

BNK10 Endeksindeki Kaldıraç Etkisinin Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Varyans Modeli İle Analiz Edilmesi

The Analyse of the Leverage Effect on BNK10 Index with Generalized Autogeressive Conditional Variance Model

İlhami KARAHANOĞLU

Dr., Türkiye Kalkınma Bankası, (ilhami.karahanoglu@kalkinma.com.tr)

Harun ERCAN

Türkiye Kalkınma Bankası, (harun.ercan@kalkinma.com.tr)

ÖZ

Anahtar Sözcükler :
Volatilite, ARCH-
GARCH, BNK10
Endeksi

Sadece Türkiye’de değil, tüm finans dünyasında borsa endekslerinin hareketleri hem ekonominin içinde bulunduğu durumu anlama hem de yapılan yatırımların riskliliğini analiz etme, ya da oluşturulan portföylerin getirileri ile ilgili varsayımlarda bulunmak için kullanılan önemli bir veridir. Bu çalışmada; BNK10 endeksinin hesaplanmaya başlandığı ilk tarih olan 04.01.2010 tarihinden 26.05.2015 tarihine kadar olan dönemde endeksin getirisinin oynaklığı ARCH modelleri ile analiz edilmiş, yapısal olarak kaldıraç etkisinin varlığına bakılmıştır. Analizlerin sonucunda BIST alt endekslerinden bir olan ve bankacılık sektörünün 2015 Mart itibarıyla %86 sını temsil eden BNK10 endeksinde asimetric bir volatilite etkisi yani kaldıraç etkisine rastlanmıştır. Bu ise yatırımcıların kötü haberlere karşı iyi haberlere göre daha hassas olduklarını göstermektedir. Söz konusu etki ise en etkin bir biçimde GARCH ailesi modellerinden TGARCH ile modellenmiştir.

ABSTRACT

Key Words:
Volatiliy, ARCH-
GARCH, BNK10
Index

Not only in Turkey, but also all over the World the stock market movement is an important data to understand the riskness of the investments, general situation of the economies and the estimations for the constructed portfolios. In this study, the volatility of BNK10 index is analyzed with ARCH type of modelling and the leverage effect is reserached for the period between 04.01.2010 (where the BNK10 indice firstly introduced) to 26.05.2015. At the end of the analysis, for the BNK10 indice which is one of the sub indices of BIST and also represents the %86 of the Turkish Banking Sector according to the official reports dated back on March 2015, the leverage effect on volatility was observed. The leverage effect is also modelled with TGARCH most efficiently which is a member of GARCH family.

1.GİRİŞ

Borsa verilerinin takip edilmesi hem yatırımcıların ellerindeki yatırımların risklerini ve getirilerini daha iyi tahmin etmeleri , söz konusu ekonominin gidişatı ve içinde bulunduğu durumun analizi ve yeni oluşturulacak portföy stratejilerinin belirlenmesi için oldukça önemli bir faaliyettir. Sadece getiri değil aynı zamanda risk perspektifinden de yatırımcılar için ciddi bir yol gösterici olmaktadır. Bununla beraber aktif ve pasif portföy yöneticileri için performans değerlemesinde kullanılan CAPM ve benzeri modeller açısından β katsayısı oldukça önemlidir. Bu manada portföy yöneticileri ve portföy performansı içinde söz konusu endekslerin takibi hayattır (Litterman,2008:572-573).

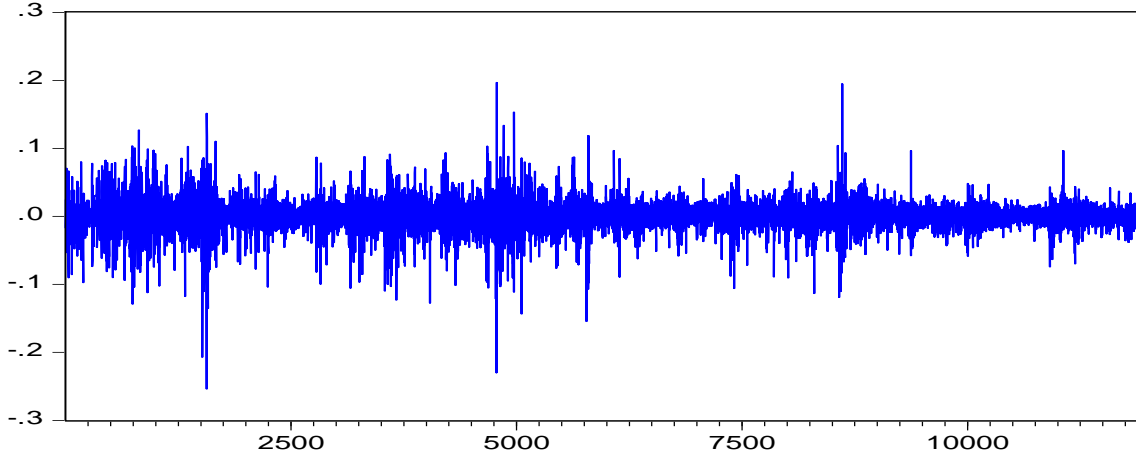
Tam bu noktada fiyat değer tahmini ile risk tahmini arasında bir ayırma gidildiğini söylemek çok da yanlış olmayacaktır. Fiyat tahmininde kullanılan metodolojiler ve yöntemler ile riske yaklaşmak çok da mümkün değildir. Bu kapsamda fiyat tahmini daha çok deterministik yöntemlerle geleceğe dönük bir data elde etmeye çalışırken, risk daha çok söz konusu fiyatların oynaklığına odaklanmaktadır. Yani getiri ya da fiyatla ilgilenen yatırımcılar söz konusu yatırım aracının birinci momenti ile ilgilenirken, risk daha çok daha ileri dereceli momentlere konsantre olmaktadır (standart sapma, eğiklik vb..) (Jorion,2008:332)

Yukarıda sayılan risk değişkenlerinden en önemli bir tanesi de volatilite ya da oynaklıktır. Varyansın kare kökü olarak hesaplanan volatilite ya da standart sapma bir değişkenin kendi ortalama değerinden sapma miktarı olarak ifade edilebilmektedir. Bu manada yapılan yatırıma dair beklenen getiriyi ifade eden birinci moment, oynaklığı ifade eden standart sapma ile hesaplanan ikinci momentin yüksek olduğu dönemlerde daha yüksek kayıp kazanç riski ile çalışacaktır.

Yatırım yapılması planlanan bir finansal varlığı ya da ekonomik açıdan değer ifade eden bir değişkenin sadece fiyat değer olarak takip edilmesi yeterli olmayacaktır. Bu verilere ilişkin öncü bir gösterge olarak volatilitenin alınacak olan kararlarda risk göstergesi olarak değerlendirilmektedir. Finansal bir veriye ilişkin olarak oluşmuş olan getiri dahi çoğu zaman analizlerde oynaklığı ile düzenlenmektedir. Bu manada volatilitenin hem izlenmesi gereken önemli bir değişken hem de ham veriye pürifiye eden bir araç olarak kullanılmaktadır (Angelidis vd.,2004:108-109).

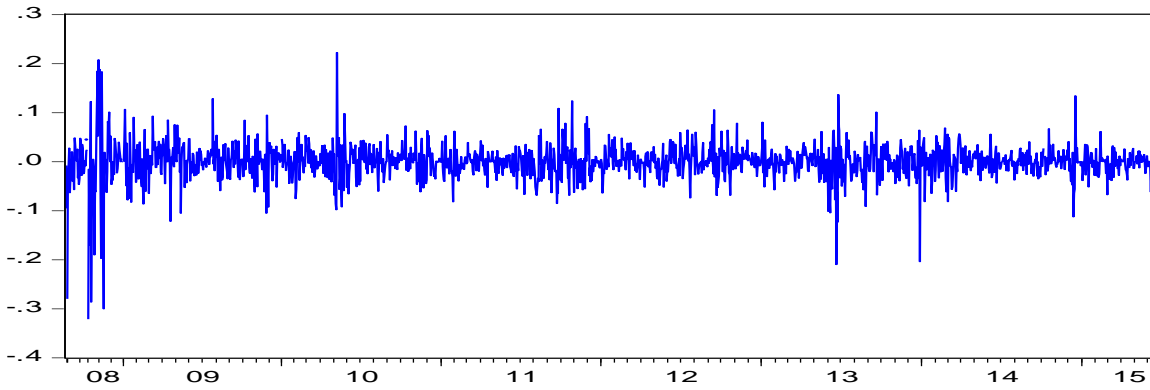
Volatilitenin bir çok çalışmada değişmeyen sabit bir veri olarak kabul edilmektedir. Ancak bir çok finansal araştırmacı, söz konusu volatilitenin belli dönemlerde artan belli dönemlerde azalan bir yapıya sahip olduğunu ileri sürmüşlerdir. Bu manada yüksek volatilitelerin ve düşük volatilitelerin bir arada olduklarını öne sürmüşlerdir. Aslında bu savunulan fikirlerin ciddi bir doğruluk payı da vardır. Önemli finansal endekslerin ya da finansal varlıkların getiri setlerine bakıldığında oynaklık kümelenmesinin varlığı rahatlıkla görülebilmektedir (Aşağıda BİST100 Endeksi, Türkiye'nin CDS Primleri ve Garanti Bankasının Pay Senetlerinin Günlük Getiri Grafikleri Görülmektedir)

GETIRI



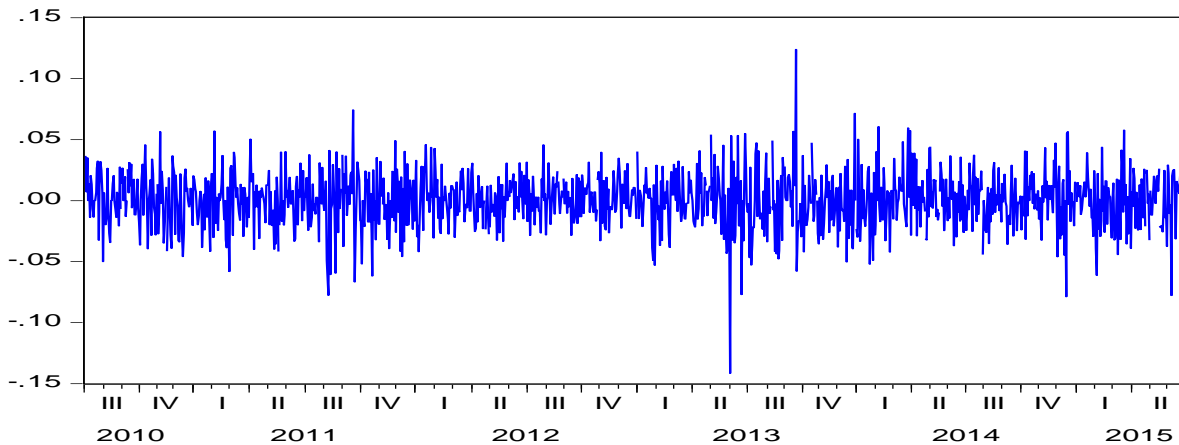
Şekil 1: Bist 100 Endeksi 1988-2015 Tarihleri Arasında Getiri Değerleri

CDS-PrimGunDeg.



Şekil 2: Türkiye'ye Ait CDS Prim Değerlerinin Günlük Değişimi 2008-2015

GARANTIGUNDEG



Şekil 3: Garanti Bankası Pay Senedi Günlük Fiyat Değişimi 2010-2015

Değişen ve sabit olmayan bir verinin ki söz konusu araştırmada bu veri oynaklık olarak görülmektedir, modellenilebiliyor olması hem geçmiş verilerin anlaşılabilmesine olanak tanımaktadır hem de gelecek te oluşacak olan verilerin daha iyi tahminlenmesini mümkün kılmaktadır. Bu manada Mandelbrot (1963:401-403) ilk dönemlerde volatilitenin kümelenmesini öne sürmüştür. Ancak volatilitiyi tam olarak tahminleyen modelleri; Engel (1983:993), Boleslav (1986:162-165) ve daha sonra Nelson ve Cao (1992:229-232)ortaya koymuşlardır.

Bu çalışmada, hesaplanmaya başladığı ilk gün olan 04.01.2010 tarihinden araştırmanın yapıldığı güne kadar olan 25.06.2015 tarihleri arasında günlük olarak değeri oluşmuş olan BNK10 endeksi kullanılmıştır. Bu çalışmada endeksin volatilitenin sabit olmadığı gösterilmiş ve ARCH süreçleri yoluyla modellenildiği ortaya konmuş daha sonra ise kaldıraç etkinin varlığına bakılmıştır.

Çalışmanın birinci bölümünde volatilitite kavramı ikinci bölümünde BNK10 endeksi ile diğer BİST endeksleri üstüne yapılan çalışmalar irdelenmiş son bölümde ise ARCH etkisi ile modellenmiş volatilitite aracılığı ile kaldıraç etkisine bakılmıştır.

2.LİTERATÜR

İMKB Volatilitisini inceleyen araştırmalara bakıldığında bugüne kadar alt endekslere odaklanmış hiçbir araştırmaya rastlanmamıştır. Bununla beraber, BİST30 üzerine yazılmış türev ürünler mevcut iken, diğer alt endeksler üzerine türev ürünlerin henüz işlem görmeye başlamamış olması bunda oldukça etkindir. BİST 100 endeksinin oynaklığı üzerine ise çok fazla sayıda araştırmaya rastlanmıştır.

Chou (1988:144) volatilitenin kalıcılığını ve menkul kıymet piyasalarındaki risk primini GARCH tipi modellerle açıklayan çalışmada IGARCH tipi modellerin volatilitenin fiyat üzerindeki etkisinin derinliğinin görülebilmesi için oldukça etkin olduğunu ortaya koymuşlardır.

Karolyi (1995:21) New York ve Toronto piyasalarındaki kısa dönem değişken volatiliteleri modellemişler ve söz konusu piyasaların volatilitenin sürekliliği noktasında birbirinden ayrıldığını tespit GARCH ailesi modellemeleri ile göstermişlerdir.

Frances ve Van Dijk (1998:233), 5 farklı ülkeye ait hisse senedi piyasalarının volatilitisini analiz etmiştir.Çalışmalarında GARCH ailesi modellemelerinin GJR modellemesine göre daha etkin olduğunu ortaya koymuşlar buna ek olarak, ekstrem değerlerin yaşanmadığı dönemlerde en iyi tahminleyici model olarak QGARCH' önermişlerdir.

Speigh,veGwilym (2000) hisse senedi piyasalarına ait volatilitite endekslerinin tahmininde EGARCH ailesinin GARCH tipi modellerden daha etkin olduğunu öne sürmüştür. Bu görüşleri Ederington ve Guan (2005)'ın araştırmalarında varılan bulgular tarafından da desteklenmiştir.

Corradi ve Avartani (2005), örneklem dışı farklı volatilitite elemanlarını tahmininde GARCH ailesinin kullanılabileceğini öne sürmüşler ve bunun sonucunda en uygun GARCH tipi modelin GARCH (1,1) olarak ortaya koymuşlardır.

Marucci (2005) çalışmasında, farklı dönemler için (günlük- aylık) yüksek ve düşük frekanslı volatilitite rejimlerinde GARCH tipi modellerin oynaklık tahmini için yetersiz kaldığını ortaya koymuş ve MRS-GARCH tipi modellemelerin daha doğru çözümler ürettiğini göstermişlerdir.

Kumar (2006) çalışmasında Hindistan hisse senedi piyasasında oynak volatilitiyi gözlemlemiş ve en iyi volatilitite tahmin modeli olarak da GARCH (5,1) i öne sürmüştür. Buna ek olarak; Goudarzi ve Ramayanaran (2011) yine aynı piyasada asimetric oynaklığın varlığını araştırmışlar ve asimetric volatilitiyi TAGRCH ile en etkin biçimde modellemişlerdir.

Goudarzi (2013) Hindistan menkul kıymet borsasında yaptığı araştırmasında, kısa dönemde GARCH ailesi ile modellenen değişken volatilitenin ve uzun dönemli bir stabil volatilitenin varlığını göstermişlerdir.

Du vd.(2011) borsa endeksleri üzerinde negatif yönlü spekülative operasyonları araştırmışlar ve söz konusu spekülasyonların varlığını volatilitede meydana gelen kaldıraç etkisi ile ilişkilendirmişlerdir.

Özden (2008:348), İMKB100 endeksinin volatilitisini 2000-2008 yılları arasında gerçekleşen günlük getirileri takip ederek ARCH ve GARCH ailesi vasıtasıyla modellemiş ve en iyi sonuçları T-GARCH (1,1) in verdiğinin savunmuştur.

Atakan (2008:56-58) ise aynı araştırmayı 1987-2008 yıllarına yaymış ve volatilitiyi GARCH (1,1) modeli ile modelleyebilmiştir.

Demir ve Çene (2012:224-225) ,BİST100 endeksine odaklandığı çalışmasında ARCH(1,1) modeli ile 2002-2011 yılları arasında oluşan endeks değerlerinin volatilitisini modellemeyi başarmıştır.

Kutlar ve Torun(2013:22-23) araştırmalarında diğer bilim adamları gibi İMKB 100 endeksine odaklanmışlar ve endeksin volatilitisini GARCH ailesi yardımı ile modelledikten sonra, en iyi çözümün T-GARCH(1,1) modeli ile ortaya çıktığını bulmuşlardır.

Karabacak vd.(2014:85-86) çok farklı GARCH ailesi alternatiflerini kullandıkları çalışmalarında, BİST100 endeksini bir yatırım aracı olarak kabul etmişler ve 2011-2013 dönemleri arasında oluşan getirilerin volatilitisini T-GARCH(1,1)

vasıtasıyla en etkin biçimde modelleyebilmişlerdir. Ayrıca getiri değerlerinin volatilité üzerinde asimetric bir etkisi olduğunu da çalışmalarında göstermişlerdir.

Yukarıda görüldüğü gibi farklı araştırmacılar BİST100 (ya da bazı araştırmaların gerçekleştirildiği tarih itibariyle İMKB100) endeksinin getiri oynaklığını değişken kabul etmişler kurdukları farklı zaman serilerini kullanarak ortaya çıkan kalıntı değerinin volatilitésini GARCH ailesi yardımı ile çoğunlukla T-GARCH(1,1) ve GARCH(1,1) yardımı ile modellemişlerdir.

3. OTOREGRESİF KOŞULLU HETEROSKEDASTİK (ARCH) VE GENELLEŞTİRİLMİŞ OTOREGRESİF KOŞULLU HETEROSKEDASTİK VARYANS (OYNAKLIK) MODELLEMESİ (GARCH)

Zaman serileri ya da doğrusal modellemelerde oluşan modelin hata terimlerinin karesinin veri seti boyunca değişmediği kabulüne homoskedastik denmektedir. Ancak yukarıda da gösterildiği gibi verilerin özellikle de finansal verilerin bu hata terimleri sabit olmayıp dönemsel olarak değişebilmektedir. Bu manada oynaklığı sabit olmayan finansal terimler heteroskedastik bir süreç takip etmekte ve bu değişkenlik de modellenebilmektedir. İşte tam bu noktada değişken olan bu yapının ,heteroskedastik bir yapının, modellenebilmesi için ARCH-GARCH ailesi ortaya konmuştur.

Engle (1982) hata terimlerini ortalaması 0 olan stokastik bir süreçle ifade etmiş ve bu terimler arasında korelasyon olmadığı varsayımından hareket etmiştir. Söz konusu koşullu varyans sadece hata terimlerinin karelerine değil aynı zamanda koşullu gecikmeli varyansın kendisine de bağlıdır.

$$\varepsilon_t^2 = Z_t * \sqrt{h_t}$$

Biçiminde ifade edilen hata terimi ε_t , Z_t ortalaması 0 varyansı 1 olan normal dağılım gösteren White noise süreci, $h(t)$ de $\varepsilon(t)$ nin zamana bağlı koşullu varyansını göstermektedir. T ise araştırmanın yapıldığı periodu ifade etmektedir.

$X_t = c + \sum_{n=1}^k \varphi(n) * X_{t-1} + \sum_{n=1}^k \theta(n) * \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$ biçiminde ifade edilen bir zaman

serisi denkleminde koşullu ortalama denklemi denmektedir. Yukarıda verilen ilk denklemlerle koşullu ortalama denklemini bir araya getirdiğimizde elimizde ortalaması sıfır olan de yukarıda gösterilen ilk denklem ışığında oluşan değişken varyanslı ve normal dağılımı kabul edilen hata terimleri ortaya çıkacaktır.

$$\sigma^2 = \omega + \alpha_t * \varepsilon_{t-1}^2$$

Yukarıda son denklemlerde ifade edilen süreçlere ARCH(1) süreçleri denmektedir. Söz konusu denklem, ana ortalama denkleminin hata terimlerini parametrik bir biçimde ifade etmeye yardımcı olmaktadır (Posedel,2005:245). Söz konusu denklem yardımı ile zaman içerisinde değişen bir volatilitenin nasıl hareket ettiği de görülebilmektedir. ARCH süreçleri sadece bir dönem geçmiş değer ile değil daha uzun periodlar için de ifade edilebilmektedir. ARCH(q) , q farklı dönem için $\alpha_i > 0$ şartı ile ortaya aşağıdaki şekilde çıkmaktadır;

$$\sigma^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i * \varepsilon_{t-i}^2$$

ARCH modelinde ortaya çıkan kısıtları özellikle de uzun dönemli gecikmeler modele dahil edildiğinde katsayıların pozitiflik şartı ciddi bir biçimde etkilenmektedir (Bolleslav,1986). Bu kısıt ise ARCH etkisine geçmiş dönem volatilitenin etkisini de içeren yeni hata terimlerinin eklenmesi ile çözüm bulunmuştur. Oluşan bu yeni süreçler aşağıdaki biçimde ifade edilmekte ve GARCH(p,q) olarak adlandırılmaktadır;

$$\sigma^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i * \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j * \sigma_{t-j}^2$$

GARCH(p,q) denkleminin parametreleri en çok olabilirlik fonksiyonu ile tahmin edilmektedir (Gujarati,2010). Bu denklemde p, hareketli ortalamayı, q ise otoregresif GARCH teriminin geçmişe dönük derecesini göstermektedir. Söz konusu GARCH denkleminde $q \geq 0$, $p > 0$, $\omega > 0$, $\alpha_i \geq 0$ ve $\beta_j \geq 0$ şartları sağlanmalı bunlara ek olarak $\alpha_i + \beta_j \leq 1$ olmalıdır. Söz konusu denklemin parametreleri arasında ortaya konan toplam şartı durağanlığı sağlamaktadır. Gökçe(2001), ARCH modelinin çok uzun dönemli geçmiş verilerin alınarak oluşturulması durumunda, GARCH modelinin daha etkin olacağını savunmakta ve daha doğru sonuçlar vereceğini öne sürmektedir.

GARCH modeli her ne kadar geçmiş dönem şokları, yapılan volatilité tahminlerine dahil etsede pozitif ve negatif şokların etkisinin aynı olacağını kabul etmektedir. Ancak bu her zaman geçerli bir kabul değildir. Özden (2008:342-343), Engel (2001:165) ve Posedel (2005:248), negatif haberlerin pozitif haberlerden daha fazla etkili olduğunu öne sürmüşlerdir. Söz konusu eksikliği gidermek için ortaya konan model ise EGARCH modelidir. EGARCH modeli (Nelson,1991:349) aşağıdaki biçimde ifade edilmektedir.

$$\text{Log}(\sigma^2) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \cdot \text{Abs}(\varepsilon_{t-i}/\sigma_{t-i}) + \sum_{j=1}^p \beta_j \cdot \text{Log}(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{k=1}^r \phi_k (\varepsilon_{t-k}/\sigma_{t-k})$$

Bu modelde ϕ_k katsayısının sıfıra eşit olması asimetrik etkinin olduğunu ve sıfırdan küçük olması ise kaldıraç etkisinin olduğunu yani negatif haberlerin pozitif haberlerden daha etkin olduğunu göstermektedir.

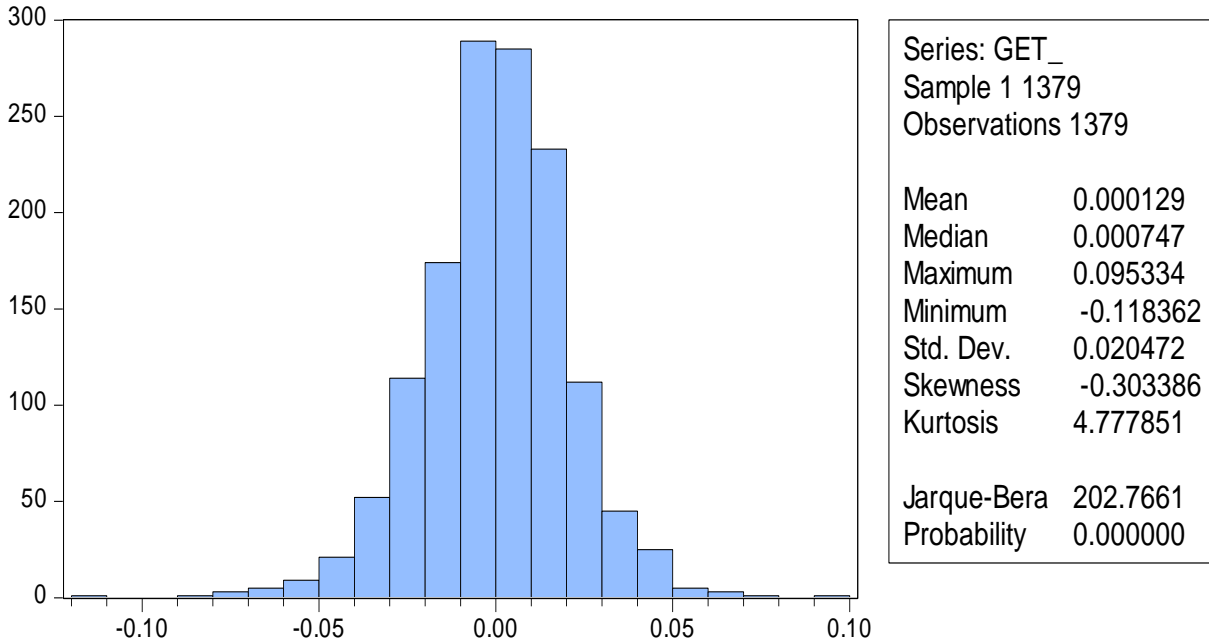
Pozitif ve negatif şoklarda asimetrik bir etki olduğunu savunan bir diğer model ise TGARCH modelidir. Bu modelde, bağımsız değişken olarak kukla değişken D_{t-i} eklenmiştir. Bu kukla değişken hata terimi

$$\sigma^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \cdot \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \cdot D_{t-i} \cdot \varepsilon_{t-i}^2$$

ε_t nin sıfırdan küçük olması durumunda 1, büyük olması durumunda ise sıfır değerini almaktadır. Söz konusu değer sıfırdan büyük olması iyi haberi, negatif olması ise kötü haberi ifade etmektedir (Hepsağ,2013:48-49)

4. VERİLER UYGULAMA VE BULGULAR

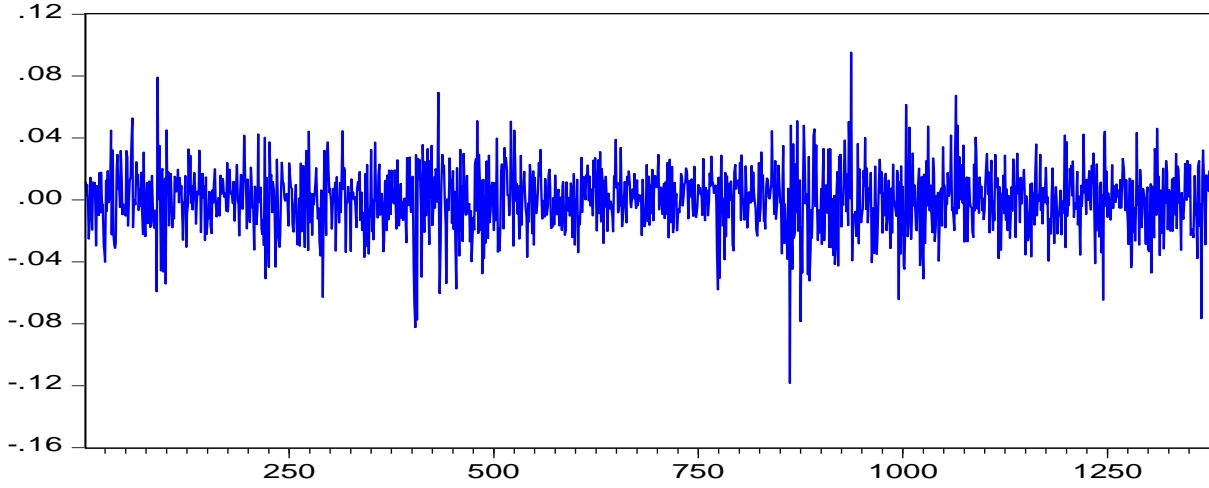
Araştırmamızda, 04.01.2010-26.05.2015 tarihleri arasında oluşmuş olan BNK10 endeksine ait günlük değerlerinin logaritmik değişimi ya da bu endekse yatırım yapan bir yatırımcı gözüyle günlük logaritmik getirileri kullanılmıştır. Söz konusu Logaritmik getiri $P_t = \text{LN}(\text{BNK10}_t / \text{BNK10}_{t-1})$ biçiminde hesaplanmıştır.



Şekil 4: BNK10 Endeksine ait günlük getirilerin istatistikî özellikleri

Kurtosis değerinin $4.78 > 3$ olması veri setinin sivri uçlu olduğunu, $-0,3$ olan skewness (eğiklik) ise seride negatif yönlü bir eğilim olduğunu göstermektedir. Ancak ortalama ve medyan değerlerinin sıfıra yakın çıkması serinin durağan olduğu ve uzun dönemde 0 getirili olması hakkında ciddi bir ipucu sunmaktadır.

GET.



Şekil 5:BNK10 Endeksinin günlük logaritmik getiri grafiği

Söz konusu getiri serinin durağan olup olmadığı ise E-Views8 paket programı vasıtasıyla gerçekleştirilmiş olan AugmentedDickey Fuller testi ile sınanmıştır.

	t-İstatistiği	Prob.*
AugmentedDickey-Fuller test	-19.16890	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.434896	
5% level	-2.863435	

Söz konusu test sonuçlarında yukarıdan görüleceği gibi logaritmik getiri serisinde birim kök çıkmamış ve serinin durağan olduğu ortaya konmuştur ($p < 0,01$; $-3.434896 > 19.16890$)

Seri durağan olduğu yüzden söz konusu getiriye ait zaman serisi modeli kurulmuştur. Kurulan modeller arasında AR(1) AR(2), MA(1) MA(2) modelinin sabit terimi hariç tüm terimleri istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Söz konusu zaman serisi modeline ait katsayılar aşağıda gösterilmiştir.

Değişken	Katsayı	Std. Hata	z-İstatistiği	Prob.
C	0.000118	0.000534	0.221098	0.8250
AR(1)	-1.087544	0.132152	-8.229503	0.0000
AR(2)	-0.793652	0.106428	-7.457139	0.0000
MA(1)	1.029273	0.136652	7.532081	0.0000
MA(2)	0.765483	0.111885	6.841663	0.0000

Inverted AR Roots	-.54+.71i	-.54-.71i
Inverted MA Roots	-.51+.71i	-.51-.71i

Değişken	Katsayı	Std. Hata	z-İstatistiği	Prob.
AR(1)	-1.087476	0.132076	-8.233699	0.0000
AR(2)	-0.793720	0.106375	-7.461534	0.0000
MA(1)	1.029227	0.136572	7.536141	0.0000
MA(2)	0.765584	0.111827	6.846170	0.0000

Inverted AR Roots	-.54+.71i	-.54-.71i
Inverted MA Roots	-.51+.71i	-.51-.71i

Araştırmada; Özden(2008) araştırmasında olduğu gibi sabit terim istatistiki olarak anlamsız çıkmış ancak hata terimleri silinerek kurulan model ilk modeldeki ile aynı sonuçları vermiş ve analizlerimize bu aşamadan sonra sabit terimsiz model ile devam edilmiştir.

Söz konusu hata terimleri üzerinde ARCH etkisi olup olmadığı ise ARCH-LM testi ile sınanmış ve daha ilk gecikmeli değerde de ARCH etkisi görülmüştür;

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	11.21251	Prob. F(1,1374)	0.0008
Obs*R-squared	11.13794	Prob. Chi-Square(1)	0.0008

Bu aşamadan sonra ARCH(1) denklemi ilk aşamada kurulmuş ve tüm katsayıları manalı bulunmuştur.

Değişken	Katsayı	Std. Hata	z-İstatistiği	Prob.
AR(1)	-0.603378	0.030469	-19.80276	0.0000
AR(2)	-0.924293	0.025382	-36.41477	0.0000
MA(1)	0.593797	0.024177	24.56009	0.0000
MA(2)	0.954546	0.020570	46.40461	0.0000

Varyans Denklemi

C	0.000383	1.29E-05	29.77325	0.0000
RESID(-1)^2	0.075291	0.022139	3.400896	0.0007

Akaike -4.95005

Ancak bununla yetinilmemiş karşılaştırma yapmak üzere diğer ARCH(2) ve ARCH(3) denklemleride analize dahil edilmiştir. Geçmiş dönem volatilité etkisini karşılaştırmak amacı ile analizlere GARCH(1,1), GARCH(1,2), ve kaldıraç etkisini görmek için ise EGARCH(1,1), ve TGARCH(1,1,1) ile devam edilmiştir. EGARCH (1,2) ve EGARCH(2,2) ile TGARCH(1,1,2) VE TGARCH(1,2,1) analizlerde sağlıklı sonuç vermediği yüzden araştırma sonuçlarına konulmamış ancak söz konusu modellerde test edilmiştir.

Söz konusu modellere bakıldığında Demir ve Çene(2012), Özden(2008), Atakan (2010) araştırmaları takip edilerek olası GARCH aileleri arasında en uygun olanı bulmak için Akaike ve Loglikelihood değerlerinden faydalanılmıştır. Tüm GARCH ve ARCH ailesi değişken ve modellenebilir bir volatilitéyi ortaya koymakta bununla beraber TGARCH ve EGARCH sonuçları ise, asimetrik olmayan bir etkiden, yani pozitif ve negatif yönlü şokların farklı etkilerinden bahsetmektedir. Akaike ve Loglikelihood değerlerine bakıldığı zaman en iyi sonucu TGARCH(1,1,1) vermektedir. Bununla beraber TGARCH denkleminde asimetrik etkiyi gösteren $\sum_{i=1}^q \alpha_i * D_{t-i} * \varepsilon_{t-i}^2$ kısmının katsayısını temsil eden "RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)"değişkeninin katsayısına bakıldığında anlamlı ve pozitif bir değer görülmektedir.

		Değişken	Katsayı	Prob.
		ARCH(1)	Ortalama Denklemi	AR(1)
AR(2)	-0,92429			0
MA(1)	0,593797			0
MA(2)	0,954546			0
Varyans denklemi	C		0,000383	0
	RESID(-1)^2		0,075291	0,0007
	Akaike/LogLikelihood		-0,0014499	
ARCH(2)	Ortalama Denklemi	AR(1)	-1,09356	0
		AR(2)	-0,8193	0
		MA(1)	1,051733	0
		MA(2)	0,807085	0
	Varyans denklemi	C	0,000338	0
		RESID(-1)^2	0,076041	0,0019
		RESID(-2)^2	0,10728	0,0011
		Akaike/LogLikelihood	-0,0014486	

ARCH(3)	Ortalama Denklemi	AR(1)	-0,62374	0
		AR(2)	-0,96058	0
		MA(1)	0,619132	0
		MA(2)	0,984807	0
	Varyans Denklemi	C	0,000287	0
		RESID(-1) ²	0,081519	0,0003
		RESID(-2) ²	0,088755	0,0049
		RESID(-3) ²	0,143571	0
		Akaike/LogLikelihood	-0,0014498	

Tablo 1 : ARCH Ailesi İle Volatilite Modellenmesi

GARCH(1,1)	Ortalama Denklemi	AR(1)	0,408817	0
		AR(2)	-0,92944	0
		MA(1)	-0,42262	0
		MA(2)	0,937453	0
	Varyans Denklemi	C	2.26E-05	0,0005
		RESID(-1) ² (ARCH TERİMİ)	0,083927	0
		GARCH(-1)	0,864052	0
		Akaike/LogLikelihood	-0,0014505	
GARCH(1,2)	Ortalama Denklemi	AR(1)	-0,67994	0
		AR(2)	-0,78282	0
		MA(1)	0,656587	0
		MA(2)	0,811541	0
	Varyans Denklemi	C	2.27E-05	0,0017
		RESID(-1) ² (ARCH TERİMİ)	0,080751	0,0001
		GARCH(-1)	0,873966	0,0018
		GARCH(-2)	-0,00743	0,977
	Akaike/LogLikelihood	-0,0014481		

GARCH(2,2)	Ortalama Denklemi	AR(1)	0,104639	0
		AR(2)	-0,97409	0
		MA(1)	-0,10341	0
		MA(2)	0,99	0
	Varyans Denklemi	C	2.01E-05	0,0024
		RESID(-1)^2 (ARCH TERİMİ)	0,089046	0
		RESID(-2)^2 (ARCH TERİMİ)	-0,00974	0,6932
		GARCH(-1)	0,874346	0
		AKAİKE/ LogLikelihood	-0,0014501	

Tablo 2 GARCH Ailesi İle Volatilite Modellenmesi

EGARCH(1,1)	Ortalama Denklemi	AR(1)	-0,70271	0
		AR(2)	-0,7871	0
		MA(1)	0,676538	0
		MA(2)	0,817531	0
	Varyans Denklemi	C(5) Sabit Terim	-0,60676	0
		C(6) (Mutlak Etki)	0,140671	0
		ABS(RESID(-1)/SQRT(GARCH(-1)))		
		C(7) (Kaldıraç Etkisi)	-0,07665	0
		RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))		
		C(8)LOG(GARCH(-1))	0,936411	0
	Akaike/ LogLikelihood	-0,001448		

TGARCH(1,1,1)	Ortalama Denklemleri	AR(1)	0,406245	0
		AR(2)	-0,9362	0
		MA(1)	-0,41945	0
		MA(2)	0,942658	0
	Varyans Denklemleri	C	2.27E-05	0
		RESID(-1)^2	0,029336	0,036
		RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0 (Kaldıraç Etkisi)	0,086081	0
		GARCH(-1)	0,873273	0
		Akaike/LogLikelihood	-0,0014501	

Tablo 3 EGARCH/ TGARCH Ailelerin ait analiz sonuçları

Söz konusu analiz sonuçlarına bakıldığında ARCH etkisinin varlığı bir numaralı tablodan rahatlıkla görülmektedir, tüm katsayıların değerlerinin anlamlı çıkması bu manada önemlidir. Tablo 2 de ise GARCH etkisi araştırılmış ve GARCH etkisi ile volatilitenin daha iyi açıklandığı görülmüştür. Bu kapsamda Akaike ve Loglikelihood değerleri yol gösterici olmuştur. Son olarak tablo 3 de araştırmamızın asıl amacı olan kaldıraç etkisine odaklanılmış ve analizler sonucunda tüm katsayılar istatistiki olarak anlamlı bulunduğu gibi her iki alternatif model için kaldıraç etkisi görülmüştür. (EGARCH ve TGARCH Modellerinde kaldıraç etkisi teriminin katsayısının 0 dan farklı ve anlamlı çıkması).

5.SONUÇ

Bu çalışmada sabit olmayan ve zamanla değişen volatilitenin modellenmesi için klasik koşullu değişken varyans olarak da tanımlanmış olan GARCH ve ARCH ailesi modelleri kullanılmıştır. Önceki dönem çalışmalarda yüksek frekanslı olarak fiyatlanan ürünlerin ya da varlıkların oynaklıklarının modellenmesinde başarı ile kullanılan söz konusu modeller bu çalışmada da başarılı sonuçlar ortaya koymuşlardır. Test edilen tüm model alternatifleri arasında katsayıların anlamlı olarak ortaya çıktığı modeller araştırmada sunulmuştur. Bu modeller arasından ise en iyi tahmin sonuçlarını veren model olarak Akaike katsayısı ve LogLikelihood kriterleri ışığında TGARCH(1,1,1) olarak seçilmiştir. Pozitif ve negatif şokların etkisini aynı kabul eden GARCH ve ARCH ailesi modellemeleri her ne kadar anlamlı ve güvenilir sonuçlar vermiş olsalarda, asimetric etkiyi göz önüne alan EGARCH ve TGARCH modellemeleri söz konusu seçim kriterleri ışığında daha iyi modeller olarak ortaya çıkmışlardır.

Hisse senedi piyasasında yatırımcılar her ne kadar diğer yatırımcılara göre risk iştahı daha büyük olan bir grubu temsil etseler de, insan doğası gereği iyi haberleri kuşkuyla kötü haberleri ise kötümser bir yaklaşımla değerlendirmektedirler. Çok kısa bir zaman zarfında 7 yıllık bir dönemde 3 büyük ekonomik kriz geçiren Türkiye de (1994-1999-2001) yatırımcılar kötü haberlere karşı daha hassas olduklarının bir ispatıdır söz konusu araştırmanın bir sonucudur. Türkiye deki hisse senedi piyasası yatırımcılarının kardan zarara katlanabildikleri ancak tehlike hissettikleri anda yatırımlarının yönünü direk değiştirmeye hevesli oldukları rahatlıkla söylenebilir. Bu durum gelişmekte olan piyasalar ile ilgili yapılmış olan diğer çalışmalar ile paralellik göstermektedir.

Bankacılık sektörüne yapılan yatırımların negatif haberlerden pozitif haberlere göre daha fazla etkilendiğini ortaya koyan bu çalışma, bu sektörün aslında kötü şoklara karşı daha hassas olduğunu da bir nevi ifade etmiştir. Tüm GARCH ailesi ve TGARCH ile EGARCH modellemeleri, sabit terim dışında kalan diğer terimlerin katsayıları için yüksek sonuçlar ortaya koymuştur. Bu ise ortaya çıkan volatilitenin kümeleneceğinin, ister iyi ister kötü şoklardan kaynaklansın, bir müddet devam ettiğini göstermiştir. Bugüne kadar İMKB nin 2014 yılı sonu verilerine göre 2 Trilyon Liraya yaklaşan bir büyüklüğe sahip olan bankacılık sektörünü temsil eden bu endeks üzerine araştırma yapılmamış olması, söz konusu araştırmayı görece olarak

önemli hale getirmekte, bu alanda yapılan diğer araştırmalar ile benzer sonuçlar vermesi de literatürle uyumunu ortaya koymaktadır.

KAYNAKÇA

ANGELİDİS T.,BOROS A.,DAGIANNIKIS S.(2004).”Use of Garch in VaREstimation”,Statistical Methodology,12:105-128

ATAKAN, T., Şubat 2009, “İstanbul Menkul Kıymetler Borsası’nda Değişkenliğin (Volatilitenin) ARCH-GARCH Yöntemleri İle Modellenmesi”, İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi, 62:48-61

BOLLESLAV T.(1986).”GeneralizedAutoregressiveConditionalHeterscesdaticity “, Journal of Econometrics,31:307-327

DEMİR İ.,ÇENE E.(2012).”İMKB100 Endeksindeki Kaldıraç Etkisinin ARCH Modelleri İle 2 Alt Dönemde İncelenmesi”,İstanbulUniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi,41(2):214-226

DU X.,YU C.L.,HAYES D.J.(2011),” Speculationandvolatilityspillover in thecrudeoilandagriculturalcommoditymarkets: A Bayesiananalysis”,Energy Economics,33(3),497-503

EDERINGTON, L. H. & GUAN, W. (2005). “Forecastingvolatility”Journal of FutureMarkets, 25(5),465-490

ENGLE R.(2001).”GARCH 101: Use of ARCH/GARCH Models in AppliedEconometrics”, Journal of Economic Perspective,15(4):157-168

ENGLE R.F.(1982).” AutoregressiveConditionalHeterscesdaticitywithEstimates of Variance of UK Inflation”,Econometrica,50:987-1008

FRANCES H.P.,DIJK D.V. (1998). “EstimatingStock Market Volatilityusing GARCH Models”,Journal of Forecasting,15,229-235

GOURDARZI H., RAMANAYARANAN C.S. (2005). “ModellingAsymmetricVolatility in theStock Market”, InternationJournalof Bussinessand Managemant,6(3) , 221-231

GOURDARZI H.(2013), “VolatilityMeanReversionAndStock Market Efficiency“, AsianEconomicand Financial Review, 3(12), 1681-1692

GÖKÇE A. (2001).”İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Getirilerindeki Volatilitenin ARCH Teknikleri ile Ölçülmesi”, Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi, 1,:35-58

GUJARATI D.N.(2010).Temel Ekonometri,Litaratür Yayınları,33,İstanbul

HEPSAĞ, A.(2013) ,” Çok değişkenli Stokastik Oynaklık Modelleri: Petrol Piyasası Finansal Piyasalarda İşlem Gören Sanayi Endeksi Arasındaki Oynaklık Etkileşimi Üzerine Bir Uygulama”, Doktora Tezi, İstanbul

JORION P.(2008).”Value at Risk The New BenchmarkforManagingthe Risk”,McGraw-Hill, USA

KARABACAK M., MECİK O,GENÇ E.(2014). “Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile BİST 100 Endeks Getirisi ve Altın Getiri Serisi Volatilitenin Tahmini”, Uluslararası Alanya İşletme Dergisi,1:79-90

KAROLYI, G.A.,(1995).” A Multivariate GARCH Model of International Transmissions of StockReturnsandVolatility: The Case of the United StatesandCanada”,Journal of Business Economics& Statistics,13(1),11-25

Kummar, S.S.S. (2006). Comparativeperformance of volatilityforecastingmodels in Indianmarkets. Decisions, 33(2), 26–40

KUTLAR A., TORUN P.(2013).”İMKB 100 Endeksi İçin Uygun GeneleştirilmişVaryans Modeli Seçimi”, Erciyes Üniversitesi İİBF Dergisi,42:1-24

LITERMAN B., (2003). “Modern Investment Management: An EquilibriumApproach”,Wiley&Sons,USA

MANDELBROT B.(1963).”TheVariation of CertainSpeculativePrices”,Journal of Bussines,36(4):394-419

NELSON D.B. , CAO C.Q., (1992). "Inequality Constraints in the Univariate GARCH Model," Journal of Business and Economic Statistics, 10: 229-235

NELSON D.B.(1991). "Stationary and Persistence in GARCH(1,1) Model, Econometric Theory", 10:29-52

ÖZDEN Ü.H.(2008). "İMKB Bileşik 100 Endeksi Getiri Volatilitesinin Analizi", İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 7(13):339-350

POSEDEL P.(2005). "Properties of Estimation of GARCH(1,1) Model", Metodoloski Zvezki, 2(2):243-257