



Article Info/Makale Bilgisi

✓Received/Geliş:07.09.2021 ✓Accepted/Kabul:01.12.2021

DOI:10.30794/pausbed.992526

Araştırma Makalesi/ Research Article

Yener, H. ve Eroğlu, B. A. (2022) "Borsa İstanbul 100 Endeksi İçin Dinamik Riske Maruz Değer ve Beklenen Kayıp Analizi", *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Sayı 50, Denizli, ss. 71-86.

## BORSA İSTANBUL 100 ENDEKSİ İÇİN DİNAMİK RİSKE MARUZ DEĞER VE BEKLENEN KAYIP ANALİZİ

Haluk YENER\*, Burak Alparslan EROĞLU\*\*

### Öz

Bu çalışmada, BIST 100 endeks getirileri için, önemli finansal risk ölçütlerinden dinamik riske maruz değer ve beklenen kayıp tahmini ve öngörüsü yapılmıştır. Öngörü modeli olarak, genelleştirilmiş otoregresif skor, ARMA-GARCH ve kayan pencere tabanlı tahmin modelleri kullanılmıştır. Ayrıca, farklı frekanslarda hesaplanan getiri serileri kullanılarak, farklı frekanslarda risk ölçütleri Nisan 2016 ve Şubat 2019 tarihleri arası için elde edilmiştir. Çalışmanın temel bulguları, 1) Yapılan örneklem dışı analizde genelleştirilmiş otoregresif skor tabanlı yöntemlerin daha verimli olduğu ve 2) Risk ölçütlerinin, örneklem sonuna doğru dalgalanması azalırken, bu ölçütlerin seviyelerinin yavaş bir şekilde arttığı olgularıyla özetlenebilir.

**Anahtar kelimeler:** *Riske maruz değer, Beklenen kayıp, GARCH modeli, GAS modeli*

### ANALYSIS OF DYNAMIC VALUE-AT-RISK AND EXPECTED SHORTFALL FOR BIST 100 INDEX

#### Abstract

In this study, the dynamic Value-at-Risk and Expected shortfall, which are the fundamental financial risk measures, are estimated and forecasted. For the forecast model the generalized autoregressive score, ARMA-GARCH, and rolling window-based forecast models are utilized. Besides, risk criteria at different frequencies are obtained between April 2016 and February 2019 by using the return series calculated at different frequencies. The main findings of the study can be summarized as, 1) In the out-of-sample analysis, the generalized autoregressive score-based methods exhibit better forecasting performance, and 2) while the fluctuation of risk criteria lowers, their levels gradually increase towards the end of the sample.

**Keywords:** *Value-at-Risk, Expected shortfall, GARCH model, GAS model.*

\*Dr. Öğr. Üyesi, İstanbul Bilgi Üniversitesi, İşletme Bölümü, İSTANBUL.  
e-postal:haluk.yener@bilgi.edu.tr. (<https://orcid.org/0000-0003-2654-5810>)

\*\* Dr. Öğr. Üyesi, İstanbul Bilgi Üniversitesi, Ekonomi Bölümü, İSTANBUL.  
e-posta:burak.eroglu@bilgi.edu.tr. (<https://orcid.org/0000-0001-6814-747X>)

## 1. GİRİŞ

Riske-maruz-değer (RmD) ölçütü, sade bir konsept olması, hesaplanmasının kolaylığı ve yaygın kullanımı sayesinde, finansal risklerin yönetilmesinde önemli bir araç haline gelmiştir (Yamai ve Yoshiba, 2005). RmD, finansal varlıklara ait getirilerin tarihsel verilerinden belirli bir güven aralığında (%95 veya %99 değerine denk dağılım dilimi gibi) olası en çok kayıp değerinin bulunmasıyla hesaplanır. Örneğin, Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu'nun (BBDK) yönetmeliği doğrultusunda Türkiye'de bankalar için RmD değeri hesapları için %99'luk güven düzeyi kullanılmaktadır (Demireli ve Taner, 2009). Aynı zamanda, bu değer hesaplanması için belirli bir dönem değeri ve bazı durumlarda getirilerin olasılık dağılımı hakkında varsayımlarda da bulunmak gerekebilir. Ancak, Mandelbrot'un da (1963) gösterdiği gibi, finansal varlıkların olasılık dağılımları kalın kuyrukludur. Dolayısıyla, finansal yatırımların risk değerleri, genel olarak, RmD değerlerinin üstündedir ve aynı zamanda RmD değerleri alt toplamsal değildir (Artzner vd., 1997, 1999). RmD'deki bu eksiklikler nedeniyle de olası kayıpların hesaplanması için Beklenen Kayıp (BK) metodu (ilk olarak) Rappoport (1993) tarafından önerilmiştir. Alternatif olarak önerilmiş olan BK metodu, 2008 ve 2009 krizi sonrasında daha da önem kazanmış ve Basel Komitesi'nin (2010) Basel III metodolojisi için hazırlamış olduğu raporda, finansal risklerin hesaplanmasında RmD metodunun da üzerinde önem kazanmıştır (Patton vd., 2019). İşte bu makalede, Patton vd.'nin (2019) çalışması esas alınarak Borsa İstanbul (BIST) 100 endeksi getirilerinin RmD ve BK değerleri farklı frekanslarda dinamik olarak hesaplanıp analiz edilecektir. Dinamik hesaplamalar için, modellerin verilere kalibrasyonu hakkında detaylar hakkında Davis'den (2016) bilgi edinilebilir.

Rmd ve özellikle BK hesaplamalarının dayanağı, "sağlanabilir" kayıp fonksiyonlarıyla ilgilidir. Patton vd.'nin de (2019) açıklamış olduğu gibi, sağlanabilirlik, beklenen kaybı minimize edecek bir skor/kayıp fonksiyonunun olmasıyla ilintilidir. Bu kayıp fonksiyonundan en yüksek kaybı verecek RmD hesaplanır ve bu hesaptan da BK'nın değeri bulunur. Dolayısıyla, hesaplamaların yapılabilmesi için kullanılacak skor fonksiyonunun sağlanabilir olması önemlidir. Sağlanabilirlik kavramı Osband (1985) tarafından önerilmiştir (aynı zamanda Lambert vd. 2008; Gneiting, 2011 çalışmalarına bakılabilir). Mesela RmD'nin hesaplanması için sağlanabilir skor/kayıp fonksiyonu halihazırda mevcuttur (örneğin Koenker, 2005). Fakat, BK'nın tek başına hesaplanması için böyle bir skor/kayıp fonksiyonu mevcut değildir (bkz. Gneiting, 2011). Böyle bir eksikliğe rağmen, Fissler vd. (2015) ve Fissler ve Ziegler' (2016) tarafından, hem RmD'nin hem de BK'nın "birlikte sağlanabilir" fonksiyonlar olduğunun gösterilmesiyle beraber, iki ölçütü de aynı anda tahmin edilmesini sağlayacak kayıp fonksiyonları türemiştir. Dolayısıyla, bu çalışmada Patton vd. 'den (2019) yola çıkarak "FZ" fonksiyonu (skoru) olarak isimlendirilen, Fissler ve Ziegler (2016) tabanlı kayıp fonksiyonu kullanılmıştır.

Bu kayıp fonksiyonunun kullanımı, Patton vd.'nin (2019) de yapmış olduğu şekilde, Creal vd. (2013) tarafından önerilen otoregresif skor tabanlı (Generalized Autoregressive Score (GAS)) model altında ele alınmıştır. Bu yöntem sayesinde BIST 100 getirileri için RmD ve BK hesaplamaları yarı parametrik şekilde dinamik olarak hesaplanabilmektedir. Yarı parametrik yaklaşımın, parametrik yaklaşımlara göre avantajı genel bir olasılık dağılımı varsayımına dayanmıyor oluşudur (Lazar ve Xue, 2000). Parametrik olmayan yaklaşımlara göre avantajı ise, finansal getirilerin yarı-yapısal bir yaklaşım içerisinde değerlendirip, risk ölçümlerinin yapılmasını sağlamasıdır. Nitekim, Lazar ve Xue'nin (2020) temel uluslararası endekslerin yüksek frekanslı verilerini kullanarak yapmış oldukları risk ölçümlerinde, Patton vd. (2019), Patton vd. (2019) modelinin diğer parametrik olan ve parametrik olmayan modellere göre daha verimli çalıştığını göstermiştir.

Bir diğer çalışma olarak, Deng ve Qiu'nin (2021) kapsamlı çalışmasında, FZ tipi kayıp modelleriyle risk hesaplamalarının daha verimli şekilde yapıldığını gösterilmiştir. Ayrıca bu çalışma, tahmin ve geriye dönük testlerin hataları arasındaki ilişkilerin modelin başarısını etkilediğini ve FZ kayıp modeli gibi skor fonksiyonu tabanlı çalışmaların daha verimli sonuçlar çıkardığını göstermiştir. Yine, Ardia vd. (2018) tarafından, FZ tipi kayıp modelinin, Markov rejim değişimi yaklaşımı altında verimli çalıştığı gösterilmiştir. Çalışma, S&P 500 endeksi hisselerini, önemli uluslararası endeks değerlerini ve farklı para birimlerinin dolar kuru karşısında getirilerini kullanarak, günlük getirilerde rejim değişikliğinin hesaba katılmasının risk tahminlerini iyileştirdiği bulgusuna erişmiştir. Son olarak da, Bu vd. (2019), FZ tipi kayıp fonksiyonlarının farklı zaman aralıklarında farklı dinamiklere sahip olduğunu göstermiştir. Yazarların dalgacık tabanlı uygulamalarında kısa, orta ve uzun zaman frekanslarında, özellikle BK değerinin, değişken dinamiklere sahip olduğunu ve kayıp tahminlerinde bu dinamiklerin hesaba katılmasıyla daha verimli tahminler yapılabileceğini göstermiştir.

FZ tipi kayıp fonksiyonlarının verimli uygulamaları sonucunda, bu çalışmada BIST 100 endeksinin yüksek frekanslı getirilerine ait RmD ve BK değerleri, Patton vd.'nin (2019) modeli altında, farklı zaman aralıklarında ele alınmıştır. Patton vd.'de (2019) kullanılan iki faktörlü GAS modelleriyle beraber, GARCH-FZ ve GARCH-GAS melez

modelleri, standart risk hesaplama yöntemleriyle 5, 15, 30 dakikalık, 1 saat ve 1 günlük frekanslı getiriler altında karşılaştırılmıştır. Bu sayede farklı zaman aralıklarında, RmD ve BK değerlerinin nasıl yüksek frekanslı dinamiklere sahip olduğu gözlemlenmiştir. Özellikle, BIST 100 veri setinin kullanılmasıyla, gelişmekte olan ülke endekslerinin yüksek frekanslı risk dinamiklerinin gelişimi hakkında fikir edinilmesi mümkün kılınmıştır.

Çalışmanın sonuçlarının gösterilmesi için ikinci bölümde kullanılan veri setinin kısa tasviri ve modellerin detaylı açıklaması yapılmış, üçüncü bölümde ise veri setinin temel istatistikleri hakkında bilgi verildikten sonra, bulguların analizi gerçekleştirilmiştir. Son bölüm olan dördüncü bölümde de çalışmanın sonuçlarının özeti verilmiştir.

## **2. ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ VE VERİ SETİ**

Araştırmanın bulgularına geçmeden önce, araştırmada kullanılacak veri seti ve tahmin yöntemleri tanıtılacaktır. Çalışmadaki, tahmin yöntemlerinin tanımlanmasında Patton vd.'nin (2019) çalışması esas alınacaktır. Riske maruz değer (RmD) ve beklenen kayıp (BK) değerlerinin tespiti için genelleştirilmiş otoregresif skor (GAS), ARMA-GARCH tabanlı modeller ve hem GAS hem de ARMA-GARCH tabanlı modellerin karışımından oluşan melez modeller kullanılacaktır. Ayrıca, basit kayan pencere yöntemi de bu yöntem kümesine eklenmiştir.

### **2.1. Veri Seti**

Bu çalışmada BIST 100 endeksinin yüksek frekanslı getirileri üzerine çalışılacaktır. Eldeki dakikalık veri setinden, Nisan 2016 ile Şubat 2019 arasındaki endeks fiyatı kullanılarak farklı frekanslarda getiriler elde edilecektir. Bu araştırmada 5, 15, 30 dakikalık yüksek frekanslı; ve 1 saat ve 1 günlük düşük frekanslı getiriler elde edilecektir. Bu getiriler, belirtilen zaman aralığındaki kapanış fiyatlarının logaritmik farkının alınmasıyla, fiyattaki yüzde değişim şeklinde oluşturulacaktır. Patton vd.'de (2019) olduğu gibi, edilen getirilerin sifıra eşit olması durumunda (tatil ve piyasanın kapanmasından dolayı), bu getiriler analiz dışı bırakılacaktır\*. Eğer, dakikalık fiyat serisi,  $n$  toplam dakikalık gözlem sayısı olmak üzere,  $\{P_i\}_{i=1}^n$  olarak tanımlanırsa, analizde kullanılacak getiri serisini farklı frekanslara göre,  $f \in \{5,15,30,60,540\}^\dagger$  için,  $t := i \times f \in \{1, \dots, [n/f]\}$  olmak üzere,  $r_t^{(f)} = [\log(P_{f \times i}) - \log(P_{f \times (i-1)})] \times 100$  şeklinde gösterilecektir.

### **2.2. Riske Maruz Değer ve Beklenen Kayıp için Tutarlı bir Skor Kuralı ve İki Faktörlü FZ Modeli**

Araştırmada kullanılacak yöntemlerden bahsetmeden önce bu yöntemleri temelini oluşturan kayıp fonksiyonu tanıtılacaktır. Fissler ve Ziegel (2016) ve Patton vd. (2019), RmD ve BK değerlerinin eşanlı olarak tanımlanması için şu skor fonksiyonunu (FZ skoru) önermiştir:

$$L_{FZ}(r_t^{(f)}, v_t, e_t; \alpha) = -\frac{1}{\alpha e_t} \mathbf{1}\{r_t^{(f)} \leq v_t\} (v_t - r_t^{(f)}) + \frac{v_t}{e_t} + \log(-e_t) - 1. \quad (1)$$

Yukarıdaki denklemde  $v_t$  RmD için ve  $e_t$  BK için aşağıda göstereceğimiz şekilde belirlenecek değerlerdir. Diğer tarafta  $\alpha \in [0,1]$  dağılım değeri, ve  $r_t^{(f)}$  daha önce de tanımlandığı gibi getiri serisidir. Fissler ve Ziegel'e (2016) göre Denklem (1)'deki kayıp kuralı, RmD ve BK için "sağlanabilir" bir fonksiyondur. Bu fonksiyonla ve sağlanabilirlik terimiyle ilgili detaylar Fissler ve Ziegel (2016) ve Patton vd.'de (2019) bulunabilir. Bu çalışmada, Patton vd.'ni (2019) takiple RmD ve BK için dinamik yarı-parametrik modeller tanımlanacaktır. Bu modellerin çözümlenmesinde standart kayıp fonksiyonları (hata teriminin kareler toplamı veya olabilirlik fonksiyonu gibi) yerine Denklem (1)'de tanımlanan FZ skor kuralı kullanılacaktır. İlk önce, RmD ve BK serileri, bilinmeyen parametreler  $\theta$  ve  $t$  anına kadar olan bilgi kümesi  $\mathcal{F}_t$ 'nin içerisinde yer alan bir matris olan  $Z_t$ 'nin fonksiyonu şeklinde yazılabilir. Bu durumda Denklem (2)'deki optimizasyon, bu serileri oluşturan parametrelerin tahminini, ve bu tahminler yardımıyla hesaplanacak RmD ve BK serilerini verecektir.

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T L_{FZ}(r_t^{(f)}, v(Z_{t-1}; \theta), e(Z_{t-1}; \theta); \alpha). \quad (2)$$

\* Bu durum bizim veri setimiz için geçerli değildir. Yani, sıfır getiriye sahip olabilecek veriler (tatil ve piyasanın kapalı olduğu durumlar) hali hazırda veri setinde bulunmamaktadır. Ancak, diğer uygulamacıların, bu konuda dikkatini çekmek için bu ifade kullanılmıştır.

† Bir gün içerisinde 9 saatlik işlem yapıldığı varsayılmaktadır.

Belirli  $Z_t$  matrisi ve tahmin edilen parametre vektörü  $\hat{\theta}$  için,  $r_t^{(f)}$  serisinin RmD ve BK tahminleri sırasıyla  $\hat{v}_t = v(Z_{t-1}; \hat{\theta})$  ve  $\hat{e}_t = e(Z_{t-1}; \hat{\theta})$  şeklinde oluşturulabilir. Bu tahminleri elde edebilmek için gerekli  $v(\cdot)$  ve  $e(\cdot)$  fonksiyonları, Creal vd'nin (2013) önerdiği GAS modeline uygun olacak şekilde kullanılacaktır. Bu model, en genel haliyle iki faktörlü olarak (bu model 2 faktörlü FZ modeli olarak isimlendirilecektir.) Denklem (3)'teki gibi ifade edilebilir.

$$\begin{bmatrix} v_{t+1} \\ e_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_v \\ \omega_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_v & 0 \\ 0 & \beta_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_t \\ e_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{v,v} & a_{v,e} \\ a_{e,v} & a_{e,e} \end{bmatrix} H_t^{-1} \nabla_t \quad (3)$$

Yukarıdaki denklemde,  $\nabla_t$  ve  $H_t$  sırasıyla FZ fonksiyonun  $[v_t, e_t]^T$  vektörüne göre skor (gradyan) vektörü ve Hessian matrisi olarak tanımlanabilir. Bu fonksiyonlarla ilgili detaylı bilgi, Patton vd.'da (2019) bulunabilir. Ayrıca, bu denklemde  $[v_{t+1}, e_{t+1}]^T$  vektörü, gözlemlenemeyen örtük faktör olarak tanımlanacak ve bu vektör  $\theta = [\omega_v, \omega_e, \beta_v, \beta_e, a_{v,v}, \dots, a_{e,e}]$  parametre vektörünün Denklem (2)'teki minimizasyonundan elde edilecek sonuçlar sonrasında hesaplanacaktır.

Bu iki faktörlü modele ek olarak, modeldeki faktör sayısını bire indirerek daha kısıtlı bir model ele alınacaktır. Bu modeldeki gözlemlenemeyen faktör (örtük değişken)  $\kappa_t$  olmak üzere, RmD ve BK dinamikleri şu şekilde gösterilebilir:

$$v_t = a \times \exp(\kappa_t), \quad e_t = b \times \exp(\kappa_t) \quad \text{ve} \quad \kappa_t = \omega + \beta \kappa_{t-1} + \gamma h_{t-1}^{-1} s_{t-1}. \quad (4)$$

Bu gösterimde  $s_t$  ve  $h_t$  tek değişkenli değerlerdir ve FZ fonksiyonunun  $\kappa_t$ 'ye göre sırasıyla birinci ve ikinci türevidir. Ayrıca,  $b < a < 0$  eşitsizlikleri, RmD ve BK'nın tanımlarından dolayı gerekmektedir. Bu modelde,  $\theta = [\omega, \beta, \gamma, a, b]$  bilinmeyen parametre vektörünün (Denklem (2)'nin de yardımıyla) tahmin edilmesiyle hesaplanabilir.

Hem 2 faktörlü hem de 1 faktörlü model üzerinden çıkarımlar M-tahmin ediciler sınıfı göz önünde bulundurularak yapılabilir. Patton vd. (2019), belirli varsayımlar altında (bu makalede Varsayım 1),  $\hat{\theta}$ 'in  $\theta$ 'nin tutarlı bir tahmin edicisi olduğunu göstermiştir. Ayrıca, Patton vd'nin (2019) Varsayımları 1 ve 2 altında  $\hat{\theta}$ 'in asimptotik olarak normal dağıldığı belirtilmiştir. Dolayısıyla, bu iki sonuç kullanılarak,  $\theta$  içindeki parametreler üzerinde istatistiki çıkarımlar normal dağılım altında yapılabilir.

### 2.3. Diğer RmD ve BK Tahmin Yöntemleri

Kısım 2.2'de tanımlanan FZ tabanlı GAS modellerinin performansını kıyaslamak için literatürde RmD ve BK değerlerini hesaplamak için kullanılan bazı modeller esas alınacaktır. Bu modeller, basit kayan pencere tahmini (KP) ve GARCH temelli modelleme olmak üzere iki sınıfa ayrılacaktır.

#### 2.3.1. Basit Kayan pencere Tahmini

Bu yöntem, en basit RmD ve BK hesaplama yöntemi olup, belirli bir gözlem aralığında (pencerede) bu değişkenlerin hesaplanmasıyla oluşturulur. Eğer  $m$ , bu penceredeki toplam gözlem sayısı olarak alınırsa ve  $Dağılım \widehat{dılıml}_\alpha$   $\alpha$ 'ncı dağılım dilimi olarak tanımlanırsa,

$$\widehat{RmD}_t^{(f)} = Dağılım \widehat{dılıml}_\alpha \left\{ r_t^{(f)} \right\}_{s=t-m}^{t-1} \quad \text{ve} \quad \widehat{BK}_t = \frac{1}{\alpha \times m} \sum_{s=t-m}^{t-1} r_s^{(f)} \mathbf{1} \left\{ r_s^{(f)} \leq \widehat{RmD}_t^{(f)} \right\}, \quad (5)$$

sırasıyla RmD ve BK'nın tahmin edicileri olarak kabul edilebilir. Bu çalışmada,  $m = \{125, 250\}$  olarak alınacaktır.

#### 2.3.2. ARMA-GARCH ve Melez Modeller Yardımıyla RmD ve BK Tahmini

Bu çalışmadaki bütün ARMA-GARCH modelleri Denklem (6) ve (7)'deki şekilde kullanılacaktır.

$$\begin{aligned} r_t^{(f)} &= \mu_t + u_t, & \mu_t &= \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i}^{(f)} + \sum_{i=1}^q u_{t-i}; & (6) \\ u_t &= \sigma_t \eta_t, & \sigma_t^2 &= \omega + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma \left( r_t^{(f)} - \mu_t \right)^2 \quad \text{ve} \quad \eta_t \sim iid F_\eta(0,1) & (7) \end{aligned}$$

Denklem (6) ve (7)'deki modeli kapatmak için,  $\eta_t \sim N(0,1)$  (n-GARCH),  $\eta_t \sim \text{yatık } t(0,1, \zeta, \lambda)$  (yt-GARCH) olarak iki farklı dağılım varsayılmıştır. Dağılımlardan yt-GARCH'in parametrelerinden  $\zeta$  basıklık ve  $\lambda$  yatıklık

parametreleri olmak üzere, yatık  $t$  dağılımına denk gelmektedir. Bu varsayımların yanında,  $\eta_t$ 'nin ampirik dağılım fonksiyonu kullanılarak da GARCH (ampd-GARCH) süreci tahmin edilecektir. Bu modeller, yarı-olabilirlik yöntemiyle tahmin edilebilir.

Araştırmada kullanacağımız diğer bir yöntemde, yarı-olabilirlikte kullanılan ve yukarıda belirtilen dağılım fonksiyonları yerine, FZ fonksiyonu kullanılarak GARCH modeli tahmin edilecektir. Bu yeni modele de GARCH-FZ ismi verilecektir.

Makalede kullanılacak olan ARMA-GRACH tabanlı modellerden n-GARCH, yt-GARCH, ampd-GARCH ve GARHC-FZ için, RmD ve BK şu şekilde elde edilecektir:

$$v_t = \mu_t + a\sigma_t, \quad a = F_{\eta}^{-1}(\alpha); \quad (8)$$

$$e_t = \mu_t + b\sigma_t, \quad b = E[\eta_t | \eta_t \leq a]. \quad (9)$$

Denklem (8) ve (9)'daki gösterime göre, ilk önce ARMA-GARCH modeli ile  $\mu_t$  ve  $\sigma_t$  süreçlerinin tahminleri elde edilecek, daha sonra varsayılan dağılım fonksiyonları kullanılarak  $a$  ve  $b$  değerleri elde edilecektir. Son aşamada Denklem (8) ve (9) kullanılarak RmD ve BK serileri elde edilebilir. Dolayısıyla, GARCH tipi modeller RmD ve BK'yu iki aşamada tahmin ederken, GAS tipi modeller tek aşamada tahmin edecektir.

Ayrıca, GARCH ile GAS modelini aynı anda kullanan, Melez ismi verilen bir yöntemden de faydalanılacaktır. Bu yöntem şu denklemler olarak tanımlanmıştır:

$$r_t^{(f)} = \exp(\kappa_t)\eta_t, \quad \eta_t \sim iidF_{\eta}(0,1); \quad (10)$$

$$\kappa_t = \omega + \beta\kappa_{t-1} + \gamma \left[ -\frac{1}{e_{t-1}} \left( \frac{1}{\alpha} 1 \{r_{t-1}^{(f)} \leq v_{t-1}\} r_{t-1}^{(f)} - e_{t-1} \right) \right] + \delta \log |r_{t-1}^{(f)}|. \quad (11)$$

Denklem (11)'da yer alan  $e_t$  ve  $v_t$  değişkenleri tek faktörlü FZ modelinde olduğu gibi Denklem (4) ile belirlenecektir. Bunlara ek olarak, bu model de FZ minimizasyonu kullanılarak tahmin edilecektir.

Dolayısıyla yukarıda açıklamalarını vermiş olduğumuz dört ana yaklaşımı aşağıdaki gibi özet olarak listeleyebiliriz:

- 1- Denklem (3)'e denk gelen iki faktörlü GAS modeli (FZ 2 faktör modeli);
- 2- Denklem (4)'e denk gelen tek faktörlü GAS modeli (FZ 1 faktör modeli);
- 3- Denklem (6)-(9)'a denk gelen GARCH-FZ modeli. Yine örneklem dışı için de kullanılacak olan n-GARCH, yt-GARCH, ampd-GARCH tabanlı modeller;
- 4- Denklem (10) ve (11)'e denk gelen GARCH ile GAS "Melez" modeli.

Yukarıdaki listeden FZ 1 faktör, FZ 2 faktör, GARCH-FZ ve Melez modelleri önce örneklem içi (Bölüm 3.3), sonra yine aynı modeller n-GARCH, yt-GARCH, ampd-GARCH tabanlı modelleriyle örneklem dışı öngörülerini (Bölüm 3.4) için kullanılacaktır.

### **3. ÇALIŞMANIN BULGULARI**

#### **3.1. Veri setinin Temel Tanımlayıcı İstatistikleri**

Çalışmanın bu kısmında, bir önceki kısımda tanımlanan yöntemler, BİST 100 endeks getirilerine uygulanacaktır. Eldeki dakikalık veriler, farklı frekanslarda çalışmaya izin vermektedir. Bu çalışmada, 5, 15, 30 dakika; 1 saatlik ve 1 günlük frekanslar kullanılacaktır. Beklenen kayıp yazınında her ne kadar günlük analiz yapılsa da, bu araştırmada farklı frekanslardaki risk ölçümlerinin ne kadar başarılı olduğu analiz edilecektir. Bu analize geçmeden, farklı frekansta oluşturulan getiri serilerinin tanımlayıcı istatistikleri incelenecektir. Tablo 1'de bu istatistikleri görülebilir.

**Tablo 1: Getiri Serilerinin Temel Tanımlayıcı İstatistikleri**

	<b>5 dk.</b>	<b>15 dk.</b>	<b>30 dk.</b>	<b>1 saat</b>	<b>1 gün</b>
<b>Ortalama</b>	9.2836	9.0313	8.5872	8.6446	8.3321
<b>Std. Sap</b>	20.4107	19.8503	19.2364	19.3765	19.0047
<b>Yatıklık</b>	-2.3309	-1.2441	-1.0698	-0.9569	-0.5349
<b>Basıklık</b>	117.118	41.5874	24.0725	15.0456	5.8337
<b>RmD-0.01</b>	-3.38732 (-0.3439)	-3.35251 (-0.5836)	-3.40529 (-0.8259)	-3.53632 (-1.1788)	-3.3929 ---
<b>RmD-0.025</b>	-2.35889 (-0.2395)	-2.36194 (-0.4112)	-2.35979 (-0.5723)	-2.37516 (-0.7917)	-2.4706 ---

<b>RmD-0.05</b>	-1.69683	-1.69679	-1.70668	-1.75901	-1.85
	(-0.1723)	(-0.2954)	(-0.4139)	(-0.5863)	---
<b>RmD-0.10</b>	-1.1379	-1.14208	-1.14942	-1.21167	-1.2994
	(-0.1155)	(-0.1988)	(-0.2788)	(-0.4039)	---
<b>BK-0.01</b>	-5.64119	-5.6548	-5.5314	-5.65534	-4.5136
	(-0.5728)	(-0.9844)	(-1.3416)	(-1.8851)	---
<b>BK-0.025</b>	-3.92057	-3.93379	-3.8838	-3.94593	-3.5302
	(-0.3981)	(-0.6848)	(-0.9420)	(-1.3153)	---
<b>BK-0.05</b>	-2.95963	-2.95718	-2.94099	-2.99383	-2.8371
	(-0.3005)	(-0.5148)	(-0.7133)	(-0.9979)	---
<b>BK-0.10</b>	-2.16932	-2.17193	-2.16787	-2.22266	-2.2066
	(-0.2203)	(-0.3781)	(-0.5258)	(-0.7409)	---

Bu tabloya göre, yıllık ortalama getiri %9 civarında olup, frekans azaldıkça azalma eğilimine girmektedir. Aynı şekilde, yıllık getirilerin standart sapmaları frekansla beraber azalan bir eğilime sahiptir. Önemli diğer bir bulgu ise, bütün frekanslarda getirinin eksi yatıklık değerine sahip olmasıdır. Bu durumda BİST 100 endeksine ait getirinin sola yatık olduğu söylenebilir. Ayrıca, bütün frekanslarda gözlemlenen büyük basıklık değeri, getiri değişkeninde kalın kuyruk özelliğine işaret etmektedir. Tabloda gösterilen ve bütün veriler için %5'lik dilim için hesaplanan beklenen kayıp ve riske maruz değerlerine bakılırsa, günlük olarak %2.8 beklenen kayıp ve %1.85 riske maruz değer gözlemlenmektedir. Bu tablodaki ilginç bir bulgu ise, günlük hale getirilmiş riske maruz değer artmaktayken, beklenen kayıpta açık bir gidişat görülmemektedir.

Her ne kadar Tablo 1, BIST 100'ün risk karakteristiği hakkında bir kanaat oluştursa da bu karakteristiğin temelini anlamak ve zaman içerisinde nasıl değiştiğini incelemek için daha detaylı bir analiz gerekmektedir. Bu çalışmadaki analiz Bölüm 2.3.2'nin sonunda listelenen modellerle Patton vd.'nin (2019) geliştirdiği yarı-parametrik dinamik model ve yazındaki diğer GARCH tabanlı yöntemlerle yapılacaktır. Ayrıca, analizde kullanılacak farklı modellerin BIST 100'e ait RmD ve BK tahminlerinin performansı kıyaslanacaktır.

### **3.2. Standart Zaman Serisi Analizi**

RmD ve BK modellerini incelemeyen önce, eldeki veriler standart zaman seri modelleri ile tahmin edilecektir. Bu aşamadaki analizde, sıklıkla kullanılan Denklem (6) ve (7)'ye denk gelen ARMA ve GARCH modelleri kullanılacaktır. Bu kısımdaki analiz bir önceki kısımda yapılan analize ek olarak BIST 100 getiri serilerinin istatistik karakterinin daha detaylı olarak incelenmesi için yapılmıştır. FZ 1 faktör, FZ 2 faktör, GARCH-FZ ve Melez modelleriyle yapılan örneklem içi analiz bir sonraki kısımda sunulacaktır.

ARMA modeli tahmin edilirken en çok gecikme parametresi, hem AR hem de MA bileşenleri için 6 olarak kabul edilmiştir. GARCH analizi için ise Patton vd.'de (2019) olduğu gibi GARCH(1,1) modeli kullanılmıştır. Bu modeller, sırasıyla Denklem (6) ve (7)'de görülebilir. Denklem (6)'da, gecikme değerleri  $p$  ve  $q$  Bayes Bilgi kriteri (BIC) yardımıyla belirlenecektir. ARMA-GARCH tabanlı modellerden bir tanesi için kullanılan yatık  $t(0,1, \zeta, \lambda)$  dağılımı Hansen'de (1994) tanımlanmıştır (yukarıda parametreler hakkında bilgi sağlanmıştır). Bu dağılımın da ele alınmasında neden, getiri değişkeninin basık ve yatık bir formda karşımıza çıkmasıdır (bknz. Tablo 1).

Bu bölümde kullanılan zaman serisi modellerinin ana parametreleri, örneklem içi olan 2016 Nisan ve 2018 Ocak arasındaki gözlemleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Tablo 2'de bu modellerin tahmin çıktıkları görülebilir. Bu tabloda, eldeki serilerin basit bir ön incelemesi yapıldığı için ARMA modelinde sadece katsayı değerleri verilmiştir. Ancak, ilerleyen kısımlarda GARCH modeline sıklıkla başvuracağımız için hem katsayı hem de bu katsayıların standart sapmalarına yer verilmiştir.

Tablo 2: Getiri Değişkenlerinin ARMA ve GARCH Tahmini

		5 dk.	15 dk.	30 dk.	1 saat	1 gün
ARMA	$\phi_0$	8.91E-04	0.0026	0.0047	0.0089	0.077
	$R^2$	2.75E-05	7.87E-05	1.46E-04	2.74E-04	0.0023
GARCH	$\omega$	0.0014	0.0083	0.0000	0.1207	0.0140
		(2.16E-9)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0007)	(0.0001)
	$\beta$	0.3230	0.1313	0.0038	0.0364	0.0292
		(0.0001)	(0.0001)	(0.0000)	(0.0001)	(0.0001)
	$\gamma$	0.6770	0.6599	0.9955	0.9610	0.9590
		(4.71E-5)	(0.0005)	(0.0000)	(0.0424)	(0.0002)
	$\nu$	2.8637	2.8524	2.9321	2.8797	4.7875
		(0.0181)	(0.0253)	(0.1335)	(0.0152)	(1.3739)
	$\lambda$	-0.0328	-0.0156	-0.0091	-0.0219	0.0474
		(0.0053)	(0.0068)	(0.0038)	(0.0209)	(0.0937)

Bir taraftan, ARMA analizine bakıldığında bütün seriler için Bayes Bilgi kriteri  $p = q = 0$  denklğini göstermektedir. Bu durumda zaman serisi modeli ortalama ve hata teriminden oluşmaktadır. Her bir seri için ortalama değeri sıfıra yakın olmakla beraber, sayısal olarak frekans azaldıkça artma eğilimindedir. Aynı durum modelin uyum iyiliğinde de görülmektedir. Bütün modelleri uyum iyiliği sıfıra çok yakındır. Bu durum ARMA modelinin getiri serilerini çok iyi açıklayamadığını göstermektedir. Yani, bu modellerin tahmini doğrultusunda BIST 100 getiri serilerinin sıfır ortalama getiriye yakın, rastlantısal şekilde hareket etmektedir. BIST 100 yüksek frekanslı getiri serilerinin arasında ötilinti olmaması, BIST 100 endeksi fiyatlarının, Etkin Piyasa Hipotezi doğrultusunda (Fama, 1970), etkin şekilde oluştuğuna işaret etmektedir. Bu bulgu da fiyatların martingal (martingale) gidişata sahip olduğunu ve standart piyasa mikro yapısına göre gidişat gösterdiğini belirtmektedir (Alfonsi ve Schied, 2010; Bayraktar ve Ludkovski, 2014).

Diğer taraftan, GARCH modellerine bakıldığında gayet kalıcı bir varyans tipiyle karşılaşılmaktadır. Bütün seriler için  $\beta + \gamma$  değeri bire çok yakın seyretmektedir. Yani BIST 100 endeksi getirilerinde risk seviyesi kalıcılık göstermektedir. Bu sonuç, Bekaert and Harvey'nin (1997) gelişmekte olan piyasalardaki risk seviyelerinin gelişmişlere göre daha yüksek olduğu bulgusu ışığında daha da anlam kazanmaktadır. Diğer önemli bir bulgu ise, serilerin gözlem frekansı azaldıkça  $\beta$  parametresi azalmakta,  $\gamma$  parametresinin değeri artmaktadır. Bu durum bize frekans bazlı volatiliteler farklılıklarını işaret etmektedir. Ayrıca, bütün serilerin tahmin edilen yatıklık parametreleri her ne kadar negatif olsa da bu değerler sıfıra çok yakındır. Bunlarda 5, 15 ve 30 dakikalık frekanslara ait serilerin yatıklık parametreleri eksi ve istatistiki olarak anlamlıdır, 1 saat ve 1 günlük serilerdeyse istatistiki olarak anlamsız yatıklık parametresi gözlemlenmektedir. Basıklık değerleri ise ikinin üzerinde olduğu için kalın kuyruk özelliğine işaret etmektedir.

### 3.3. Örneklem İçi Tahmin Sonuçları

Bir önceki kısımda belirtildiği üzere, eldeki veri setinin yaklaşık 2 yıllık kısmını (Mart 2016-Ocak 2018) örneklem içi olarak belirleyip, farklı RmD ve BK modelleri tahmin edilecektir. Bu tahmin değerleri kullanılarak veri setinin örneklem dışı olarak kabul edilen kısmında (Ocak 2018-Şubat 2019) ise  $\alpha = 0.05^{\dagger}$  için RmD ve BK değerlerinin öngörü (forecast) işlemi bir sonraki kısımda gerçekleştirilecektir. Öncelikle, örneklem içi tahmin sonuçları, dört farklı model için, Tablo 3 ve 4'te sunulmuştur.

Tablo 3: 5, 15 ve 30 Dakikalık Getiri Serileri İçin Riske Maruz Değer ve Beklenen Kayıp Tahminleri

5 dakika						
	GARCH-FZ	FZ 1 Faktör	Hibrit		FZ 2 Faktör	
					RmD	BK
$\beta$	0.7542	0.9356	0.8786	$\omega$	-0.0025	-0.0059
	(0.0289)	(0.0056)	(0.0212)		(0.0002)	(0.0011)
$\gamma$	0.2608	0.0152	0.0520	$b$	0.9822	0.9751
	(0.0554)	(0.0011)	(0.0146)		(0.0014)	(0.0047)
$\alpha$	-1.2176	-0.1399	-0.5793	$\alpha_v$	-0.1302	0.0030

<sup>†</sup> Diğer  $\alpha$  değerleri için sonuçlar mevcut olup, yazarlar tarafında istek doğrultusunda sağlanacaktır.

	(0.014)	(0.0438)	(0.0791)		(0.0182)	(0.0006)
$b$	-1.9858	-0.2305	-0.9401	$a_e$	-0.1123	0.0068
	(0.0388)	(0.0732)	(0.1293)		(0.0529)	(0.0018)
$\delta$	----	----	0.0116			
	----	----	(0.0011)			
Ort. Kayıp	-1.4792	-1.4584	-1.4844	Ort. Kayıp	-1.4601	
<b>15 dakika</b>						
	<b>GARCH-FZ</b>	<b>FZ 1 Faktör</b>	<b>Hibrit</b>		<b>FZ 2 Faktör</b>	
					<b>RmD</b>	<b>BK</b>
$\beta$	0.5766	0.9774	0.9736	$\omega$	-0.0022	-0.0075
	(0.0517)	(0.0051)	(0.0054)		(0.0005)	(0.0031)
$\gamma$	0.2050	0.0062	0.0047	$b$	0.9912	0.9817
	(0.0262)	(0.0005)	(0.0011)		(0.0019)	(0.0072)
$a$	-1.4167	-0.2483	-0.4073	$a_v$	-0.0039	0.0033
	(0.0192)	(0.0959)	(0.2934)		(0.0217)	(0.0009)
$b$	-2.3459	-0.3936	-0.6597	$a_e$	-0.0016	0.0062
	(0.0643)	(0.1537)	(0.4758)		(0.0755)	(0.002)
$\delta$	----	----	0.0066			
	----	----	(0.0004)			
Ort. Kayıp	-0.8880	-0.8945	-0.8971	Ort. Kayıp	-0.9018	
<b>30 dakika</b>						
	<b>GARCH-FZ</b>	<b>FZ 1 Faktör</b>	<b>Hibrit</b>		<b>FZ 2 Faktör</b>	
					<b>RmD</b>	<b>BK</b>
$\beta$	0.9929	0.9867	0.9856	$\omega$	-0.0085	-0.0145
	(0.0173)	(0.0034)	(0.0038)		(0.0022)	(0.0067)
$\gamma$	0.0027	0.0061	0.0041	$b$	0.9763	0.9742
	(0.0006)	(0.0003)	(0.0001)		(0.0060)	(0.0120)
$a$	-2.0393	-0.3565	-0.7030	$a_v$	-0.0517	0.0054
	(0.0807)	(0.1741)	(0.9385)		(0.0484)	(0.0020)
$b$	-3.3389	-0.5757	-1.1360	$a_e$	-0.0120	0.0081
	(0.2030)	(0.2783)	(1.5056)		(0.1106)	(0.0032)
$\delta$	----	----	0.0044			
	----	----	(0.0011)			
Ort. Kayıp	-0.5504	-0.5811	-0.5821	Ort. Kayıp	-0.5814	

Tablo 3'te Denklem (3)'e denk gelen FZ 2 faktör modeli incelendiğinde, bütün seriler için  $b$  parametresi hem RmD hem de BK için 1'e yakın olup, bu iki değişkenlerin kalıcı ve durağan olmaması, yani birim köke yakın olma durumunu ortaya çıkarmaktadır. Beklenildiği üzere  $\omega$  ile tanımlanan kesim/sürüklenme katsayısı, bütün frekanslar için RmD için anlamlı ve eksi; BK serisi ise 15 ve 30 dakikalık serilerde %5 düzeyinde, 5 dakikalık frekansta %1 düzeyinde anlamlı ve işareti eksi çıkmaktadır. Ancak, 2 faktörlü modelde rastsal kısmı belirleyen bileşen olan  $A$  matrisinin (Denklem (3)'teki  $a_{v,v}, a_{v,e}, a_{e,v}, a_{e,e}$  girdileri olan matris) elamanları RmD için 5 dakika haricinde bütün frekanslarda anlamsız görünmektedir. 5 dakikalık frekansta ise bu katsayılar %5 düzeyinde anlamlıdır. Bu durumda RmD değeri, istatistiki olarak ne kendi skorundan ne de BK'nın skorundan kuvvetli bir şekilde etkilenmektedir. Halbuki, BK bütün frekanslarda hem kendi hem de RmD'in skorundan beslense de 30 dakikalık frekansta kendi skorundan %5'lik anlamlılık düzeyinde etkilenmektedir. Tablo 4'te ise benzer bir durum mevcuttur. 1 saatlik frekansta BK hem kendi hem de RmD'nin skorundan pozitif ve anlamlı olarak etkilenirken, 1 günlük serilerde skorlar her iki değişken içinde anlamsız hale gelmektedir. Tablo 4'te bu model için diğer



parametreler anlamlı ve Tablo 3'tekine benzer bir davranış sergilemektedir. BK'nın Denklem (3)'teki tanımı itibarıyla yüksek frekanslarda RmD değerleriyle etkileşim içerisinde oluşu beklentiyi karşılarken, günlük frekansta etkileşimde olmayışı enteresan bir sonuç teşkil etmektedir.

**Tablo 4: 1 Saat ve 1 Günlük Getiri Serileri İçin Riske Maruz Değer ve Beklenen Kayıp Tahminleri**

1 saat						
	GARCH-FZ	FZ 1 Faktör	Hibrit		FZ 2 Faktör	
					RmD	BK
$\beta$	0.9205	0.9848	0.9788	$\omega$	-0.0065	-0.0120
	(0.3605)	(0.0056)	(0.0078)		(0.0032)	(0.009)
$\gamma$	0.5866	0.0063	0.0045	$b$	0.9871	0.9854
	(1.0064)	(0.0003)	(0.0002)		(0.0063)	(0.0111)
$a$	-0.3271	-0.5060	-0.7728	$a_v$	-0.0011	0.0030
	(0.1443)	(0.1939)	(1.6670)		(0.0709)	(0.0024)
$b$	-0.5519	-0.8269	-1.2906	$a_e$	-0.0055	0.0053
	(0.4141)	(0.3146)	(2.7614)		(0.2000)	(0.0063)
$\delta$	----	----	0.0061			
	----	----	(0.0025)			
Ort. Kayıp	-0.1658	-0.1980	-0.2011	Ort. Kayıp	-0.2028	
1 gün						
	GARCH-FZ	FZ 1 Faktör	Hibrit		FZ 2 Faktör	
					RmD	ES
$\beta$	0.8839	0.984	0.9839	$\omega$	-0.0187	-0.0241
	(0.1251)	(0.0105)	(0.0112)		(0.0126)	(0.0189)
$\gamma$	0.1284	0.0109	0.0109	$b$	0.9888	0.9902
	(0.0254)	(0.0008)	(0.0051)		(0.0082)	(0.0081)
$a$	-1.4177	-1.5552	-1.5542	$a_v$	-0.3178	-0.0043
	(0.2439)	(1.451)	(9.5715)		(0.1935)	(0.0053)
$b$	-2.1134	-2.4043	-2.4013	$a_e$	-0.0458	0.0141
	(0.5830)	(2.2155)	(14.8853)		(0.5139)	(0.0163)
$\delta$	----	----	0.0000			
	----	----	(0.0000)			
Ort. Kayıp	0.8879	0.8484	0.8482	Ort. Kayıp	0.8338	

1 faktörlü GAS modelinin tahmininde kesim/sürüklenme katsayısı Patton vd.lerini (2019) takiple sıfıra eşitlenmiştir. Bu kısıtın sebebi, 1 faktörlü modelin tanımlanma sorunlarından kaçınma olarak açıklanabilir. Dolayısıyla, bu model için  $\omega$  haricinde diğer katsayılara odaklanılacaktır. Öncelikle, gözlemlenemeyen durum değişkenini besleyen iki parametreden  $\beta$ , bütün frekanslarda 0.95'in üzerinde yani durağan olmama durumuna çok yakın bir seyir izlemektedir. Bunun yanında  $\gamma$  parametresi bütün frekanslarda anlamlıdır ve artı değer almaktadır. Bu durum bize, skordaki bir artışın parametre değerine artı yönde katkı verdiğini göstermektedir. Ayrıca, sırasıyla RmD ve BK'yı karakterize eden  $a$  ve  $b$  parametreleri bütün frekanslarda beklendiği gibi eksi değer almaktadır. Bu parametreler 1 günlük frekans haricinde istatistiki en az %5 düzeyinde anlamlıdır.

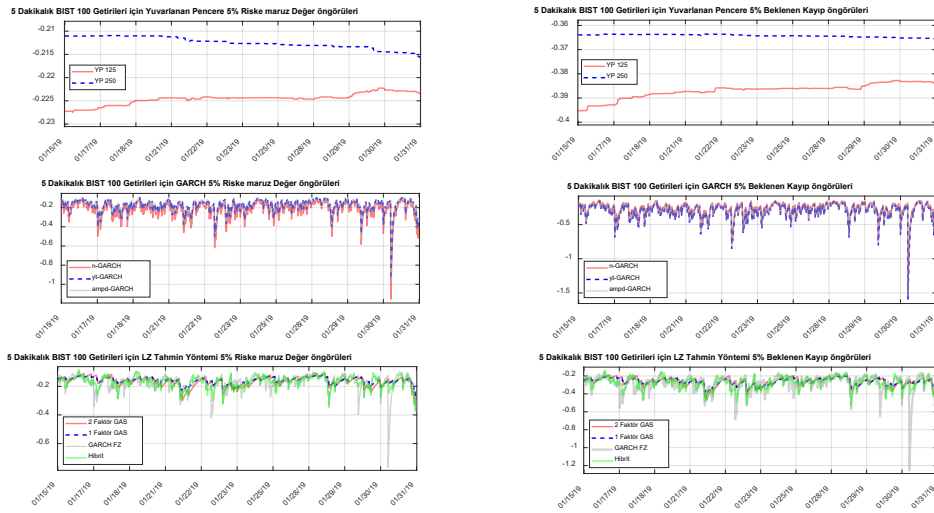
Denklem (1) ve (6)-(9)'un kullanılmasıyla türetilen GARCH-FZ modelinde, bir taraftan, AR(1) parametresi  $\beta$ , bütün frekanslarda %1 düzeyinde anlamlı olsa dahi frekanslar arasında varyasyon göstermektedir. Öyle ki, bu parametre 30 dakikalık getirilerde en yüksek değerinin (0.9929) alırken, 15 dakikalık getirilerde en düşük değerini almaktadır (0.5766). Öte yandan, MA(1) parametresi  $\gamma$  ise 1 saatlik getiriler haricinde diğer getiriler için %1 düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca, RmD'yi belirleyen  $a$  parametresi bütün getiriler için %5 düzeyinde istatistiki olarak anlamlı iken BK'yı belirleyen  $b$  parametresi 1 saatlik getiriler haricinde %5 düzeyinde istatistiki anlamlıdır.

İncelenecek son yöntem olarak, Denklem (10) ve (11)'e denk gelen Melez yöntemde, bütün getiri serilerinde GARCH parametreleri  $\beta$  ve  $\delta$  %1 ve %5 seviyelerinde anlamlı çıkmaktadır. Buna ek olarak,  $\beta$  ve  $\delta$  parametrelerinin değerleri ile RmD ve BK serilerinin gayet kalıcı bir gidişat sergiledikleri söylenebilir. Ancak, RmD ve BK serilerinin belirlenmesinde kullanılan  $a$  ve  $b$  parametreleri 5 dakikalık getiriler haricinde istatistiki olarak anlamsız görünmektedir. Son olarak, skor fonksiyonuyla RmD ve BK serilerinin ilişkilendiren  $\gamma$  parametresi bütün getiriler için anlamlı ve pozitif olarak bulunmuştur.

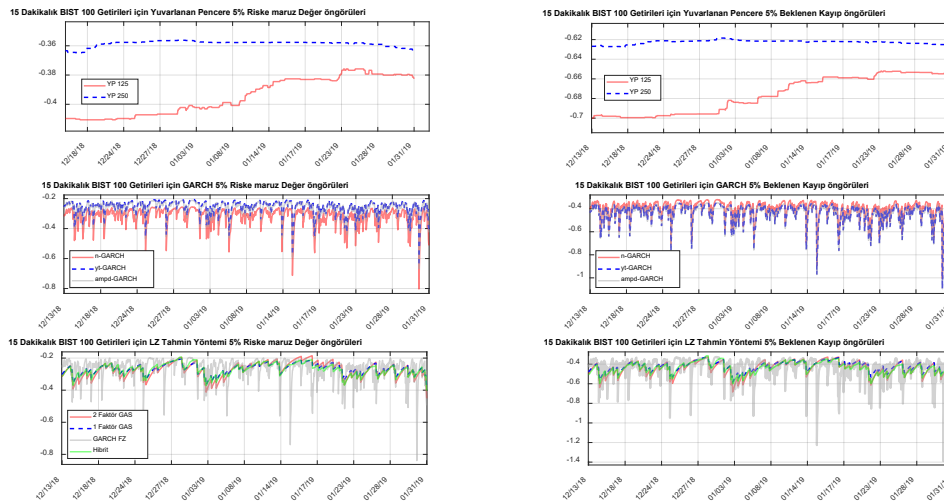
### 3.4. Örneklem Dışı Öngörü

Örneklem içi tahminleri elde ettikten sonra, bu tahminleri kullanarak örneklem dışındaki seriler üzerine öngörü işlemi yapılacaktır. Bu işlemde sadece  $\alpha = 0,05$  ihtimal değeri kullanılacaktır. Kullanılacak modeller, çalışmamızın 3.3. kısmında açıklanan modellere ek olarak şunlardır: 1) 125 aralıkla (yaklaşık finansal yarıyıl) hesaplanan basit kayan pencere (KP125 şeklinde gösterilecektir), 2) 250 aralıkla (yaklaşık bir finansal yıl) hesaplanan basit kayan pencere (KP250 şeklinde gösterilecektir), 3) Normal dağılım altında ARMA-GARCH modeli (n-GARCH şeklinde gösterilecektir), 4) Yatık  $t$  dağılım altında ARMA-GARCH modeli (yt-GARCH şeklinde gösterilecektir), ve 5) Ampirik dağılım fonksiyonu altında ARMA-GARCH modeli (ampdf-GARCH şeklinde gösterilecektir). Dolayısıyla toplamda dokuz model kullanılmıştır.

Yukarıda 3 ve 5. Maddelerde sıralanan bütün ARMA-GARCH modellerinde Tablo 2'deki özellikler kullanılmıştır. Ayrıca, öngörü işlemleri dış örneklem olan 2018 Ocak ve 2019 Şubat tarihleri arasında yapılacaktır. Bu grafikler Şekil 1-5'te sunulacaktır. Ancak, grafiklerin okunabilirliğini arttırmak için sadece son 1000 öngörü değeri bu grafiklerde sunulacaktır<sup>5</sup>.

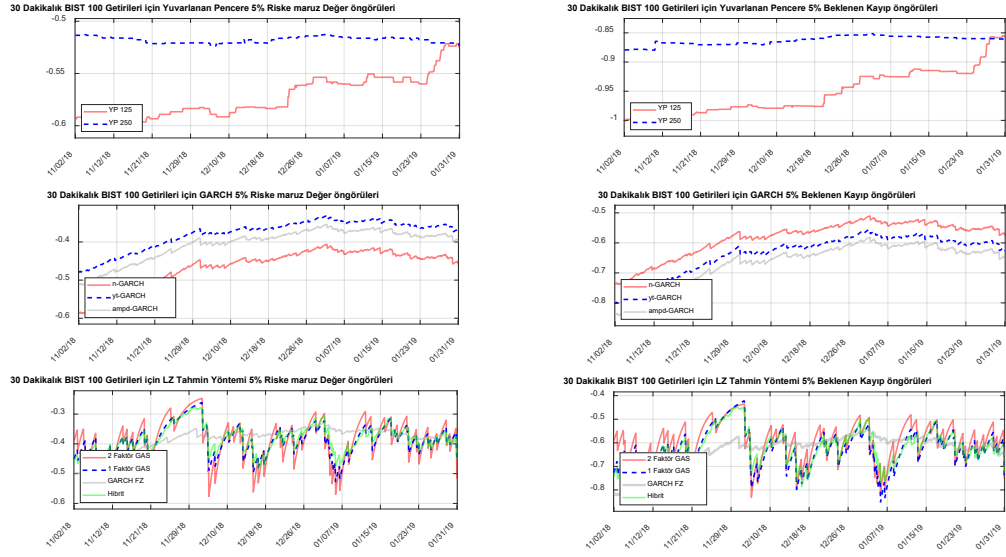


Şekil 1: 5 Dakikalık Getirileri için RmD ve BK Öngörülleri

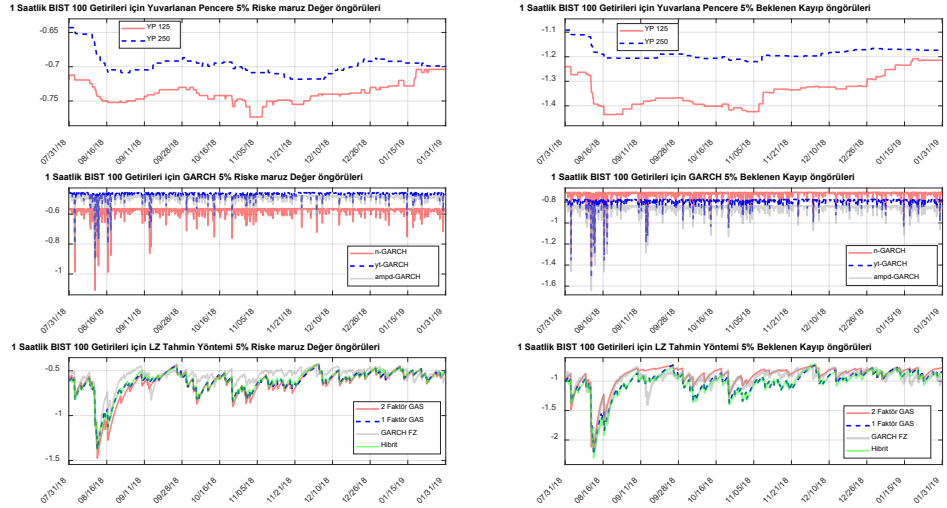


Şekil 2: 15 Dakikalık Getirileri için RmD ve BK Öngörülleri

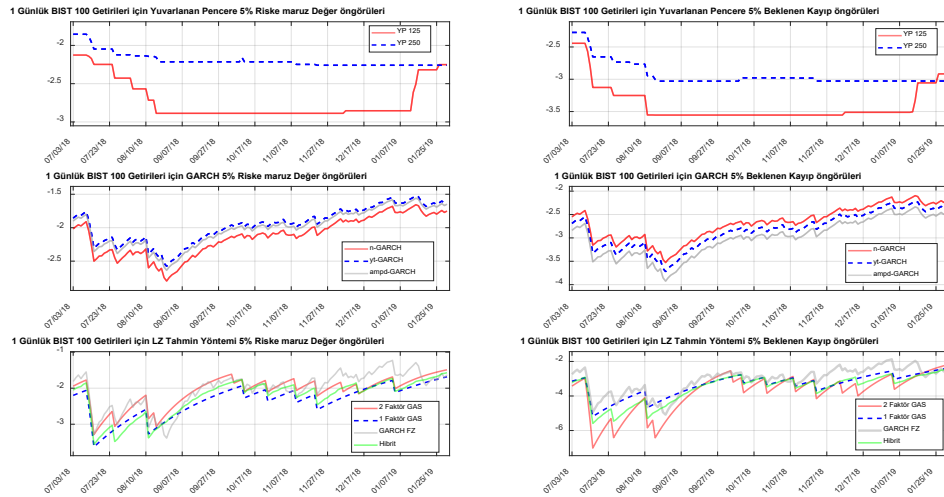
<sup>5</sup> Eğer toplam öngörü sayısı 1000'den az ise bütün öngörü değerleri grafikte sunulacaktır.



Şekil 3: 30 Dakikalık Getirileri için RmD ve BK Öngörülleri



Şekil 4: 1 Saatlik Getirileri için RmD ve BK Öngörülleri



Şekil 5: 1 Günlük Getirileri için RmD ve BK Öngörülleri

Şekil 1-5'te grafiklerden genel olarak şu yorumlar yapılabilir: 1) Kayan pencere yöntemiyle elde edilmiş RmD ve BK serileri basamak fonksiyonu şeklinde ortaya çıkmakta ve diğer yöntemlerin çıktıklarına göre daha az dalgalanma göstermektedir. Ayrıca, RmD neredeyse doğrusal bir yapı sergilemektedir. 2) Yüksek frekanslarda en fazla dalgalanma GARCH modellerinde ortaya çıkmakla beraber, düşük frekanslarda LZ fonksiyonu kullanılarak elde edilen sonuçlarda daha fazla dalgalanma göze çarpmaktadır. 3) Günlük frekansta GARCH ve FZ modelleriyle elde edilen sonuçlara göre RmD ve BK öngörülerinin varyansı örneklem sonlarına doğru düşmekle beraber, bu öngörülerin örneklem sonuna doğru hafif bir yükselme eğilimine girdiğinden bahsedilebilir.

### 3.4.1. Öngörü Uygunluğu Testleri

Bu kısımda, farklı frekanslar kullanılarak elde edilen öngörülerin uygunluğu ve birbirleriyle kıyaslaması yapılacaktır. Bu bağlamda, öngörülerini kıyaslamak için Diebold ve Mariano (1995) testini, öngörü uygunluk testi olarak da Patton vd.'ni (2019) takiple Engle ve Manganelli'nin (2004) "Dinamik Dağılım dilimi" (DK) testi kullanılacaktır. Bu testlerin detayları, Patton vd.'de (2019) bulunabilir. Ancak, Engle ve Manganelli (2004) şu şekilde kısaca özetlenebilir.  $v_t$  ve  $e_t$  sırasıyla RmD ve BK'in öngörülleri olsun.  $\lambda_{v,t}^s = 1\{Y_t \leq v_t\} - \alpha$  ve  $\lambda_{e,t}^s = (1/\alpha) 1\{Y_t \leq v_t\}(Y_t/e_t) - 1$  sırasıyla RmD ve BK için standartlaştırılmış hata terimleri olarak tanımlansın. Burada kullanılan  $\lambda$  terimiyle, çalışmada kullanılan yatık  $t(0,1, \zeta, \lambda)$  dağılımındaki  $\lambda$  birbirinden farklı terimlerdir. Bu kısımda tanımlanın her bir  $\lambda$  değişkeni için şu regresyon modelleriyle çalıştırılacaktır.

$$\lambda_{v,t}^s = \beta_{v,0} + \beta_{v,1}\lambda_{v,t-1}^s + \beta_{v,2}v_t + \epsilon_{v,t}, \quad (12)$$

$$\lambda_{e,t}^s = \beta_{e,0} + \beta_{e,1}\lambda_{e,t-1}^s + \beta_{e,2}e_t + \epsilon_{e,t}. \quad (13)$$

Bu regresyon modellerinde, RmD modelinde öngörünün optimal olması için  $H_0: \beta_{v,0} = \beta_{v,1} = \beta_{v,2} = 0$  hipotezinin, ve BK modelinde öngörünün optimal olması için  $H_0: \beta_{e,0} = \beta_{e,1} = \beta_{e,2} = 0$  hipotezinin reddedilmemesi gerekmektedir.

Tablo 5: Engle ve Manganelli (2004) Testi Sonuçları

5 dakika				15 dakika			
		Üi p-değeri				Üi p-değeri	
Model	Ort. Kayıp	MZ-RmD	MZ-BK	Model	Ort. Kayıp	MZ-RmD	MZ-BK
KP-125	-0.988	0.000	0.000	KP-125	-0.446	0.000	0.000
KP-250	-0.943	0.000	0.000	KP-250	-0.400	0.000	0.000
N-GARCH	-1.116	0.000	0.000	N-GARCH	-0.468	0.106	0.000
Yt-GARCH	-1.112	0.000	0.000	Yt-GARCH	-0.440	0.000	0.000
Ampd-GARCH	-1.108	0.000	0.000	Ampd-GARCH	-0.452	0.000	0.000
2 FAKTÖR GAS	-1.096	0.000	0.000	2 FAKTÖR GAS	-0.506	0.000	0.000
1 FAKTÖR GAS	-1.084	0.000	0.000	1 FAKTÖR GAS	-0.487	0.000	0.000
GARCH FZ	-1.110	0.000	0.000	GARCH FZ	-0.446	0.000	0.000
Hibrit	-1.118	0.000	0.000	Hibrit	-0.502	0.000	0.000
30 dakika				1 saat			
		Üi p-değeri				Üi p-değeri	

Model	Ort. Kayıp	MZ-RmD	MZ-BK	Model	Ort. Kayıp	MZ-RmD	MZ-BK
KP-125	-0.127	0.000	0.000	KP-125	0.187	0.004	0.000
KP-250	-0.066	0.000	0.000	KP-250	0.235	0.000	0.000
N-GARCH	-0.138	0.000	0.001	N-GARCH	0.308	0.000	0.000
Yt-GARCH	-0.137	0.000	0.000	Yt-GARCH	0.387	0.000	0.000
Ampd-GARCH	-0.156	0.000	0.000	Ampd-GARCH	0.313	0.000	0.000
2 FAKTÖR GAS	-0.155	0.000	0.000	2 FAKTÖR GAS	0.182	0.000	0.000
1 FAKTÖR GAS	-0.163	0.000	0.000	1 FAKTÖR GAS	0.173	0.000	0.000
GARCH FZ	-0.146	0.000	0.000	GARCH FZ	0.206	0.000	0.000
Hibrit	-0.161	0.000	0.000	Hibrit	0.167	0.000	0.001
1 Gün							
Üİ p-değeri							
	Model	Ort. Kayıp	MZ-RmD	MZ-BK			
	KP-125	1.172	0.067	0.090			
	KP-250	1.201	0.114	0.077			
	N-GARCH	1.128	0.179	0.161			
	Yt-GARCH	1.169	0.058	0.101			
	Ampd-GARCH	1.145	0.058	0.136			
	2 FAKTÖR GAS	1.123	0.083	0.275			
	1 FAKTÖR GAS	1.070	0.285	0.167			
	GARCH FZ	1.174	0.077	0.099			
	Hibrit	1.080	0.146	0.175			

Bu hipotez testlerine ait bilgiler Tablo 5'te görülebilir. Bu tablonun ilk sütununda öngörü modellerinin ortalama kayıp değerleri, ikinci sütununda RmD modeli için optimallik testinin p-değeri, ve üçüncü sütununda ise BK modeli için optimallik testinin p-değeri görülebilir. Bu testin boş hipotezi "öngörü optimaldir" şeklinde yorumlanabilir. Dolayısıyla, öngörünün optimal olması için bu teste ait p-değerinin, seçilen anlamlılık düzeyinden yüksek olması beklenmektedir. Bu bağlamda, günlük frekans haricinde bütün frekanslarda (15 dakikalık n-GARCH RmD modeli haricinde), hem RmD hem de BK için öngörüler optimal değildir. Çünkü, bu testlerdeki p-değerleri en küçük anlamlılık düzeyi %1'den küçüktür. Bu durum yüksek frekansta öngörüye ait hata teriminin öz ilintili olması veya öngörüyle hata terimi arasındaki ilişkinin ortadan kalkmamış olmasına bağlanabilir. Ancak, bu durum %5 anlamlılık düzeyinde 1 günlük getiriler için söz konusu değildir; bütün modellerde %5 anlamlılık düzeyinde optimal öngörü oluşturulmaktadır. Bu modellerden, Melez, n-GARCH ve 1 Faktörlü GAS modelleri hem RmD hem de BK için optimal öngörü %10'luk anlamlılık düzeyinde oluşturulmaktadır. Yüksek frekansa dayalı bulgular, ARMA-GARCH analizinde BIST 100 getirilerinin etkin olduğuna dair bulgumuzdan farklıdır. Yani, daha detaylı analizler fiyatlamaların etkin oluşmayabileceği sonucunu ortaya koymaktadır.

İkinci testimiz olan Diebold ve Mariano (1995) testi ise iki öngörü modelinin ortalama kayıp değeri arasında anlamlı bir farklılık olup olmadığını t-testi yardımıyla ölçmektedir. Bu bağlamda, Tablo 6 ve 7'de bu test istatistiklerinin değerleri görülmektedir. Bu tablolardaki değerler, "satırdaki modelin ortalama kaybı" eksi "sütundaki modelin ortalama kaybı" şeklinde tanımlanmıştır. Ortalama kaybın düşük olması modelin uyum iyiliğini arttırdığını düşünülürse, hücrelerdeki değerlerin pozitif olması sütundaki modelin satırdaki modele göre daha iyi performans gösterdiği söylenebilir (Patton vd., 2019). Ayrıca, hücredeki değerlerin kalın olarak yazılması iki test arasındaki farkın %5 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu sonucuna varılabilir.

Tablo 6: Yüksek Frekanslı Getiriler İçin Diebold ve Mariano (2004) Testi

5 Dakika									
	KP-125	KP-250	n-GARCH	yt-GARCH	ampd-GARCH	FZ 2 Faktör	FZ 1 Faktör	GCH-FZ	Hibrit
KP-125	---	-5.479	5.622	5.403	5.217	5.475	5.223	5.382	6.563
KP-250	5.479	---	6.126	6.000	5.882	6.229	6.125	6.047	7.022
n-GARCH	-5.622	-6.126	---	-1.206	-2.266	-1.645	-2.571	-1.427	0.181
yt-GARCH	-5.403	-6	1.206	---	-5.087	-1.297	-2.296	-0.89	0.702
ampd-GARCH	-5.217	-5.882	2.266	5.087	---	-0.963	-1.961	0.671	1.167
FZ 2 Faktör	-5.475	-6.229	1.645	1.297	0.963	---	-3.139	1.195	2.873
FZ 1 Faktör	-5.223	-6.125	2.571	2.296	1.961	3.139	---	2.305	4.423
GCH-FZ	-5.382	-6.047	1.427	0.89	-0.671	-1.195	-2.305	---	1.08
Hibrit	-6.563	-7.022	-0.181	-0.702	-1.167	-2.873	-4.423	-1.08	---

15 Dakika									
.	KP-125	KP-250	n-GARCH	yt-GARCH	ampd-GARCH	FZ 2 Faktör	FZ 1 Faktör	GCH-FZ	Hibrit
KP-125	---	-3.56	0.883	-0.262	0.241	2.484	1.858	-0.022	2.545
KP-250	3.56	---	2.376	1.408	1.857	3.497	3.292	1.499	3.696
n-GARCH	-0.883	-2.376	---	-3.987	-2.591	2.251	1.2	-3.241	2.224
yt-GARCH	0.262	-1.408	3.987	---	9.972	3.772	3.055	1.306	4.01
ampd-GARCH	-0.241	-1.857	2.591	-9.972	---	3.142	2.277	-1.557	3.288
FZ 2 Faktör	-2.484	-3.497	-2.251	-3.772	-3.142	---	-3.058	-3.357	-0.897
FZ 1 Faktör	-1.858	-3.292	-1.2	-3.055	-2.277	3.058	---	-2.448	4.227
GCH-FZ	0.022	-1.499	3.241	-1.306	1.557	3.357	2.448	---	3.424
Hibrit	-2.545	-3.696	-2.224	-4.01	-3.288	0.897	-4.227	-3.424	---
30 Dakika									
.	KP-125	KP-250	n-GARCH	yt-GARCH	ampd-GARCH	FZ 2 Faktör	FZ 1 Faktör	GCH-FZ	Hibrit
KP-125	---	-3.359	0.633	0.552	1.858	1.079	1.561	1.028	1.524
KP-250	3.359	---	2.818	3.222	3.638	2.792	3.222	3.198	3.311
n-GARCH	-0.633	-2.818	---	-0.13	2.939	0.749	1.299	0.968	1.295
yt-GARCH	-0.552	-3.222	0.13	---	3.339	0.847	1.459	2.243	1.52
ampd-GARCH	-1.858	-3.638	-2.939	-3.339	---	-0.073	0.407	-1.874	0.325
FZ 2 Faktör	-1.079	-2.792	-0.749	-0.847	0.073	---	1.295	-0.407	0.758
FZ 1 Faktör	-1.561	-3.222	-1.299	-1.459	-0.407	-1.295	---	-1.004	-0.474
GCH-FZ	-1.028	-3.198	-0.968	-2.243	1.874	0.407	1.004	---	1.012
Hibrit	-1.524	3.311	-1.295	-1.52	-0.325	-0.758	0.474	-1.012	---

Tablo 7: Düşük Frekanslı Getiriler için Diebold ve Mariano (2004) Testi

1 Saat									
.	KP-125	KP-250	n-GARCH	yt-GARCH	ampd-GARCH	FZ 2 Faktör	FZ 1 Faktör	GCH-FZ	Hibrit
KP-125	---	-2.467	-2.276	-3.407	-2.709	0.202	0.629	-0.725	0.887
KP-250	2.467	---	-1.861	-3.398	-2.289	1.831	2.138	1.003	2.282
n-GARCH	2.276	1.861	---	-5.318	-0.349	2.323	2.423	2.039	2.475
yt-GARCH	3.407	3.398	5.318	---	5.795	3.507	3.572	3.421	3.598
ampd-GARCH	2.709	2.289	0.349	-5.795	---	2.766	2.889	2.541	2.938
FZ 2 Faktör	-0.202	-1.831	-2.323	-3.507	-2.766	---	1.585	-1.694	2.107
FZ 1 Faktör	-0.629	-2.138	-2.423	-3.572	-2.889	-1.585	---	-2.25	1.576
GCH-FZ	0.725	-1.003	-2.039	-3.421	-2.541	1.694	2.25	---	2.526
Hibrit	-0.887	-2.282	-2.475	-3.598	-2.938	-2.107	-1.576	-2.526	---
1 Gün									
.	KP-125	KP 250	n-GARCH	yt-GARCH	ampd-GARCH	FZ 2 Faktör	FZ 1 Faktör	GCH-FZ	Hibrit
KP-125	---	-0.448	1.082	0.059	0.658	0.982	2.021	-0.028	2.082
KP-250	0.448	---	1.773	0.88	1.315	0.936	1.454	0.387	1.369
n-GARCH	-1.082	-1.773	---	-2.337	-1.822	0.089	0.999	-1.164	0.856
yt-GARCH	-0.059	-0.88	2.337	---	1.839	0.763	1.494	-0.109	1.354
ampd-GARCH	-0.658	-1.315	1.822	-1.839	---	0.429	1.35	-0.79	1.199
FZ 2 Faktör	-0.982	-0.936	-0.089	-0.763	-0.429	---	2.63	-1.065	2.345
FZ 1 Faktör	-2.021	-1.454	-0.999	-1.494	-1.35	-2.63	---	-2.216	-0.609
GCH-FZ	0.028	-0.387	1.164	0.109	0.79	1.065	2.216	---	1.843
Hibrit	-2.082	-1.369	-0.856	-1.354	-1.199	-2.345	0.609	-1.843	---

Tablo 6 ve 7'deki sonuçlara göre, üç farklı model ön plana çıkmaktadır. Bunlardan, FZ 1 Faktör modeli 30 dakika ve 1 günlük getirilerde, FZ 2 Faktör modeli 15 dakikalık getirilerde ve Melez model ise 5 dakika ve 1 saatlik getirilerde diğer modellerin hepsinden daha iyi performans sergilemektedir. Buna ek olarak, en kötü performansı, KP-125, KP-250 ve yt-GARCH modelleri sergilemektedir. Bu durumda, her ne kadar yukarıda belirttiğimiz sonuçların hepsi %5 anlamlılık düzeyinde anlamlı olmasa da BIST 100 getirileri için özellikle FZ tabanlı testlerin üstün performans sergilediğini söyleyebiliriz.

#### 4. SONUÇ

Bu çalışmada BIST 100 getirileri için RmD ve BK değerleri 5, 15, 30 dakikalık, 1 saatlik ve 1 günlük frekanslarda dinamik olarak hesaplanmıştır. Hesaplamalar için Fissler ve Ziegel (2016) ve Patton vd.'de (2019) kullanılan skor fonksiyonu tabanlı modellerle, KP ve ARMA-GARCH tabanlı modellerin sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu modellerden FZ 1 faktör, FZ 2 faktör, GARCH-FZ ve Melez olanları hem örneklem içi, hem de örneklem dışı analizler için, KP-125, KP-250, n-GARCH, yt-GARCH, ampd-GARCH modelleri de sadece örneklem dışı analiz için kullanılmıştır. Kısacası, örneklem içi analiz için Fissler ve Ziegel (2016) ve Patton vd.'de (2019) kullanılan skor fonksiyonu tabanlı dört tane model, örneklem dışı analiz için de bu dört modele ek olarak beş tane temel model olmak üzere toplam dokuz model kullanılmıştır.

İlk analiz olarak, temel tanımlayıcı istatistikî sonuçların değerlendirilmesi sonucunda, BIST 100 getirilerinin kalın kuyruklu ve negatif yatıklığa sahip olduğu sonucuna erişilmiş, standart zaman serisi analizinde de yatıklığın her ne kadar negatif olsa da sıfır değerine yakın olduğu gösterilmiş, ancak serilerin kalın kuyruk özelliğine sahip olduğu doğrulanmıştır. Yine, standart zaman serileri analizi sırasında ARMA modeline göre getiri serileri arasında bir özilişim rastlanmaması nedeniyle BIST 100 fiyatlamalarının farklı frekanslarda etkin şekilde yapıldığı gösterilmiş olsa da GARCH modeli BIST 100 getiri volatilitésinin tahmin edilebilir olduğunu işaret etmektedir. Dolayısıyla BIST 100 getirilerinin risk değerleri tahmin edilebilir gözükmektedir.

Risk getirilerinin tahmin edilebilirliği, volatilitéye alternatif olan RmD ve BK gibi risk modelleri için önemli sonuçlar doğurmaktadır. Örneklem içi yapılan analizlerde de RmD ve BK tahminleri için kullanılan parametrelerin geçmiş dönem değerleriyle de bağlantılı olduğunu görebilmek mümkündür. Yalnız, yapılan FZ iki faktör analizinde RmD değerlerinin BK değerlerinden kuvvetli şekilde etkilenmediği gözlemlenirken, BK değerinin günlük frekans haricinde tüm frekanslarda RmD değerinden etkilenmektedir. Diğer taraftan, örneklem dışı yapılan analizlerde, RmD ve BK tahminlerinin örneklem sonlarına doğru seviyelerinin artarken, dalgalanmaları azalma eğiliminde olduğu gözlemlenmiştir. Yine bu iki değişkeninin tahmininin optimalliği test edildiğinde günlük değerler dışında, test sonuçları öngörülerin optimal olmadığına işaret etmektedir. Yani yüksek frekanslı değerlerin RmD ve BK tahminleri geçmiş değerlerinden etkilenmektedir. Bu durum da BIST 100 fiyatlarının etkinliği üzerine şüphe uyandırmaktadır. Kısacası, sade modeller etkinlik üzerine sonuç çıkarabilirken, daha karmaşık modeller getirilerin belirli seviyelerinin tahmin edilebileceğini önermektedir. Nitekim, örneklem dışı tahmin analizinde gösterildiği üzere, BIST 100 getirilerinin RmD ve BK tahminlerinde FZ tabanlı modeller genel olarak daha iyi çalışmaktadır.

#### KAYNAKÇA

- Alfonsi, A., & Schied, A. (2010). Optimal trade execution and absence of price manipulations in limit order book models. *SIAM Journal on Financial Mathematics*, 1(1), 490-522.
- Ardia, D., Bluteau, K., Boudt, K., & Catania, L. (2018). Forecasting risk with Markov-switching GARCH models: A large-scale performance study. *International Journal of Forecasting*, 34(4), 733-747.
- Basel Committee on Banking Supervision (2010). Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems, Bank for International Settlements. <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Bayraktar, E., & Ludkovski, M. (2014). Liquidation in limit order books with controlled intensity. *Mathematical Finance*, 24(4), 627-650.
- Bekaert, G., & Harvey, C. R. (1997). Emerging equity market volatility. *Journal of Financial Economics*, 43(1), 29-77.
- Bu, D., Liao, Y., Shi, J., & Peng, H. (2019). Dynamic expected shortfall: A spectral decomposition of tail risk across time horizons. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 108, 103753.
- Creal, D.D., S.J. Koopman, and A. Lucas, 2013, Generalized Autoregressive Score Models with Applications, *Journal of Applied Econometrics*, 28(5), 777-795.
- Davis, M. H. (2016). Verification of internal risk measure estimates. *Statistics & Risk Modeling*, 33(3-4), 67-93.
- Demireli, E., & Taner, B. (2009). Risk yönetiminde riske maruz değer yöntemleri ve bir uygulama. *Süleyman Demireli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 127-148.
- Deng, K., & Qiu, J. (2021). Backtesting expected shortfall and beyond. *Quantitative Finance*, 21(7), 1109-1125.
- Diebold, F.X. and R.S. Mariano, 1995. Comparing predictive accuracy, *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253-263.
- Engle, R.F. and S. Manganelli, 2004, CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles, *Journal of Business & Economic Statistics*, 22, 367-381
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.

- Fissler, T., and J. F. Ziegel, 2016, Higher order elicibility and Osband's principle, *Annals of Statistics*, 44(4), 1680-1707.
- Hansen, B.E., (1994). Autoregressive Conditional Density Estimation, *International Economic Review*, 35(3), 705-730.
- Koenker, R.W. (2005) *Quantile Regression*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Mandelbrot, B. (1963). The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*, 45(4), 542-543.
- Patton, A. J., Ziegel, J. F., & Chen, R. (2019). Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and value-at-risk). *Journal of Econometrics*, 211(2), 388-413.
- Rappoport, P. (1993). A new approach: Average Shortfall. JP Morgan Fixed Income Research Technical Document.
- Lazar, E., & Xue, X. (2020). Forecasting risk measures using intraday data in a generalized autoregressive score framework. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 1057-1072.
- Yamai, Y., & Yoshida, T. (2005). Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. *Journal of Banking & Finance*, 29(4), 997-1015.

### **Beyan ve Açıklamalar (Disclosure Statements)**

1. Bu çalışmanın yazarları, araştırma ve yayın etiği ilkelerine uyduklarını kabul etmektedirler (The authors of this article confirm that their work complies with the principles of research and publication ethics).
2. Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir (No potential conflict of interest was reported by the authors).
3. Bu çalışma, intihal tarama programı kullanılarak intihal taramasından geçirilmiştir (This article was screened for potential plagiarism using a plagiarism screening program).