

Zamanla Değişen Granger Nedensellik Testleri: Yinelemeli Gelişen Pencere (REW) Yaklaşımı

Ayşe İşi¹

Özet

Bu çalışma, zaman serisi değişkenleri arasındaki dinamik ilişkilerin belirlenmesinde kullanılan Zamanla Değişen Granger Nedensellik Testlerini ve özellikle bu alanda yaygın olarak kullanılan, en güncel yaklaşımlardan biri olan Shi, Phillips ve Hurn (2018, 2020) tarafından geliştirilen Yinelemeli Gelişen Pencere (REW) yaklaşımını ele almaktadır. Geleneksel nedensellik testleri, ilişkilerin tüm dönem boyunca sabit olduğunu varsaydığından, küresel krizler, politika değişiklikleri ve yapısal kırılmaların yaşandığı süreçlerde yanıltıcı nedensellik sonuçları verebilmektedir. Bu kısıtlamayı aşmak için önerilen REW algoritması, esnek pencere yapısı sayesinde nedensellik ilişkisinin tam olarak hangi tarihlerde başlayıp bittiğini yüksek bir hassasiyetle saptayabilmektedir. Metodolojik çerçevede FEW, ROW ve REW algoritmaları karşılaştırılmış ve algoritmanın teorik alt yapısı sunulmuştur. Çalışmanın uygulama kısmında, 2005-2025 dönemini kapsayan haftalık verilerle VIX (Korku Endeksi) ve BİST100 arasındaki ilişki incelenmiştir. Analiz sonucunda, VIX'in BİST100 getirileri üzerinde durağan olmayan, zamanla evrilen bir öngörü gücüne sahip olduğu saptanmıştır. Özellikle 2008 Küresel Krizi, 2013 Fed Taper Tantrum süreci ve 2020 COVID-19 pandemisi gibi dışsal şok dönemlerinde nedensellik ilişkisinin anlamlı şekilde güçlendiği kanıtlanmıştır. Sonuç olarak bu metodoloji, statik modellerin gözden kaçırdığı geçici nedensellik dönemlerini ortaya koyarak politika yapıcılar ve yatırımcılar için önemli bir karar verme mekanizması sunmaktadır.

1 Dr. Öğr. Üyesi, Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Polatlı Sosyal Bilimler MYO, ayse.isi@hbv.edu.tr, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9944-1038>

1. Giriş

İktisadi ve finansal zaman serileri arasındaki ilişkilerin belirlenmesinde nedensellik kavramı, ekonometrik zaman serileri analizlerinin merkezinde yer almaktadır. Granger (1969) tarafından literatüre “predictive causality” ifadesiyle kazandırılan geleneksel nedensellik kavramının felsefi ve bilimsel kökleri, Norbert Wiener’in 1956’daki çalışmalarına kadar uzanmaktadır. Bu nedenle literatürde sıklıkla “Wiener-Granger Nedenselliği” olarak da anılır (Luo vd., 2013; Çekiş vd., 2018). Klasik testin özü, felsefi anlamda gerçek bir neden-sonuç ilişkisinden ziyade, bir değişkenin diğerinin gelecekteki değerlerini tahmin etmede sunduğu bilgi artışına odaklanmakta (Mariusz, 2015) ve temel olarak bir değişkenin geçmiş değerlerinin bir diğer değişkenin öngörü performansını iyileştirip iyileştirmediği ilkesine dayanmaktadır (Kang vd., 2019; Akyıldırım vd., 2022). Bu yaklaşım, yapısal bir modelden ziyade değişkenlerin stokastik doğasına dayandığı için geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Hoang vd., 2020; Padhan vd., 2024). Başlangıçta standart Vektör Otoregresif (VAR) modeller çerçevesinde uygulanan bu testler, zaman içerisinde metodolojik olarak önemli aşamalardan geçmiştir (Hoang vd., 2020; Kang vd., 2019; Amaddeo vd., 2025).

Klasik Granger nedensellik testlerinin en önemli kısıtlamalarından biri, değişkenlerin durağan olması gerekliliğidir. Bu sorunu aşmak amacıyla Toda ve Yamamoto (1995), değişkenlerin durağanlık derecelerinden bağımsız olarak uygulanabilen ve Gecikmesi Artırılmış VAR (LA-VAR) modeline dayanan bir yaklaşım önermiştir. Literatürdeki bir diğer gelişme ise asimetri ve doğrusal olmama üzerine kurulmuştur. Hatemi-J (2012), pozitif ve negatif şokların farklı nedensel etkilere sebep olabileceğini savunan asimetric nedensellik testini geliştirirken; Baek ve Brock (1992), Hiemstra ve Jones (1994) ve son olarak Diks ve Panchenko (2006) gibi araştırmacılar, finansal serilerdeki doğrusal olmayan yapıları yakalamaya yönelik parametrik olmayan teknikler sunmuşlardır (Çepni vd., 2020; Ge vd., 2025).

Ancak, tüm bu yöntemlerin ortak zayıf noktası, nedensellik ilişkisinin tüm örneklem dönemi boyunca sabit kaldığını varsayan statik doğalarıdır. Küresel krizler, politik rejim değişiklikleri veya teknolojik ilerlemeler gibi faktörler, ekonomik değişkenler arasındaki ilişkilerin zaman içinde değişmesine ve yapısal kırılmaların yaşanmasına neden olabilmektedir. Bu durum, tüm örneklem dönemi üzerinden elde edilen sonuçların istikrarsız ve yanıltıcı olmasına yol açabilir (Ren vd., (2024). Bu eksikliği gidermek adına, başlangıçta hareketli pencerele” (rolling Windows-ROW) yaklaşımı kullanılmışsa da bu yöntemin sonuçlarının seçilen pencere boyutuna diğer bir ifadeyle alt örneklemelerin büyüklüğüne aşırı duyarlı olması önemli bir dezavantaj olarak

değerlendirilmiştir (Wang vd., 2024). Daha sonra Lu vd. (2014) tarafından önerilen DCC-MGARCH Hong testleri, dinamik koşullu korelasyonları kullanarak nedenselliği her bir zaman noktasında incelemeye olanak tanımıştır. Ayrıca, Rossi ve Wang (2019) tarafından geliştirilen ve istikrarsızlıklara karşı dirençli olan robust nedensellik testleri, farklı Wald istatistikleri (MeanW, ExpW, SupLR) aracılığıyla zamanla değişen ilişkileri tespit etmede kullanılmıştır (Farrel & O'Conner, 2025; Çepni vd., 2021).

Zamanla değişen nedensellik literatüründeki en güncel ve güçlü yaklaşımlardan biri ise Shi, Phillips ve Hurn (2018, 2020) tarafından geliştirilen Yinelemeli Gelişen Pencere (Recursive Evolving Window - REW) algoritmasıdır. Bu yöntem hem durağan hem de durağan olmayan sistemlerde çalışabilmekte ve nedensellik ilişkisinin başladığı ve sona erdiği tarihleri kesin olarak belirleyebilmektedir. REW yaklaşımı, esnek pencere yapısı sayesinde geleneksel hareketli pencere ve ileriye doğru genişleyen pencere yöntemlerine göre sonlu örneklerde daha üstün bir performans sergilemektedir (Hoang vd., 2020; Chiang & Chen, 2022).

Sonuç olarak, zamanla değişen Granger nedensellik testleri, zaman serileri analizinde kritik öneme sahip analizlerin başında gelmektedir. Bu testler, ampirik sonuçların incelemeye alınan zaman boyunca heterojen olmasına izin vererek, durağan veya statik modellerin gözden kaçırıldığı geçici nedensellik dönemlerini yakalamaktadır (Hong vd., 2024). Değişkenler arasındaki ilişkilerin yönünün ve gücünün analiz dönemi boyunca nasıl ve ne zaman değiştiğini, hangi alt dönemlerde ortaya çıkıp hangi alt dönemlerde kaybolduğunu ortaya koyan bu dinamik analiz yöntemi, politika yapımcıların, karar vericilerin ve yatırımcıların gerçek zamanlı değişimlere dayalı daha isabetli ve zamanında kararlar almasına imkan tanımaktadır. Bu bölümde, diğer zamanla değişen Granger nedensellik testlerinden yukarıda bahsedilen olumlu özellikleri ve literatürdeki yaygın kullanımı nedeniyle Shi, Phillips ve Hurn (2018, 2020) tarafından geliştirilen metodoloji üzerinde durulacaktır. Bir sonraki bölümde zamanla değişen nedensellik testlerinin literatürdeki kullanım alanları verilmektedir. Daha sonra REW algoritmasının metodolojisi ve teorik çerçevesi sunularak son bölümde analizin veri seti üzerinde uygulaması gösterilmiştir.

2. Literatür Taraması: Zamanla Değişen Nedensellik Testlerinin Uygulama Alanları

Zaman serileri literatüründe, değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerinin tüm örneklem dönemi boyunca sabit kaldığını varsayan statik testlerin (Granger, 1969; Toda ve Yamamoto, 1995) yapısal kırılmalar ve politika değişiklikleri karşısında yetersiz kalması, zamanla değişen (time-varying)

nedensellik yaklaşımlarının gelişimini hızlandırmıştır. Özellikle 2000'li yılların başından itibaren zaman serileri analizi literatüründe önemli bir gelişim alanı olmuştur. Bu yöntem, son yıllarda disiplinlerarası bir popülerite kazanarak karmaşık sistemlerin analizinde standart bir araç haline gelmiştir.

Literatürde zamanla değişen Granger nedensellik testlerinin uygulama alanları oldukça geniştir. Yoğunlukla makroekonomi, finans piyasaları, enerji ve çevre ekonomisi alanlarında uygulanmakla birlikte davranışsal finans alanından nörobilim alanına kadar çok geniş bir yelpazede her alanın kendine özgü dinamik problemlerini çözmek için kullanılmaktadır.

Makroekonomik değişkenlerin istikrarsız doğası, zamanla değişen nedensellik modellerini politika analizleri için vazgeçilmez kılmaktadır. Çepni vd. (2020, 2021), Rossi ve Wang (2019) yöntemini kullanarak küresel belirsizliklerin BRICS ülkelerine ve Türkiye'ye yönelik portföy akımları üzerindeki etkisini incelemiş; standart testlerin aksine zamanla değişen testlerin kriz dönemlerinde ve Trump yönetimi gibi kritik siyasi değişim süreçlerinde belirgin nedensellik bölümleri yakaladığını göstermiştir. Baum vd. (2025), ABD ekonomisinde para arzı ve endüstriyel üretim arasındaki klasik ilişkiyi yeniden değerlendirmiş; 2015 sonrası dönemde para arzı ile reel çıktı arasında, Volcker dönemindekine benzer şekilde güçlü bir nedensellik bağının yeniden ortaya çıktığını REW ve ROW testleriyle kanıtlamıştır. Atasever ve Süslü (2025) ise Türkiye'de enflasyon beklentileri ile mal/hizmet fiyatları arasındaki etkileşimi zamanla değişen LA-VAR yöntemiyle ele alarak, hizmet sektörü fiyat şoklarının beklentiler üzerinde kalıcı ve baskın bir nedensel etkiye sahip olduğunu ortaya koymuştur.

Zamanla değişen nedensellik testleri, finansal piyasaların oynak yapısını ve güvenli liman ilişkilerini yakalamada da sıklıkla kullanılmaktadır. Akyıldırım vd. (2022), Rossi ve Wang (2019) tarafından önerilen robust zamanla değişen nedensellik testini kullanarak bulaşıcı hastalıklarla ilgili piyasa oynaklığının tarımsal vadeli işlem getirileri üzerindeki etkisini araştırmış; COVID-19 pandemisi sırasında piyasa duyarlılığının getiriler üzerinde güçlü bir nedensel etki yarattığını tespit etmiştir. Hu vd. (2020), Shi vd. (2018) yöntemini kullanarak Bitcoin spot ve vadeli işlem piyasaları arasındaki fiyat keşfi sürecini analiz etmiş ve vadeli işlem fiyatlarının spot fiyatlar üzerinde baskın bir nedensellik etkisine sahip olduğunu, bu etkinin işlem hacimlerinin arttığı dönemlerde güçlendiğini saptamıştır. Wang vd. (2024) ise Çin piyasalarında iklim risklerinin varlık getirilerinin yüksek momentleri (volatilité, çarpıklık, basıklık) üzerindeki etkisini REW ve ROW yöntemleriyle inceleyerek, iklim risklerinin piyasa uç değerlerini tahmin etmede kritik bir rol oynadığını göstermiştir. Dogan vd. (2022), Bitcoin fiyat ve hacim hareketlerinin karbon emisyon izinleri ve temiz enerji piyasaları üzerindeki etkisini REW algoritmasıyla analiz ederek,

kripto para piyasasının çevre piyasaları üzerinde dönemsel ancak güçlü bir nedensellik yarattığı bulgusuna ulaşmıştır.

Literatürde geniş yer bulan başka bir çalışma alanı da emtia fiyatlarındaki dalgalanmaların jeopolitik şoklarla ilişkisidir. Mishra vd. (2022), Shi vd. (2018) yaklaşımını kullanarak ham petrol ve altın fiyatları arasındaki dinamik nedenselliği incelemiş ve REW algoritmasının basit hareketli pencerelere göre nedensellik dönemlerini daha sık ve uzun süreli olarak tespit edebildiğini göstermiştir. Çelik vd. (2026) tarafından yapılan çalışmada ise jeopolitik risklerin (GPR) ve küresel ekonomik belirsizliğin (GEPÜ) gıda ve enerji fiyatları üzerindeki etkisi REW ile sınanmıştır. Çalışma, GPR'ın emtia fiyatları için her zaman bir öncü gösterge olmadığını, ancak GEPÜ'nün belirli kriz dönemlerinde fiyatlar üzerinde kısa süreli nedensellik etkileri yarattığını saptamıştır.

Enerji ve Çevre Ekonomisi alanındaki çalışmalar, iklim politikalarının ve çevresel belirsizliklerin enerji piyasaları üzerindeki dinamik etkilerine odaklanmaktadır. Xi vd. (2023), İleriye Doğru Genişleyen pencere (FEW), Hareketli Pencere (ROW) ve REW algoritmalarını kullanarak İklim Politikası Belirsizliği'nin (CPU) yenilenebilir enerji tüketimi üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışma, CPU'nun güneş ve rüzgar enerjisi tüketimini kesintili olarak etkilediğini ancak jeotermal enerji üzerinde bir etkisinin olmadığını saptamıştır. Amaddeo vd. (2025), REW yaklaşımını kullanarak Avrupa Birliği Emisyon Tahsisat (EUA) fiyatları ile İtalya'daki enerji fiyatları arasındaki ilişkiyi araştırmış ve karbon fiyatlarının enerji maliyetleri üzerinde zamanla değişen pozitif bir etkisi olduğunu kanıtlamıştır. Uğurlu-Yıldırım ve Dinç-Cavlak (2024), benzer bir metodoloji ile iklim değişikliğine yönelik medya ilgisinin ve CPU'nun temiz enerji endeksleri üzerindeki etkisini test etmiş; CPU'nun temiz enerji getirileri üzerinde özellikle Trump dönemindeki politika değişiklikleriyle uyumlu olarak anlamlı nedensellik dönemleri yarattığını ortaya koymuştur. Emirmahmutoglu vd. (2021), ABD enerji sektöründe yenilenebilir ve yenilenemez enerji tüketimi ile reel çıktı arasındaki ilişkiyi inceleyerek, nedensellik bağlarının sektörel düzeyde zaman içinde önemli ölçüde farklılaştığını ve statik modellerin bu geçici ilişkileri yakalamada yetersiz kaldığını kanıtlamıştır. Chang vd. (2023) ise REW algoritmasını 1870-2020 dönemini kapsayan çok uzun bir zaman serisine uygulayarak ABD'de AR-GE yoğunluğu ile CO2 emisyonları arasındaki tarihsel bağı incelemiş, teknolojik inovasyonun çevresel etkilerinin zaman içinde nasıl evrildiğini belirlemiştir.

Davranışsal Finans ve Yatırımcı Psikolojisi perspektifindeki uygulamalar incelendiğinde ise literatürde şu çalışmalara rastlanmıştır: Farrell ve O'Connor (2025), Shi vd. (2020) yaklaşımını kullanarak CNN'in Korku ve Açgözlülük

endeksinin ABD hisse senedi endeks getirilerini tahmin etme gücünü araştırmıştır. Analiz sonuçları, bu psikolojik temelli endeksin 2020 yılına kadar getiriler üzerinde anlamlı bir nedensel güce sahip olduğunu, ancak pandemi sonrası dönemde bu ilişkinin zayıfladığını veya koptuğunu saptamıştır. Balçılar vd. (2024), hareketli pencere VAR modelini kullanarak Türkiye'deki konut fiyatları ile tüketici duyarlılığı arasındaki etkileşimi analiz etmiştir. Çalışma sonucunda, konut fiyatları ile tüketici psikolojisi arasında kriz sonrası dönemde güçlenen, dinamik bir nedensellik bağı olduğu saptanmıştır.

Son olarak Nörobilim alanında ise zamanla değişen nedensellik testleri, beyin bölgeleri arasındaki etkin bağlantısallığı ölçmek amacıyla kullanılmıştır Sysoeva vd. (2019), epileptik nöbetler sırasında hipokampus, talamus, orta beyin ve frontal korteks arasındaki bağlantılardaki değişiklikleri (artış ve azalma) ortaya koymuşlardır. Bressler ve Seth (2011), beyindeki elektriksel sinyallerin (EEG/fMRI) sabit olmadığını, bilişsel görevler sırasında bölgeler arası bilgi akışının milisaniyeler içinde değiştiğini belirtmişlerdir. Luo ve diğerleri (2013) ise, Parkinson gibi nörolojik hastalıklarda beyin ağlarındaki nedensellik bağlarının zamanla nasıl koptuğunu veya yön değiştirdiğini bu dinamik testlerle ortaya koymuşlardır.

Zamanla değişen Granger nedensellik testlerine ilişkin literatür incelendiğinde özellikle Rossi ve Wang (2019) tarafından önerilen robust nedensellik testleri ve Shi vd. (2018, 2020) tarafından geliştirilen Yinelemeli Gelişen Pencere (REW) algoritmasının ampirik çalışmaların odağını oluşturduğu görülmektedir.

3. Metodoloji

Zamanla değişen Granger nedensellik analizlerinde en sık kullanılan yaklaşımlar, pencere algoritmalarıdır. Burada özellikle Shi vd. (2018,2020) metodolojisi kullanılacağından üç farklı pencere algoritmasından bahsedilebilir: İleri doğru genişleyen pencere (Forward extension window-FEW), Hareketli pencere (Rolling window-ROW) ve Yinelemeli gelişen pencere (recursive evolving window – REW).

FEW ve ROW algoritmaları yeni yaklaşımlar olmayıp zaman serileri literatüründe yaygın olarak kullanılan standart alt örneklem tahmin yöntemleridir. Ancak REW algoritması sistematik olarak ilk kez Shi vd. (2018) tarafından önerilmiştir. Daha sonra Shi vd. (2020), çalışmalarında LA-VAR modeli ile bu üç pencere algoritmasını birlikte kullanarak karşılaştırmışlar ve REW yaklaşımının diğerlerine göre daha üstün olduğunu ortaya koymuşlardır.

Zamanla değişen nedensellik yaklaşımlarında kullanılan pencere algoritmaları, ele alınan zaman serisinin alt örneklere ayrılarak her bir alt örneklem için nedensellik analizi yapılmasına olanak tanımaktadır. Burada

her bir alt örneklemin oluşturulması, minimum pencere genişliğinin (f_0) belirlenmesiyle başlar. f_1 , başlangıç noktası, f_2 bitiş noktası ve f_w pencere boyutu olmak üzere algoritmalara göre pencerelerin belirlenme işlemi aşağıdaki tabloda özetlenmiştir.

Tablo.1. FEW, ROW ve REW Algoritmalarına Göre Pencere Belirleme Süreci

Algoritma	Başlangıç Noktası (f_1)	Bitiş Noktası (f_2)	Pencere Boyutu (f_w)
FEW (İleri Doğru Genişleyen Pencere)	Örneklemin ilk gözleminde ($f_1 = 0$) sabittir.	f_0 'dan başlayarak örneklemin sonuna (T) kadar her adımda bir gözlem eklenerek ilerler.	Sürekli genişleyen bir yapıdadır.
ROW (Hareketli Pencere)	Her adımda bir gözlem ileriye kaydırılır.	Başlangıç noktasıyla eş zamanlı olarak her adımda bir gözlem ileriye hareket eder.	Tüm analiz boyunca sabittir.
REW (Yinelemeli Gelişen Pencere)	Değişken/esnek; ilk gözlem olabileceği gibi son gözlemin f_0 eksikliğine kadar herhangi bir gözlem de olabilir.	İlgili gözlem anı üzerinde sabitlenir, geçmiş dönük olarak tüm olası başlangıç noktaları tek tek değerlendirilir. Süreç tüm örneklem boyunca tekrarlanır.	f_0 'a eşit veya ondan büyük tüm olası alt örneklemli kapsayacak şekilde değişkendir.

Bu algoritmalar arasında FEW algoritması, başlangıç noktasını sabit tuttuğu için özellikle örneklemin sonuna doğru meydana gelen değişimleri saptamada duyarsız kalabilmektedir (Baum vd., 2022). ROW algoritması, sonuçların seçilen sabit pencere boyutuna aşırı duyarlı olması nedeniyle sınırlı bir perspektif sunabilmektedir (Chiang & Chen, 2022). REW algoritması ise hem başlangıç hem de bitiş noktalarının değişmesine izin veren esnek yapısı sayesinde, nedensellik ilişkisindeki yapısal kırılmaları ve geçici bağlantıları yakalamada en yüksek test gücüne ve güvenilirliğe sahip yöntem olarak kabul edilmektedir. Ayrıca REW algoritması her bir veri noktasını incelerken, o noktada biten ve kurala uygun büyüklükteki bütün geçmiş başlangıç kombinasyonlarını tarayarak nedensellik ilişkisinin tam olarak hangi tarihte başladığını ve bittiğini geleneksel yöntemlere göre çok daha yüksek bir hassasiyetle tespit edebilmektedir.

Zamanla değişen nedensellik analizlerinde minimum pencere genişliği (f_0), analizin hassasiyeti ile istatistiksel gücü arasındaki dengeyi belirleyen kritik

bir parametredir. Minimum pencere boyutunun belirlenmesinde evrensel kabul görmüş bir kural olmamakla birlikte literatürde şu kriterler göz önünde bulundurulur: (i) Yaygın bir uygulama olarak toplam örneklemin %20'si başlangıç noktası olarak kabul edilir, (ii) özellikle aylık verilerde 36 (3 yıl), 60 (5 yıl) veya 72 (6 yıl) gibi değerler alt sınır olarak sıklıkla tercih edilir, (iii) tahmin edilen VAR modelindeki toplam parametre sayısının 5 katı civarında bir boyut belirlenir (Hu vd., 2020; Hurn vd., 2022; Chiang & Chen, 2022).

Minimum pencere boyutu çok küçük seçilirse yetersiz gözlem sayısı nedeniyle testin gücü zayıflar ve parametre tahminleri istikrarsız hale gelir (Mishra vd., 2019). Model, verideki gürültüye (noise) aşırı duyarlı hale gelerek yanıltıcı nedensellik sinyalleri verebilir (Jiang vd., 2025). Çok büyük seçilirse nedensellik ilişkisindeki geçici ilişkileri ve kısa süreli yapısal kırılmaları yumuşatarak (smoothing) tespit edilmesini engelleyebilir (Baum vd., 2022). Özetle, uygun pencere boyutu tahmin edilen VAR modelindeki katsayıları güvenilir şekilde hesaplayabilecek kadar büyük, ancak ekonomik şokların ve yapısal değişimlerin etkisini yakalayacak kadar küçük tutulmalıdır.

Pencere algoritmaları ile yapılan Granger nedensellik testleri, LA-VAR modeline dayanmaktadır. Model, Toda ve Yamamoto (1995) tarafından literatüre kazandırılmış ve değişkenlerin durağanlık derecelerinden veya seriler arasında bir eşbütünlüşme ilişkisi olup olmamasından bağımsız olarak, doğrudan seviye verileriyle Granger nedensellik testlerinin yapılmasına olanak sağlamaktadır. Teknik olarak bu yöntem, bilgi kriterlerine (AIC, BIC gibi) göre belirlenen optimal gecikme uzunluğuna (p), sistemdeki değişkenlerin sahip olabileceği maksimum bütünlüşme derecesi (d) kadar ilave gecikme eklenerek bir VAR(p+d) modelinin tahmin edilmesine dayanır. Nedensellik analizinde en kritik nokta, "Nedensellik yoktur" biçiminde kurulan yokluk hipotezinin test edilmesi sırasında kısıtlamaların yalnızca ilk p gecikme katsayısı üzerine kurulmasıdır. İlave edilen d adet gecikme katsayısı test kısıtlamalarına dahil edilmez; bu katsayılar sadece modelin asimptotik özelliklerini düzeltmek için kullanılır (Chiang & Chen, 2022; Baum vd., 2022, 2025). Modelin temel avantajı, birim kök testlerinin düşük gücünden kaynaklanabilecek hatalı fark alma işlemlerini (over-detrending) ve buna bağlı bilgi kaybını önlemesidir. Bu yapı, standart Wald istatistiğinin asimptotik olarak ki-kare (χ^2) dağılımına uymasını garanti ederek testin geçerliliğini sağlar (Chen & Chiang, 2022; Emirmahmutoglu vd., 2021).

3.1. Teorik Çerçeve: REW Algoritması

Zamanla değişen Granger nedensellik analizinde Shi vd. (2018) tarafından önerilen REW yaklaşımının teorik altyapısı ve uygulama esasları, Shi vd. (2020) çalışmasında kapsamlı bir biçimde sistematize edilerek literatüre sunulmuştur.

Zamanla değişen Granger nedensellik testi gerçekleştirmek amacıyla, Toda ve Yamamoto (1995) tarafından önerilen n-boyutlu bir y_t vektörü için LA-VAR modeli aşağıdaki denklemle ifade edilir.

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_1 t \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + \sum_{j=p+1}^{p+d} A_j y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

(1) Burada $A_{p+1} = \dots = A_{p+d} = 0$ ve ε_t hata terimidir. p optimal gecikme uzunluğu, d maksimum bütünleşme derecesi ve p+d toplam gecikme sayısıdır.

Regresyon denklemi aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir.

$$y_t = \Gamma \tau_t + \Phi x_t + \psi z_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Burada, $\Gamma = (\gamma_0, \gamma_1)_{n \times (q+1)}$, $\tau_t = (1, t)'_{2 \times 1}$, $x_t = (y'_{t-1}, \dots, y'_{t-p})'_{np \times 1}$, $z_t = (y'_{t-p-1}, \dots, y'_{t-p-d})'_{nd \times p}$ $\Phi = (A_1, \dots, A_p)_{n \times np}$ ve $\psi = (A_{p+1}, \dots, A_{p+d})_{n \times nd}$ 'dir.

Test edilen hipotez yalnızca ilk p katsayıya ilişkin olmak üzere,

$$H_0 : R\phi = 0 \quad (3)$$

biçiminde ifade edilir. Burada R, m adet kısıta sahip $m \times n^2 \cdot p$ boyutlu matris ve $\phi = \text{vec}(\Phi)$ satır vektörüdür.

Denklem (1)'deki ifade, daha kompakt bir formda şöyle yazılabilir:

$$Y = \tau \Gamma' + X \Phi' + Z \psi + \varepsilon \quad (4)$$

Burada $Y = (y_1, \dots, y_T)'_{T \times n}$, $\tau = (\tau_1, \dots, \tau_T)'_{T \times 2}$, $X = (x_1, \dots, x_T)'_{T \times np}$, $Z = (z_1, \dots, z_T)'_{T \times nd}$ ve $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T)'_{T \times n}$ olarak tanımlanmaktadır.

Belirli bir pencere aralığı için katsayıların En Küçük Kareler (EKK) tahmincisi aşağıdaki denklemle tanımlanır.

$$\hat{\Phi} = Y' Q X (X' Q X)^{-1} \quad (5)$$

Burada $Q_T = I_T - \tau(\tau'\tau)^{-1}\tau'$ ve $Q = Q_T - Q_T Z(Z'Q_T Z)^{-1}Z'Q_T$ 'dir.

Alt örneklem aralığı $[f_1, f_2]$ için tahmin edilen LA-VAR tabanlı Wald istatistiği,

$$W_{f_1, f_2} = \left(R\hat{\phi}_{f_1, f_2} \right)' \left[R \left(\hat{\Sigma}_\varepsilon \otimes (X'QX)^{-1} \right) R' \right]^{-1} \left(R\hat{\phi}_{f_1, f_2} \right) \sim \chi_p^2 \quad (6)$$

Burada $\hat{\phi} = \text{vec}(\Phi)$ $\hat{\Sigma}_\varepsilon = \frac{1}{T} \cdot \hat{\varepsilon}' \hat{\varepsilon}$ ve \otimes kronecker çarpımını ifade eder.

Toplam örneklem büyüklüğü T ve alt örneklemelerin (kesirli) başlangıç ve bitiş noktaları f_1 ve f_2 olmak üzere pencere genişliği, $f_w = f_2 - f_1$ 'dir. $\tau_0 = [f_0 T]$ VAR sistemini tahmin etmek için gerekli minimum gözlem sayısı olmak üzere; $\tau_1 = [f_1 T]$, $\tau_2 = [f_2 T]$ ve $\tau_w = [f_w T]$ 'dir. REW algoritmasında regresyonun bitiş noktası $\tau_2 = \{\tau_0, \dots, T\}$ şeklindedir. Ancak başlangıç noktası τ_1 , bitiş noktası ile sabit bir mesafeyi korumak yerine 1'den $\tau_2 - \tau_0 + 1$ 'e kadar değişir. İlgilenilen her f gözlemi için bir Wald istatistikleri dizisi hesaplanır ve test istatistiği bu istatistik dizisinin supremumu olmak üzere Sup-Wald istatistiği aşağıdaki denklemle ifade edilir.

$$SW_f(f_0) = \sup_{f_1 \in [0, f_2 - f_0]} W_{f_1, f_2} \quad (7)$$

Buraya kadar verilen algoritmadaki en büyük handikap her farklı alt örneklem için hesaplanan test istatistiklerinin Tip I hata olasılığını arttırmasıdır. Bu sorunu gidermek için Shi vd. (2018), bootstrap süreciyle üretilen kritik değerlerin kullanılmasını önermişlerdir.

Kritik değer c_α , Bootstrap dağılımının $(1 - \alpha)$ yüzdelik değeri olmak üzere, her f için hesaplanan sup-Wald istatistiği kritik değerle karşılaştırılır.

$$SW_f(f_0) > c_\alpha$$

ise yokluk hipotezi reddedilir.

Burada kritik değerlerin ilk aşıldığı tarih nedenselliğin başlangıcı, kritik değerlerin altına düştüğü tarih ise nedenselliğin sona erdiği tarih olarak belirlenir.

4. Uygulama

Bu bölümde Shi vd (2018,2020) tarafından geliştirilen REW algoritmasının bir veri seti üzerinde uygulaması yapılacaktır. Bu amaçla, VIX endeksi ile BİST100 endeksi arasındaki zamanla değişen nedensellik ilişkisi incelenecektir.

Litartürde sıklıkla “korku endeksi” olarak adlandırılan VIX endeksi küresel piyasaların risk iştahının ve belirsizliğin ölçülmesinde birincil araç olarak kullanılmaktadır. VIX endeksi, Türkiye gibi dışsal şoklara hassas gelişmekte olan piyasalar üzerinde önemli bir yönlendirici etkiye sahiptir (Karaçayır,2025). Bu doğrultuda REW algoritması, küresel risk iştahındaki değişimleri yansıtan VIX endeksi ile Borsa İstanbul’un temel göstergesi olan BİST 100 endeksi arasındaki nedensellik ilişkisini ampirik olarak ortaya koymak amacıyla kullanılacaktır.

2005-2025 dönemini kapsayan haftalık endeks kapanış değerleri veri setini oluşturmaktadır. Veriler investing.com web sitesinden alınmıştır. VIX ve BİST100 endekslerinde tatil günleri nedeniyle ortak olmayan veriler gözlem dışı bırakılarak toplam 1095 gözlemlerle çalışılmıştır. Analizler STATA.17 yazılımı kullanılarak logaritmik dönüşüm yapılmış veriler üzerinde adım adım anlatılarak uygulanmış ve sonuçlar küresel olaylar çerçevesinde yorumlanmıştır. Verilere ilişkin tanımlayıcı istatistikler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. LVIX ve LBIST Değişkenlerine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

Değişken	N	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Maksimum
lbist	1.095	6,938	1,013	5,39	9,35
lvix	1.095	2,869	0,366	2,21	4,37

BİST100 değerleri 5,39 ile 9,35 arasında, VIX değerleri ise 2,21 ile 4,37 arasında değişmektedir.

REW algoritması LA-VAR modeline dayandığı için öncelikle değişkenlere ilişkin en yüksek bütünleşme derecesinin (d_{max}) ve optimum gecikme sayısının (p) belirlenmesi gerekmektedir. d_{max} ’ın belirlenmesi için Tablo 2’de verilen ADF birim kök testi sonuçları dikkate alınmaktadır.

Tablo2. ADF Birim Kök Testi İstatistikleri

Değişken	Düzyey (Level)	p-değeri	1. Fark	p-değeri	Karar
lbist	-0,986	0,946	-18,696**	< 0,001	I(1)
lvix	-5,485	< 0,001**		< 0,001	I(0)

ADF testi ile lvix değişkeninin düzeyde durağan $I(0)$, lbist değişkeninin ise 1.dereceden durağan $I(1)$ olduğu belirlenmiştir. Bu durumda en yüksek bütünleşme derecesi $d_{max} = 1$ olmaktadır.

Optimum gecikme sayısı AIC, HQIC, SBIC gibi bilgi kriterlerine göre belirlenmektedir. Tablo 3'te gecikme sayılarına göre kriterler verilmiştir.

Tablo 3. Optimum Gecikme Sayısının Belirlenmesine Yönelik Kriterler

Gecikme (Lag)	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	0,136	3,683	3,686	3,692
1	0,000	-4,844	-4,833	-4,816
2	0,000	-4,869	-4,852*	-4,823*
3	0,000	-4,875	-4,85	-4,811
4	0,000	-4,873	-4,842	-4,79
5	0,000*	-4,878*	-4,84	-4,777
6	0,000	-4,874	-4,829	-4,755
7	0,000	-4,873	-4,821	-4,735
8	0,000	-4,867	-4,808	-4,711

Not: FPE: Final prediction error; AIC: Akaike information criterion; HQIC: Hannan-Quinn information criterion; SBIC: Schwarz's Bayesian information criterion. () optimal gecikme uzunluğunu göstermektedir.*

Optimum gecikme sayısı için HQIC ve SBIC kriterleri 2 gecikmeye, FPE ve AIC kriterleri ise 5 gecikmeye işaret etmektedir. Gecikme sayısının fazla olması, tahmin edilen parametre sayısını arttıracığından pencere algoritmalarıyla yapılacak yinelemeli analizlerde her bir pencere içindeki hesaplamaları zorlaştırabilir ve sonuçların çok fazla dalgalanmasına neden olabilir. Bu nedenle daha az parametre ile daha fazla açıklama yapmayı hedefleyen SBIC (Schwarz-Bayesian) kriteri dikkate alınarak optimum gecikme uzunluğu $p=2$ olarak belirlenmiştir.

LA-VAR yaklaşımında tahmin edilen model $VAR(p + d_{max})$ 'dir. Bu durumda $VAR(3)$ modeli dikkate alınır. Böylece Toda-Yamamoto (1995) yaklaşımı takip edilerek gecikme sayısı artırılmış ve asimptotik bozulmaların önüne geçilmiş olunur.

Shi vd. tarafından önerilen REW algoritmasının çalıştırılabilmesi için pencere genişliğinin (f_w) ve kontrol pencere genişliğinin (size control) belirlenmesi gerekmektedir. Çalışmada haftalık verilerde sıkça tercih edilen 52 haftalık pencere genişliği tercih edilmiştir.

Kontrol pencere genişliği veya size control parametresi, bootstrap yöntemiyle elde edilen kritik değerlerin ampirik büyüklüğünü belirli bir zaman dilimi üzerinden kontrol etmek için kullanılır ve nedensellik testinin reddetme olasılığının (tip I hata) analiz dönemi boyunca stabil kalmasını sağlar (Baum vd., 2022). Verinin periyodik özelliklerini yansıtması açısından haftalık verinin frekansına en uygun kontrol pencere genişliği genellikle 52 olarak tercih edilmektedir.

Bu parametreler belirlendikten sonra REW algoritması çalıştırılmış ve Bootstrap kritik değerleri 1000 iterasyonla elde edilmiştir. SATATA yazılımında zamanla değişen nedensellik analizi Shi vd.(2018, 2020)'nin prosedürünü takip ettiğinden tüm pencere algoritmalarının sonuçlarını birlikte vermekte, böylece pencere yaklaşımlarının da karşılaştırılmasına olanak sağlanmaktadır. Analiz sonuçları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4. Pencere algoritmalarına göre supW test ve Bootstrap kritik değer istatistikleri

Algoritma	Wald Test İstatistiği	%90 Kritik Değer	%95 Kritik Değer	%99 Kritik Değer
FEW	11.476***	5.678	7.333	10.959
ROW	14.457***	7.088	8.706	12.597
REW	19.758***	7.338	9.074	13.015

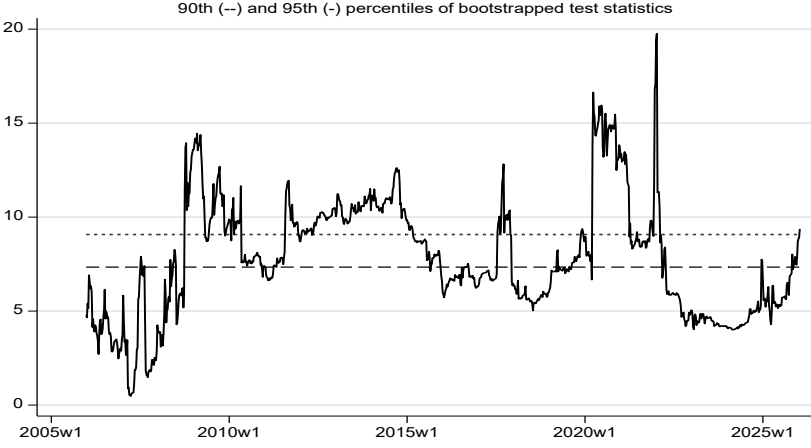
*Not. *** $p < .01$. Test istatistikleri, $p=2$ ve $d=1$ gecikme uzunlukları kullanılarak 1000 bootstrap iterasyonu ile hesaplanmıştır.*

Test İstatistiği > Kritik Değer ise, $H_0 : R\phi = 0$ yokluk hipotezi reddedilerek “VIX, BIST100’ün Granger nedenidir” denir. Tablo 4’teki değerler incelendiğinde her üç algoritma için hesaplanan istatistiklere göre VIX ile BIST100 arasında zamana bağlı çok güçlü bir nedensellik ilişkisi olduğu görülmektedir.

Bu sonuçlar, VIX ve BIST100 arasındaki ilişkinin durağan bir yapıdan ziyade dinamik ve evrilen bir süreç olduğunu kanıtlamaktadır. Özellikle REW algoritması ile hesaplanan Wald test istatistiği değerinin diğerlerinden (FEW ve ROW) daha yüksek çıkması, bu iki değişken arasındaki nedenselliğin zamanın belirli noktalarında aşırı güçlendiğini ve bu gücün tüm veri seti boyunca taranarak en yüksek seviyede tespit edildiğini göstermektedir.

REW algoritmasının diğer algoritmalarından en önemli farkı, değişkenler arasındaki nedensellik ilişkisini tarihsel olarak açıklamasıdır. Bunun için Grafik 2’de verilen Wald istatistiklerinin zamana bağlı grafiği incelenmektedir.

Grafik 2. VIX'in BİST100 üzerindeki Nedensellik Etkisinin Zamana Göre Değişimi



Wald istatistiği grafiği, VIX'ten BİST100'e doğru olan nedensellik gücünü temsil etmektedir. Bu grafiğin düz çizgilerle gösterilen kritik eşikleri (özellikle %95'lik bootstrap kritik değeri) yukarı yönlü kestiği dönemler, VIX endeksinin BİST100 endeksini öngörmede istatistiksel olarak anlamlı hale geldiği zaman dilimlerini ifade eder.

Grafik 2 incelendiğinde ilk büyük kırılmanın 2008 Ekim dönemine denk geldiği görülmektedir. Bu noktada grafiğin %95 eşliğini aşarak ilk kez anlamlı hale gelmesi, küresel korkunun Türkiye piyasalarını doğrudan etkilemeye başladığı milat olarak kabul edilebilir.

Grafikte 2012'nin başından 2014'ün sonuna kadar devam eden uzun ve istikrarlı dönem kesintisiz bir nedensellik ilişkisini göstermektedir. Bu dönemde Euro Bölgesi Borç Krizi ve ardından gelen belirsizlikler, Fed'in tahvil alımlarını azaltacağı (Taper Tantrum) sinyalleri, VIX'in BİST üzerindeki etkisini sürekli hale getirmiştir.

Mart 2020 ile başlayan dönem, COVID-19 pandemisinin küresel piyasaları vurduğu döneme işaret etmektedir. Bu dönemde VIX endeksi hafta içi gördüğü 85,47'lik gün içi rekoruna kıyasla daha düşük görünse de haftayı 66 seviyesinin üzerinde bitirmesi ve sonraki haftayı da 65 seviyelerinde kapatması piyasadaki korkunun sadece anlık bir şok olmadığını, tüm haftaya yayılan ve sonraki hafta da devam eden sistematik bir risk algısı olduğunu göstermektedir. Bu süreç ile birlikte BİST100 üzerindeki nedensellik ilişkisi tekrar çok güçlü bir şekilde kendini göstermiştir.

Görüldüğü üzere VIX ile BIST100 arasındaki ilişki her zaman aynı şiddette değildir. Ancak küresel risklerin arttığı (2008, 2013, 2020) dönemlerde, VIX'in BIST100'ü öngörme gücünün diğer bir ifade ile nedensellik gücünün tavan yaptığı görülmektedir. Bu durum, REW algoritması ile hesaplanan Wald istatistiğinin neden diğerlerine göre daha yüksek çıktığını da açıklamaktadır: REW algoritması, zaman boyunca tüm olası alt örneklemeleri taradığı için bu şiddetli alt dönemleri tespit ederek genel test istatistiğini yukarı çekmiştir.

Bulgular Türkiye hisse senedi piyasasının küresel risk iştahındaki değişimlere karşı sistematik bir hassasiyet taşıdığını ve VIX endeksinin kriz dönemlerinde BIST100 için öncü bir gösterge işlevi gördüğünü ortaya koymaktadır.

5. Sonuç

Bu çalışma, zaman serisi değişkenleri arasındaki ilişkilerin dinamik doğasını yakalamada başarılı bir performans sergileyen Zamanla Değişen Granger Nedensellik Testlerini, özellikle de Yinelemeli Gelişen Pencere (REW) yaklaşımının hem teorik çerçevesini hem de araştırmalarda nasıl kullanılacağına odaklanmaktadır. Metodoloji, Granger nedensellik analizini statik bir test olmaktan çıkararak dinamik bir süreç olarak ele almaktadır. Alt örneklem Wald istatistiklerinin supremum fonksiyonları üzerinden değerlendirilmesi, nedenselliğin hem varlığını hem de zamanlamasını eşzamanlı olarak test etmeye imkân tanımaktadır. Bu yönüyle yaklaşım, zamana bağlı nedensellik literatüründe yapısal kırılmalara duyarlı ve yüksek güçlü bir test alternatifi sunmaktadır. Bu yöntemle ortaya konan zamanla değişen nedensellik kanıtları, politika yapımcıların ve yatırımcıların yapısal değişimlerin zamanlamasına dair kritik ve isabetli stratejik kararlar almasına zemin hazırlamaktadır.

Kaynakça

- Akyıldırım, E., Cepni, O., Pham, L., & Uddin, G. S. (2022). Infectious disease market volatility, investor sentiment, and agricultural futures returns. *Energy Economics*, 113, 106174.
- Amadeo, E., Bergantino, A. S., & Magazzino, C. (2025). Who pays for the EU Emission Trading System? The risk of shifting tax burden from firm to final consumer. *Energy Economics*, 143, 108240.
- Atasever, G., & Süslü, B. (2025). A sectoral approach to inflation expectations in the Turkish economy: The vector error correction model (VECM) and time-varying LA-VAR Granger causality analysis. *Journal of Research in Economics, Politics & Finance*, 10(4), 1419–1445.
- Balcılar, M., Usman, O., Yülek, M., Agan, B., & Erdal, B. (2024). House price connectedness and consumer sentiment in an era of destabilizing macroeconomic conditions: Empirical evidence from Türkiye. *Borsa İstanbul Review*, 24(1), 14–34.
- Baum, C. F., Hurn, S., & Otero, J. (2022). Testing for time-varying Granger causality. *The Stata Journal*, 22(2), 355–378.
- Baum, C. F., Hurn, S., & Otero, J. (2025). The dynamics of U.S. industrial production: A time-varying Granger causality perspective. *Econometrics and Statistics*, 33, 13–22.
- Bressler, S. L., & Seth, A. K. (2011). Wiener–Granger causality: A brain data analysis strategy. *NeuroImage*, 58(2), 323–329.
- Chang, H. W., Chang, T., Xiang, F., Mikhaylov, A., & Grigorescu, A. (2023). Revisiting R&D intensity and CO2 emissions link in the USA using time varying granger causality test: 1870~2020. *Heliyon*, 9, e20319.
- Chen, C. F., & Chiang, S. H. (2022). Portfolio diversification possibilities between the stock and housing markets in G7 countries: Evidence from the time-varying Granger causality. *Finance Research Letters*, 49, 103124.
- Chiang, S. H., & Chen, C. F. (2022). From systematic to systemic risk among G7 members: Do the stock or real estate markets matter? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 79, 101594.
- Çekiç Sezen, Grandjean, D. M., & Renaud, O. (2018). Time, frequency, and time-varying Granger-causality measures in neuroscience. *Statistics in Medicine*, 37(11), 1910–1931.
- Çelik, A. K., Kutlu, M., et al. (2026). Do geopolitical risk and economic policy uncertainties affect food and energy commodity prices? *SAGE Open*.
- Çepni, O., Çolak, M. S., Hacıhasanoğlu, Y. S., & Yılmaz, M. H. (2021). Capital flows under global uncertainties: Evidence from Turkey. *Borsa İstanbul Review*, 21(2), 175–185.

- Çepni, O., Gül, S., Hacıhasanoğlu, Y. S., & Yılmaz, M. H. (2020). Global uncertainties and portfolio flow dynamics of the BRICS countries. *Research in International Business and Finance*, 54, 101277.
- Dogan, E., Majeed, M. T., & Luni, T. (2022). Are clean energy and carbon emission allowances caused by bitcoin? A novel time-varying method. *Journal of Cleaner Production*, 347, 131089.
- Emirmahmutoglu, F., Denaux, Z., & Topcu, M. (2021). Time-varying causality between renewable and non-renewable energy consumption and real output: Sectoral evidence from the United States. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 149, 111326.
- Farrell, H., & O'Connor, F. (2025). Fear and greed in financial markets. *Finance Research Letters*, 72, 106492.
- Ge, J., Lin, B., & Du, A. M. (2025). Exchange rate exposure and external uncertainties. *Research in International Business and Finance*, 73, 102634.
- Hatemi-j, A. (2012). Asymmetric causality tests with an application. *Empirical economics*, 43(1), 447-456.
- Hoang, T. H. V., Shahzad, S. J. H., & Czudaj, R. L. (2020). Renewable energy consumption and industrial production: A disaggregated time-frequency analysis for the U.S. *Energy Economics*, 85, 104433.
- Hong, Y., Zhang, R., & Zhang, F. (2024). Time-varying causality impact of economic policy uncertainty on stock market returns: Global evidence from developed and emerging countries. *International Review of Financial Analysis*, 91, 102991.
- Hu, Y., Hou, Y. G., & Oxley, L. (2020). What role do futures markets play in Bitcoin pricing? Causality, cointegration and price discovery from a time-varying perspective? *International Review of Financial Analysis*, 72, 101569.
- Hurn, S., Shi, S., & Wang, B. (2022). Housing networks and driving forces. *Journal of Banking & Finance*, 134, 106318.
- Jiang, Y., et al. (2025). Sovereign risk dynamics and global uncertainties. *International Review of Financial Analysis*, 103, 104190.
- Kang, S. H., Tiwari, A. K., Albulescu, C. T., & Yoon, S.-M. (2019). Exploring the time-frequency connectedness and network among crude oil and agriculture commodities V1. *Energy Economics*, 84, 104543.
- Karaçayır, E. (2025). Analysis of the relationship between credit default swaps (cds), the fear index (vix), and bist 100 using the wavelet coherence model. *Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 26(2), 547-568.
- Luo, Q., Lu, W., Cheng, W., Valdes-Sosa, P. A., Wen, X., Ding, M., & Feng, J. (2013). Spatio-temporal Granger causality: A new framework. *NeuroImage*, 79, 241-263.

- Maziarz, M. (2015). A review of the Granger-causality fallacy. *Journal of Philosophical Economics*, 8(2), 86-105.
- Mishra, A. K., Ghate, K., Renganathan, J., Kennet, J. J., & Rajderkar, N. P. (2022). Rolling, recursive evolving and asymmetric causality between crude oil and gold prices: Evidence from an emerging market. *Resources Policy*, 75, 102474.
- Padhan, H., Kocoglu, M., Tiwari, A. K., & Haouas, I. (2024). Economic drivers and oil prices dynamics: New insights. *Energy Economics*, 138, 107845.
- Ren, X., Fu, C., Jin, C., & Li, Y. (2024). Dynamic causality between global supply chain pressures and China's resource industries: A time-varying Granger analysis. *International Review of Financial Analysis*, 95, 103377.
- Rossi, B., & Wang, Y. (2019). Vector autoregressive-based granger causality test in the presence of instabilities. *The Stata Journal*, 19(4), 883–899.
- Shi, S., Phillips, P., & Hurn, S. (2018). Change Detection and the Causal Impact of the Yield Curve. *Journal of Time Series Analysis*, 39(6), 966-987.
- Shi, S., Hurn, S., & Phillips, P. (2020). Causal Change Detection in Possibly Integrated Systems: Revisiting the Money–Income Relationship. *Journal of Financial Econometrics*, 18(1), 158-180.
- Sysoeva, M. V., Vinogradova, L. V., Perescis, M. F. J., Van Rijn, C. M., & Sysoev, I. V. (2019). Revealing changes in directed interstructural couplings at limbic seizures, induced by injection of CB1 receptor antagonist using nonlinear Granger causality method.
- Toda, H. Y., & Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66(1-2), 225-250.
- Uğurlu-Yıldırım, E., & Dinç-Cavlak, Ö. (2024). Climate policy uncertainty, media coverage of climate change, and energy markets: New evidence from time-varying causality analysis. *Energy and Climate Change*, 5, 100134.
- Wang, Y., Goutte, S., Bouri, E., & Sokhanvar, A. (2024). Climate risks and the realized higher-order moments of financial markets: Evidence from China. *International Review of Economics and Finance*, 93, 1064–1087.
- Xi, Y., Huynh, A. N. Q., Jiang, Y., & Hong, Y. (2023). Energy transition concern: Time-varying effect of climate policy uncertainty on renewables consumption. *Technological Forecasting and Social Change*, 192, 122551.