

GELİŐMEKTE OLAN ÜLKELERİN BANKA ENDEKSLERİNDEKİ REJİM DEĐİŐİKLİKLERİNİN ANALİZİ

ANALYSIS OF REGIME SWITCHING IN BANK INDICES OF EMERGING COUNTRIES

Yakup SÖYLEMEZ* 

Öz

Arařtırmanın amacı geliŐmekte olan ülkelerdeki banka endekslerinin “daralma”, varsa “ılımlı büyüme” ve “geniŐleme” dönemlerinde i) hangi olasılıkla ve ne kadar süre kaldıkları, ii) buldukları rejimlerden hangi rejimlere geme olasılıklarının yüksek olduėu ve analiz sonucunda elde edilen volatilitte yayılımlarının ne yönde olduėu bilgilerinin elde edilerek analiz edilmesi suretiyle yatırımcıya faydalı endeksler hakkında bilgi saėlanmasıdır. alıřma kapsamında tek deėiŐkenli Markov rejim deėiŐken karar destek modeli (MSGARCH) kullanılmıŐtır. Arařtırmanın veri setini G20 içerisinde yer alan in, Hindistan, Brezilya, Güney Kore, Rusya, Meksika, Endonezya, Suudi Arabistan Türkiye, Arjantin ve Güney Afrika borsalarında iŐlem gören on iki banka ve finansal endeksin 2010-2020 yılları arasındaki günlük getiri serileri oluŐturmaktadır. Arařtırma G20 içerisindeki geliŐmekte olan ülkelerin banka ve finansal endekslerinin rejim deėiŐiklikleri gösterdikleri ve rejimlerde kalma sürelerinin birbirinden baėımsız ve farklı olarak gerekleŐtiėine dair bulgular elde etmiŐtir. Bununla birlikte geliŐmekte olan ülkelerin banka endekslerine yapılacak orta ve uzun vadeli yatırımların getiri potansiyelinin yüksek olduėuna iliŐkin kanıtlar elde edilmiŐtir.

Anahtar Kelimeler: Banka Endeksi, Markov Rejim DeėiŐim Modelleri, Zaman Serisi Analizi

Jel Kodları: G11, G14, G15, G21, C51

Abstract

The aim of the study is to analyze the regime changes in bank indices and to determine the probability of transition between regimes. In the study, univariate Markov regime variable decision support model (MSGARCH) was used. The data set of this research are twelve banks and financial index constitutes the daily return series between 2010-2020 years in listed China, India, Brazil, South Korea, Russia, Mexico, Indonesia, Saudi Arabia, Turkey, Argentina and South Africa stock exchange. The research has found that the bank and financial

* Dr.Öėr.Üyesi, Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, yakup.soylemez@beun.edu.tr.

indices of the emerging countries within the G20 show regime changes and that the duration of their stay in regimes is independent and different. Nevertheless, evidence has been obtained that the return potential of medium and long-term investments to be made in the bank indices of developing countries is high.

Keywords: Bank Index, Markov Regime Switching Models, Time Series Analysis

Jel Codes: G11, G14, G15, G21, C51

Giriş

Finansal sistemin en önemli aktörlerinden biri olarak gösterilebilecek olan bankaları, “*para, kredi ve sermaye konularına giren her çeşit işlemleri yapan ve düzenleyen, özel veya kamusal kişilerle işletmelerin bu alandaki her türlü gereksinimlerini karşılama faaliyetlerini temel uğraş konusu olarak seçen bir ekonomik birim*” (Takan ve Boyacıoğlu, 2010:2) olarak tanımlamak mümkündür. Tanımdan da açıkça anlaşılacağı üzere bankalar, mevduat toplayarak kredi veren, para ve kredi politikalarının uygulanmasına yardımcı olan, piyasalarda aracılık fonksiyonunu yerine getiren, ulusal ve uluslararası alanda sanayi kuruluşlarına katkıda bulunan, çeşitli türdeki menkul kıymetleri saklayan, yasaların koyduğu kısıtlamalar çerçevesinde borsacılık faaliyetlerine katılan ve mikro ve makro boyutta ülkelerin kalkınmasına katkı yapan kuruluşlardır. Bununla birlikte son on yılda teknoloji alanında yaşanan gelişmeler bankalara Fintech platformları adıyla bilinen yeni rakipler kazandırmaya başlamıştır. Bu durum bankaların sadece geleneksel yöntemlerle bankacılık faaliyetlerini sürdürmelerini olanaksız kılmaktadır (Söylemez, 2020: 340-341). Gittikçe gelişen ve genişleyen bankacılık faaliyetleri bir takım riskleri de beraberinde getirmektedir.

Bankacılık alanında oluşan riskleri genel olarak, “*bir işleme ya da faaliyete ilişkin bir parasal kaybın ortaya çıkması veya bir giderin ya da zararın oluşması halinde ekonomik zararın oluşması ihtimali*” (BDDK, 2006: 3) şeklinde tanımlamak mümkündür. Bununla birlikte Basel III kriterleri doğrultusunda bankacılık faaliyetlerinde ortaya çıkabilecek riskler; kredi riski, piyasa riski ve operasyonel risk olarak gruplandırılabilir (Mermod ve Ceran, 2011: 31). Bankacılık faaliyetlerinin riskli bir yapıya sahip olması özellikle finansal kriz dönemlerinde finansal sistemin büyük bir çıkmaza girmesine neden olmaktadır. Bu durumun önemli örnekleri arasında Asya krizi, 2001 Türkiye bankacılık krizi ve 2008 küresel finansal krizi gösterilebilir (Kaykusuz, 2014). Bankacılık sisteminin ülkelerin mikro ve makroekonomik politikalarını geniş ölçüde etkilemesi ve bu etkinin küresel bir boyut kazanması bankacılık sisteminin regüle edilmesini de gerekli kılmıştır. Bu kapsamda oluşturulan Basel komitesi bankacılık sistemiyle ilgili önemli kararlar alarak, ülkelerin regülasyonlarına rehber olmuştur. Bununla beraber Arıcan vd. (2019) tarafından Türkiye özelinde yapılan kapsamlı bir çalışma bankacılık sisteminin regüle edilmesinin, riskleri önemli ölçüde azaltmakla beraber karlılıkları da azalttığını ortaya koymaktadır.

Bankacılık sisteminin regüle edilmesinin karlılıklarını azaltması teorik olarak beklenen bir durum olarak görülebilir ve bu konunun araştırmalara tabi tutulması bankacılık sistemi açısından oldukça önemlidir. Bununla birlikte yatırımcı açısından bankacılık sisteminden elde edilen getirinin miktarı ve yönünün belirlenmesi de oldukça önemli bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bankalar genellikle pay senetleri borsalarda işlem gören kurumlardır. Bu doğrultuda borsaların birçoğu

banka endeksi oluřturma yoluyla hem bankacılık sisteminin genel finansal durumu hakkında yatırımcıları bilgi sahibi yapmakta hem de bir yatırım endeksi ortaya ıkarmaktadır. Bu kapsamda alıřma banka endekslerinin daralma, geniřleme ve ılımlı buyme rejimlerinde bulunup bulunmadıkları, eęer bulunuyorlarsa ne kadar sureyle buldukları, buldukları rejimde kalma ve dięer rejimlere geme olasılıkları konusunda yatırımcıya faydalı bilgiler sunmayı amalamaktadır. alıřmada belirlenen amaca ulařılabilmesi amacıyla G-20 lkeleri ierisinde bulunan geliřmekte olan lkelerin banka endeksleri ve finansal endeksleri (eęer banka endeksleri bulunmuyorsa) kullanılmıřtır.

G20, dnyanın her kıtasından geliřmiř ve geliřmekte olan lkelerin bir araya geldięi bir forumdur. G20 lkeleri genel olarak deęerlendirildięinde dnya ekonomik ıktısının yaklaşık olarak %80'ini, dnya nfusunun te ikisini ve uluslararası ticaretin drtte n temsil etmektedir. G20 lkeleri ilk kez 1999 yılında kresel makro-finansal konuları tartıřmak amacıyla maliye bakanları ve merkez bankası başkanları nezdinde oluřturulmuřtur. 2008 finansal krizi dneminde G20 zirvesi lke liderleri dzeyinde yapılr hale gelmiřtir (<https://g20.org/en/about/Pages/whatis.aspx>, Eriřim Tarihi: 01/04/2020). G20 ye lkeleri Avrupa kıtasından; Trkiye, İngiltere, Fransa, Almanya, İtalya, Rusya Federasyonu ve Avrupa Birlięi, Amerika kıtasından; ABD, Kanada, Meksika, Arjantin ve Brezilya, Asya-Pasifik blgesinden; in Halk Cumhuriyeti, Hindistan, Japonya, Gney Kore, Endonezya ve Avustralya, Afrika kıtasından Gney Afrika ve Ortadoęudan Suudi Arabistan'ın katılımlıyla oluřmaktadır.

Tablo 1'de G20 lkeleri (Avrupa Birlięi hari) ve temel makroekonomik gstergeleri bulunmaktadır. Tablo 1 incelendięinde G20 lkeleri 4,5 milyarlık bir nfusu ve yaklaşık olarak yıllık (2019 yılı itibarıyla) 67 milyar \$'lık gayri safi yurtii hasılayı (GSYİH) iermektedir. G20 ierisinde bulunan geliřmekte olan lkelerin gayri safi yurtii hasılası ise yaklaşık 27 milyar \$ olarak gerekleřmiřtir. Buna karřılıklı geliřmekte olan lkelerin toplam nfusu yaklaşık olarak 3,7 milyarı bulmuřtur. Dolayısıyla ekonomik geliřme iin byk bir potansiyele sahip oldukları da grlmektedir.

Tablo 1. G20 lkeleri Gayri Safi Yurtii Hasıla Byklkleri

lke	Nfus	GSYİH (Milyar \$)	Kiři Baři GS-YİH (\$)	Bor (Milyar \$)	Bor (%GS-YİH)	Cari Aık (%GSYİH)
ABD	327,352,000	21,427,100	65,456	21,456,363	104.26	-5.68
in	1,395,380,000	13,368,073	9,580	6,766,845	50.64	-4.66
Japonya	126,529,100	4,971,767	39,293	11,424,131	234.99	-2.43
Almanya	83,019,213	3,846,591	46,334	2,443,497	59.80	1.40
İngiltere	66,647,112	2,824,850	42,385	2,426,862	85.40	-2.10
Hindistan	1,352,617,328	2,718,732	2,010	1,849,402	68.05	-6.27
Fransa	67,012,883	2,708,067	40,411	2,734,329	98.10	-3.00
İtalya	60,359,546	2,001,290	33,156	2,811,141	134.80	-1.60
Brezilya	209,469,333	1,867,818	8,917	1,641,023	87.89	-7.17
G. Kore	51,635,000	1,720,489	33,320	612,075	37.68	2.19
Kanada	36,994,000	1,712,479	46,290	1,539,565	89.94	-0.40
Rusya	146,800,000	1,657,290	11,289	241,945	14.61	2.91
Avustralya	25,169,000	1,420,045	56,420	587,209	41.37	-0.94

Meksika	124,738,000	1,222,053	9,797	655,025	53.62	-2.20
Endonezya	264,162,000	1,022,454	3,871	307,572	30.09	-1.75
S.Arabistan	33,699,947	786,522	23,339	149,217	18.98	-5.87
Türkiye	82,003,882	771,274	9,405	232,591	30.17	-3.67
Arjantin	44,560,000	519,487	11,658	446,873	86.06	-5.49
G.Afrika	57,939,000	368,135	6,354	208,683	56.71	-4.14
Toplam	4,556,087,344	66,934,515	14,691	58,534,349	85.60	-

Kaynak: <https://countryeconomy.com/countries/groups/g20>, Erişim Tarihi: 01/04/2020.

G20 ülkeleri arasında yer alan gelişmekte olan ülkelerde bankacılık sektörünün gelecekteki beş yılını tahmin etmeye yönelik olarak yapılan çalışmada Eti vd. (2019), Hindistan dışındaki ülkelerde gelecek beş yılda bankalar tarafından özel sektöre verilecek kredilerin GSYİH oranının artacağı yönünde bulgular elde etmişlerdir. Bu durum gelişmekte olan ülkelerde bankacılık sektörünün kalkınmada önemli bir yeri olabileceğini göstermektedir. Bankacılık sektörünün kalkınmada önemli bir rol oynaması da araştırmanın kapsamının G20 ülkeleri arasında yer alan gelişmekte olan ülkelerde bulunan banka endeksleri olarak belirlenmesinde etkili olmuştur. Çalışmada incelenen ülkeler ve ülkelere ait banka endeksleri ise Tablo 2'de gösterilmiştir. Araştırma kapsamında incelenen ülkelerde banka endekslerinin günlük logaritmik getiri serileri kullanılmıştır. Bununla birlikte banka endeksi bulunmayan ülkelerde ise bankacılık sektörünü de kapsayan finansal endeksler kullanılmıştır. Tablo 2 incelendiğinde Hindistan'da iki farklı banka endeksi olduğu görülmektedir. Bu endekslerden NSE-BANK kodlu endeks özel sektör bankalarının dahil olduğu endeks iken; NIFTYPSU kodlu endeks ise kamu sektöründen bankaların dahil olduğu endekstir.

Tablo 2. Araştırmada Kullanılan Endeksler

Sıra No	Ülke	Endeks	Endeks Kodu
1	Çin Halk Cumhuriyeti	FTSE China A600-Bank	FTXIN48350
2	Hindistan	Nifty Bank	NSEBANK
3	Hindistan	Nifty PSU Bank	NIFTYPSU
4	Brezilya	Financials	IFNC
5	Güney Kore	KOSPI200 Financials	KS200FNCL
6	Rusya	MOEX Financials	MOEXFN
7	Meksika	S&P/BMV Financials	MXSE07
8	Endonezya	IDX Finance	JKFINA
9	Suudi Arabistan	Banks	TBNI
10	Türkiye	BIST Banks	XBANK
11	Arjantin	S&P/BMYA Argentina General Financials	SPBYMAIG40
12	Güney Afrika	FTSE JSE Financials 15	JFINI

Araştırmada banka endeksleri yoluyla bankacılık sektörünün getiri yönü hakkında yararlı bilgiler sağlanması amaçlanırken araştırmanın bir başka kısıtının ise getiri serisinin zamanı olduğunun belirtilmesinde yarar bulunmaktadır. Bu nedenle araştırmada kullanılacak veri seti 2010 yılından başlamak üzere on yıllık olarak kullanılmıştır. Bununla birlikte endekslerin bazılarının oluşturulma tarihi 2010 yılından sonra olduğu için örneklem sayıları açısından farklılıklar oluşmuştur. Bu

farklılıklar veri setlerinin birlikte kullanıldıđı ok deđiřkenli modeller iin byk bir sorun oluřturmakta ve arařtırma bulguları bakımından yanlış sonuçlara varılmasına neden olmaktadır. Ancak bu arařtırma kapsamında kullanılan model veri setlerini birbirinden bađımsız olarak deđerlendiren tek deđerlikenli bir model olduđu iin arařtırmanın byle bir kısıtı bulunmamaktadır. Arařtırma kapsamında kullanılan veri setlerine iliřkin endeks grafikleri ise EK-1’de gsterilmektedir.

EK-1 incelendiđinde lkelerin banka ve finansal endeks verilerinin trendler itibarıyla farklılıklar gsterdikleri grlmektedir. Bunun sebebinin banka ve finansal endeks verilerini makro faktrlerin yanı sıra mikro faktrlerinde etkilemiř olduđudur. rneđin, Suudi Arabistan banka endeks verisinde 2016 yılında ciddi bir dřř grlmektedir. Bu durumun temel sebebi 19 Ekim 2016 tarihinde Suudi prens Trki bin Suud-el Kebir’in kral Selman bin Abdlaziz’in onayıyla idam edilmesidir. Geliřmekte olan lkelerde siyasi dalgalanmaların geliřmiř lkelerden daha fazla olduđu geređi de yapılacak analizlerde gzden kaırılmamalıdır. EK-1 incelendiđinde dikkat eken bir bařka konu ise endeks deđerlerinin birbirinden farklı olmasıdır. Bu durum endeks deđerleri dođrudan kullanıldıđında yapılacak analizde ciddi sıkıntıların ıkmasına neden olabilir. Ancak arařtırma kapsamında yapılan uygulamada endekse ait gnlk logaritmik getiri serileri kullanılacağı iin bu sorun da ortadan kaldırılmıř olmaktadır.

Bilimsel arařtırmalarda temel problemlerden bir diđerisi ise arařtırmanın problemine uygun bir modelin seilmesidir. Yapılacak risk-getiri analizleri yatırımcıların eřitli alternatifler arasında karar vermelerine yardımcı olmaktadır. Piyasa getirilerinde yařanan byk oynaklıklar riskten kaınan yatırımcılar iin olumsuz bir durumu ifade etmektedir. Ayrıca, piyasadaki volatilitte deđerlikenliklerinin yatırım, tkretim ve diđer iř dngs deđerlikenleri zerinde nemli etkileri olabilir (Schwert, 1989: 115). Bu nedenle pay senetlerinde meydana gelecek oynaklık yatırımcılar iin son derece nemli olmakla birlikte diđer piyasa paydařları iin de son derece nemlidir. Engle (1982) tarafından ARCH modellerinin kullanılmasıyla beraber risk analizleri artık volatilitte lm ile yapılır hale gelmiřtir. ARCH tekniđi Bollerslev (1986) tarafından genelleřtirilerek GARCH modeli oluřturulmuř, sonrasında ise GARCH modellerinden daha ayrıntılı volatilitte analizlerinin yapılabildeđi trev modeller ıkarılmıřtır. Volatilitte modelleri literatrde risk ynetimi, varlık fiyatlandırma, opsiyon fiyatlandırma ve portfy ynetimi gibi geniř alanlarda kullanılmaktadır (Poon ve Granger, 2003; Babikir vd., 2012; Mejia vd., 2014; Najjar, 2016; Khan ve Zia, 2019). Bu modeller arasında yer alan MSGARCH (Markov Switching Generalized Autoregressive Conditional Heterostedasticity – Markov Rejim Deđerliken GARCH Modeli) modeli volatilitte analizinde gzlemlenemeyen bir durum deđerlikeni tarafından farklı rejimler arasındaki geiřleri analiz etmeyi sađlayan bir modeldir. MSGARCH modelinde sonsuz sayıda rejim oluřturulabileceđi halde yapılan finansal analizlerde genellikle iki (daralma-geniřleme) veya  (daralma-ılımlı byme-geniřleme) farklı rejim kullanılmaktadır.

MSGARCH modelinin genel yapısı hakkında bilinmesi gereken bir diđer kavram ise rejim deđerlikenliđi ile ne kastedildiđidir. Rejim deđerlikenliđi, zaman serisinin durumunun bir nceki duruma dnmeden veya bir bařka duruma gemeden nce belirli bir sre iin farklılařması olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla MSGARCH modelinde yapılan analiz grece istikrarlı trendler ierisindeki rejim deđerlikenliklerinin grlebilmesinden ibarettir. Zaman serisi eski durumuna dnmeyecek řekilde bir deđerliken gsteriyorsa bu durumda MSGARCH modeli yerine yapısal kırılmalı modeller kullanılmalıdır

(Brooks, 2008: 451). Araştırma kapsamında yapılan uygulamada kullanılan veri setinin bu açıklamalar çerçevesinde MSGARCH modeline uygun olduğu görülmektedir.

Bu bölümde açıklanan sebeplerle, bu araştırmanın amacı G20 bünyesinde bulunan gelişmekte olan ülkelerin borsalarında işlem görmekte olan banka ve finansal endekslerinin volatilité yapısının MSGARCH modeliyle analiz edilmesidir. Gelişmekte olan ülkelerin banka ve finansal endeksleri kalkınmaları için son derece önemli olmakla birlikte işlem hacmi en yüksek endeksler arasında da yer almaktadır. Çalışmada veri seti olarak farklı ülkeler için farklı uzunluktaki zaman serileri kullanılmakla birlikte, 2010 yılı sonrası on yıllık volatilité yayılımı analiz edilmiştir. Çalışma G20 bünyesinde bulunan gelişmekte olan ülkelerin banka ve finansal endekslerinin MSGARCH modeli kullanılarak analiz edildiği ve bulguların karşılaştırmalı olarak tartışıldığı literatürdeki ilk çalışmadır. Çalışmanın budan sonraki bölümünde ilgili literatür hakkında bilgi verilmiş, sırasıyla kullanılan metodoloji anlatılmış ve uygulama kısmına geçilmiştir. Çalışma bulguların tartışılması ve sonuç kısmıyla bitirilmiştir.

1. Literatür Taraması

Literatürde GARCH modelleri kullanılarak oldukça fazla alanda çalışma gerçekleştirilmiştir. Modeller sıklıkla volatilité dinamikleri hakkında bilgi edinmek için kullanılmaktadır. MSGARCH modelleri ise GARCH modelleri arasında görece daha az kullanılan modellerdendir. Genel olarak literatür incelendiğinde bankacılık endeksinin kullanıldığı çalışmaların daha az olduğu dikkat çekmektedir. Bununla birlikte bunun sebebinin çalışmaların genellikle temel endeksler çerçevesinde oluşturulması olduğu görülmüştür. Çalışmanın bu kısmında G20 içerisinde yer alan gelişmekte olan ülkelerdeki banka ve finansal endeksler ve GARCH tipi modeller kullanılarak yapılan araştırmalar sunulmuştur.

Bu çerçevede Chitkasame ve Tansuchat (2019) yapmış oldukları çalışmada güney doğu Asya borsalarındaki (ASEAN) bulaşma etkisini MS-DCC-GARCH modeli kullanarak analiz etmişlerdir. Çalışma ASEAN borsalarının genellikle yüksek korelasyon rejiminde kaldığına ve oynaklık derecesinin yüksek olduğuna dair bulgular elde etmiştir. Bu durum ASEAN borsaları arasında güçlü bir bulaşma etkisi olduğunu işaret etmektedir. Doğu Asya borsalarındaki bulaşma etkisini inceleyen bir diğer çalışmada Brailsford vd. (2006) Tayvan, Çin ve Hong Kong'da işlem gören banka endekslerinin risk-ge-tiri analizini yapmışlardır. Çalışma zaman serisi etkilerini kontrol eden bir GARCH modeli kullanarak risk-ge-tiri analizi yapmaktadır. Analiz neticesinde sektör içi bulaşma etkisinin olduğu yönünde kanıtlar elde edilmiştir. ASEAN ülkelerini esas alan bir diğer çalışma ise Mensah ve Premaratne (2018) tarafından yapılmıştır. Mensah ve Premaratne (2018) banka endekslerini kullanarak ASEAN ülkeleri (Singapur, Malezya, Tayland, Filipinler ve Endonezya) ile küresel bazı banka endeksleri (Japonya, Hong Kong, Çin, Hindistan ve ABD) arasındaki korelasyon ve nedensellik ilişkilerine bakmışlardır. Çalışmada korelasyonu tespit edebilmek için GARCH modeli kullanılmış ve değişkenler arasında zamanla artan bir korelasyon ilişkisi bulunmuştur. Söz konusu üç çalışmanın da ortak yönü bankacılık sektörü içerisinde ve diğer ülke endeksleri arasında bulaşma etkisinin yani yüksek korelasyonun olduğuna dair bulgular elde etmeleridir. Çalışmalar yatırımcılar için piyasalar arası güçlü sinyaller olabileceğine ilişkin fikir verebilmektedir.

Güney doğu Asya borsaları arasında yer alan Endonezya borsasına özel olarak yapılan bir tahmin alıřmasında Sugiyanto vd. (2018) Endonezya'da yařanan krizlerin önceden tespit edilip edilemeyeceđi ile ilgili banka endeks verilerini kullanmıřlardır. Yapılan alıřmada volatilite yayılımının tespiti amacıyla MSGARCH modeli kullanılmıřtır. alıřmada volatilite yayılımını en başarılı olarak deđerlendiren modelin MSGARCH (3,1,1) olduđu tespit etmiřtir. Yapılan alıřma Endonezya'da Asya Krizi'nin önceden tespit edilebileceđine dair bulgular elde edilmiřtir. Kuzey doğu Asya borsaları üzerine yapılan bir alıřmada ise Kim (2014) Güney Kore'de KOSPI200 endeksi kapsamındaki sekiz sektör endeksinin arasındaki iliřkiyi analiz etmek için DCC modelini kullanmıřtır. Yapılan alıřmada finansal sektörle inřaat ve makine sektörü arasında yüksek korelasyon, tüketici sektör endeksleri arasında ise düşük korelasyon tespit edilmiřtir. Sektörler arasındaki korelasyon dinamiklerinde çok az asimetric etkiye rastlanırken; sektör getirilerindeki volatilite dinamiklerinde ise güçlü asimetric etkiye rastlanmıřtır.

Literatürde banka endekslerindeki volatilite yayılımı ile ilgili alıřmalar da bulunmaktadır. Bernardino vd. (2018) banka endeksinin de içinde bulunduđu sektör endekslerinin volatilite yayılımını GARCH-VaR modelini kullanarak analiz etmiřlerdir. alıřmada sektörel endeksler riske maruz deđer dikkate alınarak analiz edilmiřtir. Arařtırma Brezilya'da farklı sektör endekslerinin farklı risk davranıřlarına sahip olduklarını göstermektedir. Yapılan analiz yatırımcılar için sektörler itibarıyla yararlı bilgiler sađlamıřtır. Bir diđer alıřmada ise Pessanha vd. (2016) Brezilya'da iřlem gören bankaların birleřme ve satın alma durumlarında getirilerindeki oynaklıđı analiz etmek üzere bir alıřma gerçekleřtirmiřlerdir. alıřma bu amaçla GARCH modellerini kullanmaktadır. Arařtırmada birleřme ve satın almaların volatilite üzerinde etkili olduđuna dair kanıtlar elde edilmiřtir. Birleřme ve devralma iřlemlerinde bilgi asimetrisine uygun olarak volatilite dinamikleri iyi bilinen bankalar için olumlu, daha az bilinen bankalar için olumsuz olduđuna dair kanıtlar elde edilmiřtir. Matos vd. (2017) ise yapmıř oldukları alıřmada Brezilya'daki sektör indekslerinin volatilitesi için ileriye dönük bir kořullu yaklařım önererek varlık fiyatlandırması için bir model geliřtirmiřlerdir. Bu alıřmada CAPM modeli kullanılarak indeks getirileriyle makroekonomik deđiřkenler arasında iliřki kurulurken volatilite yayılımı için GARCH modelini kullanmıřlardır. alıřmada faiz oranı ve cari denge nin finansal sektör endeksi üzerinde önemli etkiye sahip olduđuna iliřkin bulgular elde etmiřlerdir.

Hindistan banka endekslerindeki volatilite yayılımı ile ilgili literatürde birçok alıřma yer almaktadır. Bu alıřmalardan bazıları yapılan düzenlemeler çerçevesinde volatilite yayılımının yönünü analiz ederken diđer alıřmalar ise genel durumu analiz etmek için kullanılmıřtır. Anoop vd. (2018) 8 Kasım 2016 tarihinde Hindistan'da kara para aklanmasına kořu yapılan yasal düzenlemelerin borsa üzerindeki etkisini GARCH modeli kullanarak analiz etmiřlerdir. alıřma söz konusu düzenlemenin banka endeksi üzerinde olumsuz etkisi olduđuna dair bulgular elde etmiřtir. Arařtırma yatırım ve ticaret stratejileri için önemli bilgiler üretmektedir. Benzer bir alıřmada Madhavi (2017) Brexit'in Hindistan bankacılık sektörü üzerindeki etkisini arařtırmıřtır. Veriler analiz edilirken ARCH ve GARCH modelleri kullanılmıřtır. alıřmada ARCH etkisi bulunamamakla birlikte yapılan diđer testler neticesinde Brexit'in banka endeksi üzerinde etkili olduđu sonucuna varılmıřtır. Hindistan'da iřlem gören banka endekslerine ait zaman serilerine ait getirilerdeki genel volatilite yayılımının analiz edildiđi alıřmada Trivedi ve Gawande (2017) Hindistan'da kamu bankalarının volatilite yayılımlarını ve getirilerindeki kaldıraç etkisini arařtıran bir alıřma gerçekleřtirmiřlerdir.

Çalışmada NIFTY PSU endeksine EGARCH (1,1) modelini uygulayarak getiri serisindeki kaldıraç etkisini analiz etmişlerdir. Çalışma getiri serisinde kaldıraç etkisi bulunmadığına dair güçlü kanıtlar sunmuştur.

Literatürde Türkiye’de borsada işlem gören bankalara ait oluşturulmuş endekslere ilişkin çalışmalar da yer almaktadır. Kasman vd. (2011), Türk bankalarının hisse senedi getirilerinin faiz ve döviz kuruna karşı göstermiş olduğu volatilitiyi OLS ve GARCH modelleri kullanarak analiz etmişlerdir. Çalışma faiz oranı ve döviz kuru değişiklikleri ile getiri arasında negatif ve anlamlı bir ilişki olduğuna dair bulgular elde etmişlerdir. Araştırma ayrıca faiz oranı ve döviz kuru değişikliklerinin banka getirileri üzerinde temel belirleyiciler olduğuna dair kanıtlar elde etmişlerdir. Kula ve Baykut (2017) ise BİST banka endeksinin volatilitate yayılımını MSGARCH modeli kullanarak analiz etmişlerdir. Çalışmada daralma ve genişleme rejimleri olarak iki rejimli model kullanılmış ve endeksin volatilitate yayılımını en iyi açıklayan modelin MSGARCH (2,1) modeli olduğuna dair bulgular elde edilmiştir. Araştırmada düşük riskli rejimde volatilitate yayılımının yüksek olduğuna dair bulgular elde edilmiştir. Bu iki çalışmadan farklı olarak Söylemez (2019) oldukça geniş bir veri seti kullanarak Türkiye’de BİST bankacılık endeksine ait volatilitate yayılımını çeşitli GARCH modelleri kullanarak analiz etmiştir. Yapılan çalışma BİST bankacılık endeksinin en iyi açıklayan modelin CGARCH (1,1) olduğuna dair bulgular elde etmişlerdir. Çalışma endeksteeki uzun süreli volatilitenin kısa süreli volatiliteden daha kalıcı olduğu ve sektör getirilerinin negatif şoklara pozitif şoklardan daha duyarlı olduğuna dair bulgular elde etmiştir.

Cajueiro ve Tabak (2006) ise daha geniş bir veri seti ile yapmış oldukları çalışmada 39 ülkenin bankacılık sektörü için volatilitate dinamiklerini GARCH modelleri kullanarak analiz etmişlerdir. Çalışmada hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkelerde banka endekslerinde yüksek volatilitate durumu gözlemlendiğine dair bulgular elde edilmiştir. Çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde risk-getiri analizi konusunda GARCH modellerinin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir. Ancak yapılan literatür taramasında gelişmekte olan ülkelerdeki banka ve finansal endekslerin analizinde MSGARCH modellerinin görece daha az kullanıldığı görülmektedir. Çalışmanın literatüre bu yönde katkı sunması amaçlanmaktadır.

2. Yöntem

Finansal zaman serilerinin volatilitatesinin analizi için literatürde genellikle GARCH modelleri kullanılmaktadır (Cajueiro ve Tabak (2006); Kasman vd. (2011); Pessanha vd. (2016); Trivedi ve Gawande (2017); Anoop vd. (2018); Sözyemez, 2019). Ayrıca GARCH tipi modellerin doğrusal zaman serilerinin analizinde daha tutarlı sonuçlar verdiği de bilinmektedir. Araştırma kapsamında kullanılan banka endeks verileri ise özellikle uzun dönemde doğrusal olmayan zaman serilerinin özelliklerini göstermektedir. Dolayısıyla banka endeks getirilerinin volatilitate analiz çalışmalarında MSGARCH modelinin daha tutarlı sonuçlar verebileceği değerlendirilmektedir.

Araştırma kapsamında kullanılan Markov rejim değişken karar destek modelinin temelini oluşturan Markov zinciri ve dolayısıyla MSGARCH modeli ismini ünlü Rus matematikçi Andrei Andreevich Markov’dan almaktadır (Seneta, 2006). Standart olarak oluşturulan bir MSGARCH modeli,

kořullu ortalama, rejim s¼reci, kořullu daęılım ve kořullu varyans adları altında d¼rt temel bileřen-den oluřmaktadır (Hamilton, 1990). Markov rejim deęiřken karar destek modeli (MSGARCH) iki rejimli bir durum iin Denklem 1’de g¼sterildięi řekilde ifade edilebilir:

$$X_t = s_t \mu_1 + (1-s_t) \mu_2 + \varepsilon_t \quad (1)$$

Denklem 1 incelendięinde s_t ile ifade edilen deęerin g¼zlemlenemeyen durum deęiřkeni olduęu bilinmelidir. İki rejimli modeller ele alındıęında durum deęiřkeni 0 ve 1 deęerlerini almaktadır. Bu alıřma iin 0 ve 1 deęerlerinin anlamı sırasıyla endeksin “daralma” ve “geniřleme” rejimlerinde bulunduęudur. S¼z konusu durum deęiřkeni 1 deęerini aldıęında yani “daralma” rejiminde denklem,

$$X_t = \mu_1 + \varepsilon_t \quad (2)$$

Durum deęiřkeni 0 deęerini aldıęında yani “geniřleme” rejiminde ise denklem,

$$X_t = \mu_2 + \varepsilon_t \quad (3)$$

řeklinde ifade edilir. Hamilton (1989) tarafından oluřturulan Denklem 1 esas alınarak MSGARCH modeli ařaęıdaki řekilde genelleřtirilebilmektedir:

$$X_t = \mu(s_t) + \beta_1(s_t)(X_{t-1} - \mu(s_{t-1})) + \dots + \beta_p(st)(X_{t-p} - \mu(s_{t-p})) + \varepsilon_t \quad (4)$$

Denklem 4’te g¼sterilen β deęiřkeni Markov deęiřim otoregresif parametresini ifade etmektedir ve s¼z konusu parametre durum deęiřkeni tarafından etkilenmektedir. Markov rejim deęiřken karar destek modelleri genellikle iki ve u rejimli durumları ifade etmek iin kullanılmaktadır. İki rejimli volatilitate analizlerinde yukarıda da belirtildięi üzere rejimler “daralma” ve “geniřleme” durumlarını ifade etmektedir. Gray (1996) ve Klaassen (2002) yapmıř oldukları alıřmada iki rejimli markov modeline ait denklemi Denklem 5’teki řekliyle ifade etmektedir:

$$h_t = [\alpha_0 + \alpha_{1(st)} \varepsilon_{t-1} + \beta_{1(st)} h_{t-1}] / [s_t = 0] + [\alpha_0 + \alpha_{1(st)} \varepsilon_{t-1} + \beta_{1(st)} h_{t-1}] / [s_t = 1] \quad (5)$$

Denklem 5’te $s_t = 0$ durumu getiri serilerinde ve piyasada “daralma” rejimini, $s_t = 1$ durumu ise “geniřleme” rejimini ifade etmektedir. Finansal zaman serilerini inceleyen arařtırmalara ait literat¼rde u rejimli modellerin kullanıldıęı alıřmalarda geniř ölç¼de yer almaktadır. Bu arařtırma kapsamında yapılacak olan uygulamada da iki ve u rejimli MSGARCH modelleri kullanıldıęı iin u rejimli MSGARCH denklemini de ifade etmek gerekmektedir. U rejimli modele ait form¼lasyon Denklem 6’da g¼sterilmektedir:

$$h_t = [\alpha_0 + \alpha_{1(st)} \varepsilon_{t-1} + \beta_{1(st)} h_{t-1}] / [s_t = 0] + [\alpha_0 + \alpha_{1(st)} \varepsilon_{t-1} + \beta_{1(st)} h_{t-1}] / [s_t = 1] + [\alpha_0 + \alpha_{1(st)} \varepsilon_{t-1} + \beta_{1(st)} h_{t-1}] / [s_t = 2] \quad (6)$$

U rejimli MSGARCH modelleri incelendięinde $s_t = 0$ “daralma” rejimini, $s_t = 1$ “ılımlı b¼y¼me” rejimini ve $s_t = 2$ “geniřleme” rejimini ifade etmektedir. Modele teorik olarak yaklařıldıęında 1. ($s_t = 0$) ve 3. ($s_t = 2$) rejimlerde volatilitenin de y¼ksek olması beklenmektedir. ¼nk¼ finansal piyasalarda varlık fiyatları y¼kselirken ve d¼řerken yatırımcı hareketlilięinin daha fazla olması beklenmektedir. MSGARCH modelleri kullanılarak yapılan volatilitate analizlerinde rejimler arası geiř olasılıklarının analiz edilmesi de faydalı bilgiler saęlamaktadır. S¼z konusu bilgi finansal varlıęın (bu alıřma iin

endeks) “daralma”, “ılımlı büyüme” ve “genişleme” rejimlerinde kalma olasılıklarını ve rejimler arası geçiş olasılıklarını göstermektedir. Aynı zamanda model üç rejim içinde ortalama rejimde kalma süresini vererek yatırımcıya vereceği kararlarda destek olabilecektir. Modelde kullanılan rejimler arası geçiş olasılıklarının analiz edilebilmesi amacıyla (3X3) matris oluşturmak gerekmektedir. Üç rejimli modellere ait rejimler arası geçiş olasılıkları matrisi Denklem 7’de ifade edildiği şekilde oluşturulabilmektedir:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & p_{31} \\ p_{12} & p_{22} & p_{32} \\ p_{13} & p_{23} & p_{33} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Denklem 7’de verilen rejimler arası geçiş olasılıkları matrisinde;

p_{11} = Piyasa “daralma” durumunda iken “daralma” durumunda kalma olasılığını,

p_{12} = Piyasa “daralma” durumunda iken “ılımlı büyüme” durumuna geçme olasılığını,

p_{13} = Piyasa “daralma” durumunda iken “genişleme” durumuna geçme olasılığını,

p_{21} = Piyasa “ılımlı büyüme” durumunda iken “daralma” durumuna geçme olasılığını,

p_{22} = Piyasa “ılımlı büyüme” durumunda iken “ılımlı büyüme” durumunda kalma olasılığını,

p_{23} = Piyasa “ılımlı büyüme” durumunda iken “genişleme” durumuna geçme olasılığını,

p_{31} = Piyasa “genişleme” durumunda iken “daralma” durumuna geçme olasılığını,

p_{32} = Piyasa “genişleme” durumunda iken “daralma” duruma geçme olasılığını,

p_{33} = Piyasa “genişleme” durumunda iken “genişleme” durumunda kalma olasılığını ifade etmektedir.

MSGARCH modelleri kapsamında elde edilebilecek bir diğer bilgi ise finansal varlığın örneklem süresi boyunca rejimlerde ne kadar süre kaldığı ile ilgili bilgidir. Söz konusu bilgi finansal varlığa yatırım yapacaklar için getiri serisinin benzer koşullarda hangi rejimde kalabileceği hakkında genel bir fikir vermektedir. Bu araştırma kapsamında yapılacak olan uygulamada MSGARCH modelleri kullanılarak G20 ülkeleri içerisinde bulunan gelişmekte olan ülkelerde işlem gören banka endeksleri ve banka endeksleri bulunmayan ülkeler için bankaların içinde bulunduğu finansal endekslerin volatilitelerinin 2 ve 3 rejimli durumlar esas alınarak analiz edilmeye çalışılmıştır. Araştırma kapsamında yapılan uygulamada endekslere ait volatiliteler ve rejim değişiklikleri analiz edilerek, elde edilen ampirik bulgular piyasa dinamikleri de göz önünde bulundurularak değerlendirilmiştir.

3. Veri Seti

Çalışmanın bu kısmında çalışmada kullanılan veri seti ve ulaşılan ampirik bulgular sunulmuş ve tartışılmıştır. Araştırmada kullanılan veri seti investing.com adlı yatırım danışmanlığı şirketinin internet sitesinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti Tablo 3’te gösterilmiştir. Tablo 3 incelendiğinde dört

ayrı konuda deęerlendirme yapmak gerekmektedir. İlk olarak alıřmada kullanılan veri setinde banka endeksleri ve banka endekslerinin bulunmadığı lkelerde ise bankaların yer aldığı finansal endeksler kullanılmıřtır. İkincisi Hindistan'da iki farklı banka endeksinin kullanıldığı grlmektedir. Bunun sebebi banka endekslerinden birinin özel sektre (NSEBANK) dięerinin ise kamu sektrne (NIFTYPSU) ait bankaların yer aldığı endeksler olmasıdır. cncs alıřmanın bundan sonraki kısımlarında okuyucunun daha iyi takip edebilmesi adına Tablo 3'te verilen kısaltmaların kullanıldığıdır. Bu kısaltmalar lke adlarından yola ıkılarak oluřturulmuřtur. Son olarak alıřmada kullanılan rneklem sayıları farklıdır. alıřma 2010 yılı sonrası dnemi analiz etmekle beraber bazı endekslerin sonraki tarihlerde oluřturulması sebebiyle gzlem sayıları farklılařmıřtır. Yapılan analiz iin kullanılan MSGARCH modeli tek deęiřkenli bir model olduęu iin sz konusu farklılıklar analiz sonularını etkilememiřtir.

Tablo 3. alıřmada Kullanılan Veri Seti

Sıra No	lke	Endeks	Endeks Kodu	Kısaltma	Veri Aralıęı
1	in	FTSE China A600-Bank	FTXIN48350	RCHN	19.05.2010-31.12.2019
2	Hindistan	Nifty Bank	NSEBANK	RINDP	04.01.2010-31.12.2019
3	Hindistan	Nifty PSU Bank	NIFTYPSU	RIND	01.02.2011-31.12.2019
4	Brezilya	Financials	IFNC	RBRA	05.01.2010-30.12.2019
5	Gney Kore	KOSPI200 Financials	KS200FNCL	RSKOR	04.06.2013-30.12.2019
6	Rusya	MOEX Financials	MOEXFN	RRUS	11.01.2010-30.12.2019
7	Meksika	S&P/BMV Financials	MXSE07	RMEX	04.01.2010-31.12.2019
8	Endonezya	IDX Finance	JKFINA	RINZ	04.01.2010-30.12.2019
9	Suudi Arabistan	Banks	TBNI	RSARB	02.01.2010-31.12.2019
10	Trkiye	BIST Banks	XBANK	RTUR	04.01.2010-31.12.2019
11	Arjantin	S&P/BMYA Argentina General Financials	SPBYMAIG40	RARG	09.09.2019-30.12.2019
12	Gney Afrika	FTSE JSE Financials 15	JFINI	RSAFR	15.11.2011-31.12.2019

Tablo 3'te gsterilen veri setlerinin yapılacak analizde gnlk olarak kullanılması volatilitenin ve rejim deęiřikliklerinin yakalanmasında daha etkili sonular vereceęi dřnlmektedir. Dolayısıyla arařtırmada kullanılan endekslere ait gnlk kapanıř fiyatları kullanılarak gnlk logaritmik getiri serileri oluřturulmuřtur. Denklem 8 kullanılarak oluřturulan getiri serilerine ait grafikler ise EK-2'de gsterilmektedir. EK-2 incelendięinde zellikle Arjantin ve Suudi Arabistan'ın ayrıřtığı dikkat ekmektedir. Bu durumun sebepleri Arjantin'in veri setinin oldukça dar olması ve Suudi presin 2016 yılında idam edilmesidir.

$$rt = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (8)$$

4. Bulgular ve Tartıřma

Ekonometrik analizlerde ve zellikle zaman serilerinde detaylı model ve analizlere gemeden nce genel bir deęerlendirme iin tanımlayıcı istatistiklerin verilmesinde fayda bulunmaktadır. Tanımlayıcı istatistikler aynı zamanda analiz iin uygun olmayan zaman serilerinin de alıřmalardan

çıkartılmasına katkı sağlamaktadır. Bu kapsamda araştırma kapsamında kullanılan endekslere ilişkin tanımlayıcı istatistikler ise Tablo 4'te verilmektedir. Zaman serilerine ait maksimum ve minimum değerler incelendiğinde tüm endeks değerlerinin birbirine yakın olduğu görülmekle birlikte en yüksek maksimum getirinin Rusya'da, en düşük minimum getirinin ise Suudi Arabistan'da olduğu görülmektedir. Bununla birlikte ortalama getirilerde de negatif olan tek endeksin Suudi Arabistan'a ait endeks olduğu görülmektedir. Bunun sebebi daha önce de açıklandığı üzere 2016 yılında prensin idamı ile yaşanan düşüş olarak görülmektedir. Ortalama getirinin en yüksek olduğu endeks ise Arjantin'e ait endeks olarak görülmektedir.

Tablo 4. Tanımlayıcı İstatistikler

Değişken	Gözlem Sayısı	Ortalama	Medyan	Maksimum	Minimum	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık
RCHN	2370	0.000314	-0.00020	0.081200	-0.099700	0.014985	0.240416	9.199054
RINDP	2477	0.000608	0.00070	0.094600	-0.069000	0.013808	0.239454	5.749642
RIND	2204	-0.000150	-0.00040	0.099000	-0.093500	0.019777	0.253516	4.713002
RBRA	2493	0.000655	0.00040	0.097500	-0.115600	0.015631	0.041082	5.886356
RSKOR	1614	4.05E-05	-0.00010	0.049000	-0.046400	0.011268	0.126547	3.884827
RRUS	2511	0.000227	0.00060	0.131800	-0.139500	0.014188	-0.562552	13.05607
RMEX	2514	0.000222	0.00050	0.050300	-0.086000	0.011186	-0.679504	7.981908
RINZ	2451	0.000695	0.00090	0.073600	-0.104000	0.012771	-0.221854	7.944697
RSARB	2517	-1.56E-05	0.00000	0.088400	-0.683100	0.017711	-22.74647	881.5768
RTUR	2513	0.000306	-0.00010	0.099400	-0.111900	0.019975	-0.125748	5.124612
RARG	77	0.006601	0.00400	0.085900	-0.071100	0.031995	0.104207	2.889143
RSAFR	2028	0.000404	0.00055	0.056800	-0.087100	0.011985	-0.198879	5.753724

Tanımlayıcı istatistikler incelendiğinde dikkat çeken en önemli husus Arjantin'in gözlem sayısının 77 günlük olmasıdır. Gözlem sayısının 77 olması analizde birtakım sıkıntılar ortaya çıkarmaktadır. Ng ve Lam (2016) tarafından yapılan çalışmaya göre bir zaman serisine ait GARCH modellemesi yapılabilmesi için gözlem sayısının en az 700 olması gerektiği, optimal durumda ise en az 1000 olması gerektiğine ilişkin bulgular elde etmişlerdir. Ayrıca araştırma kapsamında yapılan uygulamada kullanılan veri setlerine ilişkin normallik testlerinde tüm endeksler için Jarque-Bera olasılık değeri 0.0000 çıkarken, Arjantin'e ait değer ise 0.9144 çıkmıştır. Bu sebeplerle Arjantin'e ait endeks uygulamadan çıkartılmıştır.

Tablo 4'teki endekslere ait standart sapma değerlerine bakıldığında da birbirine oldukça yakın değerler gözlemlenmektedir. Ancak standart sapma değerleri kabaca endekslerin risklerini göstermekte olup yıllık bazda oldukça farklılaşmaktadır. Buna göre en düşük yıllık standart sapma 0.21 ile Meksika'da, en yüksek standart sapma ise 0.38 ile Türkiye'de gerçekleşmiştir. Yıllık standart sapma değerleri yatırımcıların risk algı düzeylerine göre yatırım yapmaları konusunda yararlı bilgiler sağlamakla birlikte değerlendirmelerin diğer ekonometrik verilerle desteklenmesi gerektiği de belirtilmelidir.

Tanımlayıcı istatistikler neticesinde veri setinden Arjantin'e ait endeks çıkartıldıktan sonra kalan değişkenler için durağanlık sınaması yapılmıştır. Gujarati ve Porter (1999) yapmış oldukları çalışmada durağan

olmayan zaman serilerinde sahte iliřkiler ıkabileceđine iliřkin bulgular elde etmiřtir. Arařtırma kapsamındaki zaman serilerinde durađanlık olup olmadıđının tespiti iin Augmented Dickey-Fuller (ADF) ve Philips-Perron (PP) testleri uygulanmıřtır. Sz konusu testlere iliřkin sonular Tablo 5'te gsterilmiřtir. Tablo 5 incelendiđinde serilere ait durađanlık testlerinin olasılık deđerlerinin 0,05'ten kk ($p < 0,05$) olduđu grlmektedir. Bu durumda serilere iliřkin durađanlık varsayımının gerekleřtiđi grlmektedir.

Tablo 5. Birim Kk Test Sonuları

Deđiřken	ADF Test		PP Test	
	t-İst.	Olasılık Deđerı (p)	t-İst.	Olasılık Deđerı (p)
RCHN	-49.39057	0.0001	-49.41554	0.0001
RINDP	-45.37694	0.0001	-45.21072	0.0001
RIND	-44.28394	0.0001	-44.27813	0.0001
RBRA	-49.07267	0.0001	-49.10137	0.0001
RSKOR	-40.17222	0.0000	-40.23579	0.0000
RRUS	-36.74488	0.0000	-47.66353	0.0001
RMEX	-48.75869	0.0001	-48.78168	0.0001
RINZ	-28.01221	0.0000	-47.11944	0.0001
RSARB	-47.58950	0.0001	-47.62986	0.0001
RTUR	-51.62774	0.0001	-51.86990	0.0001
RSAFR	-46.08972	0.0001	-46.29525	0.0001

Analizin bir sonraki ařamasında serilere ait uygun gecikme uzunluđunun belirlenebilmesi iin serinin ARMA yapısının belirlenmesi gerekmektedir. Modelde ARMA yapısının belirlenebilmesi iin p ve q deđerlerine iliřkin 10 gecikme deđerı hesaplanmıř ve uygun modelin seilmesi iin Schwarz Bilgi Kriteri (SIC) kullanılmıřtır. Buna gre seriler iin oluřan ARMA (p,q) deđerleri Tablo 6'da gsterilmiřtir.

Tablo 6. Endekslere İliřkin ARMA (p,q) Yapıları

Deđiřken	ARMA (p,q)	Deđiřken	ARMA (p,q)
RCHN	(0,0)	RINDP	(0,1)
RIND	(0,0)	RBRA	(0,0)
RSKOR	(0,0)	RRUS	(2,0)
RMEX	(0,0)	RINZ	(4,0)
RSARB	(0,0)	RTUR	(0,0)
RAFR	(0,0)		

Arařtırma kapsamında incelenen banka ve finansal endekslere iliřkin zaman serilerine uygun ARMA modeli seildikten sonra serinin ARCH etkisi taşıyıp taşımadıđının tespit edilmesi gerekmektedir. Finansal zaman serilerine iliřkin olarak yapılan volatilitate analizlerinde GARCH tipi modellerin uygulanabilmesi iin seride deđerlen varyans probleminin bulunması gerektiđi bilinmektedir. Bu amala endeks serilerine iliřkin ARMA (p,q) modellerine ARCH-LM testi uygulanarak serilerde deđerlen varyans problemi olup olmadıđı tespit edilmiřtir. Arařtırmada kullanılan btn getiri serileri iin kurulan model iin 20 gecikmeye kadar ARCH-LM testi yapılmıřtır. Finansal zaman serilerinin

değişen varyansa sahip olmamaları için $obs.R2 < \chi^2$ koşulu sağlanmalıdır. Araştırma kapsamındaki zaman serilerine ilişkin ARCH-LM test sonuçları incelendiğinde RSARB (Suudi Arabistan) ve RSKOR (Güney Kore) dışındaki getiri serilerinin değişen varyans problemine sahip olduğu, dolayısıyla volatilité analizi için ARCH/GARCH modellerinin kullanılmasının uygun olacağı sonucuna varılmıştır. RSARB (Suudi Arabistan) ve RSKOR (Güney Kore) değişkenleri ise zaman serilerinin ARCH etkisi taşımadığı gerekçesiyle analiz kapsamından çıkartılmıştır.

Bu çalışmanın yöntem kısmında da belirtildiği üzere MSGARCH modelleri doğrusal olmayan zaman serilerinde daha tutarlı sonuçlar vermektedir. Bu nedenle ARCH etkisi tespit edildikten sonra araştırmada kullanılan zaman serilerinin doğrusal olup olmadığının belirlenmesi gerekmektedir. MSGARCH modellerinde kullanılan zaman serilerinin doğrusal olmama özelliğinin belirlenmesinde yaygın olarak BDS testi tercih edilmektedir (Brock vd., 1987; Basher vd., 2016; Chaudhuri ve Kumar, 2015; Uddin vd., 2018; Söylemez ve Türkmen, 2019). Bu nedenle zaman serileri kullanılarak oluşturulan GARCH (1,1) modelinin kalıntı serilerine (residual series) doğrusallık testi uygulanmıştır. Araştırmada kullanılan zaman serilerinin analizinde MSGARCH modelinin kullanılabilmesi için serilerin doğrusal olmaması gerekmektedir. Serilerin doğrusallığı konusunda karar verilebilmesi amacıyla getiri serilerine ait BDS test sonuçlarının p değerine bakılmış ve p değeri 0,05'ten küçük olduğu için serilerin doğrusal olmadığı sonucuna varılmıştır.

Araştırma kapsamında kullanılan finansal zaman serilerine ait doğrusallık sınaması yapıldıktan sonra zaman serilerine ait MSGARCH modellerinin oluşturulması ve serilere en uygun modelin belirlenmesi aşamasına geçilmiştir. Çalışma kapsamında yapılan uygulamada kullanılan zaman serileri için farklı rejim (2 ve 3) ve farklı gecikme uzunluklarına (0-5) göre çeşitli MSGARCH modelleri oluşturulmuştur. Bu kapsamda çalışmada analize dahil edilen endekslere ilişkin en uygun MSGARCH modelleri ve modellerin seçiminde kullanılan bilgi kriterleri Tablo 7'de gösterilmiştir.

Tablo 7. Modeller ve Bilgi Kriterleri

Değişken	Model	LL	AIC	SIC	HQC
RCHN	MSGARCH (3,0)	7016.162	-5.910685	-5.881467	-5.900049
RINDP	MSGARCH (2,1)	7281.056	-5.875651	-5.859213	-5.869680
RIND	MSGARCH (3,0)	5590.839	-5.062467	-5.031443	-5.051132
RBRA	MSGARCH (3,5)	6950.516	-5.573566	-5.533804	-5.559127
RRUS	MSGARCH (2,3)	7410.201	-5.902074	-5.881163	-5.894483
RMEX	MSGARCH (2,4)	7929.305	-6.310204	-6.286984	-6.301776
RINZ	MSGARCH (3,0)	7527.564	-6.132651	-6.104234	-6.122324
RTUR	MSGARCH (2,1)	6379.022	-5.073266	-5.057023	-5.067370
RSAFR	MSGARCH (2,1)	6215.530	-6.125831	-6.106442	-6.118717

LL: Log-likelihood, AIC: Akaike Info Criterion, SIC: Schwarz Info Criterion, HQC: Hannan-Quinn Criterion

MSGARCH modeli kullanılarak yapılan volatilité analizi için en uygun rejim değişken modelin seçilmesi için LL kriterinin maksimum olduğu modele bakmak gerekmektedir. Literatürde LL

kriterini esas alarak en uygun modeli seen ok sayıda alıřma yer almaktadır (Syler ve Trkmen, 2019). Arařtırma kapsamında yapılan ekonometrik analiz neticesinde arařtırmanın yapıldığı dnemdeki zaman serilerinin volatilitelerini en uygun aıklayan modeller in, Endonezya, Brezilya, ve Hindistan'a ait kamu bankalarından oluřan endeksler iin  rejimli; Rusya, Meksika, Trkiye, Gney Afrika ve Hindistan'a ait zel bankalardan oluřan endeksler iin ise iki rejimli olarak oluřmuřtur.  rejimli modellerin iki rejimli modellerden temel farkı zaman serisinin “daralma” ve “geniřleme” rejimleri dıřında “ılımlı byme” rejimine de anlamlı olarak ayrıřtırılabilmesidir. Bulunan en uygun MSGARCH modelleri lke endekslerine iliřkin daha nce yapılan alıřmalarla karřılařtırıldıėında Endonezya'da Sugiyanto vd. (2018) tarafından yapılan alıřmayla benzer olarak  rejimli; Trkiye'de ise Kula ve Baykut (2017) tarafından yapılan alıřmaya benzer řekilde iki rejimli olarak bulunmuřtur. İki rejimli endeks getirileri incelendiėinde getirilerin pozitif ve negatif blgelerde daha kısa aralıklı olarak kmelendiėi;  rejimli modellerde ise getiri daėılımının seride yaygın ve daha geniř bir blgede kmelendiėine dair bulgular elde edilmiřtir.

Arařtırma kapsamında kullanılan endekslere uygun modeller belirlendikten sonra modellere iliřkin katsayı zelliklerinin de incelenmesi gerekmektedir. Bu doėrultuda Tablo 8'de arařtırma modellerinin katsayılarına yer verilmektedir. Tablo 8'de yer alan katsayılar rejimlerin sabit katsayıları (c) ve standart hata (Std.Error) katsayılarıdır. Modellere ait sabit katsayılar rejimlerin yn konusunda bilgi vermekte iken; standart hata katsayıları rejimlerin volatilitesi konusunda yatırımcıya bilgi saėlamaktadır. Modellere iliřkin katsayılar incelenmeden nce rejim kavramından neyin kastedildiėinin ve Tablo 8'deki katsayılarla baėlantısı hakkında bilgi verilmesinde fayda bulunmaktadır. İki ve  rejimli modeller iin bu durum farklılık arz etmektedir. İki ve  rejimli modeller iin Rejim I endeks getirilerindeki daralma durumunu ifade etmektedir. Dolayısıyla Rejim I iin beklenen sabit katsayının negatif olduėu durumdur.  rejimli modeller iin Rejim II endeks getirilerindeki ılımlı byme durumunu gstermektedir. Bu durumda sabit katsayının pozitif olması beklenmektedir. İki rejimli modellerde ise Rejim II endeks getirilerindeki geniřleme durumunu ifade etmektedir. Bu rejimde sabit katsayının pozitif olması beklenmektedir. Son olarak  rejimli modeller iin Rejim III endeks getirilerindeki geniřleme durumunu ifade etmektedir. Rejim III'te sabit katsayının pozitif olması beklenir. Tablo 8'de yer alan standart hata deėerleri ise rejimlere ait volatiliteleri gstermektedir.

Tablo 8. Modellere İliřkin Katsayılar

Deėiřken	Model	Sabit Katsayı (Rej. I)	Sabit Katsayı (Rej. II)	Sabit Katsayı (Rej. III)	Standart Hata (Rej. I)	Standart Hata (Rej. II)	Standart Hata (Rej. III)
RCHN	MSGARCH (3,0)	-0.00106	0.00172	0.00103	0.00028	0.00150	0.00055
RINDP	MSGARCH (2,1)	-0.00009	0.00111	-	0.00062	0.00028	-
RIND	MSGARCH (3,0)	-0.00047	0.00050	0.00002	0.00075	0.00159	0.00132
RBRA	MSGARCH (3,5)	-0.00039	0.00103	0.00377	0.00081	0.00037	0.00438
RRUS	MSGARCH (2,3)	-0.00095	0.00060	-	0.00095	0.00024	-
RMEX	MSGARCH (2,4)	-0.00187	0.00064	-	0.00102	0.00020	-
RINZ	MSGARCH (3,0)	-0.00098	0.00111	0.00114	0.00101	0.00031	0.00037
RTUR	MSGARCH (2,1)	-0.00140	0.00095	-	0.00117	0.00041	-

RSAFR	MSGARCH (2,1)	-0.00037	0.00084	-	0.00061	0.00027	-
-------	---------------	----------	---------	---	---------	---------	---

Rejimler ve katsayıların anlamları hakkındaki bilgiler çerçevesinde Tablo 8 yorumlanabilecektir. Buna göre Tablo 8 genel olarak değerlendirildiğinde bütün endekslere ait sabit katsayılar beklenildiği şekilde Rejim I için negatif, Rejim II ve III için pozitif olarak bulunmuştur. Ülkeler özelinde standart hata katsayıları volatilité yayılımının analizi için önemlidir. Çin bankacılık endeksinde ılımlı büyüme rejiminde volatilitenin daha yüksek olduğu ortaya çıkmıştır. Bu durum Çin'de yatırımcıların ılımlı büyüme dönemlerinde piyasa hareketlerinin daha değişken olduğunu göstermektedir. Çin'deki bu durum Hindistan kamu banka endeksinde de gözlemlenmektedir. Bu duruma uygun şekilde Tablo 10'da verilen geçiş olasılıkları matrisinde her iki ülke endeksi için de ılımlı büyüme rejiminde kalma süreleri daha yüksektir. Buna karşılık ılımlı büyüme rejiminde kalma olasılıkları daha düşüktür. Yani endeksler görece daha nadir ılımlı büyüme rejimine geçse de bu rejimde kalma sürelerinin daha uzun olduğu görülmektedir. Üç rejimli modeller içerisinde yer alan Brezilya ve Endonezya endekslerinde ise durum farklıdır. Brezilya'da volatilitenin en yüksek olduğu rejim genişleme rejimi iken; Meksika ve Endonezya için daralma rejimidir.

İki rejimli modeller için volatilité katsayılarına bakıldığında ise bütün endeksler için daralma rejiminde volatilitenin, genişleme rejimlerine göre daha yoğun olduğu görülmektedir. Özellikle Türkiye ve Rusya gibi yatırımcı getirilerinin daha yüksek olduğu ülkelerin endekslerinde daralma rejiminde volatilitenin daha yüksek olduğu ve marjın açık olduğu görülmektedir. Araştırma kapsamında analizi yapılan endeksler için bir diğer önemli konu ise rejimler arası geçiş olasılıklarının incelenmesidir. Rejimler arası geçiş olasılıkları endeks getirilerinin rejimler arasında ne olasılıkla geçiş yaptıkları ve hangi rejimde ne olasılıkla kaldıkları hakkında bilgi vermektedir. Söz konusu bilgi yatırımcıların endekse ilişkin olarak beklentilerinin gerçekleşme olasılıklarını da doğrudan etkilemektedir. Bu doğrultuda rejimlere ilişkin geçiş olasılıkları tablosu Tablo 9'da gösterilmektedir.

Tablo 9. Modellere İlişkin Geçiş Olasılıkları Tablosu

Değişken	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₂₁	P ₂₂	P ₂₃	P ₃₁	P ₃₂	P ₃₃
RCHN	0.5342	0.0112	0.4129	0.0000	0.9565	0.0157	0.4657	0.0322	0.5713
RINDP	0.9742	0.0185	-	0.0257	0.9814	-	-	-	-
RIND	0.6946	0.0283	0.9999	0.0297	0.9293	0.0000	0.2756	0.0423	0.0000
RBRA	0.9523	0.0157	0.1590	0.0310	0.9840	0.0000	0.0166	0.0001	0.8408
RRUS	0.9441	0.0185	-	0.0558	0.9814	-	-	-	-
RMEX	0.9110	0.0181	-	0.0889	0.9818	-	-	-	-
RINZ	0.9321	0.0000	0.0255	0.0000	0.8354	0.0743	0.0678	0.1645	0.9001
RTUR	0.9209	0.0299	-	0.0790	0.9700	-	-	-	-
RSAFR	0.9772	0.0135	-	0.0227	0.9864	-	-	-	-

Tablo 9 incelendiğinde genellikle daralma rejimindeyken daralma rejiminde kalma olasılığı (p_{11}); ılımlı büyüme rejimindeyken ılımlı büyüme rejiminde kalma olasılığı (p_{22}) ve genişleme rejimindeyken genişleme rejiminde kalma olasılığı (p_{33}) yüksek olduğu görülmektedir. Ancak bu durum Çin ve Hindistan'daki kamu bankalarını içeren endeks için farklılık arz etmektedir. Söz konusu iki endekste de p_{11} değeri diğer endekslere göre düşük gözükmektedir. Yani daralma rejiminde kalma

olasılıkları son derece dūřuktur. in endeksi incelendiđinde daralma rejiminden geniřleme rejimine geme olasılıđı %41; geniřleme rejimindeyken daralma rejimine geme olasılıđı %46 ve geniřleme rejiminde kalma olasılıđı ise %57 olarak gzlmektedir. Bu durum in'de banka endeksinde rejimler arası geiř olasılıklarının olduka yksek olduđunu gstermektedir. Bununla birlikte Brand Finance firmasının her yıl aıkladıđı en deđerli bankalar listesine gre 2020 yılında da Dnya'nın en deđerli ilk drt bankası in'de bulunmaktadır (<https://brandirectory.com/rankings/banking>, Eriřim Tarihi: 10/04/2020). Ancak bu bankalar da Hindistan'daki NIFTYPSU endeksinde olduđu gibi kamu bankasıdır. Bununla birlikte geiř olasılıkları ile sz konusu durumlar arasında bir bađlantı kurulması modelden elde edilen bilgiler erevesinde mmkn deđildir. Tablo 9 genel olarak incelendiđinde yatırımcılar bu bilgileri kullanarak piyasada alabilecekleri pozisyon hakkında faydalı bilgiler edinebileceklerdir. Ancak burada piyasa kořullarının bu bilgilerin kullanılarak analiz edilmesi sadece bu bilgilere dayalı olarak yatırım yapılması anlamına gelmemektedir.

Tablo 10. Rejim Olasılıkları Tablosu

Deđiřken	RCHN	RINDP	RIND	RBRA	RRUS	RMEX	RINZ	RTUR	RSAFR
Obs ₁	949	1034	1291	818	608	428	504	690	729
p ₁	0.4004	0.4175	0.5857	0.3286	0.2421	0.1703	0.2057	0.2745	0.3594
d ₁	2.1468	38.788	3.2751	20.990	17.918	11.247	14.744	12.655	43.932
Obs ₂	362	1442	534	1582	1900	2082	607	1822	1298
p ₂	0.1526	0.5824	0.2423	0.6357	0.7578	0.8296	0.2478	0.7254	0.6405
d ₂	22.989	53.976	14.158	62.854	53.839	55.148	6.0765	33.410	73.976
Obs ₃	1059	-	397	88	-	-	1.340	-	-
p ₃	0.4468	-	0.1719	0.0355	-	-	0.5464	-	-
d ₃	2.3328	-	1.0000	6.2851	-	-	10.015	-	-

Obs: Gzlem Sayısı, p: Olasılık, d: Durasyon (Sre) kavramlarını ifade etmektedir.

Tablo 10'da arařtırma kapsamında kurulan modellerin rejim olasılıkları tablosu yer almaktadır. Tablo 10 incelendiđinde daralma rejiminde kalma olasılıklarının in, Hindistan, Gney Afrika ve Brezilya iin olduka yksek iken geniřleme rejiminde kalma olasılıklarının en yksek olduđu lkelerin ise Meksika, Rusya ve Trkiye olduđu grlmektedir. Buna karřılık Hindistan kamu bankalarının oluřturduđu endeks ve Brezilya'da yer alan endeks geniřleme rejiminde en az kalan endekstir. Hindistan kamu bankaları endeksinin getiri potansiyelinin yatırımcılar iin olduka dřk olduđu ve riski seven yatırımcılar iin uygun olabileceđi deđerlendirilmektedir. Buna karřılık Brezilya'da ılımlı byme rejiminde kalma olasılıđı olduka yksektir. Bu endeksin ortalama getiri elde etmek isteyen yatırımcılar iin uygun olabileceđi deđerlendirilmektedir. Diđer endeksler deđerlendirildiđinde yatırımcılarına orta ve uzun vadede getiri sađlayabilecekleri grlmektedir. Ancak kısa sreli deđerlendirmeler iin bu makale kapsamındaki bilgiler faydalı olmakla birlikte gncel durumunda analizlere dahil edilmesi gerekmektedir.

Tablo 10 kapsamında elde edilebilecek bir diđer bilgi ise durasyon deđerleridir. Durasyon deđerleri rejimlerde kalma srelerini gstermektedir. Gney Afrikadaki endeks, Hindistan'da iřlem gren zel bankaların oluřturmuř olduđu endeks ve Brezilya'daki endekste durađan rejimde kalma sresi

oldukça yüksektir. Bunun anlamı endeksler durağan rejime girdiklerinde uzun süre durağan rejimde kaldıklarıdır. Durağan rejimde kalma olasılıkları Çin, Meksika, Türkiye ve Hindistan'daki özel bankalardan oluşturan endekslerde oldukça düşüktür. Buna karşılık Hindistan'daki endeksin durağan rejimde kalma olasılığının oldukça yüksek olduğu yapılacak analizlerde dikkate alınmalıdır.

Sonuç ve Öneriler

Bankalar piyasada fon arz ve talep eden tarafları vade ve miktar ayarlaması yaparak bir araya getiren en önemli kurumlardır. Bankaların ekonomi içerisinde faiz oranlarının belirlenmesinde bir mekanizma olarak çalışmak gibi üstlenmiş oldukları son derece önemli görevleri bulunmaktadır. Bununla birlikte bu kurumları mevduat toplama yoluyla atıl kalabilecek fonları ekonomiye kazandırmaları ve kredi kullanımları yoluyla destek sağlamaları bakımından kalkınmanın kaldıraçları olarak tanımlanmakta mümkündür. Bankalar tüm bu ve buna benzer önemli işlevlerinin yanında piyasa yatırımcıları için hisse senetlerinin genellikle borsalara kote olmaları bakımından yatırım aracı olarak kullanılma işlevleri de bulunmaktadır. Gelişmekte olan ülkelere ait borsalar da özellikle son yirmi yıl içerisinde ülkelerinde faaliyet gösteren ve borsaya kote olan bankalardan oluşturdukları bir endeksle bankaların ortalama piyasa performanslarını ölçmenin yanı sıra banka endeks getirilerini de yatırım aracı olarak sunma görevini yapmaktadırlar.

Küresel olarak bakıldığında birçok borsada banka endekslerinin yer aldığı, bununla birlikte banka endekslerinin bulunmadığı borsalarda ise bankaların da içerisinde yer aldığı finansal endekslerin piyasa performansını ölçmekte kullanıldığı görülmektedir. Küresel ekonomik dengelere bakıldığında ise özellikle son yirmi yılda oluşan Asya krizi, Rusya Krizi, Türkiye bankacılık krizi ve nihayet 2008 küresel finansal krizi dünya ekonomisindeki büyük güçlerin bir araya gelmesini zorunlu kılmış ve G20 adı altında en gelişmiş yirmi ülkenin liderlerini ekonomik ve sosyal gelişmeleri her yıl tartışmak ve yeni aksiyon kararları almak üzere bir araya getirmiştir. Çünkü küreselleşme ile birlikte artık piyasalar öznel olarak krizler yaşamamakta bulaşma etkisiyle yaşanan krizler tüm dünya piyasalarına çok kısa bir süre içerisinde sirayet etmektedir. Bulaşma etkisinin en yoğun hissedildiği piyasalar ise gelişmekte olan ülke piyasalarıdır (Atakan vd. (2010); Çetinkaya ve Altay, 2012; Budak, 2017). Bu sebeplerle araştırma G20 ülkeleri içerisinde yer alan ülkelere ait banka endeksleri, banka endeksleri bulunmayan ülkelerde ise banka paylarını da bünyesinde bulunduran finansal endeksler esas alınarak gerçekleştirilmiştir.

Araştırmanın amacı gelişmekte olan ülkelerdeki banka endekslerinin “daralma”, varsa “ılımlı büyüme” ve “genişleme” dönemlerinde i) hangi olasılıkla ve ne kadar süre kaldıkları, ii) buldukları rejimlerden hangi rejimlere geçme olasılıklarının yüksek olduğu ve analiz sonucunda elde edilen volatilité yayılımlarının ne yönde olduğu bilgilerinin elde edilerek analiz edilmesi suretiyle yatırımcıya faydalı endeksler hakkında bilgi sağlanmasıdır. Bu amaçla Çin, Hindistan, Brezilya, Güney Kore, Rusya, Meksika, Endonezya, Suudi Arabistan Türkiye, Arjantin ve Güney Afrika borsalarında işlem gören toplam on iki endeks analiz kapsamına alınmıştır. Bu endeksler içerisinden Arjantin'e ait endeks veri setinin yetersizliği, Suudi Arabistan ve Güney Kore'ye ait endeksler ise değişen varyans problemi taşıyamaları sebebiyle ARCH etkisi göstermemeleri sebebiyle analizden çıkarılmış, geriye kalan endekslere ait rejim değişimleri MSGARCH modeli ile tespit edilmiştir.

Arařtırma G20 ierisindeki geliřmekte olan lkelerin banka ve finansal endekslerinin rejim deęiřiklikleri gsterdikleri ve rejimlerde kalma srelerinin birbirinden baęımsız ve farklı olarak gerekleřtięine dair bulgular elde etmiřtir. Geliřmekte olan lkelere zg olarak yařanan politik ve ekonomik olayların borsaları ve bankacılık endekslerini etkiledięi, yapılacak finansal analizlerde geliřmekte olan lkelerde znel durumların ok fazla etkili olduęunun dikkate alınması gerekmektedir. Bununla birlikte geliřmekte olan lkelerin banka endekslerine yapılacak orta ve uzun vadeli yatırımların getiri potansiyelinin yksek olduęuna iliřkin kanıtlar elde edilmiřtir. Ancak kısa vadeli yatırım kararlarının verilmesinde daha derinlemesine bir analiz yapılmasına ihtiya olduęu aıktır. Bu sebeple ileride yapılacak alıřmalarda yapay sinir aęları veya opsiyon modeli gibi bir tahmin modeli ile Markov rejim deęiřim modeli entegre edilerek oluřturulacak hibrit bir modelle endekslerin tekrar analiz edilmesi faydalı olabilecektir.

Kaynaka

- AL-NAJJAR, D. Mohammed (2016). "Modelling and Estimation of Volatility Using ARCH/GARCH Models in Jordan's Stock Market". *Asian Journal of Finance & Accounting*, 8(1), 152-167.
- ANOOP, Patil, PARAB, Narayan ve REDDY, Y. V. (2018). "Analyzing the Impact of Demonetization on the Indian Stock Market: Sectoral Evidence using GARCH Model". *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 12(2), 104-116.
- ARICAN, Eriřah, YCEMEMİŐ, Bařak Tanınmıř, INKO, Levent, IŐIL, Gkhan, ALKAN, Ufuk ve AKA, Kemal (2019). "The Effect of Basel Criterias on Banking Profitability in Turkey: Analysis via Cointegration Method". *International Journal of Business and Social Science*, 10(10), s.72-83.
- ATAKAN, Tlin, GMRAH, mit ve GKBULUT, Rasim İlker (2010). "ABD Finans Piyasalarındaki Kredi Krizinin Geliřmekte Olan Piyasa Ekonomilerine Bulařma Etkisi: Trkiye zerine Bir Uygulama". *Trakya niversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(1), 388-414.
- BABİKİR, Ali, GUPTA, Rangan, MWABUTWA, Chance ve OWUSU-SEKYERE, Emmanuel (2012). "Structural Breaks and GARCH Models of Stock Return Volatility: The Case of South Africa". *Economic Modelling*, 29(6), 2435-2443.
- BANKACILIK DZENLEME VE DENETLEME KURUMU, (2006), "Bankaların İ Sistemleri Hakkında Ynetmelik", 1 Kasım 2006 tarih ve 26333 Sayılı Resmi Gazete.
- BASHER, Syed A., HAUG, Alfred A. ve SADORSKY, Perry (2016). "The Impact of Oil Shocks on Exchange Rates: a Markov-Switching Approach". *Energy Economics*, 54, 11-23.
- BERNARDİNO, Wilton, BRİTO, Leonardo, OSPİNA, Raydonal ve MELO, Silvio (2019). "A GARCH-VaR Investigation on the Brazilian Sectoral Stock Indices". *Brazilian Review of Finance*, 16(4), 573-610.
- BOLLERSLEV, Tim (1986). "Generalized Autoregressive Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics* 31: 307-327.
- BRAİLSFORD, Tim J., LİN, SL ve PENM, J. H. (2006). "Conditional Risk, Return and Contagion in the Banking Sector in Asia". *Research in International Business and Finance*, 20(3), 322-339.
- BROCK, William A., DECHERT, W. D. ve SCHEİNKMAN, Jose A. (1987). "A Test for Independence Based on the Correlation Dimension". University of Wisconsin-Madison. Working Paper.
- BROOKS, Crish (2008). "Introductory Econometrics for Finance", Cambridge University Press.
- BUDAK, H. Zeynep (2017). "Finansal Bulařma zerine Bir Literatr İncelemesi". *Marmara niversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakltesi Dergisi*, 39(2), 451-472.

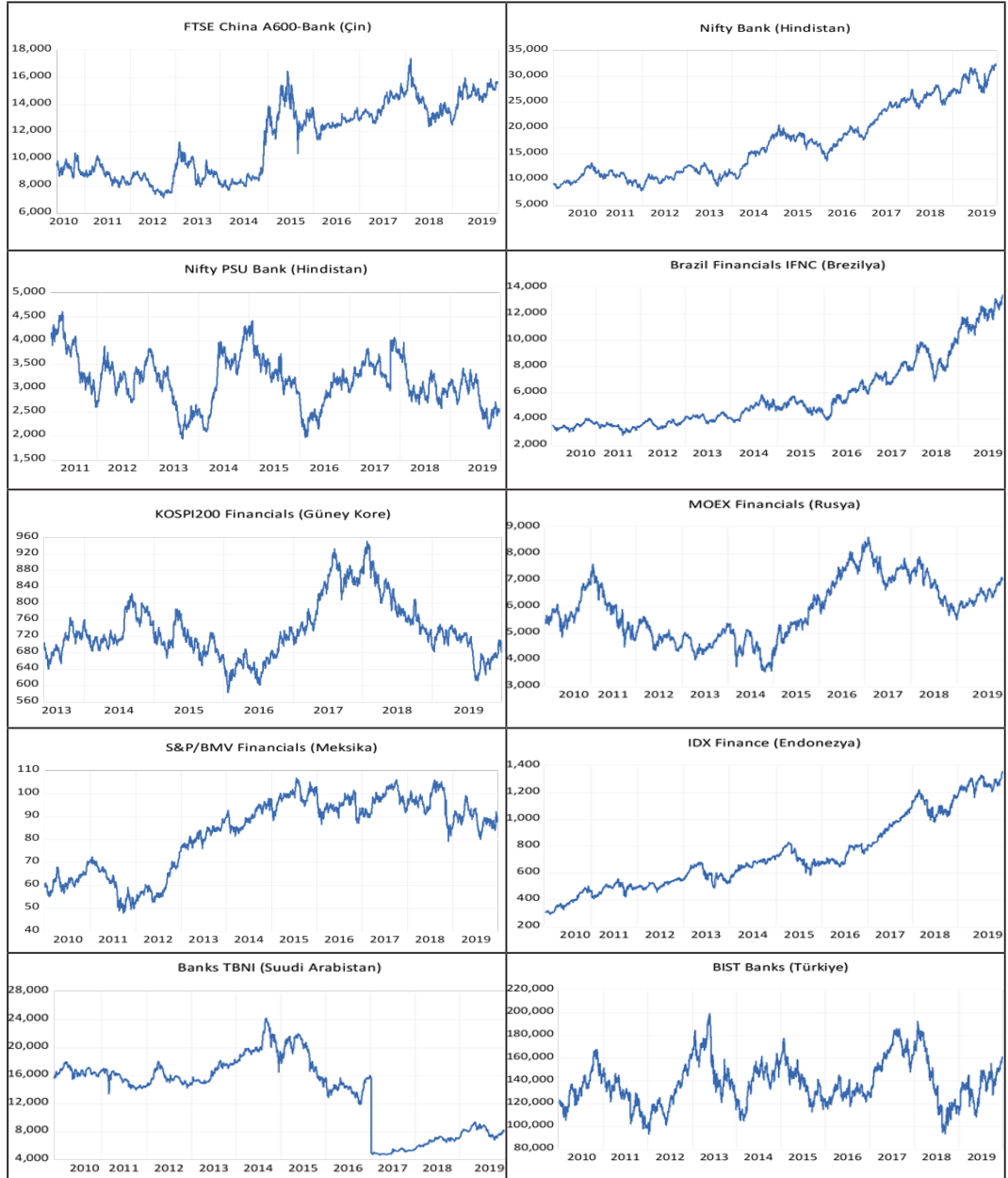
- CAJUEIRO, Daniel O. ve TABAK, Benjamin M. (2006). "Testing for Predictability in Equity Returns for European Transition Markets". *Economic Systems*, 30(1), 56-78.
- CHAUDHURİ, Kausik ve KUMAR, Alok (2015). "A Markov-Switching Model for Indian Stock Price and Volume". *Journal of Emerging Market Finance*, 14(3), 239-257.
- CHİTKASAME, Terdthiti ve TANSUCHAT, Roengchai (2019). "An Analysis of Contagion Effect on ASEAN Stock Market Using Multivariate Markov Switching DCC GARCH". *Thai Journal of Mathematics*, 135-152.
- ÇETİNKAYA, Engin ve ALTAY, Erdiñ (2012). "Küresel Krizlerin Bulaşıcılığı: İMKB Koşullu Değişkenliği Üzerinde Krizlerin Bulaşma Etkisinin Analizi". *Journal of BRSA Banking & Financial Markets*, 6(2), 185-223.
- ENGLE, Robert F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007.
- ETİ, Serkan, DİNÇER, Hasan ve YÜKSEL, Serhat (2019). "G20 Ülkelerinde Bankacılık Sektörünün 5 Yıllık Geleceğinin Arıma Yöntemi ile Tahmin Edilmesi". *Uluslararası Hukuk ve Sosyal Bilim Araştırmaları Dergisi*, 1(1), 26-38.
- GRAY, Stephen F. (1996). "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process". *Journal of Financial Economics*, 42(1), 27-62.
- GUJARATİ, Damodar N. ve PORTER, Dawn C. (1999). "*Essentials of Econometrics (Vol. 2)*". Singapore: Irwin/McGraw-Hill.
- HAMİLTON, James D. (1989). "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle". *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 357-384.
- HAMİLTON, James D. (1990). "Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime". *Journal of Econometrics*, 45(1-2), 39-70.
- HERNANDEZ-MEJÍA, Sergio, MORENO-GARCÍA, Elena, GARCÍA-SANTİLLAN, Arturo ve HERNANDEZ, Celia Cristobal (2014). "Mexican Stock Market Index Volatility". *Journal of Finance and Bank Management*, 2(3), 01-16.
- KASMAN, Saadet, VARDAR, Gülin ve TUNÇ, Gökçe. (2011). "The Impact of Interest Rate and Exchange Rate Volatility on Banks' Stock Returns and Volatility: Evidence from Turkey". *Economic Modelling*, 28(3), 1328-1334.
- KAYKUSUZ, Murat (2014). "*Geçmişten Günümüze Finansal Krizler (1619-2014)*". Bursa: Ekin Kitabevi Yayınları.
- KHAN, Azzeem Ahmad ve ZİA, Adil (2019). "Market Volatility of Banking Stock Return vis-à-vis Banks Merger: An Application of GARCH Model". *Management Science Letters*, 9(5), 629-638.
- KİM, Woohwan H. (2014). "Time-varying Comovement of KOSPI200 Sector Indices Returns". *Communications for Statistical Applications and Methods*, 21(4), 335-347.
- KLAASSEN, Franc (2002). "Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH". In *Advances in Markov-Switching Models*, 223-254. *Physica*, Heidelberg.
- KULA, Veysel ve BAYKUT, Ender (2017). "BİST Banka Endeksi'nin (XBANK) Volatilité Yapısının Markov Rejim Değişimi GARCH Modeli (MSGARCH) ile Analizi". *Bankacılar Dergisi*, 102, 89-110.
- MADHAVİ, E. (2017). "Brexit Effect on the Volatility of Indian Banking Stock Returns: Some Evidence". *IUP Journal of Bank Management*, 16(4), 23-33.
- MATOS, Paulo, SAMPAİO, Glayson ve CASTRO, Lucas de (2016). "How Important is Forward-Looking Behavior in Brazilian Sectorial Indices Risk Premium?". *International Journal of Applied Economics*. 14(1), 19-36.
- MENSAH, Jones Odei ve PREMARAATNE, Gamini (2018). "Dependence Patterns among Asian Banking Sector Stocks: A Copula Approach". *Research in International Business and Finance*, 45, 357-388.

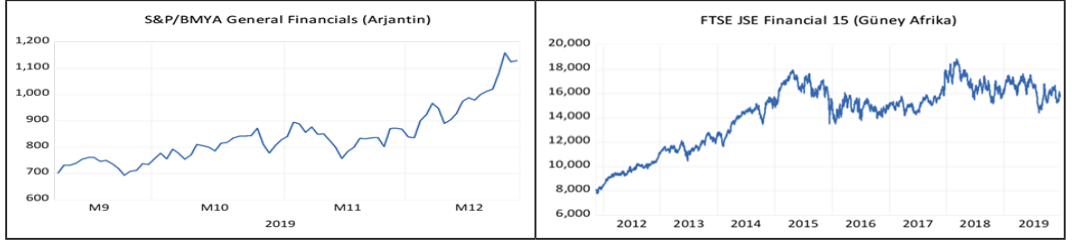
- MERMÖD, Aslı Yüksel ve CERAN, Mustafa (2011). "Basel III Doğrultusunda Bankacılık Riskleri ve Sermaye Yeterlilięi: Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Karşılařtırımalı Bir Analiz". *Finansal Arařtırmalar ve alıřmalar Dergisi*. Cilt 2, Sayı 4, s.29-38.
- NG, H. R. ve LAM, K. P. (2006). "How does Sample Size Affect GARCH Models?". *In 9th Joint International Conference on Information Sciences (JCIS-06)*. Atlantis Press.
- PESSANHA, Gabriel Rodrigo Gomes, BRUHN, Nadia Campos Pereira, CALEGARİO, Cristina Lelis Leal, SAFADİ, Thelma ve AZARA, Leiziane Neves de (2016). "Mergers and Acquisitions and Market Volatility of Brazilian Banking Stocks: An Application of GARCH Models". *Latin American Business Review*, 17(4), 333-357.
- POON, Ser-Huang ve GRANGER, Clive W. (2003). "Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review". *Journal of Economic Literature*, 41(2), 478-539.
- SCHWERT, G. William (1989). "Why Does Stock Market Volatility Change over Time?". *The Journal of Finance*, 44(5), 1115-1153.
- SENETA, Eugene (2006). "Non-negative Matrices and Markov Chains". Springer Science & Business Media.
- SÖYLEMEZ, Yakup ve TÜRKMEN, Sibel Yılmaz (2019). "Bitcoin Volatilitesinin Analizinde Markov Rejim Deęiřken Karar Destek Modellerinin Kullanılması". *23.Uluslararası Finans Sempozyumu*, Antalya.
- SÖYLEMEZ, Yakup (2019). "BİST Banka Endeks Volatilitesinin GARCH Modelleri ile Analizi". *European Congress on Economic Issues VI*, İzmit, 22-30.
- SÖYLEMEZ, Yakup (2020). "Fintech Ecosystem and Banking: The Case of Turkey". *In Handbook of Research on Strategic Fit and Design in Business Ecosystems*. s. 332-353. IGI Global.
- TAKAN, Mehmet ve BOYACIOĞLU, Melek Acar (2011). "Bankacılık Teori, Uygulama ve Yöntem". Ankara: Nobel Yayıncılık.
- TRİVEDİ, Jatin ve GAWANDE, Amol (2017). "Assessing Volatility and Returns of NIFTY50 Index using Symmetric GARCH Modeling". *Global Journal for Research Analysis*. 6(4), 542-543.
- UDDİN, Gazi Salah, RAHMAN, Md Lutfur, SHAHZAD, Syed Jawad Hussain ve REHMAN, Mobeen Ur (2018). "Supply and Demand Driven Oil Price Changes and Their Non-linear Impact on Precious Metal Returns: A Markov Regime Switching Approach". *Energy Economics*, 73, 108-121.
- ZUKHRONAH, Etik, SLAMET, Isnandar ve SETİANİNGRUM, M. (2019). "Predicting Currency Crisis in Indonesia Based on Real Output and Indonesia Composite Index (ICI) Indicators". *In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1217, No. 1, p. 012082)*. IOP Publishing.

İnternet Kaynakları

- <https://www.investing.com/indices/>, Eriřim Tarihi: 15/03/2020.
- <https://countryeconomy.com/countries/groups/g20>, Eriřim Tarihi: 01/04/2020.
- <https://g20.org/en/about/Pages/whatis.aspx>, Eriřim Tarihi: 01/04/2020.
- <https://brandirectory.com/rankings/banking>, Eriřim Tarihi: 10/04/2020.

EK-1: ENDEKS GRAFİKLERİ





EK-2: ENDEKS GETİRİ GRAFİKLERİ

