

ETKİN PORTFÖY YÖNETİMİNDE PİYASA ORTALAMALARININ KULLANIMI

Prof.Dr.Emel ŞIKLAR
Anadolu Üniversitesi
Fen Fakültesi
İstatistik Bölümü

ABSTRACT

In this paper we design a simple trading strategy to investigate the hypothesized distinct informational content of the arithmetic and geometric mean. The rejection of cointegration between the two stock market indicators supports this conjecture. The profits generated by this easy to follow trading scheme cannot be expected to persist. Consequently, we forecast the averages using autoregressive linear and neural network models to gain a competitive advantage relative to other investors. Refining the trading scheme using the forecasts further increases the mean return as compared to a buy-and-hold strategy.

ÖZET

Bu çalışmada aritmetik ve geometrik ortalamaların taşıdığı enformasyonun farklı olduğu şeklinde ifade edilebilecek hipotezin ge-

çerliliğini araştırabilmek için sermaye piyasasında en yüksek getiriye sağlama amacına dönük bir işlem stratejisi geliştirilmektedir. Sözü edilen iki tür ortalamanın esas alınması ile oluşturulan hisse senedi fiyat indeksleri arasında eşbütünleşik bir ilişkinin reddedilmesi yukarıda sözü edilen hipotezi destekler nitelikte bir kanıt olarak kabul edilmektedir. Geliştirilen stratejinin uygulanması ile elde edilebilecek aşırı getirinin süreklilik göstermesi beklenemez. Bu nedenle otoregresif doğrusal model ve yapay ağ modeli aracılığı ile söz konusu ortalamalar tahmin edilmiş ve gerçekleştirilen tahminlerin kullanılması ile desteklenen işlem stratejisi al-tut stratejisi ile karşılaştırılarak ortalama getirinin daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

GİRİŞ

Günümüz finans dünyasındaki önemli teknik gelişmelere karşın, aritmetik ve geometrik ortalama gibi basit ve eski ölçülerin önemli uluslararası hisse senedi piyasalarındaki fiyat hareketlerinin temsilcisi olarak geniş biçimde kullanılması dikkat çekicidir. Bu sonuç daha modern indeks kavramlarının kullanılması açısından finans dünyası için gerekçe olarak sunulurken, yirminci yüzyılın son on yılında önerilen *yeni* piyasa indeksleri hala sözü edilen basit tekniklerin getirdiği geleneklerle oluşturulmaktadır.

Teorik analizlerden bilindiği gibi¹, indekslerdeki mutlak ve nispi fiyat değişikliklerinin yansıtılmasında, aritmetik ortalama geometrik ortalamadan farklılaşmaktadır. Dolayısıyla iki yöneteme göre oluşturulan indeksler yatırımcı açısından farklı enformasyon taşıyacaklardır. Bu noktadan hareketle, indekslerin oluşturulmasında kullanılan örneklem özdeş iken, indekslerin oluşturulmasında kullanılan farklı yöntemlere bağlı olarak yatırımcının karını arttıracak sinyaller elde edilip edilemeyeceği bu çalışmanın araştırma konusunu oluşturmaktadır. Eğer karlılığı arttıran bu sinyaller elde edilirse indeksin oluşturulma tekniği son derece hassas bir konu olacak ve elde edilecek sonuçlar *etkin piyasalar hipotezinin* sorgulanması açısından ciddi bir kanıt

¹ Bkz. C.Helmenstein - C.Haefke, "A Comparative Analysis of Stock Market Indexes", Institute for Advanced Studies Working Paper, Viyana, 1995.

oluşturacaktır. Nitekim bu hipoteze yöneltilen eleştirilere göre piyasalarda sürekli olarak aşırı getiri elde etmek mümkündür. Dolayısıyla piyasalarda karlılık temeline dönük kurallar bulmak ve al-sat sinyallerini kullanmak oldukça kolaydır.

Yukarıda sözü edilen iki tür ortalama arasındaki ilişkilerin taşıdığı enformasyonun nasıl kullanılacağı konusunda bir dizi alternatiften söz etmek mümkündür. Son yirmi yıldan beri finans dünyasının temel paradigmalarından birisi olan etkin piyasalar hipotezi bile, doğrusal olmayan tahmin tekniklerinin gelişimi ile birlikte tartışılır hale gelmiştir. White tarafından yayımlanan 1988 tarihli çalışmanın² ardından gerçekleştirilen çok sayıda ampirik çalışmada etkin piyasalar hipotezini reddetmeye dönük örnekler bulunmaya çaba gösterilmiştir. Bunlar arasında Refenes ve Abu-Mostafa tarafından derlenen çalışmaların özellikle belirtilmesi gerekir³. Bu çalışmada aritmetik ve geometrik ortalamaya ilişkin yapay ağ tahminleri kullanılarak geliştirilen işlem stratejisi ile basit *al-tut* stratejisinin getirileri karşılaştırılarak sonuca gidilmeye çalışılacaktır.

Yukarıda ortaya konan amaçlar çerçevesinde, çalışmanın birinci bölümünde aritmetik ve geometrik ortalamaların teorik özellikleri üzerinde durulmaktadır. İkinci bölümde ortalamaların sergilediği trendin özellikleri incelenmekte ve tahmin amacıyla kullanılacak modeller geliştirilmektedir. Üçüncü bölümde elde edilen sonuçlar sunulmakta ve istatistik kanıtlar bağlamında tartışılmaktadır.

² H.White, “*Economic Prediction Using Neural Networks: The case of IBM Daily Stock Returns*”, Proceedings of the Second Annual IEEE Conference in Neural Networks, IEEE Press, New York 1988 içinde s.451-458.

³ A.N.Refenes (Ed.), *Neural Networks in Capital Markets*, World Scientific Publishers, Londra, 1995; Y.Abu-Mostafa (Ed.), *Neural Networks in the Capital Markets*, John Wiley & Sons, New York 1994.

I. ARİTMETİK ORTALAMA VE GEOMETRİK ORTALAMANIN ÖZELLİKLERİ

Amaçlarımız açısından tartışılması gereken ilk husus, aynı aktifleri esas alan ancak farklı tekniklerin kullanılması ile oluşturulan indekslerin farklı enformasyon taşıyıp taşımadıkları hususudur. Aşağıda yer alan Tablo 1'e göre, *aritmetik ortalama (ARI)* tekniğinin kullanılması durumunda, düşük fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki ε kadarlık bir mutlak değişimin indeks üzerindeki etkisi yüksek fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki ε kadarlık mutlak değişimle aynıdır. Aksine, yüksek fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki %1'lik bir nispi değişimin indeks üzerindeki etkisi düşük fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki %1'lik nispi değişimin etkisinden daha büyüktür.

Geometrik ortalama (GEO) tekniğinin kullanılması durumunda her bir kağıda ilişkin nispi fiyat değişiklikleri indeks üzerinde aynı etkiye sahiptir ve söz konusu kağıdın mutlak fiyat düzeyinin bu açıdan hiçbir etkisi söz konusu değildir. Herhangi bir kağıdın fiyatındaki %1'lik bir değişim indekste % $1/I$ kadarlık bir değişmeye yol açar. Buna karşılık düşük fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki belirli bir mutlak değişimin indeks üzerindeki etkisi yüksek fiyatlı bir kağıdın fiyatındaki aynı miktar değişimin etkisinden oransal olarak daha büyük olacaktır.

Tablo 1: Aritmetik ve Geometrik Ortalamanın Özellikleri

$ARI = \frac{1}{I} \sum_i^I p_i$	$GEO = c \sqrt[I]{\prod_i^I p_i}$
$\frac{\partial ARI}{\partial p_1} = \frac{1}{I}$	$\frac{\partial GEO}{\partial p_1} = \frac{1}{I} c \frac{\sqrt[I]{\prod_i^I p_i}}{p_1}$
$\eta_{ARI} = \frac{p_i}{\sum_i^I p_i}$	$\eta_{GEO} = \frac{1}{I}$

p_i i kağıdının fiyatını, I indeks örneklemindeki kağıt sayısını, η ilgili ortalamanın fiyat esnekliğini ve c ARI ve GEO'ya ait başlangıç değerlerinin eşitlenebilmesi için sabit ölçekleme faktörünü ($c \geq I$) ifade etmektedir.

İşlem stratejisinin düzenlenmesinde geometrik ortalama eğrisinin eğiminin aritmetik ortalama eğrisinin eğiminden büyük olabilmesi için hangi şartın yerine gelmesi gerektiğini ele almamız zorunludur. Yani,

$$(1) \quad \frac{1}{I} \leq \frac{1}{I} \frac{\left(\prod_i^I p_i\right)^{1/I}}{p_i} c$$

olabilmesinin şartlarını araştıracağız. Hemen belirtelim ki yukarıda verilen bu eşitsizlik aynı zamanda

$$(2) \quad p_i \leq c \sqrt[I]{\prod_i p_i}$$

olduğunu da ifade etmektedir. Buna göre eşitliğin gerçekleşebilmesi için p_i aritmetik ve geometrik ortalamasının arasında yer almalıdır. Konya esneklikler açısından bakıldığında, geometrik ortalamasının fiyat esnekliği (η_{GEO}) aritmetik ortalamasının fiyat esnekliğinden (η_{ARI}) büyük ise p_i aritmetik ortalamadan düşük olmalıdır.

Aritmetik ve geometrik ortalamasının bu özellikleri nasıl kullanılabilir? İki yönteme göre oluşturulan indekslerin yukarıdaki özelliklerine bağlı olarak geliştirilecek bir işlem stratejisinin karlılığı oldukça yüksek olacaktır. Bu çerçevede *muhafazakar stratejiyi* şu şekilde tanımlayacağız: Piyasada aşağıya trend varsa hiçbir şekilde yatırım yapılmaması; eğer boğa piyasası hakimse ve geometrik ortalama eğrisi aritmetik ortalama eğrisini aşağıdan kesiyorsa düşük fiyatlı kağıtların fiyatı yüksek fiyatlı kağıtların fiyatından daha hızlı artıyor demektir. Bu durumda düşük fiyatlı kağıtların alınması gerekmektedir. Eğer aritmetik ortalama eğrisi geometrik ortalama eğrisini alttan kesiyor ise, bu durumda düşük fiyatlı kağıtların satılarak yüksek fiyatlı kağıtların alınması uygundur. Ele alınacak ikinci strateji olan *atak strateji* pozitif eğimli ortalamalar için muhafazakar strateji ile benzeşmektedir. Ayı

piyasasının hakim olması durumunda, aritmetik ortalama eğrisi geometrik ortalama eğrisini alttan kesiyorsa düşük fiyatlı kağıtlarda açık pozisyon alınması gerekmektedir. Aksine geometrik ortalama eğrisi aritmetik ortalama eğrisini alttan kesiyorsa yüksek fiyatlı kağıtlarda açık pozisyon alınması uygun olacaktır. Burada sözü edilen *düşük fiyat* geometrik ortalamadan düşük fiyatlı hisseleri ifade ederken, *yüksek fiyat* aritmetik ortalamadan yüksek fiyatlı hisseleri ifade etmektedir. Varsayım gereği, piyasadan al sinyali geldiği zaman eşit sayıda kağıt alınması gerekmektedir.

II. VERİ VE MODEL

Bir piyasa indeksi teknik önlemlere (örneğin indekse bir hissenin dahil edilmesi veya çıkarılması gibi) ve ticari haklara bağlı olarak ortaya çıkan fiyat değişikliklerinden etkilenmemelidir. Bu tür önlemlerin etkisini giderebilmek için ARI ve GEO hesaplanırken ele alınan hisseler özdeş yöntemler kullanılarak seçilmiştir. İndeksin oluşturulmasında İMKB Ulusal 30 indeksinde yer alan 19 şirkete ait hisse senedi fiyatları kullanılmıştır. Söz konusu veriler 1 Haziran 1998 - 31 Mayıs 2000 dönemine ait 487 işlem gününe ait verilerdir⁴. Buna göre 19 şirkete ait toplam 9253 gözlem analiz amacıyla manipüle edilmektedir. Geliştirilen modellere ilişkin parametrelerin tahmini için ilk 387 gözlem kullanılmış, kalan 100 gözlem ise örneklem dışı hata ölçümlerinin değerlendirilmesi ve örneklem dışı karlılığın hesaplanması amacıyla kullanılmıştır.

⁴ Söz konusu dönemdeki bazı işlem günleri kapsam dışı tutulmuştur. Örneğin 17 Ağustos depremi sonrasında İMKB'nin açılışından sonraki bir haftalık gözlem kapsama alınmamıştır. Bu tür özel durumların dışarıda bırakılmış olmasının nedeni kulla değişken kullanımını gerektirecek bir analizden kaçınmak ve modelleri karmaşıklıktan kurtarabilmektir.

**Tablo 2: GEO ve ARI Getirilerinin
Betimsel İstatistikleri**

	<u>ΔARI</u>	<u>ΔGEO</u>
Örneklem Ortalaması	0.00195	0.00223
Standart Sapma	0.22567	0.21484
Örneklem Ortalamasının Standart Hatası	0.01147	0.01092
Medyan	0.01845	0.01755
Skewness	-0.76230	-0.55882
Kurtosis	4.20160	3.81379
Jarque-Bera	15.70090	7.96399
Jarque-Bera Olasılığı	0.00039	0.01865
Gözlem Sayısı	387	387

ARI ve GEO'nun logaritmalarını aldıktan sonra, bu serilerin ilk farklarının kullanılması ile hesaplanan bir dizi betimsel istatistik yukarıda yer alan Tablo 2'de özetlenmektedir. Tablo 3'te yer alan örneklem otokorelasyon fonksiyonları ise doğrusal ve yapay ağ modellerinin spesifikasyonunda esas alınmıştır. Daha sonra da, değinileceği gibi özellikle gecikme yapısının belirlenmesinde otokorelasyon fonksiyonlarının bilinmesi önemlidir.

**Tablo 3: 1-387'nci Gözlemlerin
Otokorelasyon Fonksiyonları**

<u>Değişken</u>	<u>Lag 1</u>	<u>Lag 2</u>	<u>Lag 3</u>	<u>Lag 4</u>	<u>Lag 5</u>	<u>Lag 6</u>	<u>Lag 7</u>
Δ ARI	0.234*	0.039	-0.064	0.063	0.138*	0.054	-0.025
Δ GEO	0.252*	0.060	-0.057	0.058	0.109*	0.049	-0.011

* %5 anlamlılık düzeyinde sıfırdan farklıdır

Aynı aktifleri esas alarak hazırlanmış olan iki piyasa indeksinin tahmin edilmesinde bir birlikte değişim eğilimi beklenmesi gayet doğaldır. Bu olasılığı göz önüne alabilmek için de eşbütünleşme analizi gerçekleştirmemiz gerekmektedir.

A. Bütünleşme ve Eşbütünleşme Özellikleri

Regresyon modelinde yer alan değişkenlerden herhangi bir tanesi durağan olmayan bir süreç tarafından yaratılmışsa zaman serisi analizinde esas alınan geleneksel özelliklerin gerçekleşmesini beklemek gerekir. ARI ve GEO'ya ilişkin serilerin trend özellikleri birim kök testlerinin kullanılması ile incelenmiştir. Eğer incelenen zaman serisi stokastik trend içeriyorsa, bu serinin d 'inci dereceden bütünleşik olduğu ifade edilir ve $I(d)$ ile gösterilir. Bu serinin d kez farkının alınması ise durağan süreç yaratır.

Aşağıda yer alan Tablo 4, Dickey-Fuller (DF), Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testlerinin sonuçlarını özetlemektedir. Çalışmada ARI ve GEO serilerinin en fazla iki adet birim köke sahip olduğu test edilmektedir. tek birim kök için gerçekleştirilen testlerin hiçbirisinde birim kökün bulunmadığı şeklindeki hipoteze karşıt bir kanıt elde edilememektedir. Dolayısıyla her iki serinin de düzeylerinde durağan olmadığı şeklindeki sıfır hipotezi reddedilememektedir. İkinci birim kök için (yani serilerin ilk farklarındaki birim kök için) gerçekleştirilen tüm testler ise istatistiksel olarak

anlamlıdır. Bu nedenle alternatif hipotez kabul edilerek serilerin ilk farklarında durağan olduğunu söylemek mümkündür.

Tablo 4: Birim Kök Testleri

Seriler	Tek Birim Kök			Çift Birim Kök		
	DF	ADF	PP	DF	ADF	PP
ARI	-0.72	-0.85	-0.79	-15.41*	-12.24*	-15.46*
GEO	-0.54	-0.70	-0.61	-15.11*	-11.95*	-15.16*

* %1 anlamlılık düzeyinde istatistiki olarak anlamlıdır.

Her iki zaman serisi de stokastik trend içerdiği için bu serilerin ortak bir stokastik trend içerip içermediğinin de ayrıca incelenmesi gerekmektedir. Bu da eşbütünleşme ilişkisini test etmemiz gerektiğini ifade etmektedir. Bilindiği gibi eşbütünleşme testi aritmetik ve geometrik ortalamalar arasında uzun dönemli bir denge ilişkisinin var olup olmadığını araştırmanın bir yoludur. Bireysel olarak serilerin I(1) olması, ancak bu serilerin doğrusal bir bileşiminin I(0) olması durumunda iki değişkenin birinci dereceden eşbütünleşik olduğu söylenir ve CI(1,1) şeklinde gösterilir⁵. Birinci dereceden bütünleşik modelin doğru olduğu varsayımı altında, eşbütünleşik regresyondan elde edilen artıkların durağan olup olmadığı test edilerek eşbütünleşme ilişkisini test etmek mümkündür⁶. Buna göre eşbütünleşik regresyondan elde edilen artık terimlerin durağan olup olmadığını test edebilmek amacıyla, literatürde yoğun olarak kullanılan ADF testini kullanmak mümkündür. GEO'nun bağımsız değişken olduğu ve bir dönemlik gecikme ile gerçekleştirilen ADF testi -1.34 gibi bir sonuç verdiği için, %5 anlamlılık düzeyinde eşbütünleşmenin bulunmadığı şeklindeki sıfır hipotezi reddedilememektedir. Eşbütünleşik vektör denge ilişkisini ortaya koyduğu için eşbütünleşme ilişkisi tersine çevrildiğinde (yani ARI bağımsız değişken olarak kullanıldığında) ADF testi farklı bir sonuç ya-

⁵ R.F.Engle - C.W.J.Granger, "Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing", *Econometrica*, Vol.55, 1987, s.251-276.

⁶ Bu yöntem eş bütünleşme ilişkisini test etmeye dönük yöntemlerden sadece bir tanesidir. Diğer eşbütünleşme testleri ve uygulanması konusunda ayrıntılı bilgi için bkz. E.Şıklar, *Eşbütünleşme Analizi ve Türkiye'de Para Talebi*, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Eskişehir 2000, s.24-41.

ratmamaktadır. Elde edilen -1.26 düzeyindeki test istatistiği bu durumu ortaya koymaktadır.

B. Doğrusal Model

Yukarıdaki bulgulara bağlı olarak ARI ve GEO serileri için kullanılan doğrusal modellerin her ikisi de AR(1) süreci olarak belirlenmiştir. Söz konusu doğrusal modele ilişkin katsayı tahminleri aşağıda yer alan Tablo 5'te özetlenmektedir.

<u>Bağımsız Değişken</u>	<u>ΔGEO_t</u>	<u>ΔARI_{t-1}</u>
Sabit	0.00309 (0.12044)	0.00251 (0.10409)
ΔGEO_{t-1}	0.14883* (4.19198)	--
ΔARI_{t-1}	--	0.12739* (3.04558)

R ²	0.061	0.053
Ljung-Box Q (36)	37.97	41.68
Q için p değeri	0.38	0.24

* %1 anlamlılık düzeyinde sıfırdan farklıdır		

C. Yapay Ağ Modeli

Farklı sınıfları ifade eden çok sayıda yapay ağ modeli zaman serileri için başarıyla uygulanmıştır ve bunlardan bir tanesi de basit tek gizli birime sahip ağ modelidir⁷. Oysa yapılan araştırmalarda da belir-

⁷ White, *Economic Prediction ...*, s.451-458; M.Natter *et al.*, "Macroeconomic Forecasting Using Neural Networks", *Neural Networks in the Capital Markets* (Ed.Y.Abu-Mostafa), John Wiley & Sons, New York 1994 içinde s.151-178.

tildiği gibi, her bir ilave gizli birim modele dahil edildiğinde ilk duruma göre performans düşebilmektedir. Bu dezavantajdan kurtulabilmek için genişletilmiş tek gizli birim modelini kullanacağız. Bu model basit girdi yöntemi ile tek gizli birim yapay ağını birleştirmektedir. Dolayısıyla ele alacağımız genişletilmiş yapay ağ modeli (ANN) aşağıdaki şekilde hesaplanacaktır:

$$(3) \quad f(\tilde{x}_i, \theta) = \tilde{x}_i' \alpha + \sum_{q=1}^Q G(\tilde{x}_i' \gamma_q) \beta_q$$

Burada \tilde{x}_i bir sabitle genişletilmiş olan x_i girdi vektörünü ve θ ise α , β ve γ 'dan oluşan ağırlıklar vektörünü ifade etmektedir. Yani $\theta = (\alpha', \beta', \gamma')$, $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_Q)'$, $\gamma = (\gamma_1', \gamma_2', \dots, \gamma_Q)'$ olmaktadır. Öte yandan Q gizli birim sayısı, G ise doğrusal olmayan bir fonksiyon olarak tanımlanmaktadır. Geliştirilen bu yapı sadece verideki doğrusal olmayan özellikleri yakalamakla kalmamakta aynı zamanda bilinen doğrusal regresyon yaklaşımını da modele dahil etmektedir. Bu durumda geliştirilen yapay ağ modelinin *en az* doğrusal model kadar iyi performans göstermesini beklemek doğaldır. Eğer girdi-çıkı bağlantıları dışarıda bırakılmış olsa idi bu türden bir sonucun ortaya çıkmasını beklemek mümkün olmayacaktır.

Günümüzde yapay ağ modellerinin tahmininde genellikle kullanılan yaklaşım erken durma (*early stopping*) yaklaşımıdır. Bu yaklaşım bilinmeyen Q parametre vektörünün mümkün olan gerçeğe en yakın tahmin edilmesi değil, önceden belirlenmiş belirli bir doğruluk düzeyinde tahmin edilmesi anlamına gelmektedir. Aşırı belirlenme sorunundan kaçınarak ağı karmaşıklığını minimize etmek amacıyla çalışmamızda yapay ağı tahmininde erken durma yaklaşımını uygulanmıştır. Geliştirilen yapay ağı tahmini iki aşamadan oluşmaktadır: İlk olarak girdi-çıkı bağlantıları (yani α) EKK (veya SEK) aracılığı ile tahmin edilerek sabitlenmiştir. İkinci aşamada doğrusal regresyona ait artık terimlerin modellenmesi amacıyla β ve γ matrisleri tahmin edilmiştir. Bu yaklaşım OLS yöntemine göre tahminin performansını

yükseltmektedir. Zira α sabit iken aşağıda belirtilen minimizasyon şartı gerçekleşmektedir:

$$(4) \quad \min_{\theta} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [y_t - f(\tilde{x}_t, \theta)]^2$$

Ağın tahmini amacıyla kullanılan algoritma, Schwartz Bilgi Kriterini (SIC) kullanarak optimal gizli birim sayısının bulunmasına olanak tanımaktadır⁸. Bu nedenle sıfır gizli birimden başlamak üzere bir dizi ağın tahmin edilmesi gerekmektedir. Daha sonra her aşamada bir adet gizli birim ilave edilmiş ve ağırlık vektörü yeniden tahmin edilmiştir. Bu yaklaşım *ardışık ağ oluşturma (sequential network construction)* olarak adlandırılmaktadır⁹. Bu ağların yarattığı örneklem içi hatalar SIC değerinin belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır. Söz konusu SIC kriterini Akaike Enformasyon Kriterinden (AIC) ayıran özelliği, SIC kriterinin parametre sayısını göz önüne alarak, ilave parametreler için düzeltme yapmasıdır. Bu bağlamda söz konusu SIC değeri aşağıdaki formüle göre hesaplanmaktadır:

$$(5) \quad SIC = \ln HKO + \frac{w}{T} \ln T$$

Bu eşitlikte w parametre sayısını ve T mevcut gözlem sayısını ifade etmektedir. Bu yöntemin kullanılması ile örneklem dışı performansla ilişkin optimal bir tahmin elde etmek mümkündür. Aslında bu tahmin prosedürü, Granger tarafından da ortaya konduğu gibi, doğru-

⁸ Algoritmanın yapısal özellikleri konusunda bkz. G.Schwartz, "Estimating the Dimension of a Model", *Annals of Statistics*, Vol.6, 1978, s.461-464; T.Sawa, "Information Criteria for Discriminating Among Alternative Regression Models", *Econometrica*, Vol.46, 1978, s.1273-1291.

⁹ Ayrıntılı bilgi için bkz. J.Moody - J.Utans, "Architecture Selection Strategies for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction", *Neural Networks in the Capital Markets* (Ed. Abu-Mostafa), John Wiley & Sons, New York 1994 içinde s.277-300.

sal modellerde olduğu kadar doğrusal olmayan modellerde ve ARCH - GARCH modellerinde de uygulanabilir¹⁰.

4. Hata Ölçümü ve Tahmin Sonuçları

ARI ve GEO serilerinin tahminini gerçekleştirebilmek amacıyla genişletilmiş otoregresif yapay ağ modeli kullanılmış ve daha önce incelenen otokorelasyon fonksiyonlarından hareketle beş adet gecikme ve üç adet gizli birime kadar tahminler gerçekleştirilmiştir. Tahmin sonuçları aşağıda ele alınan örneklem dışı hata ölçütleri kullanarak değerlendirilmiştir:

- Normalleştirilmiş Hata Kareleri Ortalaması (NHKO):

$$(6) \quad NHKO = \frac{\sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_t (y_t - \bar{y})^2}$$

- Theil Eşitsizlik Katsayısı (Theil U):

$$(7) \quad Theil - U = \frac{\sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_t (y_t - y_{t-1})^2}$$

- Karmaşıklık Matrisi:

Tahminler sonucu elde edilen aşağıya ve yukarıya sinyalleri karmaşıklık matrisinin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Matrisin diagonalinde doğru sinyal sayısını, ters diagonalde ise yanlış sinyal sayısını görmek mümkündür. Buna göre matrisin sütunları gerçek aşağıya-yukarıya sinyallerini, satırlar ise bunlara ilişkin tahminleri gös-

¹⁰ C.W.J.Granger *et al.*, "Comments on Testing Economic Theories and the Use of Model Selection Criteria", *Journal of Econometrics*, Vol.67, 1995, s.173-187.

terecektir. Swanson ve White tarafından da belirtildiği gibi¹¹, bu matris aslında 2×2 kontenjans tablosudur. Dolayısıyla bu durum fiyat hareketinin yönünü tahmin edebilmek amacıyla geliştirilen modelin kullanılabilirliğini yükseltmektedir. Bunu test edebilmek amacıyla karmaşıklık oranının istatistiki olarak %50'den fazla sapma gösterip göstermediği araştırılmıştır. Sözü edilen karmaşıklık oranı diagonal elemanları toplamının toplam eleman sayısına oranı şeklinde tanımlanmaktadır.

- İşlem Stratejisi:

Daha önce tanımlanan muhafazakar strateji işlem maliyetleri göz önüne alınmaksızın uygulanmıştır. İşlemler değerlendirme döneminin ilk günü başlamakta ve 100'ncü gün sona ermektedir.

- İşlem Stratejisinin Getirisi İçin t Testi:

Önerilen işlem stratejisi sonucu elde edilen getirilerin al-tut stratejisinden istatistiki olarak farklı olup olmadığını test edebilmek amacıyla aşağıdaki formül çerçevesinde t değerleri hesaplanmıştır¹²:

$$(8) \quad t = \frac{\mu_t - \mu_b}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{n_t} + \frac{\sigma^2}{n_b}}}$$

Bu eşitlikte μ_t ve μ_b iki serinin ortalama getirilerini, σ^2 bütün örnekleme ilişkin tahmin edilen varyansı, n_t işlem stratejisi altında satın alınan kağıdın elde tutulduğu gün sayısını ve n_b gözlem sayısını ifade etmektedir. Elde edilen performans kriterleri aşağıda yer alan Tablo 6 ve Tablo 7'de verilmektedir.

¹¹ N.Swanson - H.White, "A Model Selection Approach to Assessing the Information in the Term Structure Using Linear Models and Artificial Neural Network Models", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol 13, 1995, s.265-275.

¹² W.Brock *et al*, "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns", *Journal of Finance*, Vol.47, 1992, s.1731-1764.

Tablo 6: ΔARI Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

<u>Hata Ölçütleri</u>	<u>Doğrusal Model</u>	<u>ANN Modeli</u>
NHKO	0.593	0.599
Theil U	0.591	0.597
Karmaş. Matrisi	$\begin{bmatrix} 26 & 22 \\ 21 & 30 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 27 & 23 \\ 20 & 29 \end{bmatrix}$
t değeri	1.320	1.320

Tablo 7: ΔGEO Örneklem Dışı Tahmin Sonuçları

<u>Hata Ölçütleri</u>	<u>Doğrusal Model</u>	<u>ANN Modeli</u>
NHKO	0.571	0.362
Theil U	0.568	0.361
Karmaş. Matrisi	$\begin{bmatrix} 26 & 23 \\ 22 & 28 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 27 & 23 \\ 21 & 28 \end{bmatrix}$
t değeri	0.910	1.110

Tablolara göre ARI serisinde ANN modeli doğrusal modele göre ciddi bir üstünlük göstermez iken, GEO tahmininde önemli derecede üstünlük sağlamaktadır. En iyi ANN modelinin seçilmesi için kullanılan SIC kriterlerinde ilgili zaman serisinin üç adet gecikmeli ve bir adet gizli birim kullanılan versiyonu tercih edilmektedir. Tüm tahminlerin karmaşıklık matrisleri tahminlerin güçlülüğü hakkında bir fikir verirken, tahminlerin hiçbirinde aşağı/yukarı sinyal tahminlerinin (en az %50 oranında) doğru olmadığı hipotezi reddedilememektedir.

Ancak, tahminlerin güçlülüğü daha önce sözü edilen muhafazakar işlem stratejisi esas alındığında daha net olarak ortaya çıkmaktadır. Bu simülasyona ilişkin sonuçlar karşılaştırmalı olarak aşağıda yer alan Tablo 8'de sunulmaktadır. Al-tut stratejisi hem en düşük kümülatif getiriye, hem de tüm yaklaşımlar içerisinde en düşük ortalama getiriye işaret etmektedir. Tabloya göre herhangi bir tahmin modelinin yardımı olmaksızın gerçekleştirilen işlem stratejisi yıllık bazdaki kümülatif getiri açısından en yüksek başarıyı sağlamaktadır. Doğrusal veya yapay ağ tahmin modellerinden bir tanesi kullanılarak bu işlem stratejisinin desteklenmesi halinde ortalama getiri ciddi biçimde yükselmektedir. EKK tahminlerine bağlı olarak elde edilen getiri serilerinin standart sapması yükselirken ANN tahminlerinde az çok sabit kalmakta, ancak daha yüksek bir işlem adedi ortaya çıkmaktadır.

Tablo 8: Muhafazakar Stratejinin Yıllık Getirilerine Ait Özet İstatistikler

	<u>Doğrusal</u> <u>Model</u>	<u>ANN</u> <u>Modeli</u>	<u>Tahminsiz</u>	<u>Al-Tut</u>
Kümülatif Getiri	1.176	1.151	3.333	0.238
İşlem Sayısı	62	79	48	2
Al-Tut Stratejisine				
Karşı t Testi	9.842	12.182	9.080	--
Ortalama Getiri	0.598	0.912	0.357	0.132
Getirinin Standart				
Sapması	0.170	0.156	0.145	0.476

SONUÇ

Bu çalışmada aritmetik ve geometrik ortalamalara bağlı olarak çalışan bir işlem stratejisinin performansı araştırılmıştır. Söz konusu iki indeks arasındaki ilişkinin taşıdığı ilave enformasyonun geleneksel al-tut stratejisine göre oldukça karlı bir portföy yönetimi için olumlu sonuçlar alabilmek amacıyla kullanılabilen yönünde ampirik kanıtlar elde edilmiştir. Herhangi bir yatırımcı tanımlanan işlem kuralını kullanarak avantaj elde edebilir. Diğer piyasa katılımcıları karşısında daha avantajlı olabilmek için, önerilen işlem stratejisi doğrusal ve yapay ağ modelleri aracılığı ile tahmin edilmiştir. Getirilerin standart sapması ile ölçülen risk anlamında, aynı risk düzeyinde yapay ağ tahminleri diğer yaklaşımlara göre daha yüksek bir ortalama getiri elde edilebileceğini göstermektedir. Yapılan tahminlere göre, kullanılan modeller 100 gün gibi nispeten kısa bir zaman sürecinde 48 ve 79 adet arasında değişen işlem yapılması sinyali vermektedir. Dolayısıyla işlem maliyetlerinin söz konusu olduğu bir ortamda karlılığın sürdürülebilir olup olmadığı hususu ayrıca araştırılması gereken bir sorun haline gelmektedir.

YARARLANILAN KAYNAKLAR

Abu-Mostafa, Y.(Ed.), *Neural Markets in the Capital Markets*, John Wiley & Sons, New York 1994.

Brock,W. et al, "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns", *Journal of Finance*, Vol.47, 1992, s.1731-1764.

Davidson,R. - J.G.MacKinnon, *Estimation and Inference in Econometrics*, Oxford University Press, New York 1993.

Dickey, D:A. - W.A.Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.74, 1979, s.427-431.

Engle,R.F. - C.W.J.Granger, “Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing”, *Econometrica*, Vol.55, 1987, s.251-276.

Granger,C.W.J. et al., “Comments on Testing Economic Theories and the Use of Model Selection Criteria”, *Journal of Econometrics*, Vol.67, 1995, s.173- 187.

Helmenstein, C. - C.Haefke, “*A Comparative Analysis of Stock Market Indexes*”, Institute for Advanced Studies Working Paper, Viyana, 1995.

Moody,J. - J.Utans, “Architecture Selection Strategies for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction”, *Neural Networks in the Capital Markets* (Ed. Abu-Mostafa), John Wiley & Sons, New York 1994 içinde s.277-300.

Natter,M. et al., “Macroeconomic Forecasting Using Neural Networks”, *Neural Networks in the Capital Markets* (Ed.Y.Abu-Mostafa), John Wiley & Sons, New York 1994 içinde s.151-178.

Phillips,P.C.B. - P.Perron, “Testing for a Unit Root in Time Series Regression”, *Biometrika*, Vol.75, 1988, s.335-346.

Refenes, A.N. (Ed), *Neural Networks in the Capital Markets*, World Scientific Publishers, Londra 1995

Sawa,T., “Information Criteria for Discriminating Among Alternative Regression Models”, *Econometrica*, Vol.46, 1978, s.1273-1291.

Schwartz,G., “Estimating the Dimension of a Model”, *Annals of Statistics*, Vol.6, 1978, s.461-464.

Swanson,N. - H.White, “A Model Selection Approach to Assessing the Information in the Term Structure Using Linear Models and Artificial Neural Network Models”, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol 13, 1995, s.265-275.

Şıklar,E., *Eşbütünleşme Analizi ve Türkiye’de Para Talebi*, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Eskişehir 2000.

Weigend, A.S. - N.A.Gershenfeld, *Time Series Prediction, Forecasting the Future and Understanding the Past*, Addison Wesley, Reading MA, 1994.

White,H. “*Economic Prediction Using Neural Networks: The case of IBM Daily Stock Returns*”, Proceedings of the Second Annual IEEE Conference in Neural Networks, IEEE Press, New York 1988 içinde s.451-458.