



Aktüerya Derneği

İstatistikçiler Dergisi: İstatistik & Aktüerya

Journal of Statisticians: Statistics and Actuarial Sciences

IDIA 11, 2018, 2, 121-142

Geliş/Received:15.09.2018, Kabul/Accepted: 29.12.2018

www.istatistikciler.org

Araştırma Makalesi / Research Article

Ekstrem değerler teorisi ve Monte Carlo simülasyonu: Gelişen ülke döviz kurları üzerine bir uygulama

Önder Büberkökü

Yüzüncü Yıl Üniversitesi

Finans Bilim Dalı, Van, Türkiye

onderbuber@gmail.com

 0000-0002-7140-557X

Öz

Bu çalışmada Brezilya, Meksika, G. Kore, Tayvan, Hindistan, Tayland, Türkiye ve G. Afrika'dan oluşan 8 gelişen ülkenin para birimlerinin ekstrem finansal koşulların söz konusu olması durumunda maruz kalabileceği maksimum kayıp tutarları hesaplanmıştır. Hesaplamalarda ekstrem değerler teorisinden (Extreme value theory) yararlanılmış ve farklı döviz pozisyonlarını dikkate almak amacıyla hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa riski (downside and upside market risk) üzerinde durulmuştur. Çalışmada finansal risk yönetimi açısından bir diğer önemli gösterge olan beklenen kayıp tutarları (Expected Shortfall, ES) da hesaplanmıştır. Çalışma bulguları ilgili ülkelerin döviz piyasalarında ekstrem durumların gerçekleşmesi durumunda hem kısa hem de uzun pozisyonlar için en yüksek kayıp tutarlarının sırasıyla Brezilya Reali ve G.Afrika Randı; en düşük kayıp tutarlarının ise Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisinde gerçekleşebileceğini göstermektedir. ES değerlerinin de benzer bulgulara işaret ettiği görülmüştür. Çalışmada, normal piyasa koşullarındaki kayıp tutarlarını temsilen Monte Carlo simülasyonuna dayalı finansal risk analizlerine de yer verilmiştir.

Anahtar sözcükler: Beklenen kayıp tutarları, Döviz kurları, Ekstrem değerler teorisi, Monte Carlo simülasyonu, Riske maruz değer

Abstract

Extreme value theory and Monte Carlo simulation: An application to emerging markets exchange rates

In this study, the maximum amount of losses to which the emerging market currencies including Brazilian Real, Mexico Peso, South Korean Won, New Taiwan Dollar, Indian Rupee, Thailand Baht, Turkish Lira and South African Rand can be exposed due to extreme financial conditions is measured by using value-at-risk based on extreme value theory (EVT-VaR). In order to take into account the different trading positions (i.e. long and short ones) both upside and downside market risks are considered. In all cases expected shortfall is also calculated. The findings based on EVT-VaR show that in the case of extreme financial conditions in foreign exchange markets of the countries concerned, the highest losses for both short and long positions are in Brazilian Real and south African Rand; while the lowest losses are in New Taiwan Dollar, Thai Baht and Indian Rupee. In all cases ES also indicates the similar results. Lastly, for comparative analyses, the study also includes risk analyzes based on Monte Carlo simulation, representing losses in normal market conditions.

Keywords: Expected shortfall, Exchange rates, Extreme value theory, Monte Carlo simulation, Value-at-risk;

1.Giriş

Finansal risk yönetiminde piyasa riskinden dolayı maruz kalınabilecek maksimum kayıp tutarlarının hesaplanmasında VaR (Value-at-risk, VaR) yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Literatürde, çeşitli VaR yöntemleri bulunmaktadır. Bunlara örnek olarak, varyans-kovaryans yöntemi, tarihi simülasyon yöntemi (Historical simulation, HS), filtrelenmiş tarihi simülasyon yöntemi (Filtered historical simulation, FHS) ve Monte Carlo simülasyon (Monte Carlo simulation, MCS) yöntemi gösterilebilir. Bu yöntemlerden varyans-kovaryans yöntemi literatürde ve uygulamada en sık kullanılan yöntemlerden biridir. Bu yöntemin hesaplanma kolaylığı ve getirilerin doğrusallığı durumundaki performansı önemli avantajları arasında yer almaktadır. Fakat, bu yöntemin bazı önemli dezavantajları da bulunmaktadır. Örneğin, bu yöntemin kullanılabilmesi için bir dağılım varsayımına ve GARCH tipi (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH) bir modele ihtiyaç duyulmaktadır. Fakat, literatürde hangi dağılım varsayımının ve / veya GARCH modelinin finansal zaman serileri için daha uygun olduğuna dair bir uzlaşma bulunmamaktadır. Bu nedenle, varyans-kovaryans yöntemine dayalı VaR analizlerinin yanlış sonuçlar üretme olasılığı yüksektir. HS yönteminde ise VaR değerleri getirilerin geçmişteki dağılımının gelecekte de aynı olacağı varsayımına dayalı olarak tarihi getirilerden hareketle hesaplanmaktadır. Bu nedenle, bu yöntemde bir model ve / veya dağılım varsayımına ihtiyaç duyulmamaktadır. Fakat, HS yönteminin VaR değerlerini öngörürken geçmişe oldukça bağımlı olması ve tüm getirilere aynı derecede önem atfetmesi gibi kısıtları bulunmaktadır. FHS yöntemi ise varyans-kovaryans yöntemi ile HS yöntemini birleştiren bir yöntemdir. Bu yöntemle hem finansal zaman serilerinin temel karakteristik özelliklerini oluşturan unsurlar (çarpıklık, kalın kuyruk ve volatilité kümelenmesi gibi) modele dahil edilebilmekte hem de model tahmininde kullanılan geçmiş veriler güncel bilgileri içerecek şekilde düzeltilebilmektedir. MCS yöntemi ise belli bir dağılım varsayımı çerçevesinde oluşturulan rassal verilerden hareketle VaR öngörülerinin hesaplanmasına dayanan bir yöntemdir [1,2].

Belirtilen tüm bu risk ölçüm yöntemleri daha çok normal piyasa koşulları altında gerçekleştirilebilecek kayıp tutarlarının hesaplanmasında kullanılan yöntemlerdir¹. Bir diğer ifadeyle, bu yöntemler finansal zaman serilerinin dağılımlarının kuyruk bölgelerini yeterince dikkate almamakta bu nedenle de özellikle ekstrem riskin söz konusu olduğu dönemlerde piyasa riskinin olduğundan daha az ölçülmesine yol açabilmektedirler. Bu durum özellikle 2007-2008 döneminde başlayan mortgage krizi ve sonrasında yaşanan banka iflasları ile birlikte daha da önemli bir konu haline gelmiş ve bu tür geleneksel VaR yöntemlerine dönük eleştirilerde önemli bir artış olmuştur [Örneğin bkz: 3, 4, 5, 6]. Bu eleştiriler uygulamada da karşılık bulmuş ve Basel komitesince VaR hesaplamalarında ekstrem durumların da dikkate alınması için stress-VaR yönteminin kullanılabilmesi ifade edilmiştir. Stress-VaR yöntemi finansal risk ölçümünde normal dönemler ile volatilitenin oldukça arttığı dönemlerin birlikte ele alınması esasına dayanan bir yöntemdir.

Literatürde ise ekstrem piyasa koşullarının söz konusu olması durumunda geleneksel VaR ölçüm yöntemlerinin riski ölçmedeki yetersizliği nedeniyle ekstrem değerler teorisine dayalı VaR analizlerine (EVT-VaR) dönük yoğun bir ilgi oluşmaya başlamıştır [Örneğin bkz: 7, 8, 9, 10,11,12,13,14,15,6] Çünkü, EVT-VaR yöntemleri geleneksel VaR yöntemlerinin aksine doğrudan incelenen dönem içerisinde gerçekleşen ekstrem değerleri esas almaktadır. Bu nedenle de gerçekleşme olasılığı az ama etki derecesi yüksek olayları modelleyebilmektedir. Bunu yaparken de incelenen dönem içerisinde gerçekleşen getirilerin orijinal dağılımı konusunda herhangi bir dağılım varsayımına ihtiyaç duymamaktadır. Bir diğer

¹ MC simülasyonu belli varsayımlar altında oldukça farklı değerler üretebilmekte ve bu değerler içerisinde ekstrem değerler de yer alabilmektedir. Fakat, MC simülasyonu doğrudan ekstrem değerlere odaklanan bir analiz yöntemi olmadığından ekstrem piyasa koşullarının söz konusu olması durumunda kayıp tutarlarının ne olabileceği sorusuna doğrudan yanıt verememektedir. Bu nedenle belirtilen hususun genel olarak MC için de geçerli olduğu ifade edilebilir.

ifadeyle, getiri serilerinin orijinal dağılımından bağımsız olarak ekstrem değerleri modelleyebilmektedir [16]².

Bu kapsamda, literatüre bakıldığında genel olarak EVT-VaR yöntemlerinin riskin oldukça arttığı dönemlerde geleneksel VaR yöntemlerinden daha iyi performans sergilediğini ifade eden çalışmaların sayısının arttığı gözlemlenmektedir. Örneğin, Muela, Martin ve Sanz [6] hisse senedi piyasalarını inceledikleri çalışmalarında EVT-VaR yönteminin piyasa riskini EWMA (Exponentialy Weighted Moving Average, EWMA) ve Cornish-Fisher yöntemlerinden daha başarılı bir şekilde modellediği sonucuna ulaşmışlardır. Çifter [12] Türkiye ve Macaristan gösterge hisse senedi endekslerini incelediği çalışmasında bir hibrit model olarak wavelet yaklaşımına dayalı EVT-VaR modelinin EWMA ve GARCH modellerine göre daha etkin bir model olduğunu ifade etmiştir. Marimoutou, Raggad ve Trabelsi [10] petrol piyasasını inceledikleri çalışmalarında genel olarak EVT-VaR ve FHS yöntemlerinin HS ve GARCH yöntemlerinden daha iyi performans sergilediğini belirtmişlerdir. Byström [17] hisse senedi piyasalarını incelediği çalışmasında EVT-VaR yaklaşımının GARCH modellerine göre daha etkin risk öngörülerini ürettiği sonucuna ulaşmıştır. Gençay ve Selçuk [18] hisse senedi piyasalarını inceledikleri çalışmalarında EVT yönteminin özellikle yüksek güven düzeylerinde parametrik yöntem ve HS yöntemine göre daha başarılı bir model olduğunu ifade etmişlerdir. Jesus, Ortiz ve Cabello [13] Meksika Pesosu için çeşitli modellerin performansını karşılaştırdıkları çalışmalarında EVT-VaR yönteminin performansının geleneksel VaR yöntemlerinin performansından daha iyi olduğunu belirtmişlerdir. Wang vd. [19] Çin Yuanı için EVT, HS ve parametrik VaR yöntemlerinin performanslarını karşılaştırdıkları çalışmalarında EVT'nin HS ve parametrik VaR yöntemlerinden daha iyi performans sergilediği sonucuna ulaşmışlardır. Goncu vd. [21] BIST100 endeksini inceledikleri çalışmalarında EVT-VaR yönteminin normal dağılım varsayımı altında tahmin edilen geleneksel VaR yöntemine göre daha iyi bir risk yönetim performansı sergilediğini belirtmişlerdir. Liao vd. [20] da Bayesci yaklaşıma dayalı EVT-VaR yönteminin HS ve parametrik VaR yöntemlerine göre daha iyi VaR öngörülerini ürettiği ifade etmişlerdir.

Ulusal yazındaki çalışmalara bakıldığında ise bu alanda oldukça sınırlı sayıda çalışma olduğu gözlemlenmektedir. Örneğin, Çifter, Özün ve Yılmaz [22] faiz oranları için çeşitli yöntemlerin performansını karşılaştırdıkları çalışmalarında GARCH ve asimetric GARCH yöntemlerinin kısa vadeli öngörü sağladığı EVT-VaR yönteminin ise orta ve uzun vadeli öngörü yapmayı daha kolay hale getirdiği sonucuna ulaşmışlardır. Çifter, Özün ve Yılmaz [23] EVT-VaR yöntemine de yer vererek Dolar / TL için alternatif geriye dönük test istatistiklerinin performanslarını inceledikleri çalışmalarında, analizlerde kullanılan yöntemlerin model riski taşıyabileceği ve Basel düzenlemelerinin tavsiye ettiği basit geriye dönük test yaklaşımı dışında literatürde yer alan diğer geriye dönük test istatistiklerinden de yararlanılması gerektiği sonucuna ulaşmışlardır. Altun [14] BIST30 endeksindeki banka hisseleri için EVT ile diğer önemli geleneksel VaR yöntemlerinin performansını karşılaştırdığı çalışmasında uygulanan dinamik analizler ve geriye dönük test istatistiği sonuçlarına göre EVT yönteminin daha uygun bir yöntem olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Literatürde bu aşamaya kadar değinildiği gibi, EVT-VaR yöntemi ile diğer VaR yöntemlerinin piyasa riski öngörü performansını karşılaştıran çalışmalar olduğu gibi, doğrudan EVT-VaR yöntemini kullanarak finansal varlıkların ekstrem durumların gerçekleşmesi durumundaki risk düzeyini ölçen (Bir diğer ifade ile EVT-VaR ve / veya EVT-ES değerlerini hesaplayan) çalışmalar da bulunmaktadır. Bu kapsamdaki uluslararası çalışmalara bakıldığında Iglesias, Dolores ve Varela [24] Eurostoxx50'de işlem gören 50 firmayı inceledikleri çalışmalarında EVT-VaR sonuçlarına göre telekomünikasyon ve bankacılık sektörlerinin en riskli; petrol, enerji ve tüketim sektörlerinin ise en az riskli sektörler olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Iglesias [25] Euro, İngiliz Sterlini, Kanada Doları, Japon Yeni, İsviçre Frangı, Avustralya Doları ve Yeni Zelanda Dolarının risk profillerini incelediği çalışmasında EVT-VaR sonuçlarına göre en riskli para biriminin Japon Yeni olduğu ardından İsviçre Frangı ve Kanada Dolarının geldiği en az riskli

² Bu nokta önemlidir. Çünkü, her ne kadar literatürde ve uygulamada getiri serilerinin modellenmesinde standart normal dağılım, Student t dağılımı, çarpık Student t dağılımı ve genelleştirilmiş hata terimleri dağılımı gibi dağılım varsayımları kullanılsa da aslında getiri serilerinin orijinal dağılımının gerçekte ne olduğunun bilinmesi pek mümkün değildir (Bensalah, s.2, 2000)

para biriminin ise İngiliz Sterlini olduğu sonucuna ulaşmıştır. Assaf [26] Türkiye, Mısır, Ürdün ve Fas hisse senedi piyasalarını incelediği çalışmasında EVT-VaR sonuçlarına göre Türk hisse senedi piyasasının en riskli hisse senedi piyasası olduğu ardından Mısır hisse senedi piyasasının geldiğini Fas ve Ürdün hisse senedi piyasalarının ise en az riskli hisse senedi piyasaları olduğu sonucuna ulaşmıştır. Iglesias [27] DAX30, IBEX 35, CAC 40, FTSE100, FTSE MIB, AEX 25 ve ISEQ hisse senedi piyasalarında işlem gören şirketleri incelediği çalışmasında EVT-VaR ve EVT-ES sonuçlarına göre özellikle telekomünikasyon ve bankacılık sektörlerinin en riskli sektörler olduğu ayrıca genel olarak en riskli firmaların İrlanda en az riskli firmaların ise İspanya hisse senedi piyasalarında bulunduğu sonucuna ulaşmıştır. Gilli ve Kellezi [8] 6 farklı hisse senedi endeksini inceledikleri çalışmalarında EVT-VaR sonuçlarına göre en riskli hisse senedi endeksinin Hang Seng (Hong Kong); en az riskli hisse senedi endeksinin ise S&P500 (ABD) endeksi olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Kalyvas, Siriopoulos ve Dritsakis [28] İngiltere (FTSE 100), Fransa (CAC40), Almanya (DAX30) ve Yunanistan (ASE) hisse senedi piyasalarını inceledikleri çalışmalarında EVT-VaR sonuçlarına göre en riskli hisse senedi piyasasının Yunanistan en az riskli hisse senedi piyasasının ise İngiltere hisse senedi piyasası olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca, benzer EVT analizlerini Payaslıoğlu [29] ve Bensalah [30] sırasıyla Türk Lirası ve Kanada Doları için yaparken Ren ve Giles [31] ile Fretheim ve Kristiansen [32] sırasıyla Kanada ham petrolü ve tarımsal emtialar için yapmışlardır.

Ulusal yazındaki çalışmalara bakıldığında ise bu kapsamda da oldukça sınırlı sayıda çalışma olduğu gözlemlenmektedir. Örneğin, Soyalp vd. [33] Türkiye, Şili ve Polonya hisse senedi piyasalarının EVT-VaR değerlerini hesapladıkları çalışmalarında en riskli piyasanın Polonya hisse senedi piyasası olduğunu ardından Türk hisse senedi piyasasının geldiğini en az riskli piyasanın ise Şili hisse senedi piyasası olduğunu ifade etmişlerdir. Çelik ve Kaya [34] BIST'te işlem gören bazı şirketlerin piyasa riskini parametrik VaR, HS ve EVT yöntemleri ile inceledikleri çalışmalarında hisselerin risk düzeylerinin kullanılan yöntemlere göre değiştiği sonucuna ulaşmışlardır. Arık vd. [35] BIST100 endeksini dikkate alarak parametrik VaR ile GEV ve GPD dağılımlarına dayalı EVT yöntemlerinin performanslarını karşılaştırdıkları çalışmalarında GPD dağılımına dayalı EVT yönteminin en uygun yöntem olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Bu çalışmanın amacı Brezilya, Meksika, G. Kore, Tayvan, Hindistan, Tayland, Türkiye ve G. Afrika'dan oluşan 8 gelişen ülkenin para birimlerinin ekstrem finansal koşulların söz konusu olması durumunda maruz kalabileceği maksimum kayıp tutarlarının hesaplanmasıdır. Buna ilaveten çalışmada, MC simülasyonuna dayalı VaR (MC-VaR) analizlerine de yer verilmiştir. Bunun temel nedeni normal piyasa koşulları altındaki kayıp tutarlarına odaklanan yöntemlerin kullanılması durumunda ortaya çıkacak kayıp tutarlarının ne olabileceğinin belirlenmesi ve bu kayıp tutarlarının EVT-VaR değerleri ile karşılaştırılabilmesidir.

Bu çalışmada EVT-VaR analizinin döviz kurları için yapılmasının ise bazı önemli nedenleri bulunmaktadır. Öncelikle, bilindiği gibi, bu çalışmada incelenen ülkelerin çoğu 1990-2002 yılları arasında önemli finansal krizler yaşamışlardır (Örneğin, 1994 Meksika, 1997-98 Asya, 2001 Türkiye ve 1999 Brezilya krizi gibi). Bu kriz süreçlerinde de bu ülkelerde uygulanan döviz kuru politikalarının ve döviz piyasalarındaki gelişmelerin önemli bir rolü olmuştur. Dolayısıyla, bu tecrübelerden de hareketle, ilgili literatürde de ifade edildiği gibi, özellikle gelişen ekonomiler için döviz piyasalarında ortaya çıkan risklerin bu ülkeler için daha sonra sistematik riske dönüşebilme potansiyeli bulunmaktadır. Bu nedenle de TCMB (Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası, TCMB) 2010 yılının sonlarından itibaren uygulamaya başladığı geleneksel olmayan para politikası uygulamaları çerçevesinde döviz piyasalarındaki gelişmelerin finansal krizler ile doğrudan ilişkili olduğunu ifade ederek döviz kurlarındaki gelişmeleri makro finansal istikrarın somut parametrelerinden biri olarak tanımlamıştır [36, 37].

Güncel gelişmelere bakıldığında da özellikle FED'in (Federal Reserve Bank, FED) faiz artışına ilaveten bilanço küçültmeye dayalı para politikası uygulamalarına da başlaması, ECB'nin (European Central Bank, ECB) 2018 yılı sonunda varlık alım programını sonlandıracağını belirtmesi ve BOJ'un (Bank of Japan, BOJ) 2019 yılı içerisinde parasal sıkılaştırmaya başlayacağını ifade etmesi gibi gelişmeler gelişen ekonomilere dönük sermaye akışının azalmasına ve / veya sermayenin maliyetinin artmasına yol açabilmektedir. Sermaye hareketlerindeki volatilitenin ve beklentilerdeki değişimlerin Türkiye gibi

gelişen ülke ekonomilerinin finansal istikrar düzeyi üzerinde önemli etkileri olduğu da bilinmektedir [37]. Dolayısıyla, gelişmiş ülke merkez bankalarının giderek sıkılaştıran para politikası uygulamaları ve uygulamalarının gelişen ekonomilere dönük beklentiler ve sermaye hareketleri üzerindeki etkisi ile gelişen ülke ekonomilerinin kendi iç dinamiklerinden kaynaklanan iktisadi ve finansal gelişmeler birleşince EVT'ye dayalı finansal risk analizlerinin yapılmasının mevcut konjonktürde önemini arttırdığı düşünülmektedir.

Bu çalışmanın literatüre katkısı ise şu şekilde ifade edilebilir: Öncelikle, 2007-2008 küresel finans krizi sonrasında uluslararası yazında EVT-VaR analizlerinde belirgin bir artış olmasına rağmen ulusal yazında EVT yöntemine dayalı oldukça az sayıda çalışma olduğu ve bu çalışmaların da 2007-2008 küresel finans krizini kapsamadığı görülmektedir. İkinci önemli nokta ise yine uluslararası yazında VaR yöntemlerinin hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa riski ölçüm performansları yoğun bir şekilde incelenirken [Örneğin bkz: 3,38, 39,40,41, 42] ulusal yazındaki çalışmaların çoğu durumda sadece aşağı yönlü piyasa riskine odaklandıkları görülmektedir. Halbuki, taşınan pozisyonun özelliğine bağlı olarak yatırımcıların ve / veya finansal kurumların karşı karşıya kaldıkları risklerin türü de farklılaşmaktadır. Örneğin, döviz borcu olan bir şirket veya yatırımcı için risk döviz kurlarında yukarı yönlü bir hareketin yaşanması iken döviz alacağı bulunan bir yatırımcı veya şirket için risk döviz kurlarında aşağı yönlü bir hareketin yaşanmasıdır. Dolayısıyla, birinci durumdaki pozisyonun riskini ölçmek için yukarı yönlü piyasa riskinin hesaplanması gerekirken ikinci durumdaki pozisyonun riskini ölçmek için aşağı yönlü piyasa riskinin hesaplanması gerekmektedir. Bu nedenle, bu çalışmada EVT-VaR analizlerinde her iki durum da dikkate alınmıştır. Buna ilaveten, çalışmada ES değerlerine de yer verilmiştir. Çünkü, diğerlerinin yanı sıra Giot ve Laurent'in [40] ifade ettiği gibi ES değerleri gerçekleşen kayıp tutarlarının VaR yöntemlerince öngörülen kayıp tutarını aşması durumunda bir yatırımcının ve / veya finansal kurumun karşı karşıya kalabileceği ortalama maksimum kayıp tutarının hangi seviyelere ulaşabileceği konusunda bir ölçü sunması nedeniyle finansal risk yönetiminin bir diğer önemli unsurunu oluşturmaktadır. Ayrıca, literatürde ES yönteminin sahip olduğu özelliklere bağlı olarak risk ölçümünde klasik VaR yöntemlerinden daha iyi bir yöntem olduğunu ifade eden çalışmalar da bulunmaktadır [Örneğin bkz: 43,44,45, 46, 47]. Bunun yanı sıra, EVT ile karşılaştırma imkanı sunması amacıyla çalışmada Monte Carlo simülasyonuna dayalı VaR ve ES değerlerine de yer verilmiştir. Son olarak da çalışmada Türkiye ile birlikte diğer 7 gelişen ülke döviz piyasaları da modellenmiştir. Bunun da Türkiye'nin diğer bazı gelişen piyasalarla birlikte küresel bazdaki durumunun ne olduğunun anlaşılması açısından önemli olduğu düşünülmektedir.

Çalışma dört bölümden oluşmaktadır. İkinci bölümde veri ve metodoloji yer almakta; üçüncü bölümde bulgular sunulmakta; dördüncü bölümde ise sonuç kısmı yer almaktadır.

2. Veri ve Metodoloji

2.1. Veri

Çalışma 2002 Ocak ile 2017 Şubat dönemini kapsamakta ve günlük verilerden oluşmaktadır. Veriler ABD dolarının yerel para birimi cinsinden karşılığını göstermektedir. Brezilya, G.Afrika, G.Kore, Meksika, Hindistan, Tayland ve Tayvan para birimlerine ilişkin veriler FED veri tabanından, Türkiye'ye ilişkin veriler ise FED veritabanında bulunmadığı için TCMB veri tabanından temin edilmiştir. İlgili ülkelerin gelişen piyasalar olarak tanımlanmasında MSCI (Morgan Stanley Capital International, MSCI) sınıflandırması esas alınmıştır³. Döviz kurlarına ilişkin ayrıntılı bilgiler Tablo 1'de döviz kuru serileri ise Grafik 1'de sunulmuştur. Günlük logaritmik getiri serileri (r_t) Denklem (1)'deki gibi hesaplanmıştır:

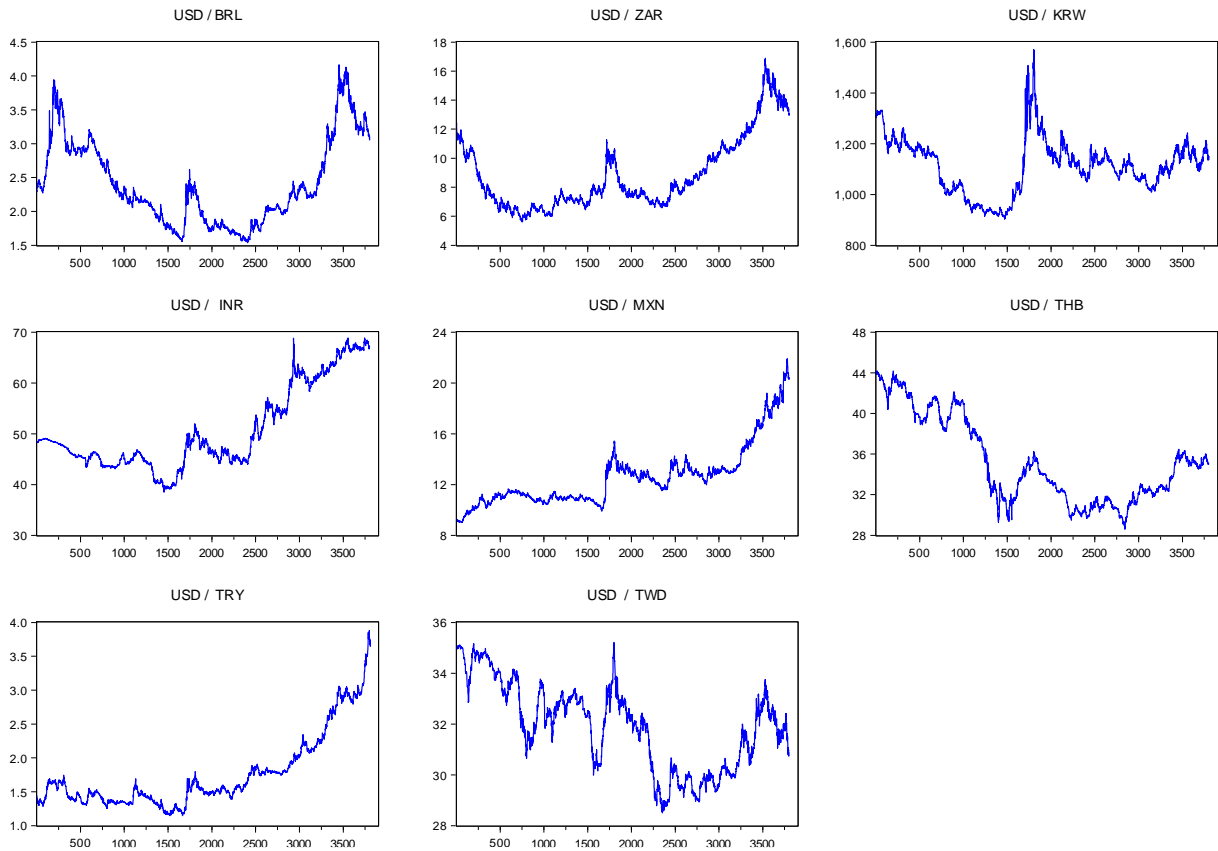
$$r_t = 100 * [\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})] \quad (1)$$

Burada P_t , ilgili döviz kurunun / paritenin t zamanındaki kapanış değerini göstermektedir.

³ Ayrıntılar için bkz: <https://www.msci.com/market-classification>

Tablo 1. Çalışmada kullanılan değişkenler

Ülkeler	Sembol	Para birimi
Brezilya	USD/BRL	Brezilya Reali
G.Afrika	USD/ZAR	G.Afrika Randı
Türkiye	USD/TRY	Türk Lirası
G.Kore	USD/KRW	G.Kore Wonu
Meksika	USD/MXN	Meksika Pesosu
Hindistan	USD/INR	Hindistan Rupisi
Tayland	USD/THB	Tayland Bahtı
Tayvan	USD/TWD	Yeni Tayvan Doları

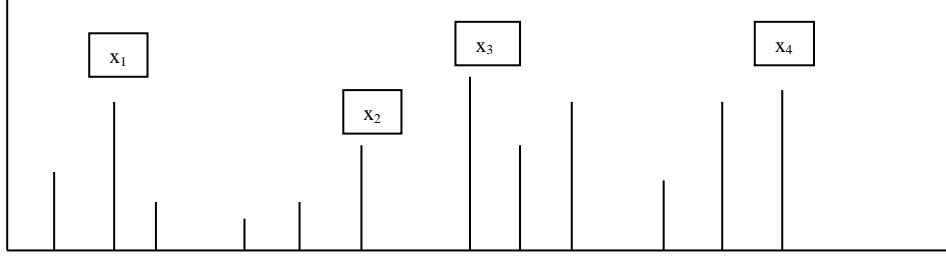
**Grafik 1.** Ülke para birimleri

2.2 Metodoloji

2.2.1. Ekstrem değerler teorisi ve EVT-VaR modeli

EVT'nin uygulanmasındaki ilk önemli aşamayı belli bir dönem için elde edilen getirilerden hangilerinin "ekstrem değer" olarak tanımlanacağına nasıl karar verileceği oluşturmaktadır. Bu konuda literatürde iki temel yaklaşım bulunmaktadır. Bunlardan birincisi BMM yöntemi (Block Maxima Method, BMM) ikincisi ise POT (Peak Over Threshold, POT) yöntemidir. BMM yönteminin temel mantığı belli bir zaman dilimindeki en yüksek değerleri ekstrem değer olarak tanımlamaya dayanmaktadır. Örneğin, çalışma örnekleminin günlük verilere dayalı 5 yıllık bir dönemi kapsadığı ve analizin de aylık periyotlara

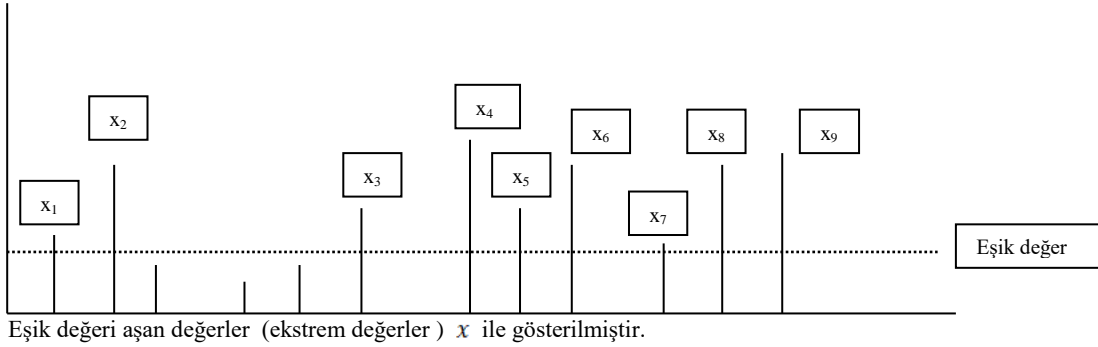
bağlı olarak yapıldığı varsayıldığında BMM yöntemine göre öncelikle 5 yıllık dönem 60 aylık alt periyotlara bölünmekte ve ardından her ay için elde edilen en yüksek günlük getiri ekstrem değer olarak tanımlanmaktadır. Fakat, böyle bir yaklaşım sonucunda 5 yıllık bir dönem için sadece 60 adet ekstrem değere ulaşılabilmektedir. Sözel olarak ifade edilen bu durum Şekil 1’de gösterildiği gibi somutlaştırılabilir:



Örnek teşkil etmesi amacıyla tüm dönem her biri üç çizgiden (değerden) oluşacak şekilde 4 alt periyoda bölünmüş ve her periyodun en yüksek değeri (ekstrem değeri) x ile gösterilmiştir.

Şekil 1. BMM yöntemine göre ekstrem değerlerin belirlenmesi

POT yaklaşımının temel mantığı ise ilgili tüm dönemi temsil eden tek bir eşik değerin (threshold) belirlenmesi ve bu eşik değeri aşan değerlerin “ekstrem değer” olarak tanımlanmasına dayanmaktadır. Örneğin, yine 5 yıllık bir dönem esas alındığında ve bir yılda 252 işgününün olduğu varsayıldığında POT yaklaşımı toplam 1260 tane günlük gözlem içerisinde eşik değeri aşan tüm gözlemleri ekstrem değer olarak tanımlamaktadır. Bu kapsamda, örneğin yukarı yönlü piyasa riski için eşik değer olarak %2 esas alındığında toplam 1260 gözlem içerisindeki pozitif değerler arasında %2 değerini aşan tüm değerler ekstrem değerler olarak tanımlanmaktadır. Böylece, EVT analizlerinde BMM yöntemine göre çok daha fazla gözlemle çalışılabilmektedir. Sözel olarak ifade edilen bu durum Şekil 2’de gösterildiği gibi somutlaştırılabilir:



Şekil 2. POT yöntemine göre ekstrem değerlerin belirlenmesi

Ekstrem değerlerin hangi yönteme göre belirleneceğine karar verilmesi aynı zamanda ekstrem değerlerin modellenmesinde hangi dağılım varsayımının kullanacağını da belirlenmesi anlamına gelmektedir. Ekstrem değerlerin modellenmesinde literatürde genelde iki önemli dağılım varsayımından yararlanılmaktadır. Bunlar Genelleştirilmiş ekstrem değer dağılımı (Generalized extreme value distribution, GEV) ve Genelleştirilmiş Pareto dağılımıdır (Generalized Pareto distribution, GPD). GEV dağılımı üç değişkenli bir dağılım olup genel yapısı Denklem (2)’deki gibi ifade edilebilir:

$$H_{(\xi, \mu, \sigma)} = \begin{cases} \exp\left(-\left(1 + \xi \frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{\frac{1}{\xi}}\right) & \text{eğer } \xi \neq 0 \\ \exp\left(-e\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right) & \text{eğer } \xi = 0 \end{cases} \quad (2)$$

Burada, μ konum parametresini; σ , ölçek parametresini; ξ ise şekil parametresini göstermekte ve $1 + \xi \frac{x-\mu}{\sigma} > 0$, $1 + \xi x > 0$ olmaktadır.

ξ parametresi dağılımın şeklini belirleyen bir parametredir. Bu nedenle, ξ parametresinin aldığı değerlere bağlı olarak GEV dağılımı Gumbel, Frechet ve Weibull dağılımları olmak üzere kendi içerisinde üç ayrı dağılıma dönüşebilmektedir. Örneğin, eğer, $\xi > 0$ ise GEV dağılımı Frechet dağılımına karşılık gelmektedir. Eğer, $\xi = 0$ ise GEV dağılımı Gumbel dağılımına karşılık gelmektedir. Eğer, $\xi < 0$ ise GEV dağılımı Weibull dağılımına karşılık gelmektedir. Burada, ξ değeri sıfırdan ne kadar yüksek ise ekstrem değerlerin dağılımının kuyruk kısmı o kadar kalın olmakta ve risk düzeyinin bir göstergesi olan kalın kuyruk sorunu o kadar belirgin bir şekilde ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle, finansal zaman serilerinin dağılımının karakteristik özellikleri dikkate alındığında GEV dağılımları arasında Frechet dağılımının finansal değişkenler için daha uygun bir dağılım varsayımı olabileceği ifade edilebilir [48, 30].

Frechet , Weibull ve Gumbell dağılımlarının genel yapısı Denklem (3), (4) ve (5)'te sunulmuştur:

$$\text{Frechet } \Phi_{\alpha}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ e^{-x^{-\alpha}} & x > 0, \alpha > 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{Weibull } \psi_{\alpha}(x) = \begin{cases} e^{-(-x)^{\alpha}} & x \leq 0, \alpha > 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Gumbell } \Lambda(x) = e^{-e^{-x}}, x \in \mathbb{R}. \quad (5)$$

Burada, α kuyruk indeks parametresini gösterirken, x bağımsız ve aynı dağılıma sahip rasgele değişkenleri ifade etmektedir.

Bu açıklamalar ışığında GEV dağılımına dayalı olarak EVT-VaR değeri Denklem (6)'daki gibi hesaplanmaktadır:

$$\text{EVT-VaR}_{\text{GEV}} = \mu + \frac{\beta}{\xi} \left((-\ln(p))^{-\frac{1}{\xi}} - 1 \right) \quad (6)$$

GPD dağılımı ise iki değişkenli bir dağılım olup genel yapısı Denklem (7)'deki gibi ifade edilebilir:

$$G_{\xi, \beta(\mu)}(x) = \begin{cases} 1 - \left(\left(1 + \frac{\xi x}{\beta} \right)^{-\frac{1}{\xi}} \right) & \text{eğer } \xi \neq 0 \\ 1 - \left(e^{\left(\frac{-x}{\beta} \right)} \right) & \text{eğer } \xi = 0 \end{cases} \quad (7)$$

Denklem (7)'deki ξ ve β parametreleri sırasıyla şekil ve ölçek parametrelerini gösterirken μ eşik değeri göstermektedir. Bu kapsamda, $\xi \geq 0$ olduğunda $\beta > 0$ ve $x \geq 0$ olmakta $\xi < 0$ olduğunda ise $0 \leq x \leq -\beta/\xi$ olmaktadır.

Burada, ξ parametresi dağılımın kuyruğunun kalınlığını belirlemekte ve GEV dağılımında olduğu gibi GPD dağılımında da ξ parametresinin aldığı değerlere bağlı olarak GPD dağılımı üç farklı dağılıma dönüşebilmektedir. Örneğin, eğer $\xi > 0$ ise ekstrem değerlerin dağılımının standart Pareto dağılımına uyduğu ifade edilebilir. Eğer $\xi = 0$ ise ekstrem değerlerin dağılımının üstel dağılıma uyduğu ifade edilebilir. Eğer, $\xi < 0$ ise ekstrem değerlerin Pareto Tip II dağılımına uyduğu ifade edilebilir. Burada, $\xi < 0$ olması diğer iki duruma göre daha az riskli bir durumu ifade etmektedir. Çünkü, bu durumda dağılımın kuyruk bölgesi kalın kuyruk özelliğinden uzaklaşmış olmaktadır. $\xi = 0$ olması orta düzeyde kayıp tutarlarının gerçekleşebileceğine işaret etmektedir. $\xi > 0$ olması ise kalın kuyruk soruna işaret etmekte ve yüksek derecede kayıp tutarlarının gerçekleşebileceği anlamına gelmektedir. Bu nedenle $\xi > 0$ durumunun bir diğer ifade ile standart Pareto dağılımının finansal değişkenler için daha uygun bir dağılım olduğu söylenebilir [12,10].

GEV dağılımı BMM yöntemine göre belirlenen ekstrem değerler için uygun bir dağılım iken GPD dağılımı POT yöntemine göre belirlenen ekstrem değerler için uygun bir dağılım olmaktadır. Finansal literatürdeki çalışmalara bakıldığında finansal piyasalarda oluşabilecek ekstrem durumların modellenmesinde GPD dağılımının oldukça yaygın bir şekilde kullanıldığı görülmektedir [Örneğin bkz: 7, 9, 11, 12, 10]. Bu durum BMM yönteminin bazı dezavantajlarından kaynaklanmaktadır. Örneğin, BMM yönteminin sadece her dönemdeki en yüksek değere odaklanması hem önemli sayıda gözlem kaybına sebep olmakta hem de ekstrem değerlerin volatilité kümelenmesi olgusunun dikkate alınmamasına yol açmaktadır. Ayrıca, böyle bir yaklaşım toplam gözlem sayısının içerdiği bilginin kısmi olarak modellere dahil edilmesine de sebep olmaktadır. POT yaklaşımı ise hem daha çok gözlemlerle çalışılmasına imkan vermekte hem de temel yaklaşımı gereği incelenen veri seti içerisindeki bilgilerin daha iyi bir şekilde ortaya çıkarılmasını sağlamaktadır. Bu nedenlerle, GPD dağılımının finansal zaman serilerindeki ekstrem değerlerin modellenmesinde GEV dağılımına göre daha etkin bir yöntem olduğu literatürde genel kabul görmektedir. Buna koşut olarak da literatürde finansal zaman serilerine dayalı EVT analizlerinde GPD dağılımının temel dağılım olarak kullanıldığı görülmektedir [Örneğin bkz: 15, 8, 31, 49, 17]. Bu gerekçelerle bu çalışmada da GPD dağılımından yararlanılmıştır.

EVT analizlerinde GPD dağılımının kullanılması durumunda bir sonraki aşama olarak eşik değerin nasıl belirleneceği sorusu ile karşılaşmaktadır. Eşik değerin önemi şuradan kaynaklanmaktadır: Eğer, eşik değeri optimal değerinden belirgin bir şekilde yüksek seçilirse bu durumda az sayıda gözlem ile analiz yapılacağından parametre tahminlerinin yanlılığı (biased) azalırken varyansı yüksek çıkabilecektir. Eğer, eşik değeri optimal değerinden belirgin şekilde düşük belirlenirse bu durumda çok sayıda gözlem analize dahil edileceğinden parametre tahmin sonuçlarının varyansı azalırken yanlılığı artabilecektir [12]. Konunun önemine rağmen literatürde henüz eşik değerin nasıl belirlenmesi gerektiğini gösteren genel kabul görmüş tek bir yöntemin bulunmadığı anlaşılmaktadır [10, 8, 50,12]. Bu nedenle literatürde eşik değerin belirlenmesinde birbirinden farklı yaklaşımlar kullanılabilmektedir⁴. Ortalama aşım grafiği (mean excess graph) ve Hill grafiği (Hill graph) grafiksel yaklaşımlara örnek olarak verilebilir. Bunun yanı sıra, literatürde Blum ve Dacorogna [53], Dacorogna vd. [54] ile Ferreira, Haan ve Peng [55] tarafından tavsiye edilen ve Denklem (8)'de gösterilen yaklaşım ile Loretan ve Philips [56] tarafından tavsiye edilen ve Denklem (9)'da gösterilen yaklaşımlardan da yararlanılmaktadır.

$$k = \sqrt{n} \quad (8)$$

$$k = \frac{n^{2/3}}{\log[\log(n)]} \quad (9)$$

Bu yaklaşımlar analizdeki toplam gözlem sayısının (n) kaç tanesinin (k) ekstrem değer olarak kabul edilmesi gerektiği sorusuna cevap vermektedir.

Bu çalışmada ise eşik değerin belirlenmesinde diğerlerinin yanı sıra DuMouchel [57], Neftçi [52] ve Gavin'nin [58] çalışmalarında da olduğu gibi örneklemin belli bir yüzdesini esas alan sabit yüzdeli dilim kuralı yaklaşımı tercih edilmiştir. Bir diğer ifadeyle, toplam örneklemin belli bir yüzdesini ekstrem değer olarak tanımlayan bir yaklaşım benimsenmiştir. Bu yaklaşımın temel avantajı farklı finansal varlıklar için EVT-VaR analizi yapılırken her bir finansal varlık için aynı sayıda ekstrem değerin modellere dahil ediliyor olmasıdır [14]. Bu yaklaşımda önemli olan nokta ise toplam gözlem sayısının % kaçının ekstrem değer olarak kabul edileceğidir. Bu noktada, McNeil ve Frey [7] literatürde önemli bir yer tutan çalışmalarında %10 değerinin kullanılmasını tavsiye etmişlerdir. Bu doğrultuda Gavin [58], Dimitrakopoulos, Kavussanos ve Spyrou[11], Ghorbel ve Trabelsi [9], Singh, Allen ve Robert [49] ile Bali ve Neftçi'nin [59] çalışmalarında %10 değerini dikkate aldıkları görülmektedir. Bu nedenle, bu

⁴ Farklı yaklaşımlar için bkz: [51, 18, 52, 14]

çalışmada da %10 değeri esas alınmıştır. Ayrıca, farklı yaklaşımlara karşı dirençli sonuçlar elde etmek amacıyla ilgili literatürle uyumlu bir şekilde analizler %5 değeri esas alarak da yinelenmiştir⁵.

Eşik değerin belirlenmesi dışında EVT-VaR analizlerinde karar verilmesi gereken bir diğer önemli nokta da analizlerde şartlı (conditional) EVT yönteminin mi yoksa şartsız (unconditional) EVT yönteminin mi kullanılacağıdır. Her iki yöntem de literatürde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [Örneğin, bkz: 60, 25, 27, 17, 30, 31, 26, 9, 8, 12,10, 15, 49, 61]. Bu çalışmada şartsız EVT yaklaşımından yararlanılmıştır. Çünkü, şartsız EVT yaklaşımı doğrudan dağılımın kuyruk bölgesine odaklanmakta ve analizlerde (15-20 yıl gibi) uzun örneklem dönemlerinin kullanılması durumunda şartlı EVT yaklaşımına göre daha tercih edilebilir bir yöntem olabilmektedir [8, 62,10]. Ayrıca, şartsız EVT yaklaşımı piyasa riskini ölçerken geçmişte uzun dönem boyunca gerçekleşen çeşitli ekstrem durumların sunduğu bilgileri dikkate alırken şartlı EVT yaklaşımı ağırlıklı olarak güncel döneme odaklanmaktadır [27]. Bunlara ilaveten, literatürdeki genel bulgular şartsız EVT-VaR değerlerinin şartlı EVT-VaR değerlerinden daha yüksek çıkabildiğine işaret etmektedir. Bu da ekstrem durumların söz konusu olabileceği bir ortamda daha temkinli bir yaklaşım sergilenmesi açısından özellikle denetleyici ve düzenleyici kurumlar için oldukça önemli olabilmektedir [61, 28]. Çünkü, diğerlerinin yanı sıra Çifter, Özün ve Yılmaz'ın [22] de ifade ettiği gibi Türkiye gibi gelişen ekonomilerin finans piyasaları henüz gereken derinliğe ulaşmadığından bu tür piyasalarda ani ve yüksek volatilité hareketleri daha sık gözlemlenebilmektedir. Bu durum da bankaların öngörülenin üzerinde ekonomik sermaye kaybına uğramalarına yol açabilmektedir. Bu nedenle bu tür piyasalarda finansal risk yönetimi konusunda daha temkinli bir yaklaşım sergilenmesinin önemli olduğu düşünülmektedir.⁶

Bu kapsamda, GPD dağılımına göre şartsız EVT-VaR değeri Denklem (10)'da gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$EVT-VaR_{GPD} = \mu + \frac{\beta}{\xi} \left(\left(\frac{N}{N_{\mu}} (1-p) \right)^{-\xi} - 1 \right) \quad (10)$$

Burada, N toplam gözlem sayısını; N_{μ} , ekstrem değer sayısını; p ise güven düzeyini göstermektedir.

EVT-ES değeri ise Denklem (11)'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$EVT-ES = \frac{EVT-VaR_{GPD}}{1-\xi} + \frac{\beta-\xi\mu}{1-\xi} \quad (11)$$

Çalışmada, β ve ξ değerlerinin tahmininde literatürle uyumlu bir şekilde Denklem (12)'de gösterilen en çok olabilirlik yönteminden (Maximum likelihood estimation method, MLE) yararlanılmıştır:

$$L(\xi, \beta | x) = \begin{cases} N \log \beta - \left(\frac{1}{\xi} + 1 \right) \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{\xi}{\beta} x_i \right) & \text{eğer } \xi \neq 0 \\ -N \log \beta - \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^N x_i & \text{eğer } \xi = 0 \end{cases} \quad (12)$$

Burada, x ekstrem değerleri göstermektedir.

2.2.2. Monte Carlo simülasyonu ve VaR değerleri

⁵ McNeil ve Frey'in [7] ifade ettiği gibi analizlerde GPD dağılımı kullanıldığında ekstrem değer sayısının 50'den fazla olması dirençli sonuçlar elde edilmesi için yeterli olabilmektedir. Bu çalışmada da hem %10 hem de %5 değeri esas alındığında eşik değeri aşan ekstrem değer sayısı 50'nin üzerinde çıkmaktadır.

⁶ Nitekim, bu tür temkinli yaklaşımların BDDK (Bankacılık Denetleme ve Düzenleme Kurulu, BDDK) tarafından da uygulandığı görülmektedir. Örneğin, Basel düzenlemeleri çerçevesinde bankaların sermaye yeterlilik rasyosunun en az %8 olması belirlenirken BDDK bu oranı Türkiye için en az %12 olarak belirlemektedir.

Monte Carlo simülasyonu belli bir dağılım varsayımı çerçevesinde oluşturulan rassal verilerden hareketle bir gün sonrası için üretilen olası fiyat serileri ile gözlemlenebilen en güncel fiyat arasındaki farka bağlı olarak VaR değerlerinin hesaplanmasına dayanan bir yöntemdir. Buradaki kritik noktayı ilgili dağılım varsayımına bağlı olarak bir gün sonraki olası değerlerin nasıl üretileceği oluşturmaktadır. Literatürden hareketle teorik altyapısı Markov süreci, genelleştirilmiş Wiener süreci, Ito-Lemma ve Geometrik Brownian Motion yaklaşımına dayanan MC simülasyon süreci Denklem (13)'deki gibi ifade edilebilir:

$$S_1 = S_0 e^{\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) \Delta t + \sigma \sqrt{\Delta t} \varepsilon_t} \quad (13)$$

Burada, S_0 ilgili finansal değişkene ait en güncel fiyatı; S_1 bir gün sonrası için olası fiyatı; ε_t Wiener sürecini; μ ve σ^2 ilgili finansal varlığın ortalama getirisini ve varyansını; Δt zaman aralığını ifade etmektedir. Ayrıca, $\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) \Delta t$ sürecin deterministik bileşenini ifade ederken; $\sigma \sqrt{\Delta t} \varepsilon_t$ sürecin stokastik bileşenini ifade etmektedir. Dolayısıyla, aslında Denklem (13) ilgili finansal varlıkların getiri değerlerinin ortalama bir değeri olduğu fakat bu ortalama değer etrafındaki hareketlerin çeşitli şoklara bağlı olarak ortaya çıkmasından dolayı öngörülemezliği ilkesinin matematiksel karşılığını ifade etmektedir [63].

Bu açıklamalar ışığında bu çalışmada MC-VaR değerleri üretilirken öncelikle Denklem (13)'e bağlı olarak her bir para birimi için bir gün sonrasına ilişkin 10000 adet olası değer üretilmiş ve bu değerlerin her birinden gerçekleşen en güncel değer çıkarılarak bir gün sonrasına ilişkin olası 10000 adet kar / zarar değeri elde edilmiştir. Ardından, taşınan pozisyonun niteliğine göre bu kar / zarar değerleri arasından ilgili güven düzeyine tekabül eden en yüksek veya düşük kar veya zarar değerleri belirlenerek MC-VaR değerleri elde edilmiştir. MC-ES değerleri ise MC-VaR değeri ve onu aşan değerlerin ortalaması alınarak hesaplanmıştır.

3. Bulgular

Değişkenlere ait betimleyici istatistikler ve birim kök testi sonuçları Tablo 2'de sunulmuştur. Basıklık değerlerine bakıldığında tüm para birimlerinin basıklık değerlerinin 3'ten belirgin bir şekilde fazla olduğu anlaşılmaktadır. Bu durum, ilgili döviz piyasalarında ekstrem fiyat hareketlerinin gerçekleşme olasılığının standart normal dağılımın öngördüğünden daha yüksek olduğu anlamına gelmektedir. Çarpıklık değerleri ise Brezilya Reali, G.Kore Wonu ve Yeni Tayvan Doları için negatif diğer ülke döviz kurları içinse pozitif değerler almaktadır. Bu durum da ilgili finansal değişkenlerin getiri dağılımının asimetrik bir yapı sergilediği anlamına gelmektedir. Dağılımların asimetrik bir yapı sergilemesi de dağılımın sağ ve sol kuyruk bölgelerinin farklı karakteristik özellikler sergilediği bu nedenle ayrı ayrı modellenmeleri gerektiği anlamına gelmektedir [31]. Jarque-Bera test istatistiği sonuçları da, beklenildiği gibi, incelenen tüm para birimleri için getiri serilerinin standart normal dağılıma uyduğunu ifade eden Ho hipotezini %5 anlamlılık düzeyinde reddetmektedir. Ayrıca, getiri serilerine uygulanan Augmented-Dickey Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testleri de tüm getiri serilerinin durağan olduğunu göstermektedir.

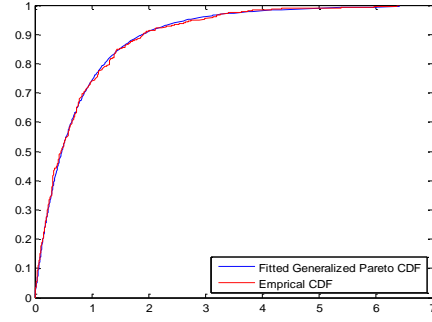
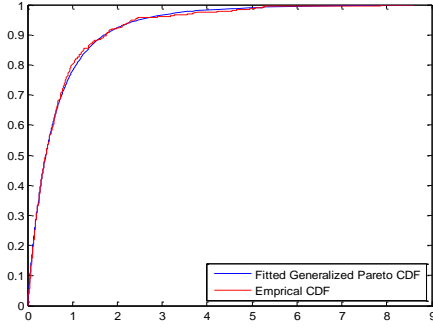
Tablo 2. Betimleyici istatistikler ve birim kök testi sonuçları

	Brezilya	G. Afrika	Türkiye	G. Kore	Meksika	Hindistan	Tayland	Tayvan
Getiri serilerine ait betimleyici istatistikler (%)								
Ortalama	0.0078	0.0013	0.0244	-0.0036	0.0213	0.0086	-0.0062	-0.0033
Std.sapma	1.0644	1.1124	0.8373	0.7364	0.6948	0.4778	0.3863	0.3125
Çarpıklık	-0.0609	0.2511	0.0152	-0.5650	0.8454	0.1889	0.1563	-0.4404
Basıklık	11.8357	5.9484	18.445	51.274	16.342	12.533	16.203	12.652
Jarque-Bera	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*
Birim kök testleri								
ADF	0.0000*	0.0001*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*
PP	0.0001*	0.0000*	0.0001*	0.0001*	0.0001*	0.0001*	0.0001*	0.0001*

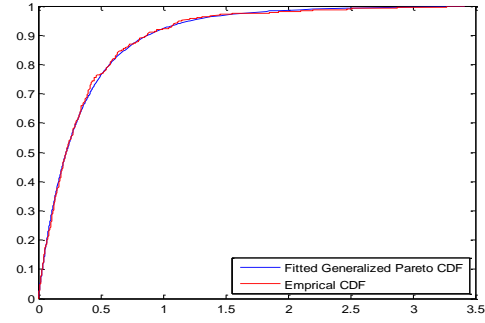
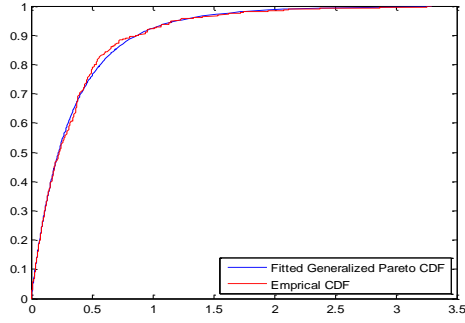
*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. Jarque-Bera, ADF ve PP testleri için verilen değerler olasılık değeridir. Birim kök testlerinin getiri serilerine uygulanması nedeniyle analizde trendsiz model spesifikasyonu dikkate alınmıştır.

EVT analizlerinin etkinliğinin belirlenmesindeki önemli aşamalardan birini GPD dağılımı ile ekstrem değerlerin kendi ampirik dağılımı arasındaki uyum oluşturmaktadır. Bu uyumu gözlemlemek amacıyla GPD dağılımına dayalı olarak elde edilen kümülatif dağılım ile ekstrem değerlerin kendi ampirik dağılımı Şekil 3 ve 4'te birlikte gösterilmiştir. Şekiller incelendiğinde hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa riskini temsil eden ekstrem değerlerin kendi ampirik dağılımı ile GPD dağılımının oldukça uyumlu olduğu anlaşılmaktadır. Bu da incelenen tüm döviz kurları için ekstrem değerlerin dağılımının GPD dağılımı ile etkin bir şekilde modellenebileceği anlamına gelmektedir.

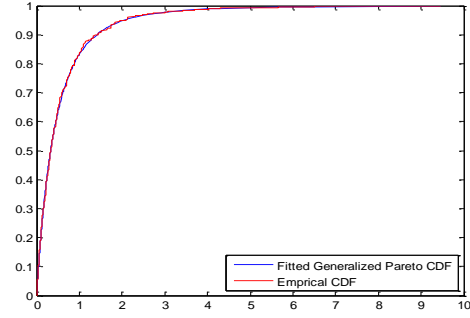
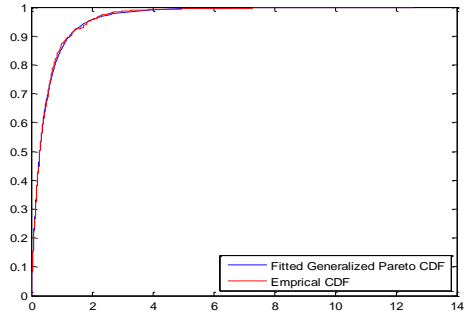
Brezilya Reali



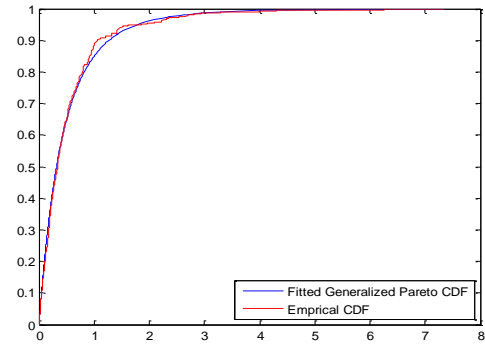
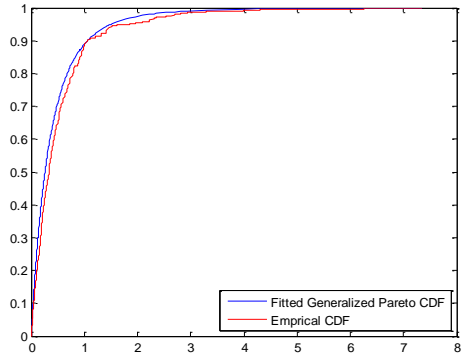
Hindistan Rupisi



G.Kore Wonu



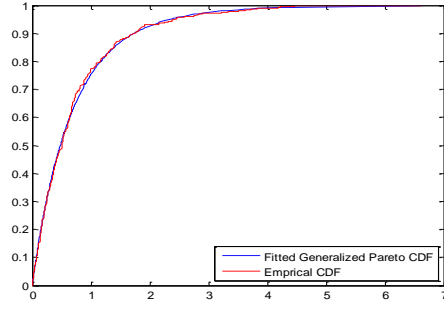
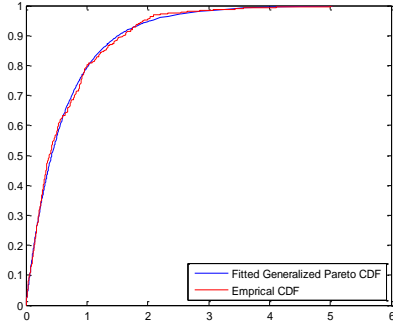
Meksika Pesosu



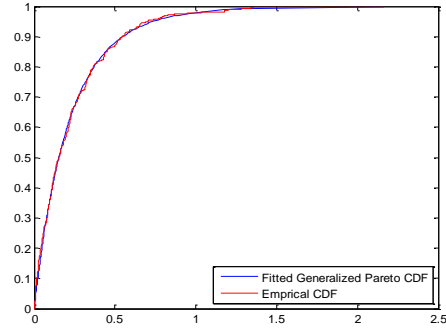
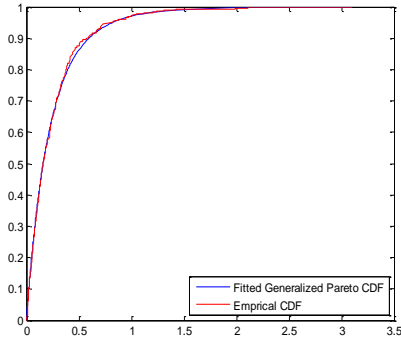
Not: Her bir para birimi için sol tarafta yer alan şekiller aşağı yönlü piyasa riski, sağ tarafta yer alan şekiller ise yukarı yönlü piyasa riski için dağılımların uyumunu göstermektedir. Mavi çizgi ile gösterilen GDP dağılımını, kırmızı çizgi ile gösterilen ise ekstrem değerlerin ampirik dağılımını ifade etmektedir.

Şekil 3. GPD dağılımının döviz kurlarının ampirik dağılımları ile uyumu

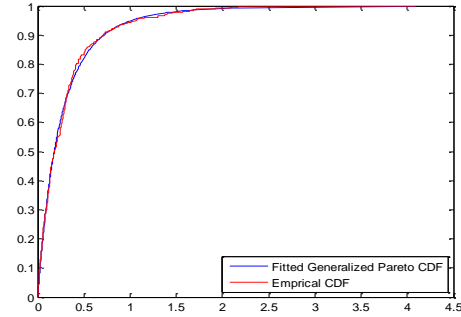
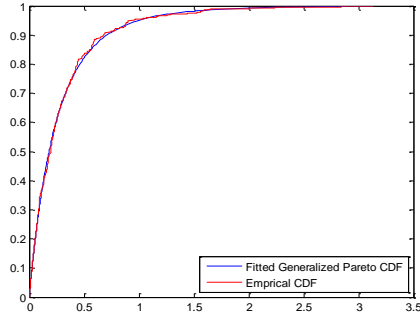
G.Afrika Randı



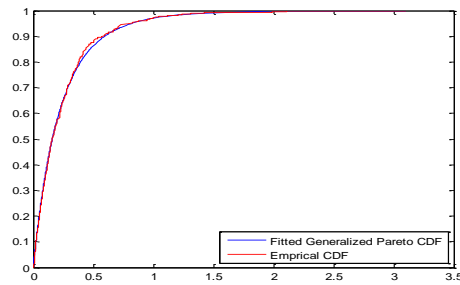
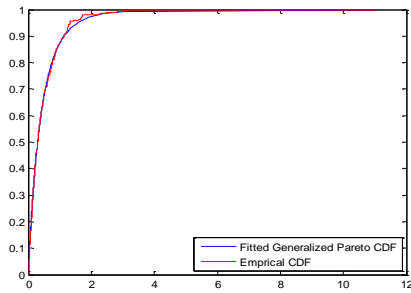
Yeni Tayvan Doları



Tayland Bahtı



Türk Lirası



Not: Her bir para birimi için sol tarafta yer alan şekiller aşağı yönlü piyasa riski, sağ tarafta yer alan şekiller ise yukarı yönlü piyasa riski için dağılımların uyumunu göstermektedir. Mavi çizgi ile gösterilen GDP dağılımını, kırmızı çizgi ile gösterilen ise ekstrem değerlerin ampirik dağılımını ifade etmektedir.

Şekil 4. GPD dağılımının döviz kurlarının ampirik dağılımları ile uyumu

İlgili ülke döviz kurlarına ilişkin EVT-VaR ve EVT-ES değerleri Tablo 3'te sunulmuştur. Öncelikle, şekil (ξ) parametresine bakıldığında her durumda pozitif değerler aldığı görülmektedir. Bu durum, beklenildiği gibi, ekstrem değerlerin dağılımının standart Pareto dağılımına uyduğu anlamına gelmektedir. Bu bulgu, dereceleri farklı olmakla birlikte çalışmada yer alan tüm döviz kurları için kalın kuyruk sorununun var olduğu anlamına gelmektedir.

İlgili ülkelerin para birimlerinin risk düzeylerine gelince aşağı yönlü piyasa riski için %99 güven düzeyinde en riskli para birimlerinin Brezilya Reali ve G. Afrika Randı olduğu anlaşılmaktadır. Çünkü, ilgili para birimleri için EVT-VaR değerleri sırasıyla %2.799 ve %2.778 olmaktadır. En az riskli para birimlerinin ise sırasıyla Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi olduğu ifade edilebilir. Çünkü, ekstrem durumların gerçekleşmesi durumunda bu para birimleri için bir gün sonraki maksimum kayıp oranları sırasıyla %0.913, %1.098 ve %1.328 olmaktadır. Türk Lirası, G.Kore Wonu ve Meksika Pesosunun EVT-VaR değerlerinin sırasıyla % 1.987, %1.892 ve %1.729 olması nedeniyle de bu para birimlerinin göreceli olarak orta derecede riskli para birimleri olduğu ifade edilebilir.

Tablo 3. EVT-VaR ve EVT-ES sonuçları (%10)

Döviz kurları	μ	ξ	β	EVT-VaR		EVT-ES	
				%1	%5	%1	%5
Aşağı yönlü piyasa riski							
Brezilya Reali	1.0810	0.281	0.5306	%2.799	%1.4870	% 4.209	% 2.384
G.Afrika Randı	1.2591	0.101	0.5858	%2.778	%1.6790	%3.600	%2.379
Türk Lirası	0.8496	0.158	0.4095	%1.987	%1.1496	%2.688	%1.693
G.Kore Wonu	0.6264	0.317	0.3733	%1.892	%0.9158	%3.026	%1.567
Meksika Pesosu	0.6714	0.232	0.3476	%1.729	%0.9328	%2.502	%1.464
Hindistan Rupisi	0.4597	0.176	0.3059	%1.328	%0.6852	%1.885	%1.105
Tayland Bahtı	0.3898	0.197	0.2431	%1.098	%0.5704	%1.576	%0.918
Yeni Tayvan Doları	0.3188	0.139	0.2190	%0.913	%0.4782	%1.263	%0.758
Yukarı yönlü piyasa riski							
Brezilya Reali	1.1276	0.219	0.634	%3.026	%1.602	%4.369	%2.547
G.Afrika Randı	1.3101	0.107	0.6625	%3.040	%1.787	%3.989	%2.586
Türk Lirası	0.9366	0.1404	0.5800	%2.5133	%1.359	%3.446	%2.103
G.Kore Wonu	0.6689	0.2948	0.4268	%2.0755	%0.997	%3.269	%1.739
Meksika Pesosu	0.7599	0.2088	0.4278	%2.0248	%1.079	%2.899	%1.704
Hindistan Rupisi	0.5244	0.1896	0.3030	%1.3992	%0.749	%1.978	%1.175
Tayland Bahtı	0.3752	0.2207	0.2385	%1.0909	%0.554	%1.599	%0.911
Yeni Tayvan Doları	0.3225	0.091	0.2136	%0.869	%0.475	%1.159	%0.726

Daha önce ifade edildiği gibi finansal risk yönetimi açısından bir diğer önemli konuyu ES değerleri oluşturmaktadır. Çünkü, EVT-VaR değerleri %99 güven düzeyinde elde edilen değerlerdir. Bir diğer ifadeyle bu modeller %1 hata payı ile çalışmaktadırlar. Bu nedenle, bu hata payının gerçekleşmesi durumunda ortaya çıkabilecek kayıp oranlarının ne olabileceğinin hesaplanması da finansal risk yönetimi açısından bir diğer önemli konuyu oluşturmaktadır. Bu kapsamda, EVT-ES değerlerine bakıldığında bu değerlerin Brezilya Reali ve G.Afrika Randı için sırasıyla %4.209 ve %3.6; Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi için sırasıyla %1.263, %1.576 ve %1.885; G.Kore Wonu, Türk Lirası ve Meksika Pesosu içinse sırasıyla %3.026, %2.688 ve %2.502 olduğu anlaşılmaktadır. Konunun önemi nedeniyle rakamsal bir örnek vermek gerekirse ilgili para birimlerinde 1000 birim uzun pozisyon taşıyan bir yatırımcı veya banka için döviz kurlarında aşağı yönlü piyasa riskine dayalı ekstrem durumların gerçekleşmesi durumunda bir gün sonraki maksimum kayıp tutarları %99 güven düzeyinde Brezilya ve G. Afrika için 27.99 Brezilya Reali ve 27.78 G.Afrika Randı; Tayvan, Tayland ve Hindistan için 9.13 Yeni Tayvan Doları, 10.98 Tayland Bahtı ve 13.28 Hindistan Rupisi; Türk Lirası, G.Kore Wonu ve Meksika Pesosu içinse sırasıyla 19.87 Türk Lirası, 18.92 G.Kore Wonu ve 17.29 Meksika Pesosu olacaktır. Eğer, %1'lik hata payı gerçekleşirse bu durumda kayıp tutarları ilgili değerleri aşarak Brezilya

ve G.Afrika için 42.09 Brezilya Reali ve 36 G.Afrika Randı ; Tayvan, Tayland ve Hindistan için 12.63 Yeni Tayvan Doları, 15.76 Tayland Bahtı ve 18.85 Hindistan Rupisi; G.Kore, Türkiye ve Meksika içinse 30.26 G.Kore Wonu, 26.88 Türk Lirası ve 25.02 Meksika Pesosu seviyelerine ulaşacaktır.

Yukarı yönlü piyasa riskine bakıldığında da %99 güven düzeyinde EVT-VaR sonuçlarına göre para birimlerinin risk sıralamasında herhangi bir değişiklik olmadığı anlaşılmaktadır. Bu kapsamda, yine en riskli para birimlerinin Brezilya Reali ve G. Afrika Randı; en az riskli para birimlerinin ise Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi olduğu ifade edilebilir. Türk Lirası, G.Kore Wonu ve Meksika Pesosu ise yine göreceli olarak orta derecede riskli para birimleri arasında yer almaktadır. Rakamsal olarak ifade etmek gerekirse EVT-VaR değerleri Brezilya Reali ve G. Afrika Randı için sırasıyla %3.026 ve %3.04; Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi içinse sırasıyla %0.869, %1.091 ve %1.399 olmaktadır. Ayrıca, EVT-ES değerlerinin dikkate alınması durumunda da benzer sonuçlara ulaşılmaktadır. Örneğin, EVT-ES değerleri Brezilya Reali ve G. Afrika Randı için sırasıyla %4.369 ve 3.989 ; Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi içinse sırasıyla %1.159, %1.599 ve %1.978 olmaktadır.

Burada, dikkat çeken önemli bir nokta ise aşağı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi (ilgili para birimlerinin Dolar karşısında değer kazanması) durumunda ortaya çıkan kayıp tutarları ile yukarı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi (ilgili para birimlerinin Dolar karşısında değer kaybetmesi) durumunda ortaya çıkan kayıp tutarlarının birbirinden farklı olmasıdır. Ayrıca, Yeni Tayvan Doları ve Tayland Bahtı dışındaki tüm para birimleri için yukarı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi durumundaki kayıp tutarlarının (EVT-VaR değerlerinin) daha fazla olduğu anlaşılmaktadır. Bu da finansal varlıkların getiri dağılımının sağ ve sol kuyruk bölgelerinin ayrı ayrı modellenmesini destekleyen bir bulgudur.

Dolayısıyla, tüm bu sonuçları özetlemek gerekirse bulgular ilgili para birimlerinde taşınabilecek hem uzun hem de kısa pozisyonlar için Brezilya Reali ve G.Afrika Randının en riskli para birimleri olduğu ardından sırasıyla Türk Lirası, G. Kore Wonu ve Meksika Pesosunun geldiği; en az riskli para birimlerinin ise sırasıyla Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi olduğuna işaret etmektedir.

Daha önce belirtildiği gibi EVT analizlerinde eşik değer belirlenmesi önemli aşamalardan birini oluşturmaktadır. Çalışmanın bu aşamasında farklı yaklaşımlara karşı dirençli sonuçlar elde edebilmek amacıyla analizler %5 oranı dikkate alınarak yinelenmiş ve bu kapsamda elde edilen bulguların %10 oranı ile oldukça benzer olduğu görülmüştür. Örnek, teşkil etmesi amacıyla %5 oranının dikkate alınması durumunda en riskli üç ülke para birimi için elde edilen VT-VaR ve EVT-ES değerleri Tablo 4'te sunulmuştur. Bu bulgulardan da anlaşılacağı üzere hem elde edilen EVT-VaR ve EVT-ES değerlerinin hem de para birimlerinin risk sıralamasının %10 oranı ile oldukça benzer olduğu anlaşılmaktadır⁷.

Tablo 4. EVT-VaR ve EVT-ES sonuçları (%5)

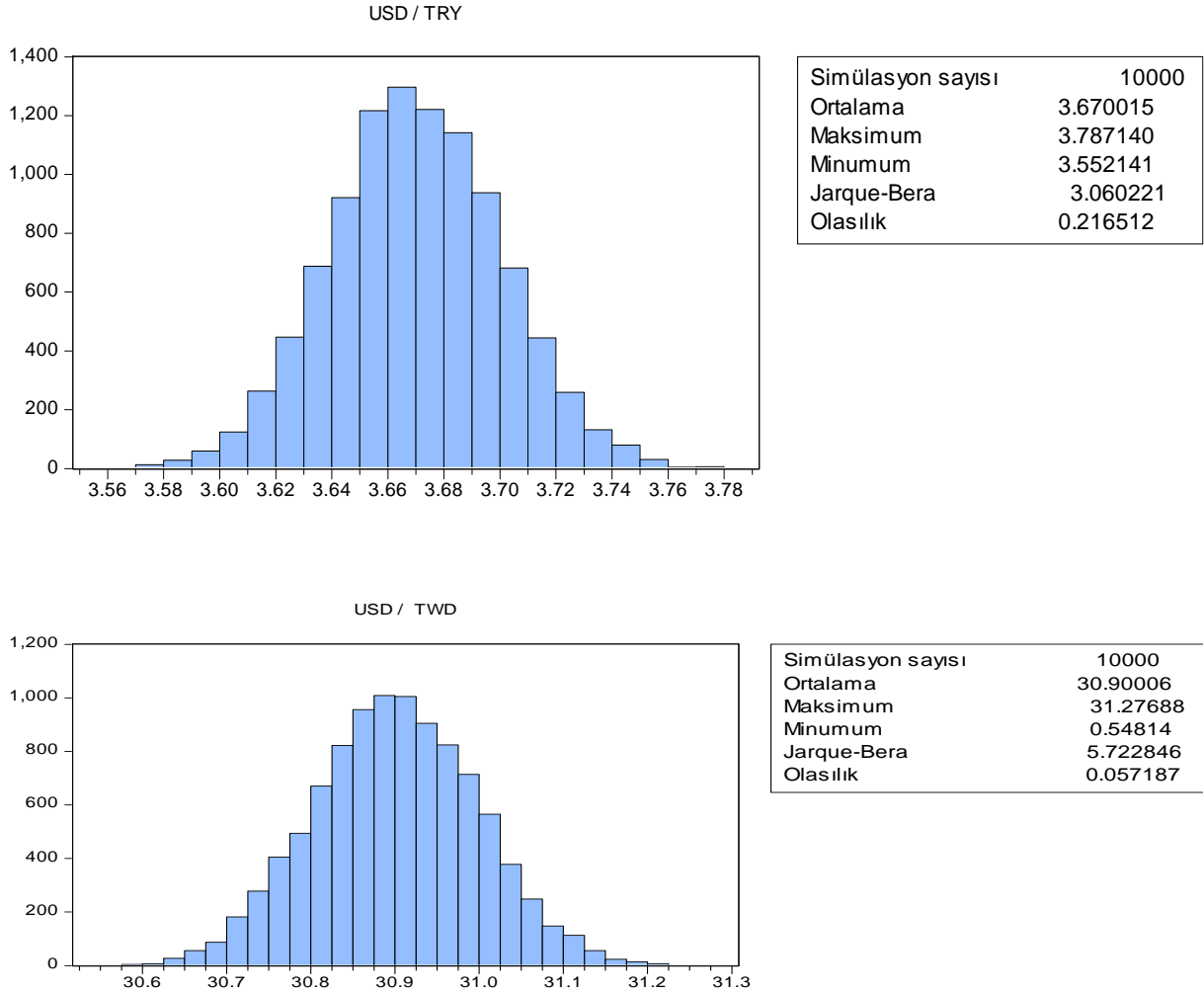
Ülkeler	μ	ξ	β	EVT-VaR		EVT-ES	
				%1	% 5	%1	%5
Aşağı yönlü piyasa riski							
Brezilya Reali	1.4841	0.3189	0.6157	%2.7790	%1.4841	%4.2893	%2.3881
G.Afrika Randı	1.6448	0.0214	0.7239	%2.8302	%1.6448	%3.5958	%2.3845
Türk Lirası	1.1598	0.1947	0.4272	%1.9672	%1.1598	%2.6929	%1.6903
Yukarı yönlü piyasa riski							
Brezilya Reali	1.58547	0.1287	0.8378	%3.0837	%1.5855	%4.2665	%2.5470
G.Afrika Randı	1.81862	0.2179	0.5995	%2.9743	%1.8186	%4.0628	%2.5851
Türk Lirası	1.35912	0.1341	0.6454	%2.5185	%1.3591	%3.4434	%2.1045

⁷ Çalışmada tüm analizler %95 güven düzeyi dikkate alınarak da yapılmıştır. Bu kapsamdaki bulgular da Tablo 3'te sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde, bulguların %99 güven düzeyinde elde edilen bulgularla oldukça benzer olduğu anlaşılmaktadır. Fakat literatürde ve uygulamada daha çok %99 güven düzeyine dayalı analizlere yer verildiğinden bu çalışmada da %99 güven düzeyi üzerinde durulmuştur.

3.1. MC-VaR ve MC-ES analiz sonuçları

Literatürde, EVT analizinin gerekliliğini ortaya koymak amacıyla bu modelin sunduğu VaR değerleri geleneksel modellerin sunduğu VaR değerleri ile karşılaştırılmaktadır. Bu kapsamda, örneğin, Assaf [26] çalışmasında finansal zaman serilerinin dağılımının kalın kuyruk özelliği sergilemesi durumunda geleneksel VaR modellerinin riski olduğundan az ölçtüğünü göstermiştir. Bu nedenle, finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerini yeterince dikkate almayan modellerin piyasa riski ölçümünde kullanılmasının piyasa riskinin doğru bir şekilde ölçülemediği gibi bir soruna yol açabileceğini ifade etmiştir.

Bu kapsamda, çalışmanın bu aşamasında geleneksel bir VaR modeli olarak standart normal dağılıma dayalı Monte Carlo simülasyon analizine yer verilmiştir. Analizler yapılırken öncelikle her bir finansal varlık için bir gün sonrasına ilişkin olası 10000 adet değer üretilmiş ve bu değerlerden cari dönemdeki finansal varlık değerleri çıkarılarak olası kar / zarar değerleri elde edilmiştir. Örnek teşkil etmesi amacıyla Türk Lirası ve Yeni Tayvan Doları için bir gün sonrasına ilişkin olarak elde edilen 10000 adet değerlerin histogramı ve betimleyici istatistikleri Şekil 3'te sunulmuştur. Bu analizlere bağlı olarak %99 ve %95 güven düzeylerinde elde edilen MC-VaR ve MC-ES değerleri de Tablo 5'te gösterilmiştir.



Şekil 3. USD/ TRY ve USD/ TWD değişkenlerine ait histogram

Öncelikle, histogramlardan da görüleceği üzere, MC analizinden elde edilen değerler %5 anlamlılık düzeyinde simetrik bir dağılım olan standart normal dağılım varsayımına uymaktadır. Dolayısıyla, MC simülasyonuna göre elde edilen aşağı ve yukarı yönlü piyasa riski değerleri birbirine oldukça yakın çıkmaktadır. Bu nedenle, Tablo 5'te sadece aşağı yönlü piyasa riskine ilişkin değerler sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde, ülkelerin para birimlerinin risklilik durumlarına göre sıralanışlarında bir değişiklik olmamakla birlikte VaR ve özellikle de ES'ye bağlı risk ölçüm değerlerinde belirgin bir azalma olduğu gözlemlenmektedir. Örneğin, EVT-VaR analizinde %99 güven düzeyinde Brezilya, G.Afrika ve Türkiye için kayıp oranları sırasıyla %2.799, % 2.778 ve %1.987 iken MC-VaR analizinde ilgili değerler sırasıyla %2.463, %2.578 ve % 1.919 seviyelerine gerilemektedir. EVT-ES analizinde ilgili değerler sırasıyla %4.209, %3.600 ve %2.688 iken MC-ES analizinde ise ilgili değerler daha belirgin bir şekilde azalarak sırasıyla %2.848, %2.906 ve %2.199 seviyelerine gerilemektedir. Daha da önemlisi, daha önce belirtildiği gibi, MC analizi aşağı ve yukarı yönlü piyasa riski için benzer değerler üretirken EVT analizinde bu değerler de değişmektedir. Örneğin, EVT-VaR analizinde Brezilya, G. Afrika ve Türkiye için %99 güven düzeyinde yukarı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi durumundaki kayıp oranları aşağı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi durumundaki kayıp oranlarını aşarak sırasıyla %3.026, %3.040 ve %2.513 seviyelerine çıkarken MC-VaR analizinde ilgili değerler değişmeyerek yine sırasıyla %2.463, %2.578 ve % 1.919 seviyelerinde kalmaktadır.

Bu kapsamda, kısaca ifade etmek gerekirse mevcut bulgular finansal zaman serilerinde asimetrik dağılım ve kalın kuyruk özellikleri sergilemesi durumunda MC gibi standart yöntemlerin simetrik dağılım varsayımı altında tahmin edilmesinin piyasa riski ölçümü açısından yeterli olmayabileceğine işaret etmektedir. Bu bulgular da diğerlerinin yanı sıra Assaf [26] ve Goncu vd.'nin [21] çalışmalarında belirttiği bulgular ile benzerlik göstermektedir.

Tablo 5. MC-VaR ve MC-ES sonuçları

	MC-VaR		MC-ES	
Aşağı yönlü piyasa riski	% 1	% 5	% 1	% 5
Brezilya Reali	%2.463	%1.745	%2.848	%2.188
G.Afrika Randı	%2.578	%1.810	%2.906	%2.262
Türk Lirası	%1.919	%1.363	%2.199	%1.698
G.Kore Wonu	%1.711	%1.226	%1.978	%1.533
Meksika Pesosu	%1.601	%1.131	%1.819	%1.209
Hindistan Rupisi	%1.115	%0.777	%1.276	%0.979
Tayland Bahtı	%0.905	%0.604	%1.022	%0.794
Yeni Tayvan Doları	%0.727	%0.516	%0.844	%0.645

4. Değerlendirme ve Sonuç

Piyasa riski analizinde varyans-kovaryans yöntemi, tarihi simülasyon yöntemi, filtrelenmiş tarihi simülasyon yöntemi ve Monte Carlo simülasyon yöntemi oldukça yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Fakat, belirtilen tüm bu yöntemler daha çok normal piyasa koşulları altında gerçekleşebilecek olası kayıp tutarlarının hesaplanmasında kullanılabilir. Bu nedenle, bu yöntemler özellikle ekstrem finansal koşulların söz konusu olması durumunda piyasa riskinin olduğundan daha az ölçülmesine yol açabilmektedir. Geleneksel yöntemlerin bu eksikliği özellikle 2007-2008 küresel finans krizi döneminde daha da belirgin bir hale gelmiştir. Bu nedenle literatürde ekstrem değerler teorine dayalı piyasa riski analizlerine dönük yoğun bir ilgi oluşmuştur. Ekstrem değerler teorisinin avantajı doğrudan incelenen dönem içerisinde gerçekleşen ekstrem değerleri esas alması ve bu sayede gerçekleşme olasılığı az ama etki derecesi yüksek olayları modelleyebilmesidir.

Bu çalışmada Brezilya, Meksika, G. Kore, Tayvan, Hindistan, Tayland, Türkiye ve G. Afrika'dan oluşan 8 gelişen ülkenin para birimlerinin ekstrem finansal koşulların söz konusu olması durumunda maruz kalabilecekleri maksimum kayıp tutarları ekstrem değerler teorisi ile analiz edilmiştir. Çalışmada

karşılaştırma imkanı sunması amacıyla Monte Carlo simülasyonuna dayalı analizlere de yer verilmiştir. Çalışmada, ayrıca, farklı döviz pozisyonlarını dikkate almak amacıyla aşağı ve yukarı yönlü piyasa riski üzerinde de durulmuş ve ES değerleri de hesaplanmıştır. ES değerlerinin hesaplanması, gerçekleşen kayıp tutarlarının VaR modelince öngörülen kayıp tutarını aşması durumunda bir finansal kurumun karşı karşıya kalabileceği ortalama kayıp tutarının hangi seviyelere ulaşabileceği sorusuna yanıt vermesi açısından oldukça önemlidir.

Çalışma bulguları ekstrem finansal koşulların söz konusu olması durumunda hem uzun hem de kısa pozisyonlar için en riskli para birimlerinin sırasıyla Brezilya Reali ve G.Afrika Randı olduğunu ardından sırasıyla Türk Lirası, G. Kore Wonu ve Meksika Pesosunun geldiğini en az riskli para birimlerinin ise sırasıyla Yeni Tayvan Doları, Tayland Bahtı ve Hindistan Rupisi olduğunu göstermektedir. Ayrıca, bulgular, tüm para birimleri için aşağı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi durumundaki kayıp tutarları ile yukarı yönlü piyasa riskinin gerçekleşmesi durumundaki kayıp tutarlarının birbirinden farklı olduğunu göstermektedir. Monte Carlo simülasyonuna dayalı analizler de para birimleri için benzer bir risk sıralamasına işaret etmekle birlikte finansal varlıkların getirilerinin asimetric dağılım özelliğini dikkate almaması nedeniyle aşağı ve yukarı yönlü piyasa riski için benzer sonuçlar üretmekte ve finansal varlık getirilerinin dağılımının kalın kuyruk özelliğini dikkate almaması nedeniyle de riski olduğundan düşük ölçebilmektedir. Bu nedenle, özellikle piyasalarda volatilitenin arttığı dönemlerde piyasa riski analizlerinde daha doğru sonuçlara ulaşılabilmesi için finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerini dikkate alan model yapılarının kullanılmasının önemli olduğu anlaşılmaktadır.

Mevcut bulguların reel ve finansal sektör kuruluşları, yatırımcılar ve politika yapıcılar açısından önemli olduğu düşünülmektedir. Öncelikle, finansal kuruluşlar açısından bakıldığında bulgular finansal risk düzeyinin arttığı dönemlerde piyasa riski ölçümünde finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerini dikkate almayan geleneksel modellerin kullanılmasının doğru bir yaklaşım olmayabileceğine işaret etmektedir. Çünkü, finansal kuruluşlarca geleneksel modellere dayalı olarak hesaplanan sermaye miktarı risklerin gerçekleşmesi durumundaki kayıp tutarlarını karşılamada yeterli olmayabilir. Bu saptamanın özellikle Türkiye gibi yüksek volatilitite hareketlerinin göreceli olarak daha sık gözlemlendiği gelişen piyasalar açısından oldukça önemli olduğu düşünülmektedir. Aksi takdirde, bu ülke finansal kuruluşları yüksek oranda ekonomik sermaye kaybına uğrama riskiyle karşı karşıya kalabileceklerdir.

Reel sektör kuruluşları açısından bakıldığında ise özellikle Brezilya, G. Afrika ve Türkiye gibi riskli para birimlerinin bulunduğu ülke ekonomilerinde faaliyet gösteren şirketlerin döviz kurlarında yaşanabilecek beklenmeyen durumların yol açabileceği kayıplara karşı korunma sağlamak amacıyla türev piyasalardan yararlanmalarının gerekli olduğu düşünülmektedir. Aksi takdirde, işletme faaliyetlerinden elde edilen gelirler ani ve sert döviz kuru hareketleri sonrasında yaşanabilecek kayıplar nedeniyle oldukça düşük seviyelere gerileyebilir.

Yatırımcılar açısından bakıldığında ise ilgili para birimlerinin risk düzeylerinin belirlenmiş olmasının yanı sıra bu para birimlerinde taşınacak kısa ve uzun pozisyonların risk düzeylerinin ayrı ayrı ölçülmesinin yatırım kararları açısından önemli olduğu düşünülmektedir. Çünkü, bu bilgiler farklı yatırımcı tiplerinin (Örneğin, riskten kaçan, riski seven ve riske karşı kayıtsız) yatırım stratejilerini oluştururken göz önünde bulundurdıkları kriterler arasında yer almaktadır.

Politika yapıcılar açısından bakıldığında ise özellikle denetleyici ve düzenleyici kurumlar bankaların ekstrem durumlar karşısında uygun bir sermaye yapısına kavuşmasını sağlamak amacıyla daha temkinli davranmak isterlerse bu durumda piyasa riski ölçümünde ES değerlerinin VaR değerlerine alternatif teşkil edebileceği ifade edilebilir. Çünkü, ES değerleri her durumda VaR değerlerinden daha yüksek çıkmaktadır [64]. Para politikası uygulamaları açısından bakıldığında ise riskli para birimlerine sahip merkez bankalarının döviz kurlarındaki hareketlere göreceli olarak daha duyarlı olması gerektiği ifade edilebilir. Çünkü, özellikle enflasyon hedeflemesine dayalı para politikalarının uygulandığı günümüzde döviz kurlarındaki sert fiyat hareketleri enflasyon dinamiklerinin bozulmasına yol açabilmektedir.

Kaynaklar

- [1] T. Angelidis, A. Benos, S. Degiannakis, 2004, The Use of GARCH models in VaR estimation, *Statistical Methodology*, 1, 105-128.
- [2] P. Abad, S. Benito, C. Lopez, 2014, A comprehensive review of value-at-risk methodologies, *The Spanish Review of Financial Economics*, 12 (1), 15-32.
- [3] P.F. Diamandis, A.A. Drakos, G.P. Kouretas, L. Zarangas, 2011, value-at-risk for long and short trading positions: Evidence from developed and emerging equity markets, *International Review of Financial Analysis*, 20, 165-176.
- [4] P. De Grauwe, 2008, The banking crisis: Causes, consequences and remedies, *Centre for European Policy Studies*, 178, 1-12.
- [5] L. T. Orlowski, 2012, Financial crisis and extreme market risks: Evidence from Europe, *Review of Financial Economics*, 21, 120-130.
- [6] S.B. Muela, C.L. Martin, R.A. Sanz, 2017, An application of extreme value theory in estimating liquidity risk, *European Research on Management and Business Economics*, 23 (3), 157-164.
- [7] A.J. McNeil, R. Frey, 2000, Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series : An extreme value approach, *Journal of Empirical Finance*, 7, 271-300.
- [8] M. Gilli, E. Kellezi, 2006, An application of extreme value theory for measuring financial risk, *Computational Economics*, 27, 207-228.
- [9] A. Ghorbel, A. Trabelsi, 2008, Predictive performance of conditional extreme value theory in value-at-risk estimation, *International Journal of Monetary Economics and Finance*, 1(2), 121-148.
- [10] V. Marimoutou, B. Raggad, A. Trabelsi, 2009, Extreme value theory and value-at-risk: Application to oil market, *Energy Economics*, 31, 519-530.
- [11] D.N. Dimitrakopoulos, M.G. Kavussanos, S.I. Spyrou, 2010, Value-at-risk models for volatile emerging markets equity portfolios, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 50 (4), 515-526.
- [12] A. Cifter, 2011, Value-at-risk estimation with wavelet-based extreme value theory: Evidence from emerging markets, *Physica A*, 390, 2356-2367.
- [13] R. Jesús, E. Ortiz, A. Cabello, 2013, Long run peso/dollar exchange rates and extreme value behavior: Value-at-risk modeling, *The North American Journal of Economics and Finance*, 24, 139-152.
- [14] E. Altun, 2014, Uç değerler teorisi ve riske maruz değer, *Yüksek Lisans Tezi*, <http://www.openaccess.hacettepe.edu.tr:8080/xmlui/bitstream/handle/11655/2115>.
- [15] M. Karmakar, G.K. Shukla, 2015, Managing extreme risk in some major stock markets: An extreme value approach, *International Review of Economics And Finance*, 35, 1-25.
- [16] G. Trzpiot, J. Majewska, 2010, Estimation of value-at-risk: Extreme value and robust approaches, *Operations Research and Decision*, 20 (1), 131-143.
- [17] H.N.E. Byström, 2004, Managing extreme risks in tranquil and volatile markets using conditional extreme value theory, *International Review of Financial Analysis*, 13, 133-152.
- [18] R. Gençay, F. Selçuk, 2004, Extreme value theory and value-at-risk: Relative performance in emerging markets, *International Journal of Forecasting*, 20, 287-303.
- [19] Z. Wang, W. Wu, C. Chen, Y. Zhou, 2010, The exchange rate risk of Chinese yuan: Using VaR and ES based on extreme value theory, *Journal of Applied Statistics*, 37 (2), 265-282.
- [20] G. Liao, T-Z. Pan, L-F. Chang, S-C. Huang, C-F. Wu, 2012, Portfolio value-at-risk by Bayesian conditional EVT-copula models: taking an Asian index portfolio for example, *Journal of Statistics and Management Systems*, 15 (2), 345-367.
- [21] A. Goncu, A.K. Akgul, O. Imamoğlu, M. Tiryakioğlu, M. Tiryakioğlu, 2012, An analysis of the extreme returns distribution: The case of the Istanbul Stock Exchange, *Applied Financial Economics*, 22(9), 723-732.
- [22] A. Çifter, A. Özün, S. Yılmaz, 2007a, Beklenen kuyruk kaybı ve genelleştirilmiş pareto dağılımı ile riske maruz değer öngörüsü: Faiz oranları üzerine bir uygulama, *Bankacılar Dergisi*, 60, 3-16.
- [23] A. Çifter, A. Özün, S. Yılmaz, 2007b, Geriye dönük testlerin karşılaştırmalı analizi: Döviz kuru üzerine bir uygulama, *Bankacılar Dergisi*, 62, 27-43.
- [24] E.M. Iglesias, M. Dolores, L. Varela, 2012, Extreme movements of the main stocks traded in the Eurozone: An analysis by sectors in the 2000's decade, *Applied Financial Economics*, 22 (24), 2085-2100.
- [25] E.M. Iglesias, 2012, An analysis of extreme movements of exchange rates of the main currencies traded in the foreign exchange market, *Applied Economics*, 44, 4631-4637.
- [26] A. Assaf, 2009, Extreme observations and risk assessment in the equity markets of MENA region: Tail measures and value-at-risk, *International Review of Financial Analysis*, 18, 109-116.

- [27] E.M. Iglesias, 2015, Value-at-risk and expected shortfall of firms in the main European Union stock market indexes: A detailed analysis by economic sectors and geographical situation, *Economic Modelling*, 50, 1-8.
- [28] L. Kalyvas, C. Siriopoulos, N. Dritsakis, 2004, Reaching extreme events with conditional and unconditional models, *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 1 (1), 156-162.
- [29] C. Payaslioglu, 2009, A tail index tour across foreign exchange rate regimes in Turkey, *Applied Economics*, 41 (3), 381-397.
- [30] Y. Bensalah, 2000, Steps in applying extreme value theory to finance: A review, Bank of Canada, Working Paper 2000-20. Research and Risk management Section, Financial Markets Department.
- [31] F. Ren, D.E. Giles, 2010, Extreme value analysis of daily Canadian crude oil prices, *Applied Financial Economics*, 20 (12), 941-954.
- [32] T. Fretheim, G. Kristiansen, 2015, Commodity market risk from 1995 to 2013: An extreme value theory approach, *Applied Economics*, 47 (26), 2768-2782.
- [33] A.A. Soyalp, E. Nevruz, U. Karabey, 2013, Gelişmekte olan bazı piyasalarda finansal risklerin uç değer kuramı ile ölçülmesi, *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik & Aktüerya*, 6, 86-95.
- [34] N. Çelik, M.F. Kaya, 2010, Uç değerler yöntemi ile riske maruz değer'in tahmini ve İstanbul Menkul Kıymetler Borsası üzerine bir uygulama, *Bankacılık ve Sigortacılık Araştırmaları Dergisi*, 1(1), 19-32.
- [35] A. Arik, B. Bulut, M. Sucu, 2013, Finansal risklerin uç değer kuramı ile ölçülmesi, *Bilim ve Teknoloji Dergisi A - Uygulamalı Bilimler ve Mühendislik*, 14 (2), 119-134.
- [36] E. Başçı, H. Kara, 2011, Finansal istikrar ve para politikası, *İktisat, İşletme ve Finans Dergisi*, 26 (302), 9-25.
- [37] A.H. Kara, 2012, Küresel kriz sonrası para politikası, *İktisat, İşletme ve Finans Dergisi*, 27, (315), 9-36.
- [38] W. Chkili, C. Aloui, D.K. Nguyen, 2012, Asymmetric effects and long memory in dynamic volatility relationships between stock returns and exchange rates, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22, 738-757.
- [39] Y. Fan, Y.J. Zhang, H.T. Tsai, Y.M. Wei, 2008, Estimating 'value-at-risk' of crude oil price and its spillover effect using the GED-GARCH approach, *Energy Economics*, 30 (6), 3156-3171.
- [40] P. Giot, S. Laurent, 2003, Value-at-risk for long and short positions, *Journal of Applied Econometrics*, 18, 641-664.
- [41] W. Chkili, S. Hammoudeh, D.K. Nguyen, D.K., 2014, Volatility forecasting and risk management for commodity markets in the presence of asymmetry and long memory, *Energy Economics*, 41, 1-18.
- [42] C. Aloui, S. Mabrouk, 2010, Value-at-risk estimations of energy commodities via long memory, asymmetry and fat-tailed GARCH models, *Energy Policy*, 38, 2326-2339.
- [43] P. Artzner, J. Delbaen, M. Eber, D. Heath, 1997, Thinking coherently, *Risk*, 10 (11), 68-71.
- [44] P. Artzner, J. Delbaen, M. Eber, D. Heath, 1999, Coherent measures of risk, *Mathematical Finance*, 9 (3), 203-228.
- [45] Y. Yamai, T. Yoshida, 2005, Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective, *Journal of Banking & Finance*, 29, 997-1015.
- [46] A.F. Rossignolo, M.D. Fethi, M. Shaban, 2012, Value-at-risk models and basel capital charges: evidence from emerging and frontier stock markets, *Journal of Financial Stability*, 8(4), 303-319.
- [47] S. Basak, A. Shapiro, 2001, Value-at-risk-based risk management: Optimal policies and asset prices, *The Review of Financial Studies*, 14(2), 371-405.
- [48] F.M. Longin, 2000, From value-at-risk to stress testing: The extreme value approach, *Journal of Banking & Finance*, 24, 1097-1130.
- [49] A.K. Singh, D.E. Allen, P.J. Robert, 2013, Extreme market risk and extreme value theory, *Mathematics and Computers in Simulation*, 94, 310-328.
- [50] L. Kourouma, D. Dupre, G. Sanfilippo, O. Taramasco, 2011, Extreme value-at-risk and expected shortfall during financial crisis. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1744091>.
- [51] B.M. Hill, 1975, A simple general approach to inference about the tail of a distribution, *Annals of Statistics*, 3, 1163-1174.
- [52] S.N. Neftci, 2000, Value-at-risk calculations, extreme events, and tail estimation, *The Journal of Derivatives*, 7 (3), 23-38.
- [53] P. Blum, M. Dacorogna, 2003, Extreme forex moves, *RISK*, Februray, 63-67.
- [54] M. Dacorogna, R. Gencay, U. Muller, R. Olsen, O. Pictet, 2001, An introduction to high frequency finance, Academic Press, California.
- [55] A. Ferreira, L. de Haan, L. Peng, 2003, On optimising the estimation of high quantiles of a probability distribution, *Statistics*, 37, 401-434.
- [56] M. Loretan, P.C.B. Philips, 1994, Testing the covariance stationarity of heavy tailed time series: An overview of the theory with applications to several financial datasets, *Journal of Empirical Finance*, 1 (2), 211-248, 1994.

- [57] W.H. DuMouchel, 1983, Estimating the stable index α in order to measure tail thickness: A critique, *The Annals of Statistics*, 11 (4), 1019–1031, 1983.
- [58] J. Gavin, 2000, Extreme value theory—an empirical analysis of equity risk, *Quantative Risk: Models & Statistics UBS Warburg*, August, 1-9.
- [59] T.G. Bali, S.N. Neftci, 2003, Disturbing extremal behavior of spot rate dynamics, *Journal of Empirical Finance*, 10, 455-477.
- [60] E.M. Iglesias, M.D.L. Varela, 2012, Extreme movements of the main stocks traded in the Eurozone: An analysis by sectors in the 2000's decade, *Applied Financial Economics*, 22:24, 2085-2100.
- [61] A. Ghorbel, S. Souilmi, 2014, Risk measurement in commodities markets using conditional extreme value theory, *International Journal of Econometrics and Financial Management*, 2(5), 188-205.
- [62] J. Daniessson, C.G. de Vries, 2000, Value-at-risk and extreme returns, *Annales d'Économie et de Statistique*, 60, 239-270.
- [63] S.P. Peterson, 2012, *Models of stock price Dynamics in investment theory and risk management*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA.
- [64] J.B. Su, 2014, Empirical analysis of long memory, leverage, and distribution effects for stock market risk estimates, *North American Journal of Economics and Finance*, 30, 1-39.