



ARFIMA ve FIGARCH Yöntemlerinin Markowitz Ortalama Varyans Portföy Optimizasyonunda Kullanılması: İMKB-30 Endeks Hisseleri Üzerine Bir Uygulama*

Mehmet Pekkaya¹

İşletme Bölümü
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Bülent Ecevit Üniversitesi,
Zonguldak, Türkiye

Ali Sait Albayrak²

İşletme Bölümü
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi,
Rize, Türkiye

Özet

Finans yazınında, Markowitz Ortalama Varyans Portföy Optimizasyon Modeli için bazı problemler söz konusudur. Bu problemlerden biri, optimizasyon hesaplamalarında kullanılan hisse senedi beklenen getirilerin nasıl belirleneceğidir. Bu çalışmada, kesirli bütünleşik modellerden elde edilen öngörü verileri kullanılarak optimize edilen portföylerin daha yüksek performans gösterip gösteremeyeceği test edilmiştir. ARFIMA modeliyle getiri öngörülleri ve FIGARCH modeliyle varyans öngörü verileri elde edilmiş, elde edilen bu veri serileri kullanılarak 42 dönemlik dinamik portföy optimizasyonları oluşturulmuştur. Söz konusu bu portföylerin performansları, klasik Markowitz beklenen getirileri kullanılarak optimize edilen dinamik portföylerle karşılaştırılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre, ABD kaynaklı "Mortgage Krizini" de içeren bu öngörü döneminde İMKB-30 Endeks hisse senetleri bazında araştırma hipotezindeki görüşü destekleyen sonuçlara ulaşılamamıştır.

Anahtar Sözcükler: Kesirli Bütünleşme, Uzun Hafıza Modelleri, Geriye Dönük Test, Portföy, Ortalama Varyans.

Using ARFIMA and FIGARCH Methods in Markowitz Mean Variance Portfolio Optimization: An Application on ISE-30 Index Stocks

Abstract

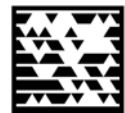
In finance literature, there are some problems about Markowitz Mean Variance Portfolio Optimization Model. One of these problems is how to determine the expected return of stocks which are used in calculations of portfolio optimization. In this study, whether enhanced optimized portfolios may be obtained via using fractional integrated models that ensure return forecast is examined. Return forecast data is obtained via ARFIMA model, and variance forecast data is obtained via FIGARCH model and then, dynamic portfolio optimizations for 42 months is formed by using obtained data. Performances of these portfolios are compared with equivalent dynamic optimized portfolios which use classical Markowitz expected returns. According to the results, the hypothesis investigated is not supported on ISE-30 Index stocks for forecast period including "Mortgage Crises", which is originated from USA.

Keywords: Fractional Integration, Long Memory Models, Back Testing, Portfolio, Mean Variance.

* Mehmet Pekkaya'nın (Danışman: A.S. Albayrak) ZKÜ (2012'de BEÜ oldu) SBE'de Mayıs 2011'de kabul edilen doktora tezinden uyarlanmıştır.

¹ mehpekkaya@gmail.com (M. Pekkaya)

² alisait.albayrak@erdogan.edu.tr (A.S. Albayrak)



1. Giriş

Markowitz'in Ortalama Varyans (OV) modeli, portföy varlıkları arasındaki korelasyon değerlerini dikkate alarak portföy riskini hesaplayan ve Modern Portföy Teorisine (MPT) zemin hazırlayan bir nicel portföy optimizasyon modelidir. Markowitz, MPT'ye yaptığı katkılardan dolayı 1990'da Nobel İktisat Ödülünü almaya hak kazanmıştır. Portföy optimizasyonu, araştırmacıların ve yatırımcıların hala çok önem verdiği bir alandır. OV optimizasyon probleminin üzerine çok sayıda bilimsel çalışma yapılmıştır. OV portföy optimizasyonunda tartışılan birçok nokta söz konusudur. Bu problemlerden başlıcaları; i) klasik OV portföy optimizasyonunda kullanılacak uygun verilerin belirlenmesi; ii) portföy riskinin belirlenmesinde alternatif yöntemlerin geliştirilme ihtiyacı; iii) tek bir portföy optimizasyon modeli yerine, yatırımcı temelli fayda, piyasa ve yatırım dönemi şartlarına göre alternatif modellerin söz konusu olabilmesi; iv) portföy optimizasyon sonuçlarında çok değişikliğe neden olabilecek varlık alım-satım işlemi, transfer ve vergi masrafları önemli olmasına rağmen, model yapısını daha karmaşık bir hale getirdiği için genellikle modellerde dikkate alınmaması şeklinde sıralanabilir.

Portföy optimizasyon problemi, sermaye ve yatırım kavramının geçtiği her yerde karşılaşılmakta ve bu problemin daha başarılı çözümü için çok sayıda akademisyen ve yatırımcı çözüm yolları aramaktadır. Ancak üzerinde bu kadar çok çalışılmasına rağmen, bahsi geçen problemlerin hepsine birden çözüm getiren ideal bir yöntem hala bulunmuş değildir. Bütün problemlere birden çözüm bulan tek bir model beklemek pek anlamlı görülmemektedir. Bu alanda son yıllardaki birçok çalışma, OV modelinin problemlerine çözüm önerileri hususunda yoğunlaşmaktadır. Fabozzi vd. [1] klasik OV portföy optimizasyonunda kullanılan verilerin güvenilmez, kararsız veya nadiren de olsa yanlış portföy belirlenmesine neden olduğunu ifade ederek, örneğin oynaklık için Generalized AutoRegresive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) modeli gibi daha iyi öngörü tekniklerinin kullanılmasını önermektedir. Michaud [2], daha titiz şekilde elde edilmiş hisse senedi getirilerinin OV portföy optimizasyonunda önemli rol oynadığını ve getiri öngörülerinin optimize portföy değerini iyileştirebileceğini ifade etmektedir. Çalışmamızda, Michaud'un bu görüşü temel alınarak, kesirli bütünleşik (FI) modeller ile elde edilen hisse senedi getiri öngörülerini kullanarak optimize portföylerin, daha yüksek performanslı olacağı hipotezinin doğru olup olmadığı İMKB-30 Endeks hisseleri üzerinde araştırılmıştır.

Bu çalışma, klasik OV portföy optimizasyon modelinde kullanılan verilere getirilen eleştiriler üzerine, veri problemini çözüm amaçlı geliştiren bir araştırmadır. Ancak hisse senedinin gelecekteki değerlerinin rastsal olarak değiştiği kabul edilmektedir. Klasik OV modeli, beklenen getiri için hisse senedi geçmiş getiri değerlerinin aritmetik ortalamasını ve riski için standart sapmasını kullanmaktadır. Hisse senedinin geçmiş getirilerinin ortalaması gelecekte de yaşanacağı varsayımıyla hareket eden Markowitz yaklaşımı bu anlamda da eleştirilmektedir. Bu araştırmada, hisse senedi gelecek değerini daha iyi temsil edecek öngörü yöntemlerinden FI modellerinden elde edilen verilerle, daha başarılı portföy optimizasyonlarına olanak sağlayacağı düşünülmüştür. ARMA veya ARIMA (AutoRegresive Integrated Moving Average) gibi modeller, kısa hafızalıdır ve bütünleşme derecesini 0, 1 gibi kesikli olarak sınıflandırmıştır. FI modelleri ise uzun hafızalı modellerdir, bütünleşme derecesinin bulanık olabildiğini veya kesirli değer alabileceğini varsayar. $I(0)$ ve $I(1)$ sürecine karar vermenin, bıçağın iki keskin ucu gibi olduğu ifade edilebilmektedir. Balcılar [3] ve Karanasos vd. [4], durağan olmamanın nedeninin uzun hafızadan veya durağan olmamadan kaynaklandığının kesin olarak bilinemediğini ifade etmişlerdir. Ancak FI'nin önemli bir avantajı, ARMA ve ARIMA gibi modellerin AR(15) gibi yüksek parametrede yakaladığı modeli, 1-2 parametreyle yakalayabilmesidir [5]. Bu anlamda, uzun hafıza taşıyan zaman serilerinde, persimoni (basitlik) prensibine göre FI modellerini kullanmak daha anlamlı olmaktadır.

Bu çalışmada ilk bölüm giriş; ikinci bölüm modern portföy teorisi, Markowitz OV modeli ve OV optimizasyon problemi çözümünde dikkat edilmesi gereken hususlar; üçüncü bölüm uzun hafıza; dördüncü bölüm İMKB-30 hisse senetlerin üzerine bir uygulama ve sonuç bölümünden oluşmaktadır.

2. Portföy Optimizasyonu

MPT'nin temelini, Roy [6] ve Markowitz [7], birbirinden habersiz aynı yılda ve benzer şekilde varlıkların risk, getiri ve varlıklar arasındaki korelasyonları dikkate alarak portföy optimizasyonu üzerinde yaptıkları çalışma oluşturmaktadır. Sonraki yıllarda, Markowitz'in MPT üzerine çok sayıda çalışmalarıyla yaptığı katkılardan dolayı bu teoriyle bütünleşmesi, Markowitz'in 1990'da Nobel ekonomi ödülünü almasını ve klasik portföy optimizasyonunun "Markowitz OV modeli" olarak tanınmasını sağlamıştır. Başta Markowitz olmak üzere Tobin [8] ve Sharpe [9], daha sonra Lintner [10] ve Mossin [11] çok sayıda çalışmalarla sermaye fiyatlama modeli (CAPM) ve bugünkü finansal ekonominin temelini atmışlardır. Son yıllarda, Riske Maruz Değer (RMD) ile portföyün aşağı yönlü risk hesaplamaları üzerinde önemli katkıları nedeniyle JP Morgan [12] şirketi ve Michaud [2] başta olmak üzere çok sayıda çalışma, OV modeli problemlerini çözme ve portföy optimizasyonu başarısını daha iyi konuma getirme amaçlı olarak gerçekleştirilmiştir.

2.1. Klasik Markowitz OV Modeli

Markowitz portföy optimizasyonuna ait portföy getirisi ve portföy riski aşağıdaki gibi matematiksel modelle ifade edilebilir [13].

<p>İlk model;</p> $Mak.(\mu_p) = \sum_{i=1}^N w_i \mu_i \quad (1)$ <p><u>Kısıtlar:</u></p> $\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} w_i w_j \leq \gamma$ $\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad \text{ve} \quad w_i \geq 0$ <p>γ : Yatırımcının katlanacağı en yüksek risk</p>	<p>Alternatif model;</p> $Min.(\sigma_p^2) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} w_i w_j \quad (2)$ <p><u>Kısıtlar:</u></p> $\mu_p = \sum_{i=1}^N w_i \mu_i \geq \alpha$ $\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad \text{ve} \quad w_i \geq 0$ <p>α : Yatırımcının kabullendiği en az getiri.</p>
--	---

Burada:

μ_p : portföyün beklenen getirisini,

σ_p^2 : portföyün varyansını,

μ_i : i varlığının beklenen getirisini,

w_i : i varlığının portföydeki ağırlığını,

σ_{ij} : i . ve j . varlıklar arasındaki kovaryans değerini göstermektedir.

Bu modeller birbirinin alternatifi olup, yatırımcının risk veya getiri öncelikli tercihine göre belirlenen kısıta uygun çözümler sunmaktadır. Yatırımcılar, γ risk düzeyinde daha fazla getiriye tercih edebilir (1) veya α getiri düzeyinde daha az riski tercih edebilirler (2). Portföy optimizasyonunda genellikle pozitiflik kısıtı ($w_i \geq 0$) ve bütçe kısıtı ($\sum w_i = 1$) kullanılmaktadır. Bu kısıtlara ek olarak ağırlık, varlık sayısı ve dönüşüm kısıtları [14],

yatırım ağırlıkları kısıtı ($w_{alt} \leq w_i \leq w_{üst}$), yatırım yapılacak varlık sayısı kısıtı, risk ve/veya getiri kısıtları da kullanılabilir.

2.2. Portföy Optimizasyon Problemlerinin Çözümünde Önemli Hususlar

Michaud [2], OV optimizasyon modelleri geliştirilirken; i) portföy içindeki varlıkların getiri, risk ve varlıklar arası korelasyonla çalışmayan atamaların kontrolünü içeren istatistik çıkarsamalar; ii) etkinlik sınırında %10 hata payı dikkate alınarak belirlenen etkinlik sınırının daha robust yapıda olabildiği, simülasyon ile elde edilen revize edilmiş etkinlik sınırı; iii) elde edilen portföylerin Sharpe oranı gibi performans ölçütleriyle portföy etkinliğinin analiz edilmesi; iv) optimizasyona giren veriler için James-Stein ve Frost-Savarino gibi tahmin yöntemleri kullanılarak elde edilen düzeltilmiş girdilerin kullanılması; v) varlık getirileri kullanılarak referans bazlı optimizasyonlarla düzensizlik ve belirsizlik probleminin azaltılması; vi) bu çalışmadaki ana hipotezin çıkış noktasını oluşturan, özenli olarak elde edilen getiri öngörülerinin portföy optimizasyonunda kullanılması; vii) amacına uygun ölçeklendirilmeyen verilerin yaygın hatalara neden olması hususlarının dikkate alınması gerektiğini ifade etmektedir.

Portföy optimizasyonunda, Michaud'un yaklaşımlarına ek olarak, dikkate alınması gereken bazı noktalara değinilmiştir. Bu noktalar aşağıdaki şekilde özetlenebilir.

- i. Varlık beklenen getirilerine ait ilk dağılım, nihai dağılımı dikkate alan Bayesian yaklaşımı [15,16];
- ii. Markowitz OV modelinin girdilere çok duyarlı olması [17] ve bu girdilerdeki belirsizlik [18] beklenen getiriler için nokta değer yerine aralık ve hatta istatistiksel bir dağılım olarak belirlenerek optimizasyon modeline dahil edilmesi [19] gibi daha robust yaklaşımların dikkate alınması önemlidir.
- iii. Hisse senedi getirilerinin rastsal değiştiği bilinmekte, normalden yüksek veya aşağı getiri sağlasa bile uzun dönem beklenen getirilerine dönüş eğiliminde olduğu (ortalamaya dönüş-mean revision) bilinmektedir [20,21].
- iv. Portföy riski için, klasik olarak portföy varyansı ve standart sapması kullanılırken, post MPT olarak da isimlendirilen ve sadece aşağı yönlü riski dikkate alan semivaryans [12,22], karmaşık piyasa şartlarını ve entegre portföylerin oluşturulmasını dikkate alan ve kullanım pratikliği olan ortalama mutlak sapma [23] veya belirsizliğin ölçüsü kabul edilebilen entropi hesaplamaları [13] kullanılabilir.
- v. Yatırımcının, portföy oluştururken faydayı maksimize ettiği genel kabul görmektedir. Ancak, yatırımcıların riske karşı duyarlılığı farklılaşabilmektedir ve bu durumda da her durum için geçerli fayda fonksiyonu oluşturmanın güçlükleri ortaya çıkmaktadır [24]. Böylece yatırımcılarda, rasyonel olmayan davranışlarla da karşılaşabilmekte, bu da davranışsal finansın önemini arttırmaktadır.
- vi. Çok dönemli yatırımlarda, bileşik getiri [25] ve farklı yaklaşımlar önem kazanmaktadır [26].
- vii. Simülasyon hesaplamalar, daha güvenilir sonuçlar verebilmektedir [2].
- viii. Genellikle ihmal edilen vergi ve işlem maliyetleri, optimize edilen portföy yapısını farklı yapılara taşıyabilmektedir. Ancak bu maliyetlerin modele katılması, modele yeni kısıtlar eklemekte ve model etkinliğini zayıflatmaktadır [27].
- ix. Piyasa faiz oranı [28] ve sermaye yapısı gibi finansal değişkenlere duyarlılığı yüksek olan varlıkların portföyde yer alması, görüldüğünden daha yüksek riskli portföylerin oluşmasına neden olabilmektedir.

- x. OV modeli çözümünde kullanılan algoritma ve yöntemler, model sonuçlarını etkileyebileceği dikkate alınmalıdır. Portföy optimizasyonu problemi çözümünde, bulanık mantık [29], çok amaçlı yeni algoritmalar [30], genetik algoritmalar [31], yapay sinir ağı [32] kullanan çok sayıda çalışma bulunmaktadır.

OV modeli çözümünde çok sayıda model olması ve bu modellerden hiçbiri kesin çözüm sunmamakla birlikte, literatürdeki birçok çalışma klasik Markowitz OV modeli üzerinden portföy optimizasyon problemlerine çözüm getirmeye çalışmaktadır. Farklı durumlara göre, farklı model seçenekleri kullanılabilir.

3. Uzun Hafıza ve Kesirli Bütünleşme (FI)

ARMA veya ARIMA süreçlerinin amacı, zaman serisinde tespit edilen hafızayı modellemektir ve kısa hafızalı modellerdir. Ancak, hisse senetleri getirileri çarpık yapıya sahip olduğundan ARMA modeli kullanılarak elde edilen getiri öngörüsü ile hisse senedinin ortalama getirisinden elde edilen beklenen getiriye yakın sonuçlar vermektedir. Bu durumda, ARMA modellemesi pek bir avantaj sağlamamaktadır. FI modelleri 1980'de Granger ve Joyeux'un ve Hosking [33]'in yaptığı çalışmalarla yazına girmiştir [34,35]. FI saptanan serilerde, FI'yi modele dâhil eden uzun hafızalı ARFIMA modeli kullanılması daha anlamlı olacaktır. Uzun hafızadan kastedilen, serinin çok dönem önceleri gerçekleştirdiği davranışı dahi modele yansıtması ve bu durumu da göz önüne almasıdır. Böylece FI modellerde, öngörü başarısı artmaktadır. ARMA gibi kısa hafızalı modeller ise daha çok varlığın son dönemdeki davranışlarına göre modelleme yapmaktadır. Ayrıca ARMA'da eski gecikmeleri, örneğin AR(15), AR(20)'yi, modele dâhil etmek gerekse bile basitlik prensibine aykırı düştüğü ve başarı seviyesi düşük olduğu için bu çeşit parametrelili modellerin kullanılması pek uygun görülmez. Bu anlamda ARFIMA, yapısı gereği uzun hafızalı olduğundan daha avantajlı bir yapıya sahiptir ve uzun dönemli seri davranışını genellikle çok az parametreyle serideki yapıyı yakalayabilmektedir [5,36]. Bazı çalışmalarda ARFIMA modelleri için yüksek derecelerden ziyade, doğrudan AR ve MA parametreleri için ikiden başlayıp azaltmak suretiyle modelin seçimi yapılabilmektedir [37,34]. Kısa hafızalı seriler yüksek frekanslı olup ARMA modeli yapıyı yakalarken, uzun hafızalı seriler düşük frekanslı olup, kesirli bütünleşme parametresi olan sadece d parametresiyle bile model yapısını büyük ölçüde yakalayabilmektedir.

OV portföy optimizasyonu problemlerinden birisi, geçmiş verilerin aritmetik ortalamasının beklenen getiri olarak OV modeline temel girdi olarak dahil edilmesidir. Portföy optimizasyon girdilerindeki küçük değişimler, sonuçlarda büyük değişimlere neden olmakta [38] ve modelin tahmin hatasının büyümesine neden olabilmektedir [39]. ARIMA gibi bütünleşik öngörü modellerine göre, uzun hafıza modellerinin hisse senetlerine ait tarihi verileri uygun model ile temsil yeteneği güçlüdür ve zaman serisini daha az parametreyle modelleyebilmektedir [5]. Bunun temel nedenlerinden birisi, uzun hafıza modellerinden olan ARFIMA modellerinin yapısı, trigonometrik fonksiyonlardaki gibi dalgalı bir yapıda olup, dalgalanmaları daha az parametreyle modelleyebilmesidir. Bu noktalar dikkate alındığında çalışmamızda, varlık tarihi getirilerinin aritmetik ortalaması olan beklenen getiri yerine ARFIMA ve varlık tarihi getirilerinin standart sapması olan risk yerine FIGARCH ile elde edilen öngörü serilerinin daha iyi temsil edeceği düşünülmüştür.

FI süreci temel olarak, hafıza sürecini yönlendiren fark parametrelerinin kullanılması olarak özetlenebilir ve birçok makroekonomik zaman serileri uzun hafıza özelliği göstermektedir [35]. Zumbach [40]'a göre, uzun hafızanın en önemli üstünlüğü matematiksel temellerin güçlü olması değil, aynı parametreleri kullanarak finansal zaman serisindeki yapıyı 1 saatten 1 aya kadar tanımlayabilmesi, yakalayabilmesi ve temsil edebilmesidir. Baillie [41] ise FI süreçlerinin tercih edilme nedenini, alternatiflerine göre birim kökün uç değerlerinde daha fazla uyumluluk göstermesi ve şokları içeren zaman

serilerine tam uyumlu olması sonucunda zaman serilerine uzun dönemde anlamlılık katması şeklinde ifade etmiştir.

FI modelleri, ARIMA modellerine alternatif olarak düşünülebilir ve hisse senedi fiyatına ait zaman serisi modellerinde de kullanılmaktadır [37,36,42,43]. Örneğin Cuñado vd. [44], S&P 500 hisse senedi verilerinin 1928-2006 dönemi boyunca uzun hafızalı yapıya sahip olduğu ve ortalamaya dönüş davranışını sergilediğini doğrulamaktadır.

3.1. Robinson Testi

Geleneksel birim kök testlerine ek olarak, geniş kullanım alanına sahip ve özellikle uzun hafızalı zaman serilerinde de uygulanabilen kesirli bütünleşme modelleri için geliştirilmiş birim kök testlerinden olan Robinson testi ile birim kök araştırılmıştır. Zaman serisi $\{y_t\}_{t=1}^T$ şeklinde tanımlanmış olduğunda, Robinson testi aşağıdaki gibi ifade edilebilir [45].

$$(1-L)^d y_t = u_t \quad t = 1, 2, \dots, T. \quad (3)$$

Burada $\{u_t\} \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$ veya hataların beyaz gürültü (kovaryans durağan ve anlamsız ilişkili) olarak dağıldığı, L gecikme operatörü ve d ise kesirli bütünleşme derecesidir. FI operatörü olan $(1-L)^d$ 'deki L gecikme operatörü ve d ise kesirli olup $-0,5 < d < 0,5$ arasında (sıfır hariç) olması, zaman serisinin uzun hafıza taşıdığını göstermektedir.

3.2. ARFIMA Modeli

Zaman serisi $\{y_t\}_{t=1}^T$ şeklinde tanımlanmış olduğunda, ARFIMA(p, d, q) süreci aşağıdaki gibi ifade edilebilir [46,35].

$$\phi(L)(1-L)^d y_t = \theta(L)u_t \quad t = 1, 2, \dots, T. \quad (4)$$

Burada, $\{u_t\} \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$, L gecikme operatörü, $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p$ ve $\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$ olmaktadır. Bu modelde, d sayısı tam sayı olmadığı için bu süreç FI olarak isimlendirilir.

Serideki bütünleşme derecesinin $d \in (-\frac{1}{2}, 0) \cup (0, \frac{1}{2})$ olması durumunda, söz konusu zaman serisinde FI modeller söz konudur [47]. Otokorelasyon fonksiyonunun hiperbolik olarak azalması, zaman serisi verilerinde uzun hafızanın varlığını gösterir. Böylece, şokların etkisi uzun zaman sürer [43]. Uzun hafızaya sahip FI süreçlerin ortalamaya dönüş davranışı taşıması [48,3], hisse senedi getiri öngörüsü için aranan bir özelliktir. Bu çalışmanın uygulamasında, her dönem için getiri serisinin aritmetik ortalaması yerine, hisse senedinin bir sonraki dönem için FI modelinden elde edilen öngörü değerinin beklenen getiri olarak dikkate alınmasının daha anlamlı olacağı düşünülmüştür.

3.3. FIGARCH Modeli

FIGARCH, zaman serilerinde GARCH modeline göre daha esnek bir yapıya sahip olduğundan uygun bir modeli yakalama özelliği yüksektir. FIGARCH ile GARCH arasındaki belirgin fark, zaman serisi üzerinde meydana gelen eski şokların yüksek oranlı olarak azalırken, son şokların etkisinin daha uzun süreli kalacak şekilde hiperbolik olarak azalmaktadır [43]. FIGARCH modeli, standart GARCH modelinden elde edilmiş olup, aşağıdaki gibi ifade edilebilir [49].

$$\phi(L)(1-L)^d (u_t^2 - \sigma_t^2) = [1 - \beta(L)](u_t^2 - \sigma_t^2)u_t^2 \quad (5)$$

Burada, $\{u_t\} \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$, L gecikme operatörü ve $\phi(L) = [1 - \beta(L) - \alpha(L)]$ olmaktadır.

4. İMKB-30 Endeks Hisseleri Üzerine Bir Uygulama

İMKB hisse senetleri kullanılarak oluşturulan portföy uygulamaları genellikle risk dikkate alınarak [50-52] ve özellikle RMD minimizasyonu amaçlı portföy optimizasyonlarıdır [53,54]. Risk bazlı, OV-Çarpıklık ve OV-Çarpıklık-Entropi modelleri gibi yüksek dereceden momentler kullanan [55] ve doğrusal programlama yapısındaki portföy optimizasyonlarından OMS'ye dayanan [56-59] İMKB hisseleri üzerinde portföy optimizasyon çalışmaları da bulunmaktadır.

İMKB'de işlem gören hisseler üzerinde kuadratik programlama uygulaması [50,60,61,51], klasik Markowitz OV modeli uygulaması [62] yanısıra Sharpe ve Teynor gibi performans ölçütlerine göre oluşturulan portföylerin performans karşılaştırmaları da yapılmıştır [63,64]. Minimaks [65] ve bulanık doğrusal programlama [66] ile başarılı sonuçlar verebileceğini belirtmişlerdir.

Bu çalışmanın amacı, FI yöntemleriyle elde edilen hisse senedi öngörü verileri kullanılarak optimize edilmiş portföylerin klasik OV modeline göre daha yüksek performans göstereceği hipotezi test edilmiştir. Bu anlamda, İMKB-30 Endeksi'ne dâhil, zaman serisi öngörüsü için yeterli veriye sahip hisse senetlerinin Ocak 1990 - Haziran 2010 dönemi aylık hisse senedi kapanış fiyatları alınmıştır. Bu tarih aralığındaki son 42 aylık dönem verileri geriye dönük test (back testing) amaçlı ve daha önceki veriler ise kademeli olarak ARFIMA ve FIGARCH öngörülerini için kullanılmıştır.

Hisse senedi fiyatlarında uzun hafızanın varlığı üzerine birçok çalışma vardır [36,42,43]. Bu çalışmada, hisse senedi aylık sürekli getirileri kullanılarak ARFIMA modeli ile hisse senedi beklenen getiri öngörüsü ve FIGARCH modeli ile hisse senedi varyans öngörüsü sonucunda elde edilen değerler kullanılarak portföy optimizasyonları yapılmıştır. 42 aylık dönem için getiri öngörülerini kullanılarak Sharpe oranına ve riske göre optimize edilmiş 42 aylık dinamik portföylerin performansı, piyasa getirisine ve klasik OV beklenen getiri ve risk verileri kullanılarak benzer stratejiyle optimize edilmiş dinamik portföylerin performansları ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın iki açıdan yazına katkısı olacağı düşünülmektedir. Bunlar, (i) klasik OV portföy optimizasyon modelindeki veri problemine ARFIMA ve FIGARCH ile bir alternatif sunmak ve (ii) Sharpe oranı kullanılarak söz konusu dönem için İMKB hisseleri üzerine bir portföy optimizasyonu gerçekleştirmektir.

4.1. Veriler ve Verilerin Portföy Optimizasyonuna Hazırlanması

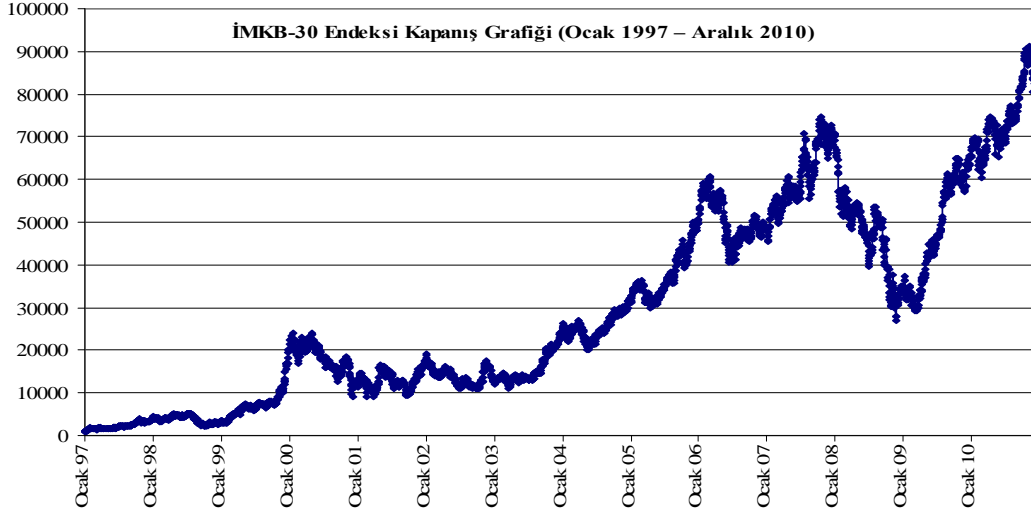
İMKB'de, diğer hisse senetlerine göre spekülasyonlardan en az etkilendiği düşünülen ve işlem hacmi en yüksek olan 30 hisse senedinden oluşan İMKB-30 Endeksi'ne dâhil hisse senetleri İMKB sitesinden [67] ve bir kısmı İMKB'den CD olarak Ocak 1990 - Haziran 2010 dönemi ay sonu piyasa kapanış fiyat bilgileri elde edilerek bu çalışmada veri olarak kullanılmıştır. Veri dönemine ait 1997 yılında hesaplanmaya başlanan İMKB-30 Endeks grafiği Grafik 1'de verilmiştir.

Zaman serisi gözlem değerlerinin uzun dönemde artma veya azalma yönündeki genel eğilim olan trend 7 yıl kadar sürebilmektedir [68]. Bu anlamda, FI modellerinin serideki dalgalanmaları daha iyi modelleyebilmesi için yaklaşık 7 yıldan daha az verisi olan serilerde öngörü yapılmamış ve optimizasyona dâhil edilmemiştir. Öngörü için kullanılan hisse senetleri arasında Turkcell hisse senedi, en kısa veri setine sahip olup ilk öngörü için 78 veriye sahiptir. Çalışmada, veri sayısı yeterli görülen ve bir önceki yıl İMKB-30

Endeksi'nde olan hisse senetleri ve firma isimlerine ek olarak, 6 aylık öngörü dönemleri ile optimizasyona veri olarak giren gözlem sayıları da Ek 1'de verilmiştir.

Verilerin optimizasyona hazırlanmasındaki aşamalar aşağıdaki gibi sıralanabilir.

i) Yeterli sayıda verisi olan hisse senetlerinin aylık logaritmik getirileri hesaplanmıştır.



Grafik 1 İMKB-30 Endeksi Kapanış Grafiği (Ocak 1997 – Aralık 2010)

Ek 2'deki tabloda, getiri serilerinin standart sapmaları incelendiğinde, oynaklığı en yüksek hisse senetleri sırasıyla, HURGZ, GSDHO, DOHOL, DYHOL, KRDM, YKBNK, IHLAS ve THYAO olarak sıralanabilir. Riskliliği düşük olan hisse senetleri ise sırasıyla, AEFES, ISGYO, TCELL, AKBNK, SAHOL, TSKB, AYGAZ ve TEBNK olarak sıralanabilir. Riske göre yapılan portföy optimizasyonlarda, klasik OV modelindeki gibi veriler kullanılırsa, bu standart sapma değerleri atamalarda belirleyici olmaktadır. Riski düşük olan hisse senetlerine atamalar yoğunlaşırken, çok düşük korelasyon olmadıkça, nispeten yüksek riskli hisse senetlerine atama yapılmaz. Değişim katsayıları, getirilere göre hisse senetlerinin risklerini vermektedir. Değişim katsayısına göre, oynaklığın en yüksek olduğu hisse senedi ISGYO olup, bu hisse senedini sırasıyla GSDHO, KRDM, TCELL, DYHOL, IHLAS, TEBNK ve VESTL izlemektedir. Değişim katsayısının en az olduğu hisse senetleri ise sırasıyla AYGAZ, AKBNK, GARAN, TUPRS KOCHL, PTOFS, ISCTR ve YKBNK olarak sıralanabilir. Klasik OV portföy optimizasyon modeli, aritmetik ortalama ve standart sapma verilerini temel girdi olarak kullandığından, özellikle değişim katsayısının düşük olduğu hisse senetlerinde atamaları yoğunlaştırması beklenir. Klasik OV modelinde, değişim katsayısının yüksek olduğu hisse senetlerinde ise diğer hisse senetlerine göre korelasyon katsayısından kaynaklanan büyük avantaj olmadıkça atama yapılmasını beklemek pek anlamlı olmaz. Buradaki serilerin normal dağılıma uygunluğu incelendiğinde, %1 güven düzeyinde Jarque-Bera istatistiğine göre ARCLK, GARAN, ISGYO, SKBNK, TEBNK ve TSKB normal dağılıma yakın bir yapı içinde olduğu, diğer serilerde ise çarpık ve/veya basık olduğu görülmektedir.

ii) Getiri serilerinin, Ocak 1990'dan Aralık 2006 ve kademeli olarak Aralık 2009'a kadar her 6 aylık eklenen öngörü dönemleri için ADF ve PP birim kök testleriyle incelenmiştir.

İncelenen getiri serilerinde beklendiği gibi birim kök bulunmamıştır. Ayrıca, aynı seriler tek tek Robinson testiyle incelenmiş ve serilerde birim köke rastlanmamıştır.³

iii) Ocak 2007 – Haziran 2010 arası olan 42 aylık dönem için, 6 aylık dilimler halinde aylık ARFIMA ile hisse senedi getiri öngörülleri yapılmıştır. Parametre katsayı anlamlılıkları yanısıra özellikle Schwarz (SIC) ve Akaike (AIC) model seçim ölçütlerine göre her dönem için en uygun model belirlenmiştir. Bu model seçimi sonucunda söz konusu modellere ait hisse senetlerinin ayrı ayrı 6 aylık öngörü serileri elde edilmiş kayıt altına alınmıştır.

iv) Ocak 2007 – Haziran 2010 arası olan 42 aylık dönem için, 6 aylık dilimler halinde aylık FIGARCH ile hisse senedi varyans öngörülleri yapılmıştır. Bu işlemde, literatürde yaygın olarak kullanılan “ $p = 1$ ” ve “ $q = 1$ ” için FIGARCH(1,d,1) modeliyle varyans öngörülleri yapılmıştır [12,70,71,43].⁴

v) Hisse senetleri için ARFIMA beklenen getiri öngörülleri kullanılarak 42 ay için ayrı getiri matrisi, FIGARCH ile elde edilen varyans öngörülleri kullanılarak 42 aylık ayrı risk matrisi ve bu aylar için ayrı korelasyon matrisi oluşturulmuştur.

vi) Bir önceki 2 aşamada yapılan (FI modellerin elde edilen verilerle yapılan) matrislerin oluşturulması işlemleri, ayrıca klasik Markowitz verileri kullanılarak da gerçekleştirilmiştir. Klasik Markowitz verileri için korelasyon matrisi FI modelleri için elde edilenler ile aynı olmakta, ancak getiri matrisi için getiri serilerinin aritmetik ortası ve risk için ise getiri serilerinin standart sapması kullanılmaktadır.

Sharpe oranına göre yapılan optimizasyonda kullanılan 42 aylık risksiz faiz oranı (r_f) değerleri ise Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası sitesinden [72] alınmıştır.

4.2. Optimizasyon Modelleri

Bu optimizasyon işlemindeki hesaplamalar için getiri, risk ve korelasyon matrisleri kullanılmaktadır. Optimizasyon sonucunda, bu 3 matris yardımıyla ağırlık matrisi belirlenmektedir. Buradaki portföy optimizasyonlarında, iki tip optimizasyon üzerinde durulmuştur. İlk tip optimizasyon maksimum Sharpe oranlı portföy oluşturma amacıyla iken ikinci tip optimizasyon minimum riskli portföy oluşturma amaçındadır.

Modellerde açığa satışa izin verilmemiştir. Sharpe oranına göre modellerde, birim riske karşı en yüksek getiriyi sağlayan portföyler aranmaktadır. Riskin minimum düzeyde olması, her iki tip modelde de önemli rol oynar. Portföyde yer alacak hisse senetlerinin arasındaki korelasyonun düşük olması, portföy varlıklarının yüksek getirili ve düşük riske sahip olması kadar önemli bir belirleyicidir. Modeller aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

Model S: Sharpe oranına göre model, portföyün birim riskine karşılık getiriyi maksimize etmeyi amaçlayan bir fonksiyondur. Bu model aşağıdaki gibi hesaplanabilir [73,19].

$$\text{Amaç fonksiyon: } Z_{mak} = \frac{E - r_f}{S} \quad (6)$$

Kısıtlar;

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad \text{ve} \quad w_i \geq 0$$

³ Çok sayıda hisse ve dönem olması nedeniyle ADF, PP ve Robinson testi sonuç tabloları burada verilmemiştir; istenildiğinde doktora tezinde [69] görülebilir veya temin edilebilir.

⁴ Robinson testi, ARFIMA ve FIGARCH öngörülerinde Gauss kodları kullanılmıştır. Bu kodların uyarlanması ve düzenlenmesindeki yardımları nedeniyle Prof.Dr. Mehmet Balcılar’a teşekkür ederiz. Kodlar gerektiğinde, doktora tezinden veya yazarlara ulaşarak temin edilebilir.

Burada; $E = \sum_{i=1}^N w_i \mu_i$; $S^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} w_i w_j$

E : portföyün beklenen getirisini,

S^2 : portföyün varyansını,

μ_i : i varlığının beklenen getirisini,

w_i : i varlığının portföydeki ağırlığını,

w_j : j varlığının portföydeki ağırlığını,

σ_{ij} : i . ve j . varlıklar arasındaki kovaryans değerini göstermektedir.

Model S(%20) ve **Model S(%30)** ise Sharpe rasyosuna göre optimizasyon olup, ağırlık matrisinin elemanları sırasıyla %20 ve %30'u aşmayacaktır veya bir hisse senedine bu oranlardan fazla yatırım yapılması kısıtlanmıştır. Bu kısıtlar, bazı varlıklara yüksek oranlı atamaların önüne geçilmesi ve portföyün sırasıyla en az 5 veya 4 varlıktan oluşmasını sağlayacaktır.

Model R: Varyansın veya riskin minimize edilmesine göre optimizasyon olup aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

Amaç fonksiyon: $Z_{\min} = S^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} w_i w_j$ (7)

Kısıtlar: $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ ve $w_i \geq 0$

Model R(%20) ve **Model R(%30)** ise riskin minimize edilmesine göre optimizasyon olup burada da aynı amaçla sırasıyla %20 ve %30 varlık yatırım kısıtı amaçlanmıştır.

Bütün optimizasyon çözümlerinde dikkate alınan varlık sayısı, dönemlere göre farklılık arz etmekte olup, toplamda 31 adet hisse söz konusudur. Bu anlamda risk ve korelasyon matrisleri 31x31 boyutlu getiri ve ağırlık matrisleri 1x31 boyutlu olarak hesaplamalarda kullanılmıştır. Büyük M metodu, optimizasyon çözümünde yer alması istenmeyen varlıkların yinelemelerde (iterasyon) devre dışı bırakmaya zorlamak amaçlı kullanılmaktadır [74]. Buradaki büyük matris hesaplarında sıralamalardan kaynaklanan hataların önüne geçmek için, tüm hisse senetlerinin sıralamasına dokunulmadan hesaplamalarda yer alması sağlanmıştır. Ancak, dönemlere göre optimizasyonda yer alınması istenmeyen hisse senetlerinin risk matrisi değerine ceza verilerek, optimizasyonda ağırlık matrisinde yer almaması sağlanmıştır.

Bu anlamda, kısıtların da dikkate alınmasıyla FI modellerinden elde edilen veriler kullanılarak Sharpe oranı ve riske göre toplam altı model ile 42 aylık dinamik portföy optimizasyonları yapılmıştır. Bu optimizasyonlar, klasik Markowitz verileri kullanılarak da 42 dönem için tekrarlanmıştır.

4.3. Optimizasyon Bulguları

Geriye dönük test sonuçlarında (Ek 3), kısıtsız Sharpe oranı maksimizasyonuna göre oluşturulan optimum dinamik portföyler olan Model S, 42 aylık en yüksek bileşik getiriyi %62,95 düzeyinde sağlamış, bunu %56,86 bileşik getiriyle Model S(%20) izlemiştir. Bu bileşik getiri değerleri, piyasa getirisini temsil eden İMKB-30 Endeksi'nin bileşik getirisi olan %41,64'den daha iyidir. Ancak performansı yüksek olan model, 42 aylık dönem içinde bazı ara dönemler itibarıyla zirvede değişkenlik göstermiştir. Bu bağlamda, hangi modelin daha iyi olabileceğini ve hatta piyasaya göre daha başarılı olduğunu net bir şekilde söylemek zordur.

Bu 42 dönemlik dinamik portföy optimizasyonları, klasik portföy optimizasyon verileri kullanılarak da yapılmış ve FI modellerinden elde edilen veriler kullanılarak optimize edilen dinamik portföyler ve geriye dönük test sonuçlarına göre performansları karşılaştırılmıştır. Ek 4’de verilen klasik portföy optimizasyon verileri kullanılarak optimize edilen dinamik portföylerden Model R(%20)’nin 42 aylık bileşik getirisi %93,70 olmak üzere en yüksek getiri düzeyine sahiptir. En düşük performans gösteren dinamik optimize portföyler Model S ise %65,54 düzeyinde sağlanmış olup, aynı dönemdeki İMKB-30 Endeksi’nin bileşik getirisi olan %41,64’den daha yüksektir.

FI yöntemlerinden elde edilen öngörü verileri kullanılarak dinamik optimize portföylerin ortalama getirileri ile klasik OV modeli verileri kullanılarak elde edilen dinamik optimize portföylerin ortalama getirileri arasında istatistiki olarak anlamlı bir fark olmadığı %5 anlamlılık düzeyinde belirlenmiştir. Tablo 1’deki bağımlı iki örnek *t*-testi sonuçlarına göre, çalışmada kullanılan farklı iki türden verilere ve her bir 6 modele göre oluşturulan dinamik portföylerin getiri serilerinin performansları arasında fark olmadığına dair ileri sürülen sıfır hipotezi kabul edilmiştir. Bu anlamda, Klasik OV modeli verileri kullanılarak elde edilen dinamik optimize portföylerin daha yüksek olan getiri başarısı rastsallığa atfedilebilir.

Tablo 1 Bağımlı İki Örnek *t*-Testi Sonuçları

Değişken Çifti	Ortalama		<i>r</i>	Anl.	Eşleştirilmiş Farklar (Paired Differences)					<i>t</i>	<i>sd</i>	Anl.
	Klasik	FI			Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Farkın %95 Güven Aralığı				
								Alt	Üst			
S	0,019	0,024	0,906	0,000	-0,0043	0,0725	0,0112	-0,0269	0,0183	-0,381	41	0,705
S(%20)	0,019	0,019	0,952	0,000	0,0002	0,0402	0,0062	-0,0123	0,0127	0,034	41	0,973
S(%30)	0,020	0,011	0,935	0,000	0,0090	0,0473	0,0073	-0,0057	0,0238	1,233	41	0,224
R	0,020	0,016	0,886	0,000	0,0046	0,0673	0,0104	-0,0164	0,0256	0,445	41	0,659
R(%20)	0,022	0,018	0,925	0,000	0,0039	0,0501	0,0077	-0,0117	0,0195	0,506	41	0,616
R(%30)	0,022	0,017	0,933	0,000	0,0046	0,0515	0,0079	-0,0114	0,0207	0,585	41	0,562

Not: Tablodaki, *r*: basit korelasyon katsayısı, *t*: test istatistiği ve *sd*: serbestlik derecesidir.

Kriz döneminde veya hisse senedi piyasalarındaki düşüş dönemlerinde [75,76] veya oynaklığın arttığı dönemlerde [77], hisse senedi getirileri arasındaki korelasyon artmakta ve genellikle hisse senetleri aynı yönlü hareket etmektedir. Burada performans değerlendirmesi dönemi, 2007 ve 2009 arasında yoğun bir şekilde hissedilen “Mortgage Krizini” de içermektedir. Bu dönemde, hisse senetleri arasında geçmiş verilerden öngörülen fazla korelasyon olması durumunda portföy çeşitlendirmesi avantajını azaltmaktadır. Bu durumda, portföy çeşitlendirmesi anlamını kaybedebilecek ve portföyün riskini öngörülen kadar azaltmak mümkün olmayabilir. Bu anlamda, portföy getirilerinde hemen hemen aynı yönlü getiri anlamında benzerlik artmakta ve artan korelasyon da optimize edilmiş portföy sonuçlarına olumsuz yansıtılmaktadır.

5. Sonuç

Bu çalışma, FI modelleri ile elde edilen öngörü verileri kullanılması durumunda, hisse senetlerinde oluşan optimum portföylerin getiri başarısının artabileceği hipotezini İMKB-30 Endeks hisseleri üzerinde test etmek amaçlı yapılmıştır. Dinamik portföylerin performans değerlendirmesi, Ocak 2007—Haziran 2010 dönemi için FI modellerinden elde edilen optimum dinamik portföylerin ve klasik Markowitz verileri kullanılarak elde edilen dinamik portföylerin geriye dönük test yapılması suretiyle gerçekleştirilmiştir. FI modellerinin öngörüdeki başarısı ABD kaynaklı “Mortgage Krizini” içeren bu tipteki düşen piyasa koşullarında değerlendirildiğinde, portföy optimizasyonlarında kullanılmasının optimizasyon modellerinin başarısını azalttığı görülmektedir. FI modellerinden elde edilen verilerin optimize edilen dinamik portföylerin başarı düzeyleri düşük görülmesine karşın,

%5 anlamlılık düzeyindeki bağımlı iki örnek t-testi sonuçlarına göre aralarında anlamlı bir fark bulunamamıştır. Ortaya çıkan farkların %5 anlamlılık (hata) düzeyinde tesadüflere atfedilecek kadar önemsiz olduğu söylenebilir.

Araştırma sonuçlarına göre, ABD kaynaklı "Mortgage Krizini" de içeren bu incelenen dönemde İMKB-30 Endeks hisse senetleri bazında araştırma hipotezindeki görüşü destekleyen sonuçlara ulaşamamıştır. Burada, FI modellerinin öngörüdeki düşük başarısının asıl kaynağının, uygulama döneminin 2 yıla yakın etkisini güçlü bir şekilde İMKB'de hissettiren ABD kaynaklı "Mortgage Krizine" rastlaması olarak ifade edilebilir.

İMKB-30 Endeksi'ne dâhil hisse senetlerinin getiri serilerindeki yüksek varyans, kullanılan FI modellerinin tahmin başarısını olumsuz etkileyebilmektedir. Çalışmada veri dönemine giren 1994, 1997 ve 2001 yıllarında, Türkiye'de çok şekilde etkisini gösteren, ortalama bir yıldan az süren krizler söz konusudur. Ancak, dinamik optimize portföylerin geriye dönük test yapılarak performanslarının değerlendirildiği Ocak 2007 - Haziran 2010 döneminde, 2007-2009 arasında İMKB'de hissettiren "Mortgage Krizi" söz konusudur. Veri dönemindeki krizlerden daha derin, farklı ve uzun süreli olan bu krizin, sadece FI modellerinin öngörü başarısını değil, alternatif öngörü modelleri başarılarını da olumsuz etkileyebileceği beklenebilir. Ayrıca kriz dönemlerinde, hisse senetleri arasındaki aynı yönlü korelasyonlar artarak hisse senetleri genelde düşüş eğilimine girmektedir. Bu anlamda, korelasyon avantajı ortadan kalkmakta veya değişebilmekte ve dolayısıyla söz konusu verilerle portföy oluşturmak pek anlamlı olmamaktadır. Bu durumda, klasik OV portföy optimizasyon verilerinin kullanılmasıyla elde edilen optimize portföylerin getirisinin yüksek çıkması, başarıdan çok rastsallık olarak değerlendirilebilir.

Kaynakça

- [1] F.J. Fabozzi, P.N. Kolm, D.A Panhamanova, S.M. Focardi, *Robust Portfolio Optimization and Management*, John Wiley & Sons, New Jersey, 2007, 139.
- [2] R.O. Michaud, *Efficient Asset Management, A Practical Guide to Stock Portfolio Optimization and Asset Allocation*, Harvard Business School Press, Boston, (1998).
- [3] M. Balçılar, Persistence in Inflation: Long Memory, Aggregation, or Level Shifts?, *Sixth METU International Conference on Economics*, Ankara, 2002, <http://www.emu.edu.tr/mbalcalar/rresearch/>, (15 Aralık 2009).
- [4] M. Karanasos, S.H. Sekioua, N. Zeng, On the Order of Integration of Monthly US Ex-ante and Ex-post Real Interest Rates: New Evidence from over a Century of Data, *Economics Letters*, 90, 2, 163-169 (2006).
- [5] R. Caballero, S. Jewson A. Brix, Long Memory in Surface Air Temperature: Detection, Modeling, and Application to Weather Derivative Valuation, *Climate Research*, 21, June, 127-140 (2002).
- [6] A.D. Roy, Safety First and the Holding of Assets, *Econometrica*, 20, 3, 431-449 (1952).
- [7] H. Markowitz, Portfolio Selection, *The Journal of Finance*, 7, 1, 77-91 (1952).
- [8] J. Tobin, Liquidity Preferences as Behavior Towards Risk, *The Review of Economic Studies*, 25, 2, 65-86 (1958).
- [9] W.F. Sharpe, Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk, *The Journal of Finance*, 19, 3, 425-442 (1964).
- [10] J. Lintner, The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets, *The Review of Economics and Statistics*, 47, 1, 13-37 (1965).
- [11] J. Mossin, Equilibrium in a Capital Asset Market, *Econometrica*, 34, 4, 768-783 (1966).

- [12] JP Morgan, *RiskMetrics™ Monitor*, Fourth Quarter 1995, New York, October 1995, <http://www.riskmetrics.com/system/files/private/rmm4q95.pdf>, 15 Ağustos 2010.
- [13] S. Wang, Y. Xia, *Portfolio Selection and Asset Pricing*, Springer, Berlin, 2002, 3-14.
- [14] Y.Crama, M. Schyns, Simulated Annealing for Complex Portfolio Selection Problems, *European Journal of Operational Research*, 150, 3, 546-571 (2003).
- [15] A. Gelman, *Encyclopedia of Environmetrics*, 3, 2002, http://www.stat.columbia.edu/~gelman/research/published/p039-_o.pdf, 12 Aralık 2010, 1627-1637.
- [16] S.M. Focardi, P.N. Kolm, F.J. Fabozzi, New Kids on the Block, *The Journal of Portfolio Management*, 30th Anniversary Issue, 42-54 (2004).
- [17] S. Ceria, R.A. Stubbs, Incorporating Estimation Errors into Portfolio Selection: Robust Portfolio Construction, *Journal of Asset Management*, 7, 2, 109-127 (2006).
- [18] R.H. Tütüncü, M. Koenig, Robust Asset Allocation, *Annals of Operations Research*, 132, 1-4, 157-187 (2004).
- [19] F.J. Fabozzi, S.M. Focardi P.H. Kolm, *Financial Modeling of the Equity Market from CAPM to Cointegration*, John Wiley & Sons, New Jersey, 2006, 308-316.
- [20] H. Zhang, How Rational is the Stock Market towards Properties of Analyst Consensus Forecasts?, <http://www.fbe.hku.hk/~hzhang/research/diss.pdf>, 29 Kasım 2010.
- [21] I. Vehvilainen, Applying Mathematical Finance Tools to the Competitive Nordic Electricity Market, <http://math.tkk.fi/reports/a475.pdf>, 29 Kasım 2010.
- [22] P. Swisher, G.W. Kasten, Post-Modern Portfolio Theory, *Journal of Financial Planning*, 18, 9, 74-85 (2005).
- [23] H. Konno, R. Yamamoto, Minimal Concave Cost Rebalance of a Portfolio to the Efficient Frontier, *Math. Program.*, Ser. B 97, 571-585 (2003).
- [24] V.A. Aivazian, J.L. Callen, I. Krinsky, C.C.Y. Kwan, Mean-Variance Utility Functions and the Demand for Risky Assets: An Empirical Analysis Using Flexible Functional Forms, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 18, 4, 411-424 (1983).
- [25] H. Markowitz, *Portfolio Selection*, Second Edition, Blackwell Publishing, UK, 2006, 116-125.
- [26] U. Çelikyurt, S. Özçekici, Multiperiod Portfolio Optimization Models in Stochastic Markets Using the Mean-Variance Approach, *European Journal of Operational Research*, 179, 1, 186-202 (2007).
- [27] G.J. Alexander, A.M. Baptista, Portfolio Selection with a Drawdown Constraints, *Journal of Banking & Finance*, 30, 11, 3171-3189 (2006).
- [28] M. Guidolin, S. Hyde, Equity Portfolio Diversification Under Time-Varying Predictability: Evidence from Ireland, the US, and the UK, *Journal of Multinational Financial Management*, 18, 4, 293-312 (2008).
- [29] P. Gupta, M.K. Mehlatat, A. Saxena, Asset Portfolio Optimization Using Fuzzy Mathematical Programming, *Information Sciences*, 178, 6, 1734-1755 (2008).
- [30] J. Branke, B. Scheckenbach, M. Stein, K. Deb, H. Schmeck, Portfolio Optimization with an Envelope-based Multi-objective Evolutionary Algorithm, *European Journal of Operational Research*, 199, 3, 684-693 (2009).
- [31] X. Huang, Portfolio Selection with Fuzzy Returns, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 18, 4, 383-390 (2007).
- [32] L. Yu, S. Wang K.K. Lai, Neural Network-Based Mean-Variance-Skewness Model for Portfolio Selection, *Computers & Operations Research*, 35, 1, 34-46 (2008).
- [33] J.R.M. Hosking, Fractional Differencing, *Biometrika*, 68, 1, 165-176 (1981).
- [34] L. Bisaglia, Model Selection for Long Memory Models, *Quaderni di Statistica*, 4, 2002, <http://www.dipstat.unina.it/Quaderni%20di%20statistica/volume%204/bisaglia.pdf>, 24 Temmuz 2010.
- [35] M.J. Hinich, T.T.L. Chong, A Class Test for Fractional Integration, *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 11, 2, 1-22 (2007).

- [36] T. Lux, T. Kaizoji, Forecasting Volatility and Volume in the Tokyo Stock Market: The Advantage of Long Memory Models, *Economic Working Paper, No 2004-05*, <http://www.econstor.eu/handle/10419/3244>, 15.05.2010.
- [37] J. Kwiatkowski, Bayesian Analysis of Long Memory and Persistence Using ARFIMA Models with an Application to Polish Stock Market, *Dynamic Econometric Models*, 4, (2000), http://www.home.umk.pl/~jkwiat/ARFIMA_eng.pdf, 25 Mayıs 2010.
- [38] R.O. Michaud, The Markowitz Optimization Enigma: Is 'Optimized' Optimal?, *Financial Analysts Journal*, 45, 1, 31-42 (1989).
- [39] K.L. Fisher, M. Statman, The Mean-Variance-Optimization Puzzle: Security Portfolios and Food Portfolios, *Financial Analysts Journal*, 53, 4, 41-50 (1997).
- [40] G. Zumbach, Volatility Processes and Volatility Forecast with Long Memory, (2003), http://www.olsen.ch/fileadmin/Publications/Working_Papers/030617-LMProcesses.pdf, 25.07.2010.
- [41] R.T. Baillie, Long Memory Processes and Fractional Integration in Econometrics, *Journal of Econometrics*, 73, 1, 5-59 (1996)
- [42] A. Dionisio, R. Menezes D.A. Mendes; "On the Integrated Behaviour of Non-stationary Volatility in Stock Markets, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 382, 1, 58-65 (2007).
- [43] A. Kasman, E. Torun, Long Memory in the Turkish Stock Market Return and Volatility, *Central Bank Review*, ISSN 1303-0701, Central Bank of the Republic of Turkey, 7, 2, 13-27 (2007).
- [44] J. Cuñado, L.A. Gil-Alana, F.P. de Gracia, Stock Market Volatility in US Bull and Bear Markets, *Journal of Money, Investment and Banking*, 1, 24-32 (2008).
- [45] L.A. Gil-Alana, P.M. Robinson, Testing of Unit Root and other Nonstationary Hypotheses in Macroeconomic Time Series, *Journal of Econometrics*, 80, 2, 241-268 (1997).
- [46] M. Balçılar, Long Memory and Structural Breaks in Turkish Inflation Rates, *VI. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, Ankara, Mayıs 2003, <http://www.emu.edu.tr/mbalcalar/rresearch/>, (15 Aralık 2009).
- [47] X. Shao, W.B. Wu, Local Asymptotic Powers of Nonparametric and Semiparametric Tests for Fractional Integration, *Stochastic Processes and their Applications*, 117, 2, 251-261 (2007).
- [48] Y-W. Chung, K.S. Lai, A Fractional Cointegration Analysis of Purchasing Power Parity, *Journal of Business & Economic Statistics*, 11, 1, 103-112 (1993).
- [49] D.C. Yıldırım, A.G. Bölükbaşı, Testing for Long Memory Models in Turkish Derivatives Exchange Using ARFIMA FIGARCH Model, *9th Special Conference of the Hellenic Operational Research Society*, 27-29 May 2010, <http://www.helors2010.gr>, 29 Kasım 2010.
- [50] Ö. Demirtaş, Z. Güngör, Portföy Yönetimi ve Portföy Seçimine Yönelik Uygulama, *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, 1, 4, 103-109 (2004).
- [51] A. Kapusuzoğlu, S. Karacaer, The Process of Stock Portfolio Construction with Respect to the Relationship between Index, Return and Risk Evidence from Turkey, *International Research Journal of Finance and Economics*, 23, 193-206 (2009).
- [52] G. Sayılğan, A.D. Mut, Portföy Optimizasyonunda Alt Kismi Moment ve Yarı-Varyans Ölçütlerinin Kullanılması, *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 4, 1, 47-73 (2010).
- [53] M. Pekkaya, Kriz Dönemlerinde Hisse Senedi Portföylerinin Riske Maruz Değerlerinin Hesaplanması: İMKB-30 Endeks Uygulaması, Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Zonguldak, 2002.
- [54] S. Bozkuş, Risk Ölçümünde Alternatif Yaklaşımlar: Riske Maruz Değer (VaR) ve Beklenen Kayıp (ES) Uygulamaları, *D.E.Ü. İİBF Dergisi*, 20, 2, 27-46 (2005).

- [55] B. Altaylıgil, Portföy Seçimi için Ortalama-Varyans-Çarpıklık Modeli, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 37, 2, 65-78 (2008).
- [56] A.A. Karacabey, Is Mean Variance Efficient than MAD in İstanbul, *International Research Journal of Finance and Economics*, 3, 113-120 (2006).
- [57] Z. Haklı, Tam Sayılı Doğrusal Programlama Modeli ile Optimal Portföy Oluşturma ve İMKB’de bir Uygulama, Süleyman Demirel Üniversitesi SBE, Yayınlanmamış YL Tezi, Isparta, 2006.
- [58] F. Kardiyen, Portföy Optimizasyonunda Ortalama Mutlak Sapma Modeli ve Markowitz Modelinin Kullanımı ve İMKB Verilerine Uygulanması, *Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF Dergisi*, 13, 2, 335-350 (2008).
- [59] M. Cihangir, A.K. Güzeler, İ. Sabuncu, Optimal Portföy Seçiminde Konno-Yamazaki Modeli Yaklaşımı ve İMKB Mali Sektör Hisse Senetlerine Uygulanması, *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10, 3, 125-142 (2008).
- [60] M. Atan, Karesel Programlama ile Portföy Optimizasyonu, *VII Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, 2005, İstanbul, <http://muratatan.info>, 15 Mayıs 2008.
- [61] A.C. Çetin, Markowitz Kuadratik Programlama ile Optimal Portföy Seçimi, *Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF Dergisi*, 12, 1, 63-81 (2007).
- [62] G. Küçükkoçaoğlu, Optimal Portföyün Seçimi ve İMKB Ulusal-30 Endeksi Üzerine Bir Uygulama, <http://www.baskent.edu.tr/~gurayk/kisiseloptimization.pdf>, 15 Mayıs 2009.
- [63] E. Küçüksille, Veri Madenciliği Süreci Kullanılarak Portföy Performansının Değerlendirilmesi ve İMKB Hisse Senetleri Piyasasında bir Uygulama, Süleyman Demirel Üniversitesi SBE, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Isparta, 2009.
- [64] K. Kayalidere, H. Aktaş, Alternatif Portföy Seçim Modellerinin Performanslarının Karşılaştırılması (İmkb Örneği), <http://www.sbe.deu.edu.tr/dergi/cilt10.say%C4%B11/10.1%20kayal%C4%B1dere%20akta%C5%9F.pdf>, 16 Eylül 2010.
- [65] N. Bozdağ, Ş. Altan, S. Duman, Minimaks Portföy Modeli ile Markowitz Ortalamavaryans Portföy Modelinin Karşılaştırılması, 2010, <http://www.ekonometridernegi.org/bildiriler/o24s1.pdf>, 16 Eylül 2010.
- [66] N. Bozdağ, H. Türe, Bulanık Doğrusal Programlama ve İMKB Üzerine Bir Uygulama, *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10, 1, 1-18 (2008).
- [67] İMKB, <http://imkb.gov.tr>, 15 Mart 2011.
- [68] A.F. Yüzer, E. Ağaoğlu, H. Talıdil, A. Özmen, E. Şıklar, *İstatistik*, 6. Baskı, Anadolu Üniversitesi Yayın No: 1448, Eskişehir, 2009.
- [69] M. Pekkaya, ARFIMA ve FIGARCH Yöntemlerinin Markowitz Ortalama Varyans Portföy Optimizasyonunda Kullanılması: İMKB-30 Endeks Hisseleri Üzerine Bir Uygulama, Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Zonguldak, 2011.
- [70] C. Conrad, B.R. Haag, Inequality Constraints in the Fractionally Integrated GARCH Model, *Unpublished manuscript, University of Mannheim*, 2005, http://www.uni-konstanz.de/micfinma/conference/Files/papers/Conrad_Haag.pdf, 26 Temmuz 2010.
- [71] J.-C. Duan, K. Jacobs, Is Long Memory Necessary? An Empirical Investigation of Nonnegative Interest Rate Processes, *Journal of Empirical Finance*, July 2007, <http://www.rotman.utoronto.ca/~jcduan/LongMemoryInterestRate.pdf>, 25 Temmuz 2010.
- [72] TCMB, <http://www.tcmb.gov.tr>, 05 Ocak 2011.
- [73] W.F. Sharpe, The Sharpe Ratio, *Journal of Financial Portfolio Management*, 21, 1, 49-58 (1994).
- [74] H.A. Taha, *Operations Research an Introduction*, Sixth Edition, Prentice-Hall Inc., International Edition, London, 1997, 86.

- [75] K. Niemczak, Eastern European Equity Markets and the Subprime Crisis Does Emerging Europe Still Offer Diversification Benefits?, *Finansowy Kwartalnik Internetowy e-Finanse*, 6, 3, 47-63 (2010).
- [76] C.N.V. Krishnan, R. Petkova, P. Ritchken, Correlation Risk, *Journal of Empirical Finance*, 16, 3, 353-367 (2009).
- [77] D.M. Rey, Time-varying Stock Market Correlations and Correlation Breakdown, *Finanzmark und Portfolio Management*, 4, 387-412 (2000).

Ek 1: Optimizasyonda Kullanılan Hisse Senetleri ve 6 Aylık Öngörü Dönemleri için Kullanılan Gözlem Sayıları

	Hisse Senedi		2007		2008		2009		2010
	Kodu	Adı	1. Y.Yıl	2. Y.Yıl	1. Y.Yıl	2. Y.Yıl	1. Y.Yıl	2. Y.Yıl	1. Y.Yıl
1	AKBNK	AKBANK	197	203	209	215	221	227	233
2	AKGRT	AKSİGORTA			156	162	168	174	180
3	AEFES	ANADOLU EFES							113
4	ARCLK	ARÇELİK	204	210	216	222	228	234	240
5	AYGAZ	AYGAZ					228	234	
6	DOHOL	DOĞAN HOLDİNG	162	168	174	180	186	192	198
7	DYHOL	DOĞAN YAYIN HOLD.	100	106	112	118	124	130	138
8	EREGL	EREĞLİ DEMİR ÇELİK	204	210	216	222	228	234	240
9	FINBN	FİNANSBANK	202	208					
10	FORTS	FORTIS BANK	195	201					
11	GARAN	GARANTİ BANKASI	198	204	210	216	222	228	234
12	GSDHO	GSD HOLDİNG	86	92	98	104			
13	HURGZ	HÜRRİYET GAZETE.	178	184	190	196	202	208	
14	IHLAS	İHLAS HOLDİNG	153	159					
15	ISCTR	İŞ BANKASI (C)	204	210	216	222	228	234	240
16	ISGYO	İŞ GMYO	84	90	96	102	108	114	
17	KRDMD	KARDEMİR (D)					126	132	140
18	KCHOL	KOÇ HOLDİNG	204	210	216	222	228	234	240
19	PETKM	PETKİM	197	203	209	215	221	227	233
20	PTOFS	PETROL OFİSİ	187	193	199	205	211	217	
21	SAHOL	SABANCI HOLDİNG	113	119	125	131	137	143	149
22	SKBNK	ŞEKERBANK	116	122	128	134	140	146	152
23	SISE	ŞİŞE CAM	204	210	216	222	228	234	240
24	TEBNK	T. EKONOMİ BANKASI							118
25	TSKB	T.S.K.B.	204	210	216	222	228	234	240
26	TOASO	TOFAŞ OTO. FAB.	185	191	197	203			221
27	TCELL	TURKCELL	78	84	90	96	102	108	114
28	TUPRS	TÜPRAŞ	187	193	199	205	211	217	223
29	THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI	192	198	204	210	216	222	228
30	VESTL	VESTEL	198	204	210	216			
31	YKBNK	YAPI VE KREDİ	204	210	216	222	228	234	240
Toplam hisse senedi sayısı			25	25	24	23	22	22	22

Ek 2: Hisse Senedi Sürekli Getirilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler

Hisse Senedi	Ortalama	Maksimum	Minimum	Std. Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Jarque-Bera (JB) Testi		n	Değişim Katsayısı
							JB	Anl.		
AKBNK	0,0349	0,6685	-0,4749	0,1662	0,3976	3,9314	14,934	0,001	239	4,757
AKGRT	0,0365	0,6614	-0,9163	0,1985	-0,3805	5,6622	59,416	0,000	186	5,439
AEFES	0,0196	0,5931	-0,2995	0,1124	0,8810	7,8471	131,889	0,000	119	5,732
ARCLK	0,0355	0,7376	-0,5705	0,1908	0,1351	3,7415	6,384	0,041	246	5,371
AYGAZ	0,0408	0,8183	-0,3687	0,1847	0,8900	5,4132	92,167	0,000	246	4,524
DOHOL	0,0324	0,7629	-0,7775	0,2367	0,3129	4,4879	22,146	0,000	204	7,298
DYHOL	0,0136	0,7873	-0,6804	0,2322	0,0432	4,6058	15,301	0,000	142	17,129
EREGL	0,0292	0,7569	-0,8353	0,1980	0,0642	5,0970	45,244	0,000	246	6,790
FINBN	0,0378	0,7270	-0,9037	0,2058	-0,0171	6,0487	94,508	0,000	244	5,446
FORTS	0,0326	0,6596	-0,9223	0,1997	-0,0810	5,8652	81,329	0,000	237	6,115
GARAN	0,0408	0,6598	-0,5921	0,1980	0,0192	3,7053	4,989	0,083	240	4,847
GSDHO	0,0052	0,9163	-0,9920	0,2387	-0,4926	6,9955	90,317	0,000	128	46,089
HURGZ	0,0354	1,2905	-0,6032	0,2481	1,1852	8,3217	311,110	0,000	220	7,014
IHLAS	0,0144	0,9163	-0,8210	0,2251	0,2027	5,7978	64,933	0,000	195	15,621
ISCTR	0,0399	0,8952	-0,7348	0,2184	0,7724	5,6556	96,747	0,000	246	5,478
ISGYO	0,0023	0,4361	-0,4223	0,1472	0,0025	3,4510	1,068	0,586	126	63,993
KRDMD	0,0063	0,9263	-0,6665	0,2291	0,5114	5,6631	48,829	0,000	144	36,293
KCHOL	0,0374	0,9520	-0,5419	0,1996	0,7266	5,3754	79,479	0,000	246	5,340
PETKM	0,0272	0,9748	-1,0771	0,2228	0,3422	7,4597	202,728	0,000	239	8,206
PTOFS	0,0380	0,6391	-0,6246	0,2052	0,2637	4,2307	17,108	0,000	229	5,402
SAHOL	0,0252	0,6316	-0,6437	0,1717	0,0985	4,5971	16,724	0,000	155	6,822
SKBNK	0,0206	0,4937	-0,5282	0,1978	-0,0856	3,2001	0,457	0,796	158	9,596
SISE	0,0323	0,9746	-0,5261	0,2031	0,6538	5,6818	91,239	0,000	246	6,285
TEBNK	0,0160	0,4193	-0,5232	0,1851	-0,1442	3,1031	0,485	0,785	124	11,598
TSKB	0,0305	0,5213	-0,4700	0,1791	-0,0306	3,1510	0,272	0,873	246	5,864
TOASO	0,0308	0,8001	-0,5355	0,2134	0,2971	4,4586	23,462	0,000	227	6,932
TCELL	0,0057	0,6931	-0,5108	0,1587	0,2427	6,1495	50,775	0,000	120	27,869
TUPRS	0,0419	0,9994	-0,9323	0,2192	0,3388	6,9075	150,070	0,000	229	5,234
THYAO	0,0325	0,8880	-0,7938	0,2250	0,4225	5,1143	50,547	0,000	234	6,932
VESTL	0,0192	0,7651	-0,6265	0,2084	0,2041	4,2478	17,236	0,000	240	10,876
YKBNK	0,0405	1,3698	-0,8127	0,2262	0,7987	8,2875	312,716	0,000	246	5,585

Ek 3: FI Modellerinden Elde Edilen Verilerle Oluşturulan Portföylerin Performansları (Yüzdesel Bileşik Getiri)

Aylar	S	S(%20)	S(%30)	R	R(%20)	R(%30)	Eşit Ağırlık	Endeks	r_f
Oca.07	108,44	104,22	104,27	104,84	105,17	106,43	106,40	106,17	101,46
Şub.07	108,03	108,54	104,57	107,31	109,97	111,14	109,30	107,23	102,94
Mar.07	112,18	112,34	107,39	111,55	113,86	116,69	113,74	112,39	104,44
Nis.07	114,48	114,82	105,97	116,49	116,37	121,09	120,76	117,01	105,96
May.07	110,79	117,27	106,39	114,84	118,85	123,28	130,15	120,46	107,51
Haz.07	107,30	110,55	99,72	108,92	112,04	115,36	128,30	120,31	109,08
Tem.07	129,54	125,01	117,88	125,24	125,10	130,17	140,38	136,61	110,67
Ağu.07	120,86	120,91	110,10	118,96	120,99	125,11	133,73	130,19	112,28
Eyl.07	133,40	139,31	118,73	140,39	139,41	150,34	144,18	141,19	113,92
Eki.07	152,01	152,60	132,87	159,55	152,70	165,74	148,89	151,10	115,58
Kas.07	126,54	141,04	119,97	133,74	141,13	149,81	138,13	141,66	117,24
Ara.07	127,41	138,49	118,00	134,63	138,58	147,76	138,45	145,12	118,88
Oca.08	102,03	110,07	94,55	109,03	108,43	116,61	104,88	110,06	120,49
Şub.08	96,47	106,03	88,62	105,79	102,70	109,29	110,08	114,29	122,07
Mar.08	75,69	90,83	74,91	85,57	86,97	92,31	94,12	99,92	123,64
Nis.08	86,89	105,25	85,53	99,08	99,26	105,40	109,87	111,95	125,22
May.08	74,95	95,41	78,23	84,22	90,91	96,43	100,00	99,93	126,81
Haz.08	55,58	77,05	59,43	63,39	71,36	73,26	85,19	86,97	128,42
Tem.08	85,20	107,75	83,66	92,66	99,98	106,09	106,25	108,77	130,10
Ağu.08	81,48	102,27	78,94	87,65	94,90	100,70	103,70	101,45	131,87
Eyl.08	83,06	93,26	75,78	84,58	87,23	96,66	90,31	95,19	133,71
Eki.08	61,85	69,91	54,93	66,58	65,02	70,07	65,23	73,63	135,58
Kas.08	55,70	62,21	49,44	59,59	62,26	68,50	59,41	67,99	137,47
Ara.08	61,13	67,04	53,58	64,89	66,59	73,84	62,70	72,09	139,39
Oca.09	53,64	59,95	49,92	55,30	58,65	63,65	59,12	69,01	141,28
Şub.09	49,45	53,39	43,05	50,68	52,79	57,93	53,90	63,21	143,04
Mar.09	56,37	61,26	48,30	56,11	60,20	63,99	58,93	67,59	144,59
Nis.09	80,26	77,19	62,66	71,65	76,05	82,20	74,66	83,19	145,98
May.09	91,11	90,76	69,25	80,82	89,29	92,30	88,31	91,47	147,26
Haz.09	88,87	99,01	72,81	83,78	96,42	97,65	95,58	96,18	148,45
Tem.09	112,80	114,22	85,93	105,96	115,05	121,12	107,87	112,20	149,60
Ağu.09	117,78	131,42	92,84	110,75	134,80	130,85	126,94	121,63	150,69
Eyl.09	120,02	132,66	92,71	110,26	130,90	130,67	130,17	124,83	151,72
Eki.09	116,66	133,98	91,83	106,75	133,07	129,43	127,89	122,74	152,70
Kas.09	110,83	129,69	88,39	103,10	129,73	124,58	123,42	118,73	153,63
Ara.09	130,73	152,75	103,12	120,99	151,31	145,34	143,44	137,98	154,49
Oca.10	140,93	152,60	107,15	121,79	151,05	143,35	152,22	141,05	155,33
Şub.10	128,23	145,31	100,63	110,66	145,58	133,26	138,86	126,76	156,17
Mar.10	151,26	164,10	114,93	123,96	162,82	148,69	157,18	146,15	157,01
Nis.10	164,60	171,34	118,47	132,53	167,16	153,65	166,15	151,32	157,86
May.10	157,16	158,22	112,09	127,05	156,08	144,25	152,98	140,42	158,72
Haz.10	162,95	156,86	110,73	129,50	153,55	142,31	152,32	141,64	159,58

r_f : Piyasa risksiz faiz oranına göre söz konusu dönem için aylık bileşik getiri serisidir.

**Ek 4: Markowitz Verileri Kullanılarak Oluşturulan Portföylerin Performansları
(Yüzselsel Bileşik Getiri)**

Aylar	S	S(%20)	S(%30)	R	R(%20)	R(%30)	Eşit Ağırlık	Endeks
Oca.07	104,96	105,32	105,08	108,06	108,45	108,02	106,40	106,17
Şub.07	109,15	109,57	109,29	115,13	115,72	115,58	109,30	107,23
Mar.07	116,35	117,41	116,70	115,22	115,48	115,76	113,74	112,39
Nis.07	118,51	118,86	118,67	124,87	125,36	125,43	120,76	117,01
May.07	124,85	128,30	126,07	134,43	137,90	136,04	130,15	120,46
Haz.07	122,69	126,19	124,06	131,81	135,78	133,56	128,30	120,31
Tem.07	136,32	138,17	137,51	146,49	151,01	150,36	140,38	136,61
Ağu.07	127,38	128,83	128,44	145,96	153,59	152,00	133,73	130,19
Eyl.07	136,92	137,57	138,22	152,62	161,65	161,05	144,18	141,19
Eki.07	149,07	147,31	149,73	157,61	168,39	170,08	148,89	151,10
Kas.07	134,89	136,54	136,89	148,50	158,63	157,91	138,13	141,66
Ara.07	138,16	139,86	140,21	149,71	162,72	161,96	138,45	145,12
Oca.08	108,37	110,10	110,00	117,61	125,56	125,20	104,88	110,06
Şub.08	110,30	113,00	112,12	118,55	131,33	127,75	110,08	114,29
Mar.08	96,65	97,63	98,09	98,99	110,09	107,40	94,12	99,92
Nis.08	112,37	112,63	113,87	110,58	125,66	121,22	109,87	111,95
May.08	98,49	100,26	100,11	98,23	110,85	106,57	100,00	99,93
Haz.08	83,86	85,64	85,38	81,73	94,54	89,17	85,19	86,97
Tem.08	112,07	112,30	114,37	108,47	123,28	119,63	106,25	108,77
Ağu.08	104,72	105,85	106,82	105,35	118,07	115,04	103,70	101,45
Eyl.08	96,23	94,66	97,64	96,63	109,70	108,47	90,31	95,19
Eki.08	74,00	71,34	74,85	72,55	82,54	82,37	65,23	73,63
Kas.08	62,28	61,80	63,35	77,40	83,18	83,72	59,41	67,99
Ara.08	68,08	66,75	69,19	80,49	87,66	88,10	62,70	72,09
Oca.09	64,46	64,03	65,52	78,05	85,23	86,88	59,12	69,01
Şub.09	61,00	60,68	61,99	70,70	78,28	78,84	53,90	63,21
Mar.09	67,54	67,44	68,65	77,81	84,29	86,06	58,93	67,59
Nis.09	83,85	84,63	85,24	98,21	107,97	107,58	74,66	83,19
May.09	96,18	96,64	97,78	107,83	120,52	117,50	88,31	91,47
Haz.09	104,72	103,43	106,46	113,65	127,01	124,41	95,58	96,18
Tem.09	117,81	116,84	119,84	129,89	144,84	141,80	107,87	112,20
Ağu.09	129,99	130,87	132,24	149,63	166,92	163,56	126,94	121,63
Eyl.09	146,23	143,32	148,77	157,20	181,55	172,79	130,17	124,83
Eki.09	138,77	135,92	141,17	150,42	171,64	165,07	127,89	122,74
Kas.09	135,02	131,29	137,41	142,13	163,61	156,09	123,42	118,73
Ara.09	154,35	151,05	157,27	164,36	188,64	180,41	143,44	137,98
Oca.10	153,42	152,38	157,48	156,94	188,88	176,97	152,22	141,05
Şub.10	137,77	138,36	141,54	154,55	174,47	164,23	138,86	126,76
Mar.10	170,59	167,01	174,91	162,34	193,54	184,58	157,18	146,15
Nis.10	175,30	174,49	180,10	182,29	206,12	199,09	166,15	151,32
May.10	166,56	165,63	170,44	174,96	193,50	190,24	152,98	140,42
Haz.10	165,54	166,13	169,62	178,81	193,70	191,21	152,32	141,64