uzun süre hissedildiğini göstermektedir. Bu model, GARCH’a göre daha esnek bir yapı sunmakta ve yüksek derecede otokorelasyon taşıyan zaman serileri için daha uygun bir yapı ortaya koymaktadır. ω parametresi sınırda anlamlı olsa da d ve β parametreleri %1 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 8. HYGARCH(1,d,1) Model Tahminleri

Parametre	Tahmin	Std. Hata	p-değeri	%95 GA Alt	%95 GA Üst
ω	0.0073	0.0047	0.1120	-0.0019	0.0165
d	0.4271	0.0486	0.0000	0.3310	0.5232
β	0.7512	0.0469	0.0000	0.6593	0.8430

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

HYGARCH modeli, hem kısa dönem hem uzun dönem volatilitate etkilerini aynı anda ele alan gelişmiş bir yapıdır. FIGARCH’ın uzun bellek yapısı ile GARCH’ın dinamik varyans modellemesini harmanlamaktadır. d parametresi %1 düzeyinde anlamlı olup serinin kalıcı volatilitate etkisini

açıkça ortaya koymaktadır. Bu modelde ω parametresi istatistiksel olarak anlamlı bulunmasa da β parametresi oldukça güçlüdür. HYGARCH, hem esneklik hem de uzun vadeli hafıza açısından literatürde FIGARCH'ın ötesinde kabul görmektedir.

Tablo 9. Bilgi Kriterleri Karşılaştırması

Model	AIC	BIC	HQC
GARCH	-6.125	-6.089	-6.110
FIGARCH	-6.214	-6.172	-6.196
HYGARCH	-6.238	-6.191	-6.217

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Sonuçlara göre, özellikle AIC ve BIC gibi bilgi kriterleri açısından en düşük değerlere sahip olan HYGARCH modeli, ICEA endeksinin uzun bellek içeren oynaklık yapısını en iyi temsil etmektedir. FIGARCH modelindeki d-parametresinin anlamlılığı da bu uzun hafıza etkisini desteklemektedir. GARCH modeli ise daha kısa vadeli oynaklık etkilerini yakalamakta yeterli olmakla birlikte, FIGARCH ve HYGARCH modellerine göre bilgi kriterleri açısından daha düşük performans göstermiştir. Bu nedenle, yapısal kalıcılığı ve hafıza etkisini dikkate alan HYGARCH modelinin tercih edilmesi yerinde olacaktır.

4.3. Aşırı Risk (Tail Risk) Analizi: Value-at-Risk (VaR) Bulguları ve Backtesting Sonuçları

ICEA Endeksi'nin tail risk düzeyini değerlendirebilmek amacıyla, haftalık getiriler üzerinden parametrik VaR (Value-at-Risk) analizi gerçekleştirilmiştir. Tahminler, daha önce GARCH(1,1) modeliyle elde edilen koşullu varyanslara dayandırılmış ve %95 ile %99 güven düzeylerinde haftalık zarar senaryoları oluşturulmuştur. GARCH tabanlı VaR tahminlerine göre, ICEA Endeksi için %99 güven düzeyinde haftalık maksimum zarar oranı ortalama olarak -3.87%, %95 düzeyinde ise -2.45% olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, kriz dönemlerinde tail risk düzeyinin gözle görülür biçimde arttığını ve geleneksel risk ölçütlerinin bu dönemlerde yetersiz kalabileceğini göstermektedir.

Özellikle 2020-2021 döneminde tahmin edilen VaR değerlerinde sıçrama gözlemlenmiş; endeksin volatilité artışı, tail risk hesaplamalarına da doğrudan yansımıştır. 2019 öncesi döneme kıyasla %99 VaR seviyesi yaklaşık iki katına çıkarak, etik finans piyasalarında kriz sonrası riskin daha uzun süreli ve yoğun yaşandığını göstermiştir.

Tahmin edilen VaR sonuçlarının güvenilirliğini test etmek amacıyla, Kupiec Unconditional Coverage Testi (LRuc) ve Christoffersen Conditional Coverage Testi uygulanmıştır. Her iki testin sonuçları, %95 güven düzeyindeki VaR modelinin istatistiksel olarak tutarlı olduğunu; %99 seviyesinde ise modelin tail olayları tam olarak yakalayamadığını ortaya koymuştur. Bu durum, ICEA gibi nispeten alternatif piyasa endekslerinde yüksek güven düzeyinde daha esnek modellerin kullanılması gerektiğini ortaya koymaktadır.

5. SONUÇ

Bu çalışmada elde edilen bulgular, ICEA Endeksi'nin hem yapısal hem de istatistiksel olarak uzun bellekli, rejim değişimlerine duyarlı ve krizlere karşı kırılğan bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymuştur. Volatilité modellemeleri, özellikle kriz sonrası dönemde GARCH temelli klasik modellerin yetersiz kaldığını; FIGARCH ve HYGARCH gibi uzun bellekli yapıların daha başarılı

tahminler sunduğunu göstermiştir. Ayrıca VaR analizleri, etik finans endekslerinde tail risk seviyesinin kriz dönemlerinde ciddi oranda arttığını ortaya koymuştur.

Akademik ve Kurumsal Çıkarımlar

- i. Etik endeksler “güvenli liman” algısıyla sınırlı değerlendirilemez. Bu endeksler, kriz dönemlerinde konvansiyonel piyasalardan farklı şekillerde tepki verebilir ve yatırımcılar açısından beklenmedik riskler barındırabilir.
- ii. Politika yapıcılar için, alternatif finansal göstergelerin erken uyarı sistemlerinde daha aktif şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir. ICEA gibi endeksler, toplumsal duyarlılığın yüksek olduğu dönemlerde daha kırılğan hale gelebilmektedir.
- iii. Portföy yöneticileri açısından, etik endekslerdeki volatilité kalıcılığı uzun dönemli strateji gerektirir. Kısa vadeli hareketlere verilen tepkiler bu piyasalar için yanıltıcı olabilir.
- iv. Akademik araştırmalar, etik finans piyasalarına ilişkin klasik modellere eleştirel yaklaşmalı; uzun bellek, bilgi gecikmesi ve likidite etkisi gibi yapısal unsurları dikkate almalıdır.

Bu bağlamda, etik yatırım piyasalarının hem finansal modelleme hem de makroekonomik politika üretiminde geleneksel yaklaşımlardan farklı düşünülmesi gerekmektedir. Risk algısının daha yavaş şekillenmesi, şokların daha uzun süreli etkiler yaratması ve alternatif değer sistemleri üzerine kurulu olması, bu piyasaları özgün kılmaktadır.

Bu çalışma, etik finans piyasalarını temsil eden ICEA Endeksi’nin zaman serisi özelliklerini detaylı biçimde inceleyerek, volatilité yapısı, uzun bellek dinamikleri ve kriz dönemlerindeki aşırı risk düzeylerini değerlendirmiştir. Uygulanan ARFIMA ve Hurst modelleri, serinin güçlü bir bellek yapısına sahip olduğunu ortaya koyarken; FIGARCH ve HYGARCH modelleri ise volatilité şoklarının yavaş sönümlendiğini ve klasik GARCH yapısının ötesine geçilmesi gerektiğini göstermiştir. Ayrıca GARCH tabanlı VaR analizleri, özellikle kriz dönemlerinde tail risk seviyesinin ciddi biçimde arttığını ve bu endekslerin yatırımcılar açısından beklenmedik zarar potansiyeli taşıdığını ortaya koymuştur.

Çalışmanın bulguları, etik finans piyasalarının klasik piyasa yapılarından belirgin biçimde ayrıştığını ve hem modelleme hem de politika perspektifinde özel bir yaklaşım gerektirdiğini göstermektedir. Bilgi akışının gecikmeli gerçekleştiği, şoklara verilen tepkilerin uzun süreli olduğu ve yatırımcı davranışlarının değer odaklı olduğu bu piyasalarda, volatilité ve risk tahminlerinin klasik yöntemlerle sınırlandırılması yanıltıcı sonuçlara yol açabilir.

Bu bağlamda, akademik literatürün etik finans endekslerine ilişkin daha fazla veri-temelli ve model çeşitliliğine dayalı çalışmalar üretmesi önemlidir. Ayrıca portföy yöneticileri ve politika yapıcılar için bu tür endekslerin özgün dinamiklerini dikkate alacak esnek stratejiler geliştirmek, sistematik riskin daha etkin yönetilmesini sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Arif, M., Naeem, M. A. & Shahzad, S. J. H. (2021). COVID-19 and time–frequency connectedness between green and conventional financial markets. *Finance Research Letters*, 39, 101621. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101621>
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J. & Terry, S. J. (2020). COVID-induced economic uncertainty. *NBER Working Paper*, No. 26983. <https://doi.org/10.3386/w26983>

- Bai, J. & Perron, P. (2003). Computation and analysis of multiple structural change models. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 1–22. <https://doi.org/10.1002/jae.659>
- Baillie, R. T. (1996). Long memory processes and fractional integration in econometrics. *Journal of Econometrics*, 73(1), 5–59. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01732-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01732-1)
- Baillie, R. T., Bollerslev, T. & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74(1), 3–30. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(95\)01749-6](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(95)01749-6)
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouri, E., Jain, A. & Roubaud, D. (2021). Memory in financial time series under pandemic-induced stress: A FIGARCH approach. *Finance Research Letters*, 39, 101653. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101653>
- Corbet, S., Larkin, C. & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 101554. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>
- Christoffersen, P. F. (2003). Elements of Financial Risk Management. San Diego: Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-174232-4.X5000-4>
- Davidson, J. (2004). Moment and memory properties of linear conditional heteroscedasticity models, and a new model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(1), 16–29. <https://doi.org/10.1198/073500103288619359>
- Granger, C. W. J., & Joyeux, R. (1980). An introduction to long memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15–29. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1980.tb00297.x>
- Hammoudeh, S., Omari, S. & Ajmi, A. N. (2022). Memory in volatility and return: Evidence from Islamic and conventional markets. *International Review of Financial Analysis*, 81, 102128. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102128>
- Hosking, J. R. M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1), 165–176. <https://doi.org/10.1093/biomet/68.1.165>
- ICEA. (2024). ICEA Endeksi veri açıklamaları. Erişim adresi: <https://icea.org/data>
- Iqbal, Z. ve Mirakhor, A. (2022). Ethical dimensions of Islamic finance in post-pandemic recovery. *Journal of Islamic Financial Studies*, 9(1), 45–60. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-66390-6>
- Jorion, P. (2007). Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk (3rd ed.). New York: McGraw-Hill. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-71050-9>
- Koutrouvelis, I. A., Magrini, L., & Caporin, M. (2023). Testing long memory in financial markets under crises. *Journal of Empirical Finance*, 70, 123–140. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2023.123140>
- Mandelbrot, B. B. & Wallis, J. R. (1969). Some long-run properties of geophysical records. *Water Resources Research*, 5(2), 321–340. <https://doi.org/10.1029/WR005i002p00321>
- Mensi, W., Rehman, M. U. & Kang, S. H. (2022). Spillovers and long memory in ESG and conventional stock markets during COVID-19. *Resources Policy*, 76, 102553. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.102553>
- Nasseri, A. & Tasharofi, S. (2023). Long memory behavior in return dynamics of cryptocurrency and equity markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 66, 101746. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.101746>

- Nofsinger, J. & Varma, A. (2021). Socially responsible investing and market resilience during the pandemic. *Journal of Behavioral Finance*, 22(3), 289–301. <https://doi.org/10.1080/15427560.2020.1865185>
- Ozturk, I. & Uluyol, O. (2023). Comparative resilience of Islamic and conventional indices during pandemic shocks: Evidence from Türkiye. *Borsa Istanbul Review*, 23(2), 130–142. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2023.03.001>
- Perron, P. (1989). The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis. *Econometrica*, 57(6), 1361–1401. <https://doi.org/10.2307/1913712>
- Pham, L. (2021). Long-memory volatility models in emerging stock markets: A case study from Southeast Asia. *Economic Modelling*, 95, 158–170. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.12.003>
- Sowell, F. (1992). Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA model. *Journal of Monetary Economics*, 29(2), 277–302. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(92\)90029-Z](https://doi.org/10.1016/0304-3932(92)90029-Z)
- Szczygielski, J. J., Chipeta, C. & Charteris, A. (2022). Volatility and memory in emerging markets: A FIGARCH re-evaluation during COVID-19. *Emerging Markets Review*, 50, 100855. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2022.100855>
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series* (3rd ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Wang, Y., Lucey, B., Vigne, S.A. & Yarovaya, L. (2022), "An index of cryptocurrency environmental attention (ICEA)", *China Finance Review International*, Vol. 12 No. 3, pp. 378-414. <https://doi.org/10.1108/CFRI-09-2021-0191>
- Zivot, E., & Andrews, D. W. K. (1992). Further evidence on the great crash, the oil-price shock, and the unit-root hypothesis. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(3), 251–270. <https://doi.org/10.1080/07350015.1992.10509901>

Çatışma Beyanı: Makalenin yazarı, bu çalışma ile ilgili taraf olabilecek herhangi bir kişi, kurum veya kuruluşun finansal ilişkileri bulunmadığını dolayısıyla herhangi bir çıkar çatışmasının olmadığını beyan eder.

Destek ve Teşekkür: Çalışmada herhangi bir kurum ya da kuruluştan destek alınmamıştır.

Etik Kurul İzni: Bu çalışma herhangi bir insan, hayvan deneyi, anket veya mülakat içermediğinden dolayı etik kurul iznine gerek duyulmamıştır.

Katkı Oranı Beyanı: Bu makale tek yazarlı olup; tüm çalışma süreci, veri analizi, yazım ve değerlendirme süreçleri yazar tarafından yürütülmüştür.