



Araştırma Makalesi / Research Article

Borsa Yatırım Fonlarına Dayalı Statik Ve Dinamik Portföy Optimizasyon Analizleri

Önder Büberkökü¹

Öz

Bu çalışmada ABD S&P500 endeksinde yer alan ve 9 farklı sektörü esas alan borsa yatırım fonları (Exchange-traded funds, ETFs) dikkate alınarak Markowitz (1952) ortalama-varyans yöntemi ile bu yöntem alternatif teşkil eden koşullu riske maruz değer yöntemi, risk paritesi yöntemi ve Kelly kriterinin portföy optimizasyon performansları statik ve dinamik optimizasyon yaklaşımları kullanılarak karşılaştırılmıştır. Analizler öncelikle incelenen dönem için tek bir optimal portföy üreten statik optimizasyon yaklaşımı ile yapılmıştır. Ardından analizler aylık bazda güncellenen veri setine bağlı olarak her ay için farklı optimal portföyler üreten dinamik optimizasyon yöntemi ile yapılmıştır. Optimal portföylerin performanslarının karşılaştırılmasında Jensen (alfa) kriterinin yanı sıra Sharpe, Calmar, Sortino, Treynor ve Bilgi rasyolarından yararlanılmıştır. Çalışma bulguları açık bir şekilde koşullu riske maruz değer yönteminin en iyi performansı sergileyen yöntem olduğu sonucuna işaret etmektedir.

Anahtar Kelimeler: *Dinamik portföy optimizasyonu, koşullu riske maruz değer yöntemi, risk paritesi yöntemi, Kelly kriteri.*

Static And Dynamic Portfolio Allocation Analysis Based On Exchange-Traded Funds

Abstract

This study compares the performances of the Markowitz (1952) mean-variance portfolio optimisation method and three alternative portfolio optimisation methods, namely, the conditional value-at-risk method, risk parity method and Kelly criterion, taking the nine Select Sector SPDR ETFs trading in the US stock market into account. All the analyses are performed primarily using the traditional static asset allocation approach that produces a single optimal portfolio for the entire period. Subsequently, we use the dynamic asset allocation approach, which produces different optimal portfolios for each month depending on the timing window of past returns. Sharpe, Calmar, Sortino, Treynor and Information ratios and Jensen's alpha are used to compare the performances of the optimal portfolios. The findings show that the conditional value-at-risk method is the best performing of the methods examined.

Keywords: *Dynamic asset allocation, portfolio optimisation, conditional value-at-risk method, Risk parity method, Kelly criterion.*

¹Doç. Dr., Yüzüncü Yıl Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Finans Bilim Dalı, onderbuber@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-7140-557X>

GİRİŞ

Yatırımcılar finansal piyasalarda çeşitli yatırım seçenekleri ile karşı karşıya kalmaktadırlar. Yatırımcıların fonlarını etkin bir şekilde değerlendirebilmeleri için bu yatırım seçenekleri arasından optimal olanı belirlemeleri gerekmektedir. Bu amaçla da hem literatürde hem de uygulamada portföy optimizasyon yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Portföy optimizasyon yöntemlerinin temel amacı çeşitli yatırım seçenekleri arasından en uygun risk / getiri bileşimine sahip olan yatırım seçeneğinin belirlenmesidir (Zhang, 2010). Fakat, bu hedefe nasıl ulaşılacağı konusunda alan yazında farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. Bu konudaki ilk temel yaklaşımın geleneksel portföy yaklaşımı olduğu ifade edilebilir. Geleneksel portföy yaklaşımı yatırım yapılan finansal varlık sayısının artırılmasının beklenen çeşitlendirme etkisinin ortaya çıkması ve portföy riskinin azaltılması için yeterli olabileceğini ifade eden basit bir yaklaşımdır. Markowitz (1952) tarafından geliştirilen ortalama-varyans yöntemi ise teorik altyapı bulunan ve matematiksel hesaplamalara dayanan ilk portföy optimizasyon yöntemidir. Bu portföy optimizasyon yönteminin temel mantığı rasyonel yatırımcıların aynı risk düzeyine sahip finansal varlıklar arasından getiri düzeyi yüksek olanı veya aynı getiri düzeyine sahip finansal varlıklar arasından risk düzeyi düşük olanı tercih edeceği varsayımına dayanmaktadır. Fakat, son yıllarda Markowitz (1952) ortalama-varyans yöntemi hem literatürde hem de uygulamada giderek daha fazla eleştirilen bir yöntem haline gelmiştir. Bunun temel nedenleri arasında optimal portföyler oluşturulurken Markowitz ortalama-varyans yönteminin belli hisse senetlerine fazla ağırlık vererek yoğunlaşma riskinin ortaya çıkmasına yol açabilmesi, bu yöntem kullanılarak elde edilen sonuçların portföyü oluşturan finansal varlıkların beklenen getiri oranları ile bu finansal varlıklar arasındaki kovaryans matrisinin yapısı gibi unsurlara oldukça duyarlı olması ve 2007-2008 küresel finans krizi döneminde bu optimizasyon yönteminin beklenen performansı sergileyememesi gibi unsurlar gösterilebilir (Costa ve Kwon, 2019; Maillard *vd.*, 2010; Roncalli, 2014).

Bu durum alternatif portföy optimizasyon yöntemlerinin hem ulusal hem de uluslararası alan yazında giderek daha fazla ilgi görmesi sonucunu doğurmuştur. Bu nedenle bu çalışmanın amacı ABD S&P500 endeksinde yer alan ve 9 farklı sektörü esas alan borsa yatırım fonları (Exchange-traded funds, ETFs) için Markowitz ortalama-varyans yöntemi ile bu yöntemle alternatif teşkil eden koşullu riske maruz değer yöntemi, risk paritesi yöntemi ve Kelly kriterinin portföy optimizasyon performanslarının statik ve dinamik tahmin yöntemleri kullanılarak karşılaştırılmasıdır. Çalışmada ayrıca tüm sektörel borsa yatırım fonları dikkate alınarak oluşturulan eşit ağırlıklandırılmış portföy (EWP) ile piyasa portföyünün de performansları analiz edilmiştir. Çalışmanın literatüre iki temel katkısının olduğu düşünülmektedir. Öncelikle, ulusal yazında portföy optimizasyonu ile ilgili çeşitli çalışmaların bulunmasına rağmen koşullu riske maruz değer yöntemi, risk paritesi yöntemi ve Kelly kriterine dayalı portföy optimizasyon yöntemlerini kullanan çalışmalara pek rastlanmamıştır. Halbuki, bu yöntemler uluslararası yazında oldukça ilgi gören ve uygulamalı analizlerde de önemi giderek artan yöntemlerdir (Örneğin bakınız: Mendelson, Berger ve Villalon, 2011; Levell, 2010; Krokmal, Uryasev ve Palmquist, 2002; Shen *vd.*, 2019; Mercurio, Wu ve Xie, 2020). Bu nedenle ilgili portföy optimizasyon yöntemlerinin kullanılması açısından ulusal yazında bir boşluk olduğu ifade edilebilir. İkinci olarak ulusal yazında kullanılan portföy optimizasyon yöntemlerinin neredeyse tamamının tahmininde statik yaklaşımdan yararlandığı anlaşılmaktadır. Bir diğer ifadeyle ulusal yazındaki çalışmalarda incelenen dönem için tek bir optimal portföyün tahmin edildiği görülmektedir. Halbuki portföye dahil edilebilecek hisse senetlerinin fiyatlarında piyasaya dönük veri akışına bağlı olarak meydana gelen değişimler hisse senetlerinin risk ve getiri potansiyellerinin de değişmesine yol açabilmektedir. Bu durum da incelenen dönem için optimal portföylerin zamanla (Örneğin aylık bazda) değişebileceği anlamına gelmektedir. Nitekim, uygulamada portföy yöneticileri piyasadaki genel duruma bağlı olarak portföyünden bazı hisse senetlerini çıkarabilmekte veya portföyüne yeni hisse senetlerini dahil edebilmektedir. Bu nedenle bu çalışmada uygulamalı analizlerle daha uyumlu olacak şekilde ilgili portföy optimizasyon yöntemleri dinamik yaklaşım dikkate alınarak da tahmin edilmiştir.

1. YAZIN TARAMASI

Öncelikle konu ile ilgili ulusal yazında yer alan bazı çalışmalara bakıldığında, Özdemir (2011) genetik algoritmaya dayalı portföy optimizasyon yönteminin performansını BIST100 endeksi kapsamında incelediği çalışmada genetik algoritmanın etkin portföyler oluşturabileceği sonucuna ulaşmıştır. Çelengi, Eğrioğlu ve Çorba (2015) parçacık sürü optimizasyon yöntemlerini BIST100 endeksine uyguladıkları çalışmalarında, Sharpe rasyosuna göre parçacık sürü optimizasyonuna dayanan yöntemlerin Markowitz (1952) optimizasyon yönteminden daha iyi performans sergiledikleri sonucuna ulaşmışlardır. Yakut ve Çankal (2016) çok amaçlı genetik algoritma ile hedef programlama metodlarının performanslarını BIST30 endeksi kapsamında karşılaştırdıkları çalışmalarında kuadratik hedef programlama yönteminin genetik algoritma yönteminden daha iyi performans sergilediği sonucuna ulaşmışlardır. İskenderoğlu ve Akdağ (2017) BIST30 endeksi kapsamında bulanık ortalama mutlak sapma modelinin performansını inceledikleri çalışmalarında bu yöntemin etkin optimal portföyler oluşturabileceği sonucuna ulaşmışlardır. Kurnaz (2019) ise Markowitz ortalama-varyans yöntemi ile Black-Litterman yönteminin performanslarını karşılaştırdığı çalışmada risk-getiri ilişkisi açısından Markowitz ortalama-varyans yönteminin daha başarılı bir yöntem olduğu sonucuna ulaşmıştır. Bunun yanı sıra Uyar ve Küçükşahin (2017) çalışmalarında bir portföy optimizasyon yöntemi olarak en yüksek düşüş oranı (maximum drawdown-MDD) yaklaşımını kullanırken; Gökmen (2009) çalışmada stokastik programlamaya dayalı portföy optimizasyon yöntemini kullanmıştır. Gököz (2006) ise çalışmada riske maruz değer yöntemine yer vermiştir.

Konu ile ilgili uluslararası yazında yer alan bazı çalışmalara bakıldığında ise Pandari, Azar ve Shavazi (2012) İran hisse senedi piyasası için genetik algoritma ile Markowitz ortalama-varyans yönteminin performanslarını karşılaştırdıkları çalışmalarında genetik algoritmanın daha etkin portföyler oluşturduğu sonucuna ulaşmışlardır. Klega (2013) ABD hisse senedi piyasalarında işlem gören 6 büyük şirketin hisse senetlerini dikkate alarak Black-Litterman yöntemi ile Markowitz ortalama-varyans yönteminin performanslarını karşılaştırdığı çalışmada Black-Litterman yönteminin performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşmıştır. Solatikia, Kiliç ve Weber (2014) DAX endeksinde yer alan 6 farklı hisse senedini dikkate alarak bulanık ortalama mutlak sapma yöntemini kullandıkları çalışmalarında bu yöntem ile farklı yatırımcı tipleri için başarılı optimal portföyler oluşturulabileceği sonucuna ulaşmışlardır. Raffinot (2016) S&P500 endeksi için hiyerarşik kümeleme temelli portföy optimizasyon yöntemine yer verdiği çalışmada bu yöntemin başarılı bir performans sergilediği sonucuna ulaşmıştır. Kim ve Shin (2017) Güney Kore hisse senedi piyasaları için Kelly kriteri ile Markowitz ortalama-varyans yöntemini karşılaştırdıkları çalışmalarında Kelly kriterinin Markowitz ortalama-varyans yöntemine göre getirisi ve riski daha yüksek ama daha az çeşitlendirilmiş optimal portföyler oluşturduğu sonucuna ulaşmışlardır. Bu yayınların yanı sıra Cura (2009) çalışmada parçacık sürü optimizasyonunu, Qian (2005) risk paritesi yaklaşımını, Fernandez ve Gomez (2007) ise yapay sinir ağı yaklaşımını kullanmışlardır.

2. VERİ VE YÖNTEM BİLİM

2.1. Veri

Bu çalışma Ocak 2011 ile Eylül 2020 dönemini kapsamakta ve aylık verilerden oluşmaktadır. Çalışmada aylık verinin kullanılmasının nedeni gerek ulusal gerekse uluslararası yazındaki portföy optimizasyon analizlerinde bu frekansın yoğun bir şekilde kullanılmasıdır. Bunun temel nedenlerinden biri ise daha yüksek frekanslara dayalı veri setine dayalı analizlerde gürültücü işlemcilerin (noisy traders) yanlı (biased) fiyatlama davranışlarından kaynaklanan sorunların söz konusu olabilmesidir. Çalışmanın başlangıç tarihi ise iki temel unsura göre belirlenmiştir. Birincisi küresel ölçekte önemli bir yere sahip olan ve inceleme kapsamındaki borsa yatırım fonları içerisinde de yer alan General Motors şirketine ait hisse senedi getirilerine (GM) Ocak 2011 tarihi itibarıyla ulaşılabilmesidir. İkincisi ise alan yazında 2007-2008 küresel finans krizinin ABD merkezli kısmının 2010 yılının belli dönemlerini de kapsadığını ifade eden çalışmaların bulunmasıdır (Örneğin bakınız: Kocenda ve Moravcová, 2019).

Çalışmada kullanılan sektörel borsa yatırım fonlarına ilişkin temel bilgiler Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1: Borsa Yatırım Fonlarına Ait Temel Bilgiler

Borsa Yatırım Fonları	Sektör ile ilgili açıklayıcı bilgiler
XLU (Sembol) (Utilities select sector SPDR EFT)	Bu sektör elektrik, su, doğal gaz vb. hizmetleri sunan firmaların oluşturduğu sektördür. Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.86 ile %16.45 arasında değişen 28 farklı şirket bulunmaktadır.
XLP (Sembol) (Consumer Staples Select Sector SPDR EFT)	Bu sektör tüketicilere dönük yiyecek, içecek, kişisel bakım ve ev bakım malzemeleri gibi daha çok dayanıklı olmayan ürünleri üreten firmaların oluşturduğu sektördür. Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.46 ile %17.46 arasında değişen 32 farklı şirket bulunmaktadır.
XLK (Sembol) (Technology select sector SPDR EFT)	Teknoloji sektörü (Bilgisayar, akıllı telefon, yazılım, bilgi teknolojileri vb.). Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.05 ile %23.54 arasında değişen 73 farklı şirket bulunmaktadır.
XLY(Sembol) (Consumer discret select sector SPDR EFT)	Bu sektör tekstil, giyim, otel, eğlence ve perakendecilik gibi alanlarda faaliyet gösteren şirketlerin oluşturduğu sektördür. Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.10 ile %21.85 arasında değişen 62 farklı şirket bulunmaktadır.
XLB (Sembol) (Materials select sector SPDR EFT)	Bu sektör daha çok inşaat malzemeleri, çeşitli kimyasallar ve altın gibi temel materyalleri üreten şirketlerin oluşturduğu sektördür. Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.82 ile %17.02 arasında değişen 28 farklı şirket bulunmaktadır.
XLF (Sembol) (Financial select sector SPDR EFT)	Finans sektörü (Bankacılık, sigortacılık ve çeşitli finansal hizmetler). Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.14 ile %14.86 arasında değişen 65 farklı şirket bulunmaktadır.
XLI (Sembol) (Industrial select sector SPDR EFT)	Endüstriyel üretim sektörü (Makine, teçhizat, savunma, havacılık, nakliye, lojistik vb.). Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.17 ile %5.51 arasında değişen 73 farklı şirket bulunmaktadır.
XLV (Sembol) (Healthcare select sector SPDR EFT)	Sağlık sektörü (Tıbbi cihazlar, eczacılık, ilaç, biyo-teknoloji vb.). Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.16 ile %9.38 arasında değişen 63 farklı şirket bulunmaktadır.
XLE (Sembol) (Energysselectsector SPDR EFT)	Enerji sektörü (Petrol ve doğalgaz üretimi, rafineri tesisleri vb.) Bu BYF'nin içerisinde ağırlıkları %0.53 ile %24.17 arasında değişen 25 farklı şirket bulunmaktadır.
SPY (SPDR S&P500 ETF Trust)	S&P500 endeksini esas alan borsa yatırım fonu

Not: Sektörel sınıflandırmanın daha net ifade edilebilmesi için tabloda bazı sektörler için ek açıklamalara yer verilmiştir. Ayrıntılar için bakınız: <https://www.etf.com>.

Çalışmada borsa yatırım fonlarına ait veriler finance yahoo web sitesinden (<https://finance.yahoo.com>), risksiz faiz oranlarına ait veriler ise FED (Federal Reserve Bank, FED) veri tabanından temin edilmiştir (<https://www.federalreserve.gov/data.htm>). Çalışmada risksiz faiz oranı olarak 3 ay vadeli ABD hazine bonusu faiz oranları kullanılmıştır. Analizlerde sektörel borsa yatırım fonları (BYF) dikkate alındığından piyasa portföyü olarak da S&P500 endeksini esas alan BYF (SPY) üzerinde durulmuştur.

2.2. Yöntem Bilim

Model 1: Risk Paritesi Yöntemine Dayalı Portföy Optimizasyonu

Risk paritesi yöntemi Markowitz ortalama-varyans yöntemi gibi temel optimizasyon yöntemlerinin aksine, fonların finansal varlıklar arasında nasıl dağıtılacağına değil riskin nasıl dağıtılacağına odaklanmaktadır (Asness, Frazzini ve Pedersen, 2018: 48). Bu nedenle risk paritesi yaklaşımının amaç fonksiyonu optimal portföye dahil edilecek her bir finansal varlığın portföy riskine eşit oranda katkı sağlaması ilkesi üzerine kurulmuştur (Roncalli, 2014; Levell, 2010; Demey, Maillard ve Roncalli, 2010). Bu nedenle alan yazında bu yöntem ile oluşturulan optimal portföyler riske göre eşit ağırlıklandırılmış portföyler olarak tanımlanmaktadır. Risk paritesi yöntemi Denklem (1) ve (2)'de gösterilmiştir (Costa ve Kwon, 2019; Maillard vd., 2010):

$$\sigma_P = \sqrt{\phi^T \Sigma \phi} \quad \phi = \sum_{i=1}^n \sigma_i \quad (1)$$

$$\sigma_i = \phi_i \frac{\partial \sigma_P}{\partial \phi_i} = \phi_i \frac{(\Sigma \phi)_i}{\phi^T \Sigma \phi} \quad (2)$$

$$\text{Minimize et, } \sum_{i=1}^n \phi_i \cdot \sum_{j=1}^n \left(\phi_i (\Sigma \phi)_i - \phi_j (\Sigma \phi)_j \right)^2$$

Şartıyla, $1^T \phi = 1$ ve $\phi \geq 0$

Burada σ_P , portföyün standart sapma parametresini; ϕ_i her bir finansal varlığın portföy içerisindeki ağırlığını; $\frac{\partial \sigma_P}{\partial \phi_i}$, her bir finansal varlığın portföy riskine olan marjinal katkısını; σ_i ise her bir finansal varlığın portföy riskine olan toplam katkısını göstermektedir. Ayrıca, burada $1^T \phi = 1$ kısıtı tüm kaynakların ilgili finansal varlıklar arasında dağıtılmasını sağlamaktadır.

Model 2: Kelly Kriterine Dayalı Portföy Optimizasyonu

Kelly kriterinde portföy optimizasyon stratejisi Denklem (3)'te gösterilen Kelly kriterinin maksimizasyonuna dayanmaktadır. Bu da ilgili formül kapsamında portföyün uzun dönemli beklenen büyüme oranının maksimize edilmesi anlamına gelmektedir (Kelly, 1956; Kuepper, 2020).

$$K(\%) = W - \frac{(1-W)}{R} \quad (3)$$

Denklem (3)'ten anlaşılacağı gibi Kelly kriteri iki temel parametrenin bir araya getirilmesi ile oluşturulan bir orandır. Birinci parametre kazanç elde etme olasılığı parametresidir (W). Bu parametre, yatırımlar sonrasında kar elde edilen durum sayısının toplam durum sayısına bölünmesi ile bulunmaktadır. İkinci parametre ise kar / zarar oranı parametresidir (R).

Bu formülün temel mantığı şu şekilde açıklanabilir (Leiva, 2018; Poundstone, 2005; Johnson, 2018; Kelly, 1956): Elimizde 1 TL değerinde bir fon olduğunu ve bunun k kadarlık kısmı ile yatırım yaptığımızı varsayalım. Bu durumda eğer yatırımın sunduğu kazanç miktarı X kadar ise bir dönem sonraki fon tutarı $1 + kX$ olacaktır. Eğer yatırım sonucunda katlanılan kayıp miktarı Y kadar ise bir dönem sonraki fon tutarı $1 - kY$ olacaktır. Uzun dönemde yatırımcı (n yeterince büyük bir sayı olacak şekilde) n defa yatırım yaptığında yatırımcının " wn " kadar kazanç, " $(1-w)n$ " kadar da kayıpla karşılaşması beklenecektir. Bu durumda uzun dönemde portföyün değeri (P_n) Denklem (4)'teki gibi olacaktır:

$$P_n = (1 + kX)^{wn} * (1 - kY)^{(1-w)n} \quad (4)$$

Portföyün uzun dönemdeki bu değeri optimal k değerine göre çözülmek istendiğinde ise portföyün değerini maksimize etmek için bu çözümün k 'ye göre birinci türevi alınır; ilgili değer sıfıra eşitlenirse Denklem (3)'te gösterilen Kelly kriterine ulaşılmaktadır.

Model 3: Koşullu Riske Maruz Değer Yöntemine Dayalı Portföy Optimizasyonu

Yatırımcılar tarafından oluşturulan portföyler piyasa riskine bağlı olarak belli tutarda kayba uğrayabilmektedirler. Piyasa riskinden kaynaklanan bu tür kayıp tutarlarının hesaplanmasında geleneksel riske maruz değer (Value-at-Risk, VaR) yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Koşullu riske maruz değer (ConditionalVaR, $CVaR$ / Expected shortfall, ES) yöntemi ise piyasada gerçekleşen fiyat hareketleri sonrasında ortaya çıkan kayıp tutarlarının geleneksel riske maruz değer yöntemlerinin belirlediği kayıp tutarlarını aşması durumunda söz konusu olmakta ve bu kayıp tutarının hangi seviyelere ulaşabileceğini göstermektedir (Giot ve Laurent, 2003). Bunun yanı sıra piyasa riski ölçümünde $CVaR$ yönteminin geleneksel riske maruz değer yöntemlerine göre bazı önemli avantajları da bulunmaktadır. Örneğin, $CVaR$ yöntemi geleneksel riske maruz değer yöntemlerinin aksine zamanla değişmeyen ortalama değere ve varyansa sahip olabilmekte (monotonluk), pozitif homojenlik ve alt katmanlara ayrılabilme özellikleri sergileyebilmektedir (Pflug, 2000). Bu kapsamda bir portföyün belli bir güven düzeyindeki (α) $CVaR_\alpha$ değeri Denklem (5)'teki gibi hesaplanmaktadır:

$$CVaR_\alpha = -\frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha VaR_\gamma(X) d_\gamma \quad (5)$$

Rockafellar ve Uryasev (2000) tarafından geliştirilen $CVaR_\alpha$ yaklaşımına dayalı portföy optimizasyon yönteminde ise yatırım yapılacak varlıklar arasındaki tüm olası kombinasyonlar dikkate alınarak; $CVaR_\alpha$ değerleri hesaplanmakta ve bu $CVaR_\alpha$ değerleri arasından en düşük $CVaR$ değerine sahip olan kombinasyon optimal portföy olarak tanımlanmaktadır. Bu çalışmada da aşağı yönlü piyasa riski için %95 güven düzeyindeki $CVaR$ değerini minimum kılan kombinasyon optimal portföy olarak belirlenmiştir.

Model 4: Markowitz (1952) Ortalama Varyans Yöntemine Dayalı Portföy Optimizasyonu

Geleneksel bir portföy optimizasyon yöntemi olan Markowitz (1952) ortalama varyans yönteminin amaç fonksiyonu, bu çalışmada, varyans ile ölçülen portföy riskinin minimize edilmesi olarak tanımlanmıştır. Bu amaç fonksiyonu Denklem (6)'da gösterilmiştir (Uygurtürk ve Korkmaz, 2015: 70).

$$\text{Minimize et, } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j cov_{ij} \quad (6)$$

$$\text{Kısıt 1: } \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

$$\text{Kısıt 2: } 0 \leq w_i \leq 1; \quad i = 1,2,3,4, \dots \dots \dots n$$

Burada,

n ; : Portföye dahil olan toplam finansal varlık sayısını,

r_i : Finansal varlığın getirisini,

cov_{ij} : Finansal varlıklar arasındaki kovaryans değerini,

w_i : Finansal varlığın portföy içerisindeki ağırlığını ifade etmektedir.

Çalışmada ilgili portföy optimizasyon yöntemlerinin hisse senedi seçimlerindeki performanslarının daha net bir şekilde analiz edilebilmesi ve bu yöntemlerin olası dezavantajlarının daha net bir şekilde gözlemlenebilmesi için optimal portföylere dahil edilebilecek sektörel ETF'ler için herhangi bir ağırlık kısıtı girilmemiş, sadece açığa satış işlemleri kısıtlanmıştır.

1.2.1. Portföy Optimizasyon Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılması

Portföylerin performanslarının karşılaştırılmasında alan yazında çeşitli yöntemlerden yararlanılmaktadır. Bu çalışmada Jensen (alfa) kriterinin yanı sıra Sharpe, Sortino, Calmar, Treynor ve Bilgi rasyolarından yararlanılmıştır. Bu yöntemlerin tamamının temel mantığı risk ile getiri arasındaki etkileşimin en etkin şekilde ölçülmesine dayanmaktadır. Fakat ilgili yöntemlerin risk ve getiri tanımları değişiklik gösterebilmektedir. Bu farklı tanımlamalardan dolayı da ilgili altı kriterin her zaman benzer sonuçlara işaret etmesini beklemek oldukça güçtür. Bu nedenle ilgili kriterlerin birbirinden farklı sonuçlara işaret ettiği durumlarda hangi optimizasyon yönteminin performansı ilgili kriterler tarafından sayıca daha çok desteklenmiş ise o yöntemin performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Sharpe Rasyosu

Sharpe rasyosu bir birimlik toplam risk başına düşen ek getiri (excess return) oranını esas alan bir yaklaşımdır. Bu nedenle bu rasyonun payında risksiz faiz oranından arındırılmış portföy getirisi, paydasında ise portföyün toplam riskini temsil eden standart sapma parametresi bulunmaktadır. Sharpe rasyosunun risk ölçütü olarak standart sapma parametresini kullanması, beklenen getiri oranından hem yukarı hem de aşağı yönlü sapmaların risk olarak modellendiği anlamına gelmektedir. Bu yaklaşımda bir birimlik toplam risk başına düşen en yüksek ek getiri oranını sunan portföylerin performanslarının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Sharpe rasyosu Denklem (7)'de gösterilmiştir:

$$\text{Sharpe Rasyosu} = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (7)$$

Burada;

r_p : Portföy getirisini,

r_f : Risksiz faiz oranını,

σ_p : Portföyün standart sapma değerini göstermektedir.

Sortino Rasyosu

Sortino rasyosu kısmi standart sapma (semi-variance) başına düşen ek getiri (excess return) oranını esas alan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımda risk ölçütü olarak geleneksel standart sapma parametresi yerine kısmi standart sapma parametresinin kullanılmasının temel nedeni yatırımcılar için asıl riskin gerçekleşen getiri oranının beklenen getiri oranının altında kalması durumunda söz konusu olacağı varsayımdır. Bu nedenle kısmi standart sapma parametresi hesaplanırken, sadece yatırımcının kabul ettiği minimum getiri oranının altında kalan getiri oranları dikkate alınmaktadır. Yatırımcının kabul ettiği minimum getiri oranını da genel olarak risksiz faiz oranına eşit olduğu varsayılmaktadır. Sortino rasyosu Denklem (8)'deki gibi hesaplanmaktadır:

$$\text{Sortino rasyosu} = \frac{r_p - r_f}{\sigma_d} \quad (8)$$

Burada;

r_p : Portföy getirisini,

r_f : Risksiz faiz oranını,

σ_d : Kısmi (semi-variance) standart sapma parametresini ifade etmektedir.

Calmar Rasyosu

Alan yazında maksimum düşüş oranı (MDD), portföy değerinde yeni bir zirve noktasına ulaşılmışından önceki zirve noktasından dip noktasına doğru gerçekleşen maksimum düşüş oranı olarak tanımlanmaktadır. Dolayısıyla aslında MDD değeri aşağı yönlü bir risk ölçütü sunmaktadır. Calmar rasyosu

da MDD ile ölçülen bir birimlik risk başına düşen yıllık ortalama getiri oranını performans ölçütü olarak kullanmaktadır. Calmar rasyosu Denklem (9)'da gösterilmiştir:

$$\text{Calmar rasyosu} = \frac{r_{mean}}{D} \quad (9)$$

Burada,

r_{mean} : Aylık veriler kullanılarak son 36 ay için hesaplanan yıllık getiri oranını,

D : Aylık veriler kullanılarak son 36 ay için hesaplanan maksimum düşüş oranını (mutlak değer) ifade etmektedir.

Treynor Rasyosu

Treynor rasyosu risk ölçütü olarak sistematik riski (beta katsayısını) esas alan bir yaklaşımdır. Buradaki temel varsayım rasyonel yatırımcıların sistematik olmayan riski elimine edebilecek düzeyde etkin portföyler oluşturduklarıdır. Bu nedenle toplam risk içerisinde yer alan sistematik olmayan riske analizlerde ihtiyaç duyulmamaktadır. Dolayısıyla, Treynor rasyosu sistematik risk başına düşen ek getiri (excess return) oranını esasa alan bir yaklaşımdır. Treynor rasyosu Denklem (10)'da gösterilmiştir:

$$\text{Treynor Rasyosu} = \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \quad (10)$$

Burada;

r_p : Portföy getirisini,

r_f : Risksiz faiz oranını,

β_p : Portföyün beta katsayısını göstermektedir.

Bilgi Rasyosu (Information ratio)

Bilgi rasyosu, portföyün performansını referans alınan (benchmark) endeksin performansı ile kıyaslayan bir yaklaşımdır. Burada referans alınan endeks çoğu zaman gösterge hisse senedi endeksi (piyasa endeksi) olmaktadır. Bu nedenle bu yaklaşımda öncelikle portföy getirisi ile gösterge hisse senedi endeksinin getirisi arasındaki fark hesaplanmakta, ardından bu fark dikkate alınarak getiri oranlarının standart sapması belirlenmektedir. Getiri oranları arasındaki fark pay kısmında yer alırken, standart sapma parametresi paydada yer almaktadır. Bu nedenle bilgi oranı aslında piyasa endeksinde göre her bir birimlik ilave risk başına ne kadar ilave getiri elde edildiğini gösteren bir orandır (Schneider, 2009). Bilgi rasyosu Denklem (11)'de gösterilmiştir:

$$\text{Bilgi Rasyosu} = \frac{r_p - r_b}{\sigma_{pd}} \quad (11)$$

Burada;

r_p : Portföy getirisini,

r_b : Referans alınan endeksin getirisini,

σ_{pd} : Portföy getirisi ile referans alınan endeksin getirisi arasındaki farkın standart sapmasını (bir diğer ifadeyle takip / izleme hatasını, tracking error) göstermektedir.

Jensen (Alfa) Ölçütü

Jensen (alfa) ölçütü gerçekleşen portföy getirisi ile beklenen portföy getirisinin karşılaştırılmasına dayanan ve bu iki getiri oranı arasındaki farkı alfa olarak tanımlayan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımda gerçekleşen portföy getirisi beklenen portföy getirisinden fazla ise ortaya pozitif bir alfa değeri çıkmakta ve bu pozitif alfa değeri ne kadar büyük ise ilgili portföy optimizasyon yönteminin performansının da o kadar iyi olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Jensen (alfa) ölçütü Denklem (12)'deki gibi hesaplanmaktadır:

$$\alpha_p = r_p - [r_f + \beta(r_m - r_f)] \quad (12)$$

Burada;

- α_p : Portföyün alfa değerini,
 r_p : Portföy getirisini,
 r_f : Risksiz faiz oranını,
 β : Portföyün beta katsayısını,
 r_m : Piyasa getirisini göstermektedir.

3. BULGULAR

3.1. Statik Yaklaşım Dayalı Portföy Optimizasyonu

Alternatif portföy optimizasyon yöntemlerinin statik yaklaşım ile tahmin edilmesi sonucunda elde edilen optimal portföylere ilişkin bulgular Tablo 2’de sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde CVaR yöntemine ait optimal portföyde XLU, XLV ve XLK sektörlerinin yer aldığı ve bu sektörlerin ağırlıklarının sırasıyla %41.08, %38.98 ve %19.94 olduğu anlaşılmaktadır. Markowitz ortalama-varyans yöntemine ait optimal portföyde ise XLU, XLP, XLV ve XLK sektörlerinin bulunduğu ve bu sektörlerin ağırlıklarının sırasıyla %35.83, %28.15, %23.66 ve %12.36 olduğu görülmektedir. Kelly kriterine göre ise optimal portföy sadece XLK sektöründen oluşmaktadır. Dolayısıyla tek bir sektöre odaklanmasından dolayı Kelly kriterine göre oluşturulan optimal portföyde önemli bir yoğunlaşma riskinin söz konusu olduğu ifade edilebilir. Risk paritesi yöntemi ise en fazla ağırlık XLU sektöründe (%20.13), en az ağırlık ise XLE (%6.58) sektöründe olacak şekilde tüm sektörlerde optimal portföyde yer vermektedir.

Optimal portföylere ilişkin bazı temel veriler Tablo 3’te sunulmuştur. Bu veriler incelendiğinde en yüksek getiri oranını Kelly kriterinin sunduğu (%20.78), ardından CVaR yönteminin geldiği (%15.40); en düşük getiri oranını eşit ağırlıklandırılmış portföyün sunduğu (%12.49), ardından ise risk paritesi yönteminin (%13.05) geldiği anlaşılmaktadır. Eşit ağırlıklandırılmış portföy dışındaki tüm portföylerin de en yüksek değer CVaR yönteminde olacak şekilde pozitif alfa değerlerine sahip oldukları görülmektedir.

Tablo 2: Optimal Portföyler

Portföye dahil edilmesi gereken sektörler	Portföy içerisindeki ağırlıkları
CVaR yöntemi	
XLU	%41.08
XLK	%19.94
XLV	%38.98
Risk paritesi yöntemi	
XLU	%20.13
XLP	%14.95
XLK	%10.56
XLB	%8.58
XLF	%8.61
XLI	%8.92
XLV	%12.44
XLE	%6.58
XLY	%9.23
Kelly Kriteri	
XLK	%100.0
Markowitz ortalama- varyans yöntemi	
XLU	%35.83
XLP	%28.15
XLK	%12.36
XLV	%23.66

Tablo 3: Optimal Portföylere İlişkin Temel Veriler

	Getiri	Std. Sapma	Beta	Jensen Alfa	ES
Risk Paritesi	%13.05	%11.87	0.87	%0.56	-%8.32
CVaR	%15.40	%10.26	0.64	%5.76	-%6.32
Kelly Kriteri	%20.78	%15.23	1.02	%5.18	-%8.18
Markowitz	%14.17	%10.03	0.59	%5.31	-%6.54
SPY	%14.42	%13.29	1.00	%0.00	-%8.61
EWP	%12.49	%13.30	0.99	-%1.55	-%9.35

Not: Getiri oranları, standart sapma ve alfa değerleri yıllıklandırılmış değerlerdir. Getiri oranları ile alfa değerleri $(1 + r)^{12} - 1$ formülü kullanılarak yıllık hale getirilmiştir. Standart sapma değerleri ise " σ " aylık standart sapma değerini ifade edecek şekilde " $\sigma \cdot \sqrt{12}$ " formülü ile yıllık hale getirilmiştir. ES, %95 güven düzeyindeki aşağı yönlü aylık piyasa riskini göstermektedir.

Portföylerin toplam risk düzeylerine (standart sapma değerlerine) bakıldığında en yüksek toplam riske Kelly kriterinin sahip olduğu (%15.23), ardından eşit ağırlıklandırılmış portföy (%13.30) ile piyasa portföyünün (%13.29) (SPY) geldiği anlaşılmaktadır. En düşük toplam riske ise Markowitz ortalama-varyans yönteminin sahip olduğu (%10.03), ardından ise CVaR yönteminin (%10.26) geldiği görülmektedir. Portföylerin beta katsayıları ile ölçülen sistematik risk düzeylerine bakıldığında da benzer bir sıralama ile karşılaşılmaktadır. Portföylerin ES değerleri ile ölçülen piyasa risk düzeylerine bakıldığında ise en yüksek piyasa riskine eşit ağırlıklandırılmış portföyün sahip olduğu (-%9.35), ardından piyasa portföyünün geldiği (-%8.61); en düşük piyasa riskine CVaR yönteminin sahip olduğu (-%6.32) ardından ise Markowitz ortalama-varyans yönteminin (-%6.54) geldiği anlaşılmaktadır.

Optimal portföylerin performanslarına ilişkin bulgular ise Tablo 4'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde CVaR yönteminin en iyi performansı sergileyen yöntem olduğu ardından ise Kelly kriterinin geldiği anlaşılmaktadır. Markowitz ortalama-varyans yöntemi ise üçüncü sırada yer almaktadır. En kötü performansı ise eşit ağırlıklandırılmış portföyünün sergilediği görülmektedir.

Tablo 4: Optimal Portföylerin Performanslarının Karşılaştırılması

	Sharpe	Sortino	Treynor	Calmar	Bilgi rasyosu
Risk Paritesi	0.99	1.55	0.1350	0.42	-0.36
CVaR	1.34	2.36	0.2163	0.88	0.18
Kelly Kriteri	1.21	2.21	0.1803	1.57	0.87
Markowitz	1.27	2.18	0.2152	0.77	0.02
SPY	0.97	1.56	0.1295	0.63	Na
EWP	0.84	1.29	0.1137	0.31	-0.90

Not: "Na" ilgili değer hesaplanmadığını ifade etmektedir. Bu durum sadece SPY için bilgi rasyosunun hesaplanmasında söz konusu olmaktadır. Çünkü, SPY özelinde optimal portföy ile piyasa portföyü aynı şey olduğundan rasyonun pay kısmı sıfır çıkmaktadır.

3.2. Dinamik Yaklaşım Dayalı Portföy Optimizasyonu

Çalışmanın bu aşamasında alternatif yöntemlerin dinamik yaklaşım ile tahmin edilmesi durumunda elde edilen optimal portföylere ilişkin bulgulara yer verilmiştir. Daha önce ifade edildiği ve bir önceki aşamada da gösterildiği gibi statik yaklaşım incelenen dönem için tek bir optimal portföy oluşturmaktadır. Dinamik yaklaşım ise piyasaya dönük bilgi akışına bağlı olarak zamanla değişen optimal portföyler oluşturabilmektedir. Alan yazında zamanla değişen optimal portföyler günlük veri akışına bağlı olarak oluşturulabildiği gibi daha yaygın bir uygulama olarak aylık bazda da oluşturulabilmektedir (Örneğin bakınız: Sarwar, Mateus ve Todorovic, 2017; Aytürk, 2015). Bu çalışmada da alan yazındaki genel uygulama takip edilip zamanla değişen optimal portföyler aylık bazdaki veri akışına bağlı olarak oluşturulmuştur.

Fakat, dinamik yaklaşımın uygulanabilmesi için öncelikle belli sayıdaki gözlemin ilk optimal portföyün tahmininde kullanılması gerekmektedir. Kalan gözlemler ise zamanla değişen optimal portföylerin elde edilmesinde kullanılmaktadır. Bu nedenle bu tür analizlerde ilk optimal portföyün tahmininde kullanılacak gözlem sayısının önceden belirlenmesi gerekmektedir. Alan yazındaki genel uygulamalar dikkate alındığında geriye dönük 36 aylık, 48 aylık veya 60 aylık veri setinin kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada ise hem ulusal yazında bu tür dinamik analizlerin henüz yeterince bulunmamasından dolayı hem de farklı yaklaşımlara karşı dirençli sonuçlar elde edebilmek amacıyla ilgili üç farklı yaklaşımdan da yararlanılmıştır. Bu kapsamda öncelikle geriye dönük 36 aylık veri setine dayalı analizlere yer verilmiş ve bu nedenle 2011-2013 dönemindeki tüm aylık veriler ilk optimal portföyün tahmininde kullanılmıştır. Ardından toplam gözlem sayısı sürekli 36 aydan oluşacak şekilde en eski veri analizden çıkarılıp bir sonraki en yeni veri analize dahil edilerek, Ocak 2014 ile Eylül 2020 döneminin her

ayı için farklı optimal portföyler oluşturulmuştur. Böylece ilgili dönem için toplamda 81 tane optimal portföy oluşturulmuştur. Tüm bu analizler Markowitz ortalama-varyans yöntemi, koşullu riske maruz değer yöntemi ve risk paritesi yöntemi için ayrı ayrı yapılmıştır¹. Ardından yöntem bilim bölümünde belirtilen performans kriterleri ilgili üç yöntemin ayrı ayrı ürettiği 81 adet optimal portföye uygulanarak en uygun portföy optimizasyon yöntemi belirlenmiştir.

Geriye dönük 48 aylık veri seti kullanılırken de öncelikle 2011-2014 dönemindeki tüm aylık veriler ilk optimal portföyün belirlenmesinde kullanılmış, ardından toplam gözlem sayısı sürekli 48 olacak şekilde en eski veri analizden çıkarılıp bir sonraki en yeni veri analize dahil edilerek, Ocak 2015 ile Eylül 2020 dönemi için 69 adet optimal portföy oluşturulmuştur. Tüm bu analizler yine Markowitz ortalama-varyans yöntemi, koşullu riske maruz değer yöntemi ve risk paritesi yöntemi için ayrı ayrı yapılmıştır. Son olarak da geriye dönük 60 aylık veri seti kullanılırken de benzer bir süreç izlenmiş ve her üç portföy optimizasyon yöntemi dikkate alınarak Ocak 2016 ile Eylül 2020 dönemi için zamanla değişen optimal portföyler oluşturulmuştur.

Bu kapsamda öncelikle örnek teşkil etmesi amacıyla CVaR yöntemi kapsamında hem 36 aylık hem de 60 aylık geriye dönük veri seti kullanılarak yapılan dinamik optimizasyon analizleri sonucunda elde edilen zamanla değişen bazı optimal portföylerin bileşimleri Tablo 5'te sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde hem optimal portföylerde yer alan borsa yatırım fonlarının hem de bu fonların ağırlıklarının zamanla değiştiği anlaşılmaktadır. Bu da analizlerde dinamik yaklaşımın kullanılmasını destekleyen bir bulgudur.

Tablo 5: CVaR Yöntemi Kapsamında Oluşturulan Dinamik Optimal Portföyler

(36 ay CVaR yöntemi)			
ETF'ler (12.2014)	Ağırlıkları (12.2014)	ETF'ler (12.2015)	Ağırlıkları (12.2015)
XLU	%48.48	XLU	%27.46
XLP	%0.43	XLK	%16.28
XLK	%51.09	XLY	%34.20
		XLI	%6.42
		XLE	%15.64
ETF'ler (12.2016)	Ağırlıkları (12.2016)	ETF'ler (12.2017)	Ağırlıkları (12.2017)
XLU	%31.97	XLU	%23.03
XLK	%19.76	XLP	%14.66
XLY	%48.28	XLY	%49.85
		XLE	%12.46
ETF'ler (12.2018)	Ağırlıkları (12.2018)	ETF'ler (12.2019)	Ağırlıkları (12.2019)
XLU	%49.69	XLU	%77.22
XLK	%34.60	XLB	%22.78
XLF	%15.71		
(60 ay CVaR yöntemi)			
ETF'ler (12.2016)	Ağırlıkları (12.2016)	ETF'ler (12.2017)	Ağırlıkları (12.2017)
XLU	%42.27	XLU	%21.24
XLK	%14.00	XLK	%22.05
XLY	%34.84	XLY	%29.91
XLB	%8.89	XLV	%9.38
		XLE	%17.42
ETF'ler (12.2018)	Ağırlıkları (12.2018)	ETF'ler (12.2019)	Ağırlıkları (12.2019)
XLU	%36.35	XLU	%71.54
XLP	%0.21	XLY	%24.49
XLK	%14.23	XLB	%3.97
XLY	%3.87		
XLF	%45.34		

Not: "ETF" ifadesi altında ilgili döneme ilişkin optimal portföylerde yer alan ETF'ler sunulmaktadır. Parantez içerisindeki tarihler ilgili optimal portföylerin hangi döneme ait olduklarını göstermektedir. Sadelik sağlamak amacıyla sadece her yılın son ayına ait optimal portföyler sunulmuştur.

Dinamik yaklaşım çerçevesinde oluşturulan zamanla değişen optimal portföylere ait bazı temel veriler Tablo 6'da sunulmuştur. Öncelikle geriye dönük 36 aylık veri setinin kullanılması durumunda elde edilen sonuçlar incelendiğinde en yüksek getiri oranını piyasa portföyünün (SPY) sunduğu (%12.43), ardından CVaR yönteminin geldiği (%11.39); en düşük getiri oranını eşit ağırlıklandırılmış portföyün sunduğu (%9.86), ardından ise risk paritesi yönteminin (%10.46) geldiği anlaşılmaktadır.

Tablo 6: Dinamik Optimal Portföylere İlişkin Temel Veriler

Yöntemler	Getiri	Std. Sapma	Beta	Jensen alfa	ES
CVaR (36 ay)	%11.39	%11.70	0.72	%2.42	-%8.43
SPY (36 ay)	%12.43	%13.74	1.00	%0.00	-%9.02
Markowitz (36 ay)	%10.82	%11.47	0.85	%1.89	-%7.69
Risk paritesi (36 ay)	%10.46	%12.69	0.90	-%0.60	-%9.00
EWP (36 ay)	%9.86	%13.82	0.99	-%2.22	-%9.77
CVaR (48 ay)	%11.28	%12.42	0.75	%2.08	-%8.78
SPY (48 ay)	%12.19	%14.53	1.00	%0.00	-%9.72
Markowitz (48 ay)	%9.88	%11.78	0.71	%1.27	-%8.64
Risk paritesi (48 ay)	%9.83	%13.26	0.89	-%0.88	-%10.10
EWP (48 ay)	%9.21	%14.59	0.99	-%2.60	-%10.92
CVaR (60 ay)	%13.10	%13.09	0.76	%2.04	-%10.20
SPY (60 ay)	%14.42	%14.75	1.00	%0.00	-%10.63
Markowitz (60 ay)	%11.74	%12.10	0.71	%1.51	-%9.61
Risk paritesi (60 ay)	%11.88	%13.56	0.90	-%0.94	-%11.17
EWP (60 ay)	%11.37	%14.97	1.00	-%2.73	-%11.95

Not: Getiri oranları, standart sapma ve alfa değerleri yıllıklandırılmış değerlerdir. Getiri oranları ile alfa değerleri $(1 + r)^{12} - 1$ formülü kullanılarak yıllık hale getirilmiştir. Standart sapma değerleri ise " σ " aylık standart sapma değerini ifade edecek şekilde " $\sigma \cdot \sqrt{12}$ " formülü ile yıllık hale getirilmiştir. ES, %95 güven düzeyindeki aşağı yönlü aylık piyasa riskini göstermektedir.

Ayrıca, eşit ağırlıklandırılmış portföy ile risk paritesi yönteminin negatif alfa değerlerine, diğer yöntemlerin ise pozitif alfa değerlerine sahip oldukları görülmektedir. En yüksek pozitif alfa değerini ise yine CVaR yöntemi (%2.42) sunmaktadır. Portföylerin toplam risk düzeylerine (standart sapma değerlerine) bakıldığında en yüksek toplam riske eşit ağırlıklandırılmış portföyün sahip olduğu (%13.82), ardından piyasa portföyünün (SPY) (%13.74) geldiği görülmektedir. En düşük toplam riske ise Markowitz ortalama-varyans yönteminin sahip olduğu (%11.47), ardından ise CVaR yönteminin (%11.70) geldiği anlaşılmaktadır. Portföylerin ES ile ölçülen piyasa risk düzeylerine ve beta katsayıları ile ölçülen sistematik risk düzeylerine bakıldığında da genel olarak toplam riske benzer bir sıralama ile karşılaşılmaktadır.

Geriye dönük 48 ve 60 aylık veri setinin kullanılması durumunda elde edilen sonuçlar incelendiğinde de hem getiri oranları ve alfa değerleri hem de standart sapma, beta katsayısı ve ES ile ölçülen piyasa risk düzeyleri açısından benzer bulgulara ulaşıldığı görülmektedir.

Dinamik portföy optimizasyon yaklaşımının kullanılması durumunda alternatif yöntemlerin oluşturdukları zamanla değişen optimal portföylerin performanslarına ilişkin bulgular ise Tablo 7'de sunulmuştur. Öncelikle geriye dönük 36 aylık veri setinin kullanılması durumunda elde edilen bulgular incelendiğinde en iyi performansı sergileyen yöntemin CVaR yöntemi olduğu, ardından Markowitz ortalama-varyans yönteminin geldiği; en kötü performansı eşit ağırlıklandırılmış portföyün sergilediği ardından ise risk paritesi yönteminin geldiği anlaşılmaktadır. Geriye dönük 48 aylık veri setinin kullanılması durumunda elde edilen bulgular incelendiğinde ise en iyi performansı sergileyen yöntemin yine açık bir şekilde CVaR yöntemi olduğu, ardından piyasa portföyünün geldiği; Markowitz ortalama-varyans yönteminin üçüncü sırada yer aldığı, en kötü performansı ise eşit ağırlıklandırılmış portföy ile risk paritesi yönteminin sergilediği anlaşılmaktadır.

Tablo 7: Dinamik Optimal Portföylerin Performanslarının Karşılaştırılması

Yöntemler	Sharpe	Sortino	Treynor	Calmar	Bilgi Rasyosu
CVaR (36 ay)	0.85	1.29	0.1398	0.51	-0.10
SPY (36 ay)	0.79	1.22	0.1093	0.63	Na
Markowitz (36 ay)	0.83	1.29	0.1324	0.48	-0.18
Risk paritesi (36 ay)	0.72	1.06	0.1017	0.40	-0.57
EWP (36 ay)	0.62	0.90	0.0868	0.31	-1.09
CVaR (48 ay)	0.78	1.19	0.1303	0.64	-0.08
SPY (48 ay)	0.73	1.10	0.1058	0.63	Na
Markowitz (48 ay)	0.72	1.07	0.1197	0.48	-0.27
Risk paritesi (48 ay)	0.63	0.92	0.0947	0.41	-0.65
EWP (48 ay)	0.54	0.77	0.0794	0.31	-1.21
CVaR (60 ay)	0.85	1.24	0.1468	0.50	-0.14
SPY (60 ay)	0.84	1.25	0.1237	0.63	Na
Markowitz (60 ay)	0.82	1.20	0.1402	0.45	-0.31
Risk paritesi (60 ay)	0.74	1.05	0.1120	0.39	-0.69
EWP (60 ay)	0.64	0.91	0.0964	0.31	-1.18

Not: "Na" ilgili değerin hesaplanmadığını ifade etmektedir. Bu durum sadece SPY için söz konusu olmaktadır. Çünkü, SPY özelinde optimal portföy ile piyasa portföyü aynı şey olduğundan rasyonun pay kısmı sıfır çıkmaktadır.

Geriye dönük 60 aylık veri setinin kullanılması durumunda elde edilen bulgular incelendiğinde ise Jensen (alfa) ölçütünün ve bilgi rasyosunun piyasa portföyü için hesaplanamamasına bağlı olarak, kalan 4 kriterden iki tanesinin CVaR yönteminin diğer iki tanesinin ise piyasa portföyünün daha iyi performans sergilediği sonucuna işaret ettikleri görülmektedir. Bu nedenle her iki yöntemin de performansının benzer olduğu ifade edilebilir. Bu iki yöntemin ardından ise Markowitz ortalama - varyans yönteminin geldiği, en kötü performansı ise yine eşit ağırlıklandırılmış portföy ile risk paritesi yönteminin sergiledikleri anlaşılmaktadır. Bu kapsamda kısaca ifade etmek gerekirse dinamik yaklaşım çerçevesinde kullanılan üç farklı analizden iki tanesinde CVaR yönteminin açık bir şekilde en iyi performansı sergileyen yöntem olduğu anlaşılmaktadır. Bir tanesinde ise CVaR yönteminin yine en iyi performansı sergileyen yöntem olmakla birlikte, piyasa portföyünün (SPY) de CVaR yöntemi ile benzer bir performans sergilediği görülmektedir. Dolayısıyla bir önceki bölümde statik portföy optimizasyon yaklaşımı kapsamında elde edilen bulgulara benzer bir şekilde, dinamik portföy optimizasyon yaklaşımı kapsamında da en iyi performansı sergileyen yöntemin CVaR yöntemi olduğu anlaşılmaktadır.

SONUÇ

Rasyonel yatırım kararlarının verilebilmesinde portföy optimizasyon yöntemlerinin önemli işlevleri bulunmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada Markowitz (1952) ortalama-varyans yöntemine ilaveten bu yöntem alternatif teşkil eden koşullu riske maruz değer yöntemi, risk paritesi yöntemi ve Kelly kriterinin performansları karşılaştırılmıştır. Bu yöntemlerinin tahmininde hem statik hem de dinamik optimizasyon yaklaşımdan yararlanılmıştır. Yöntemlerin performanslarının karşılaştırılmasında ise Jensen (alfa) kriterinin yanı sıra Sharpe, Calmar, Sortino, Treynor ve Bilgi rasyolarına yer verilmiştir.

İlgili portföy optimizasyon yöntemlerinin tahmininde statik yaklaşımın kullanılması durumunda elde edilen bulgular getiri potansiyeli açısından değerlendirildiğinde, en yüksek getiri oranını Kelly kriterinin sunduğu ardından ise CVaR yönteminin geldiği anlaşılmaktadır. En düşük getiri oranlarını ise piyasa portföyü ile eşit ağırlıklandırılmış portföyün sunduğu görülmektedir. Bulgular portföylerin risk düzeyleri açısından değerlendirildiğinde hem toplam risk hem de sistematik risk hem de piyasa riski açısından en riskli optimal portföyü Kelly kriterinin sunduğu, CVaR ve Markowitz ortalama-varyans yöntemlerinin ise en düşük riske sahip optimal portföyleri ürettikleri anlaşılmaktadır. Fakat, finans teorisinde yatırımcıların genelinin riskten kaçınan yatırımcı tipine uygun bir yatırım davranışı sergiledikleri varsayılmaktadır. Bu durum da optimal portföylerin seçiminde sadece getiri veya sadece risk düzeyinin değil risk / getiri dengesinin dikkate alınması gerektiği anlamına gelmektedir. Bu amaçla kullanılan Sharpe, Calmar, Sortino, Treynor ve Bilgi rasyoları ile Jensen (alfa) kriterine ait bulgular koşullu riske maruz değer yönteminin en iyi performansı sergileyen yöntem olduğunu, ardından oldukça yüksek bir yoğunlaşma riskine sahip olmakla birlikte Kelly kriterinin geldiğini, Markowitz ortalama-varyans yönteminin üçüncü sırada yer aldığını, en kötü performansı ise piyasa portföyünün sergilediğini göstermektedir.

Bu bulguların uygulamaya dönük önemli sonuçlar içerdiği düşünülmektedir. Öncelikle, risk-getiri dengesi açısından en iyi performansı sergileyen yöntemin koşullu riske maruz değer yöntemi olduğu sonucuna ulaşılması, rasyonel yatırımcıların en uygun risk / getiri bileşimine sahip portföylerin seçiminde bu yöntemden yararlanabilecekleri anlamına gelmektedir. İkinci olarak çalışma bulgularının hem koşullu riske maruz değer yönteminin hem de Kelly kriterinin Markowitz ortalama - varyans yönteminden daha iyi performans sergiledikleri sonucuna işaret etmesinin de Markowitz ortalama - varyans yöntemine yöneltilen eleştirileri destekler nitelikteki bulgular oldukları ifade edilebilir. Üçüncü olarak eşit ağırlıklandırılmış portföy hariç ilgili tüm portföy optimizasyon yöntemlerinin pozitif alfa değerine sahip olmalarının ve risk-getiri dengesi açısından koşullu riske maruz değer yöntemi, Markowitz ortalama - varyans yöntemi ve Kelly kriterinin piyasa portföyünden daha iyi performans sergilemelerinin, etkin yatırım kararlarının verilmesi açısından aktif portföy yönetiminin ne kadar önemli olduğunun bir göstergesi olduğu ifade edilebilir. Çünkü Fama (1970) tarafından geliştirilen etkin piyasalar hipotezine göre sürekli bir şekilde piyasa portföyünün sunduğu riske göre düzeltilmiş getiri oranının üzerinde bir getiri oranı elde etmek mümkün değildir. Bir diğer ifadeyle bu yaklaşıma göre en iyi portföy piyasa portföyüdür. Bu nedenle aktif portföy yönetimine gerek yoktur.

Son olarak da bilindiği gibi her ne kadar geleneksel portföy teorisinde yatırımcıların genelinin riskten kaçınan yatırımcı tipine uygun yatırım kararları verdikleri varsayılrsa da finansal piyasalarda riskli seven ve riske karşı kayıtsız olan yatırımcı tipleri de bulunmaktadır. Riskli seven yatırımcılar servetleri arttıkça risk düzeyi yüksek olan varlıklara/portföylere daha çok yatırım yapma eğilimi içerisinde olmaktadır. Riske karşı kayıtsız olan yatırımcılar ise yatırım kararlarını verirken yatırımın risk düzeyini pek dikkate almadan doğrudan yatırımın getiri oranına odaklanmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada Kelly kriterinin en yüksek getiri oranına ve en yüksek risk düzeyine sahip portföyü oluşturan yöntem olduğu sonucuna ulaşılmasının bu tür yatırımcı tiplerinin olası yatırım kararları açısından da önemli olabileceği düşünülmektedir.

Optimal portföylerin tahmininde dinamik yaklaşımın kullanılması durumunda elde edilen bulgular değerlendirildiğinde ise statik yaklaşıma göre optimal portföylerin risk veya getiri düzeyleri açısından bazı farklılıklar olmakla birlikte, rasyonel yatırımcılar açısından bulgular risk / getiri dengesi kapsamında değerlendirildiğinde yine benzer bulgulara ulaşıldığı görülmektedir. Çünkü, dinamik yaklaşım kapsamında zamanla değişen optimal portföylerin gerek geriye dönük 36 aylık gerek 48 aylık gerekse 60 aylık veri seti kullanılarak belirlenmesi durumunda ilgili portföy performans ölçütlerine göre en iyi performansı yine koşullu riske maruz değer yönteminin sergilediği anlaşılmaktadır. Bu bulgunun da portföy optimizasyonu açısından bu çalışma kapsamında elde edilen bulguların güvenilirliğini artıran bir unsur olduğu düşünülmektedir.

Fakat bu çalışmanın bazı kısıtları bulunmaktadır. Bunlardan birincisi kullanılan paket programda Kelly kriterinin dinamik yaklaşım ile tahmin edilmesine imkan verecek kodların bulunmamasıdır. İkinci ise

kullanılan paket programındaki kodların ABD ve Avrupa hisse senedi piyasalarında işlem gören hisse senetlerine ulaşılmasına imkan verirken; Türk hisse senedi piyasalarından doğrudan veri aktarımına izin vermemesidir. Bu nedenlerle bu alanda daha sonra yapılacak çalışmalarda Kelly kriterinin de dinamik yaklaşım ile tahmin edilmesine imkan verecek kodların kullanılmasının ve / veya bu yöntemlerin doğrudan Türk hisse senedi piyasalarına uygulanmasının ulusal yazın açısından oldukça önemli bilgiler sunabileceği düşünülmektedir.

NOTLAR

¹Dinamik yaklaşıma dayalı portföy optimizasyonunda Kelly kriterine yer verilememiştir. Bunun nedeni diğer yöntemlerin aksine kullanılan paket programda bu yöntemin dinamik yaklaşım ile tahmin edilmesini sağlayacak kodların bulunmamasıdır.

YAZAR BEYANI

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.

Yazar Katkıları

Yazar çalışmanın tümünü tek başına gerçekleştirmiştir.

Çıkar Çatışması

Yazarlar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Teşekkür

Yoğun süreç içerisindeki desteklerinden dolayı Sayın Sabah Büberkökü ve Feride Büberkökü'ne teşekkür ederim.

KAYNAKÇA

- Asness, C. S., A. Frazzini, L. H. Pedersen (2018), "Leverage Aversion and Risk Parity", *Financial Analysts Journal*, 68 (1), 47-59.
- Aytürk, Y. (2015), "Black-Litterman Modeli ile Borsa İstanbul'da Portföy Optimizasyonu", *Bankacılar Dergisi*, 95,51-66.
- Costa, G., R. H. Kwon (2019), "Risk Parity Portfolio Optimization under a Markov Regime-Switching Framework", *Quantitative Finance*, 19(3), 453-471.
- Cura, T. (2009), "Particle Swarm Optimization Approach to Portfolio Optimization", *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 10(4), 2396–2406.
- Çelengi, A. Z., E. Eğrioğlu, B. Ş. Çorba (2015), "İMKB 30 İndeksini Oluşturan Hisse Senetleri için Parçacık Sürü Optimizasyonu Yöntemlerine Dayalı Portföy Optimizasyonu", *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 16(1), 25-33.
- Demey, P., S. Maillard, T. Roncalli (2010), *Risk-Based Indexation*, SSRN, March. <https://ssrn.com/abstract=1582998>, E.T.: 22.05.2020.
- Fama, E. F. (1970), "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", *Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.
- Fernandez, A., S. Gomez (2007), "Portfolio Selection Using Neural Networks", *Computers & Operations Research*, 34, 1177-1191.

- Giot, P., S. Laurent (2003), "Value-at-Risk for Long and Short Positions", *Journal of Applied Econometrics*, 18, 641-664.
- Gökgöz, E. (2006), *Riske Maruz Değer (VaR) ve Portföy Optimizasyonu*, Ankara: Sermaye Piyasası Kurulu Yayınları, Yayın No: 190.
- Gökmen, Y. (2009), *Stokastik Programlama ile Optimal Portföy Oluşturma*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- İskenderoğlu, Ö., S. Akdağ (2017), "Bulanık Ortalama Mutlak Sapma Modeli ile Portföy Optimizasyonu: BİST 30 Örneği", *International Journal of Social Science Research*, 6(2), 102-113.
- Johnson, C. (2018), Investing with The Kelly Criterion Model, The Finbox Blog, April. <https://finbox.com/blog/investing-with-the-kelly-criterion-model>, E.T.: 24.05. 2020.
- Kelly, J. L. (1956), "A New Interpretation of Information Rate", *Bell Labs Technical Journal*, 35(4), 917-926.
- Kim, G., J. H. Shin (2017), "A Comparison of the Kelly Criterion and a Mean-Variance Model to Portfolio Selection with KOSPI 200", *Industrial Engineering & Management Systems*, 16(3), 392-399.
- Klega, D. (2013), *My Ventures are not in one Bottom Trusted: Comparative Study to Modern Portfolio Theory and Black-Litterman Portfolio Formation*, Unpublished Rigorosum Thesis, Charles University, Faculty of Social Sciences.
- Kocenda, E., M. Moravcová (2019), "Exchange Rate Comovements, Hedging and Volatility Spillovers on New EU Forex Markets", *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 58, 42-64.
- Krokhmal, P., S. Uryasev, J. Palmquist (2002), "Portfolio Optimization with Conditional Value-at-Risk Objective and Constraints", *Journal of Risk*, 4(2), 43-68.
- Kuepper, J. (2020), Using the Kelly Criterion for Asset Allocation and Money Management, Investopedia, March, <https://www.investopedia.com/articles/trading/04/091504.asp>, E.T. : 12.05.2020.
- Kurnaz, E. (2019), *Markowitz Ortalama-Varyans ve Black-Litterman Modelleri ile Oluşturulan Portföylerin Karşılaştırılması: BIST 100 Endeksi Şirketleri Üzerine Bir Uygulama*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Mersin Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Leiva, J. (2018), The Kelly criterion, Quandtrade, February, <https://quandtrade.com/kelly-criterion/>, E.T.: 08.05.2020.
- Levell, C. L. (2010), Risk Parity: In The Spotlight After 50 Years, NEPC, March, http://sdcera.granicus.com/MetaViewer.php?view_id=4&clip_id=98&meta_id=12225, E.T.: 12.05.2020.
- Maillard, S., Roncalli, T. ve J. Teiletche (2010), "The Properties of Equally Weighted Risk Contribution Portfolios", *The Journal of Portfolio Management Summer*, 36(4), 60-70.
- Markowitz, H. (1952), "Portfolio Selection", *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Mendelson, M., A. Berger, D. Villalon (2011), Risk Parity, Risk Management and the Real World, AQR Capital Management, Fall, <https://www.aqr.com/Insights/Research/White-Papers/Risk-Parity-Risk-Management-and-the-Real-World>, E.T.: 12.05.2020.
- Mercurio, P. J., Y. Wu, H. Xie (2020), "Portfolio Optimization for Binary Options Based on Relative Entropy", *Entropy*, 22(7), 1-21.
- Özdemir, M. (2011), "Genetik Algoritma Kullanılarak Portföy Seçimi", *İktisat İşletme ve Finans*, 26(299), 43-66.
- Pandari, A. R., A. Azar, A. R. Shavazi (2012), "Genetic Algorithms for Portfolio Selection Problems with Non-Linear Objectives", *African Journal of Business Management*, 6(20), 6209-6216.
- Pflug, G. (2000), "Some Remarks on the Value-at-Risk and the Conditional Value-at-Risk", in S. Uryasev (ed.), *Probabilistic Constrained Optimization: Methodology and Applications*, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1-11.

- Poundstone, W. (2005), *Fortune's Formula: The Untold Story of the Scientific Betting System That Beat the Casinos and Wall Street*, New York: HillandWang.
- Qian, E. (2005), *Risk Parity Portfolios: Efficient Portfolios Through True Diversification*, Panagora, September, [https://www.panagora.com/assets/Pan_Agora-Risk-Parity-Portfolios-Efficient-Portfolios-Through-True-Diversificati on, pdf](https://www.panagora.com/assets/Pan_Agora-Risk-Parity-Portfolios-Efficient-Portfolios-Through-True-Diversificati_on.pdf), E.T.: 16.05.2020.
- Raffinot, T. (2016), *Hierarchical Clustering Based Asset Allocation*, Working Paper, PSL Research University, Paris, France, https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2840729, E.T.: 16.05.2020.
- Rockafellar, R. T., S. Uryasev (2000), "Optimization of Conditional Value at-Risk", *Journal of Risk*, 2(3), 21–41.
- Roncalli, T. (2014), *Introduction to Risk Parity and Budgeting*, Florida: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Sarwar, G., C. Mateus, N. Todorovic (2017), "US Sector Rotation with Five factor Fama–French Alphas", *Journal of Asset Management*, 19, 116-132.
- Schneider, C. (2009), *How Useful is the Information Ratio to Evaluate the Performance of Portfolio Managers?*, Hamburg: GRIN Verlag GmbH.
- Shen, W., B. Wang, J. Pu, J. Wang (2019), "The Kelly Growth Optimal Portfolio with Ensemble Learning", *The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-19)*, Hawaii, USA, January 27–February 1, 2019.
- Solatikia, F., E. Kiliç, G.W. Weber (2014), "Fuzzy Optimization for Portfolio Selection based on Embedding Theorem in Fuzzy Normed Linear Spaces", *Journal of Management, Informatics and Human Resources*, 47(2), 90-97.
- Uyar, U., H. Küçükşahin (2017), "Portföy Seçiminde Expected Maximum Drawdown Yaklaşımı: BIST100 ve S&P500 Uygulaması", *Business and Economics Research Journal*, 8(4), 727-748.
- Uygurtürk, H., T. Korkmaz (2015), "Portföy Optimizasyonunda Markowitz Modelinin Kullanımı: Bireysel Emeklilik Yatırım Fonları Üzerine Bir Uygulama", *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 68, 67-82.
- Yakut, E., A. Çankal (2016), "Çok Amaçlı Genetik Algoritma ve Hedef Programlama Metotlarını Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: BIST 30'da Bir Uygulama", *Business and Economics Research Journal*, 7(2), 43-62.
- Zhang, L. (2010), "Research Progress on the Kelly Game", *Physics Procedia*, 3, 1957–1965.