

Döviz Kuru Tahmininde Parasal Model ve Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması

Filiz Özkan^a

Özet: Döviz kuru yatırımcılar için önemli karar mekanizmalarından bir tanesidir. Döviz kurunun kısa periyotlarla değişmesi ve oynak olması nedeniyle, yatırımcılar riskleri azaltmak için etkili bir yöntem ihtiyacı duymaktalar. Bu çalışmada son yıllarda tahmin problemlerinde etkili olarak kullanılan Yapay Sinir Ağları ile yapısal döviz kuru tahmin metodlarından bir tanesi olan Parasal Modelin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Çalışmada Türkiye'ye ilişkin Amerikan Doları ve Avro döviz kuru tahminleri yapılmıştır. Modellerde yerli ve yabancı ülkeye ait enflasyon, para arzı, faiz oranı ve milli gelir ekonomik verileri kullanılmış, Amerikan Doları için 1986-2010, Avro için ise 1999-2010 dönemi ele alınmıştır. Çalışmanın sonuçlarına bakıldığında son zamanlarda tahmin problemlerinde sıkça kullanılmaya başlayan YSA'nın yüksek tahmin gücüne ulaştığı görülmektedir.

Anahtar Sözcükler: Döviz kuru tahmini, Parasal model, Yapay sinir ağları, Avro, Amerikan Doları

JEL Sınıflandırması: F31, C13, C45

A Comparison of the Monetary Model and Artificial Neural Networks in Exchange Rate Forecasting

Abstract: Exchange value is one of the significant tools for investors in decision making. Since exchange values are volatile and they change within short periods, investors need an effective method to minimize the risk. This study compares the prediction performances of artificial neural networks, which is recently being used as an effective tool of prediction, and the monetary model, which is one of the methods to predict structural exchange rates. In this study exchange rates of Turkish Lira against US Dollar and Euro are predicted. In models, inflation levels for domestic and foreign countries, money supply, interest rates and economic indicators are used. The time period between 1986 and 2010 is covered for the USD and the time period between 1999 and 2010 is covered for the EU. Results of this study show that ANN, which is recently being used for the prediction problems, reached a high level prediction performance.

Keywords: Exchange rate forecasting, Monetary model, Artificial neural network, Euro, United States dolar.

JEL Classification: F31, C13, C45

^a PhD., Lecturer, Sakarya University Vocational School of Kaynarca, Sakarya/Türkiye, fozkan@sakarya.edu.tr

1. Giriş

Küreselleşen dünyada ekonomik krizlerin odağında döviz kurları yer almaktadır. 20. yüzyıl sonlarından itibaren kamu ve özel sektörün krizlerden etkilenmesinin yanında bireylerinde yaşamını etkilemesi döviz kurlarını tahminini ve kur rejimlerini ön plana çıkarmıştır. Döviz kurlarının makroekonomik verileri üzerinde etkisinin azımsanmayacak derecede önemli olması, gelişmekte olan ülkelerin döviz kuru politikalarında önemli yer tutmaktadır (Bayraktutan ve Ozkaya, 2009). 1973 yılından sonra gelişmiş ülkelerin sabit kur rejiminden çıkmaları ve dalgalı kur rejimine geçmeleri ile birlikte döviz kurlarının öngörülmesi çok zor hale gelmiştir (Saatçioğlu ve Karaca, 2004).

1970'li yılların başlarında Bretton-Woods sisteminin çökmesiyle birlikte başlıca sanayileşmiş ülkelerin kurları dalgalanmaya bırakılmalarından sonra döviz kuru değişmelerini açıklamaya yönelik teoriler geliştirilmiştir. Döviz kurunun oluşumunu açıklamak için geliştirilen en eski teori Satınalma Gücü Paritesi (SGP) yaklaşımıdır. Daha sonra para politikalarının önem kazandığı 70'li yıllarda Mussa (1976), Frankel (1981 ve 1976), ve Kouri (1976) gibi iktisatçılar parasal modeller (PM) yaklaşımı konusunda çalışmalara başlamışlardır. Parasal teorisinin kabul görmesiyle birlikte döviz kurları da para ve bono gibi gelecekte beklenen arz ve taleplerine bağlı olarak belirlenecek bir fiyat olarak tanımlanmaya başlamıştır. Parasal model'de döviz kuru ile temel ekonomik veriler arasında bir ilişki verilmektedir. Parasal modeller paranın ulusal ve yabancı piyasalardaki arz ve talebindeki değişmelerin döviz kurları üzerindeki doğrudan ve dolaylı etkilerini açıklamaya çalışmaktadır (Agcaer, 2003). Parasal modeller yerli ve yabancı menkul kıymetlerin birbirlerinin yerini alabileceği varsayımını yapar. Yerli para arzı stoğu artışı ülkenin parasını devalue eder. Gelir artışı iç piyasada canlanmayı neticesinde yerli para talebini arttırarak paranın değerlenmesine sebep olur. Tersinde ise faizlerde yükselme para talebini azaltır, menkul kıymet talebini arttırır ve böylece ülkenin parasının değer yitirmesine sebep olur.

Ekonomik verilerin analizinde ve özellikler tahmin problemlerinde Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleme tekniği günümüzde sık bir şekilde kullanılmaktadır. İnsan beyninin çalışma prensibini taklit eden YSA yapay zeka çalışmalarında önemli bir yere sahiptir. YSA modelleri parametrik ve lineer olmayan, verilerden öğrenebilme, genelleme yapabilme, sınırsız sayıda değişkenle çalışabilme gibi birçok özelliğe sahiptir (Azoff, 1994, Zhang vd., 1998; Kalman ve Kwasny, 1997; Hornik, 1989). Ekonomik verilerin analizinde YSA kullanımı son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır. Haefke and Helmenstein (1996) altın fiyatlarının gelecek tahmininde YSA modeli oluşturmuşlardır. Kaastra and Boyd (1995) Dış Ticaret hacmini kurdukları modelle 9 ay önceden tahmin etmişlerdir. Bunun gibi bir çok araştırmacı ekonomik verilerin tahmininde YSA modellerini kullanmışlardır (Coats and Fant, 1993; Brockett vd., 1994). El Shazly ve El Shazly (1997), döviz kurunun tahmininde Kolombiya üzerine yapmış oldukları çalışmalarında İngiliz Pound, Alman Mark ve Japon Yen döviz kuru tahminini bir aylık periyotta tahmin etmişlerdir. Lisi and Schiavo (1999) çalışmalarında Avrupa bölgesinden Fransız Frank, Alman Mark, İtalya Lire ve İngiliz Pound dolar döviz kurunu YSA ve chaotic modelleri ile tahmin etmişler ve bu modellerden her ikisinde aynı performansa sahip oldukları sonucuna ulaşmışlardır. Celemts ve Lan (2010) yaptıkları çalışmalarında Satınalma Gücü Paritesini YSA modeline uyguladıkları çalışmalarında Tüketici fiyat endeksi ile döviz kuru arasındaki ilişkiyi kullanarak gelecek döviz kuru tahmini yapmışlar ve güçlü tahmin gücüne erişmişlerdir. Panda ve Narasimhan (2007), Hindistan rupee ile dolar döviz kurunun tahmininde YSA, lineer Oto regressive ve Random Walk modellerinin performansını sekiz kritere göre test etmişlerdir. YSA bu iki tahmin modeline göre daha yüksek tahmin perofrması göstermiştir.

Bu çalışma döviz kuru tahmininde Parasal ve YSA modellerinin performansı test edilecektir. Her iki modelde de aynı ekonomik veriler kullanılarak tahmin modeli oluşturulacaktır. Çalışmanın ikinci bölümünde kullanılan ekonomik modeller ve veriler açıklanacaktır. Üçüncü bölümde ise çalışmanın sonuçları verilecek ve iki modelin kıyaslanması yapılacaktır.

2. Ekonomik Model ve Metot

2.1. Veriler

Bu çalışmada veriler Uluslararası Para Fonu IMF'nin International Financial Statistics (IFS) veri tabanından alınmıştır. Yerli ve yabancı ülkelere ait enflasyon, para arzı (M1), faiz ve milli gelir ekonomik verileri kullanılmış, USD için 1986-2010 dönemi yabancı ülke olarak Amerika Birleşik Devletleri (ABD) verileri, EU için ise 1999-2010 dönemi yabancı ülke olarak da Avrupa Birliği verileri ele alınmıştır. Yerli ülke verileri olarak da, Türkiye verileri kullanılmıştır.

2.2. Metodoloji

Çalışmada iki farklı tahmin modeli ile döviz kuru tahmini yapılmıştır. Tahminde girdi verileri olarak yerli ve yabancı parasal ekonomi verileri kullanılmıştır. Tahminde kullanılan modellerden bir tanesi yapısal modeller olarak da bilinen Parasal modeldir. Diğer model, ağ sistemi ile öğrenme yapan ve daha sonra aradaki ilişkiyi verilere ağırlık vererek tahmin yapan YSA kullanılmıştır. Her iki modelde de aynı ekonomik veriler kullanılmıştır.

2.3. Parasal Model

Döviz kurunun belirlenmesine yönelik geliştirilen varlık piyasası yaklaşımının en basit şekli, parasal döviz kuru modelidir. Tanım gereği, döviz kurunun bir ülke parasının diğer bir ülke parası cinsinden fiyatı olması nedeniyle, söz konusu fiyatın belirlenme mekanizmasının iki ülke parasına yönelik arz ve talep itibarıyla analiz edilebileceği düşüncesi parasal yaklaşımının çıkış noktasını oluşturmaktadır. Satınalma Gücü Paritesiyle (SGP) başlayan döviz kuru modellemesi, parasal teorinin esnek ve katı fiyatlı modelleriyle devam etmiştir.

Literatürde, paranın arz ve talebinin esas alındığı parasal modellerin analizinde aşağıdaki eşitliklerden yararlanılmaktadır (Bilson, 1978; Frankel, 1976 ve 1981; Mussa, 1976):

$$\frac{M}{P} = m(i, Y) \quad (1)$$

$$\frac{M^*}{P^*} = m^*(i^*, Y^*) \quad (2)$$

$$P = eP^* \quad (3)$$

Bu eşitliklerde M , yurt içi para arzını; P yurt içi fiyat seviyesini; M/P yurt içi reel para arzını; i , yurt içi nominal faiz oranını; Y yurt içi reel gelir seviyesini; $m(i, Y)$ ise yurt içi reel para talebi fonksiyonunu belirtmektedir. "*" işaretli değerler ise bunların yabancı ülke değerlerini belirtmektedir. (1) ve (2) nolu eşitlikler yurt içi ve yurt dışındaki para arzı ve para talebi

eşitliklerini, (3) nolu eşitlik ise Parasal Modellerin varsayımı olan, Satınalma Gücü Paritesinin geçerli olduğunu ifade etmektedir.

Parasal modellerin tümünde tam sermaye hareketliliği ve ulusal ve yabancı ülke paralarının dışındaki mali varlıkların tam ikame olduğu varsayımı ortaktır. Bunun anlamı, herhangi ortak bir para birimi ile ifade edildiğinde, yerli ve yabancı ülkelerin tahvilleri üzerinde beklenen getiri oranı aynı olduğu sürece, yatırımcılar arasında bu tahvil portföylerinden oluşan sepete karşı kayıtsız olacakları kabul edilmektedir. Bu kabul, kapsamamış faiz koşulunun geçerli olduğunu göstermektedir. Ancak parasal modeller arasındaki farklılık, mal fiyatlarının esneklik derecesi ve paralar arasındaki ikame durumları konularındaki varsayımlardan kaynaklanmaktadır. Bu bağlamda Parasal Modelleri, esnek ve katı fiyatlı parasal modeller olarak iki durumda ele alabiliriz. Esnek fiyatlı parasal modellerin varsayımlarından ilki, SGP her zaman geçerlidir, diğer bir deyişle döviz kuru yerli ve yabancı ülke mallarının nispi fiyatlarını eşitleyecek şekilde ayarlanmaktadır. İkincisi ise yerli ve yabancı ülke ekonomileri istikrarlı para talebi fonksiyonuna sahiptir. Ancak, esnek fiyatlı parasal modele getirilen en önemli eleştiri, SGP' nin sürekli geçerli olması varsayımının kısa dönem için mümkün olmadığı yönünde olmuştur. Bunun üzerine, Dornbusch (1976) tarafından, SGP varsayımının sadece uzun dönemde geçerli olduğunu, kısa dönemde fiyatların katı olduğunu varsayan, katı fiyatlı parasal modeller geliştirilmiştir. Diğer varsayımlar, esnek fiyatlı parasal modeller ile aynıdır.

Bu çalışmada katı fiyatlı parasal modellerden, Frankel'in Faiz Oranları Farkı Modeli ele alınmıştır. Faiz oranları farkı modeli, enflasyon beklentilerini dikkate alarak, katı fiyat modeli ile esnek fiyat modelini birleştiren yeni bir modeldir. Bu modele göre döviz kurunun beklenen değeri, hem katı fiyat modelinde olduğu gibi spot kur ile uzun dönemdeki denge kur arasındaki açık tarafından, hem de esnek fiyatlı modelde olduğu gibi enflasyon oranları arasındaki fark dikkate alınarak açıklanmaya çalışılmaktadır. Ayrıca modelde, ülkelerin nisbi para arzları ve nisbi gelir düzeyleri de döviz kurunun belirleyicileri olarak ele alınmıştır. Modele göre döviz kurları, iki ülke arasındaki nominal faiz oranları farklılığı ve beklenen enflasyon oranları farklılığı oranında denge değerinden uzaklaşacaktır. Döviz kurları nominal faiz oranları ile negatif, beklenen uzun dönem enflasyon oranları ile pozitif ilişki içindedir. Buna göre, sıkı para politikası uygulamaları nedeniyle ülkelerarası nominal faiz oranları arasındaki fark yüksek ise, döviz kuru denge değerinin altında gerçekleşecektir. Ancak bu faiz oranları arasındaki farklılık ülkelerarası beklenen enflasyon oranları farklılığından kaynaklanıyorsa döviz kuru denge durumunda olacaktır (Frankel, 1976). Frankel modelinin uygulamalı çalışmalarda kullanılan regresyon denklemi aşağıdaki gibidir;

$$e = b_0 + b_1 m + b_2 m^* + b_3 i + b_4 i^* + b_5 y + b_6 y^* + b_7 \pi + b_8 \pi^* \quad (4)$$

e : Döviz kuru

m : Yerli ülke para arzı

m^* : Yabancı ülke para arzı

i : Yerli ülke nominal faiz oranı

i^* : Yabancı ülke nominal faiz oranı

y : Yerli ülke milli geliri

y^* : Yabancı ülke milli geliri

π : Yerli ülke enflasyon oranı

π^* : Yabancı ülke enflasyon oranı

Modele göre, görelî para arzı büyüklükleri ($m - m^*$) arasında pozitif, görelî gelir farklılıkları ($y - y^*$) ve görelî faiz oranı farklılıkları ($i - i^*$) için negatif ve enflasyon farklılıkları ($\pi - \pi^*$) için pozitif bir ilişki beklendiğinden dolayı, test edilen regresyon denklemindeki beklenen katsayılar şu şekildedir: $b_0 > 0$; $b_1 > 0$; $b_2 < 0$; $b_3 < 0$; $b_4 > 0$; $b_5 < 0$; $b_6 > 0$; $b_7 > 0$; $b_8 < 0$.

2.4. Yapay Sinir Ağları

Biyoloji nöronların organizasyonu ve işleyişi yapay zeka olarak isimlendirilen matematiksel modele esin kaynağı olmuştur. YSA, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle etmek için tasarlanmıştır. Simüle edilen sinir hücreleri (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağ oluştururlar. YSA' da kurulan ağ ve görevin niteliği çok sayıda yapay sinir ağı varyasyonlarının varlığı ile gerçekleşmektedir. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Özet olarak YSA'lar, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir (Rumelhart ve McClelland, 1986; Wasserman, 1989).

Canlılarda öğrenme, biyolojik nöronlar arasındaki sinaptik bağlantıların ayarlanması ile olur. Bu süreç yaşayarak öğrenme süreci olarak da ifade edilebilir. Bu süreç içinde beyin sürekli bir gelişme göstermektedir. Yaşayıp tecrübe ettikçe sinaptik bağlantılar ayarlanır ve hatta yeni bağlantılar oluşur. Bu sayede öğrenme gerçekleşir. Bu süreç YSA temel mantığını oluşturmaktadır. Öğrenme süreci, eğitime yoluyla örnekler kullanarak meydana gelmektedir. YSA verilerin ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış bir çok işlem elemanlarından (nöronlar) oluşan matematiksel ağ sistemidir. Bir işlem elemanı, aslında sık sık transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem elemanı, diğer nöronlardan sinyalleri alır; bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır. Genelde, işlem elemanları kabaca gerçek nöronlara karşılık gelirler ve bir ağ içinde birbirlerine bağlanırlar; bu yapı da sinir ağlarını oluşturmaktadır.

YSA, herbiri büyük bir problemin bir parçası ile ilgilenen, çok sayıda basit işlem elemanlarından oluşmaktadır. En basit şekilde, bir işlem elemanı, bir girdiyi bir ağırlık kümesi ile ağırlıklandırır, doğrusal olmayan bir şekilde dönüşümünü sağlar ve bir çıktı değeri oluşturur. İlk bakışta, işlem elemanlarının çalışma şekli yanıtıcı şekilde basittir. Sinirsel hesaplamının gücü, toplam işlem yükünü paylaşan işlem elemanlarının birbirleri arasındaki yoğun bağlantı yapısından gelmektedir.

Çok katmanlı ileri beslemeli ağlar için en yaygın kullanılan eğitim algoritması Geri yayılma olarak bilinen "Back Propagation" (BP) algoritmasıdır. BP algoritması iki aşamadan oluşur. Geri yayılma ağlar, çok tabakalı perception ile aynı yapıya sahiptirler ve öğrenme yöntemi olarak geri yayılma algoritması kullanırlar. Dolayısıyla, bu ağlar ileri besleme ağlar sınıfına girmektedirler. Ayrıca, çalışmada kullanılan ağ kantitatif verilerle çalışmaktadır ve yönlendirmeli öğrenme yöntemi kullanılmaktadır. Tahmin ve sınıflandırma işlemleri için oldukça uygun olması ve doğrusal olmayan yapılar için de oldukça kullanışlı olması sebebi ile BP algoritması seçilmiştir. Ağ mimarisinde bir girdi tabakası, bir çıktı tabakası ve bu iki tabaka arasında en az bir adet gizli tabaka bulunur. Girdi tabakasında sekiz nöron bulunmaktadır, ağa girdi olarak sekiz değişken tanıtılmaktadır, bu değişkenler ise yerli ve yabancı ülkeye ait enflasyon, para arzı (M1), faiz ve milli gelir ekonomik verileridir. Çıktı tabakasında ise döviz kuru çıktı olarak bulunmaktadır. Sonuç olarak, bu ağ yapısının eğitime sürecinde iki çeşit sinyal

tanımlanmaktadır. Birbirine zıt yönde çalışan bu iki sinyal çeşidi fonksiyon sinyalleri ve hata sinyalleri olarak adlandırılmaktadırlar (Parker, 1987). Çalışmada kullanılan YSA modeli aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \psi(y_{t-1}^{j-1}, w_t) + v_t \quad (5)$$

y_t tahmin denklemini, $\beta = (\beta_0, \dots, \beta_q)'$, $\gamma_j = (\gamma_{j0}, \gamma_{j1}, \dots, \gamma_{j,k-1}, c_j)'$, $j=1, \dots, q$ giriş düğüm sayısı; $w_t = (w_{1t}, w_{2t}, \dots, w_{kt}, 1)' = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k}, 1)'$, v_t hata terimi ve $\psi(\gamma_j, w_t)$ sigmoid fonksiyonudur gizli tabaka fonksiyonudur ve şu şekilde ifade edilir.

$$\psi(\gamma_j, w_t) = \frac{1}{1 + \exp^{-\gamma_j w_t}} \quad (6)$$

3. Ampirik Çalışma ve Sonuçları Tartışma

3.1. Parasal Model

Eşitlik 4 de belirtilen parasal model, dolar için 1986M4:2010M1 dönemi, Avro için 1999M1:2010M1 dönemi ele alınarak test edilmiştir. Seriler IMF'nin International Finansal Statistik (IFS) veri tabanından alınmıştır. Modelin tahmin edilmesinde önce serilerin durağan olup olmadıklarının belirlenmesi gerektiğinden, serilerin durağanlıkları ADF ve PP testleri ile incelenmiştir. ADF ve PP test sonuçları Tablo 1'de verilmektedir.

Tablo 1. Birim Kök Testi

| Dolar | ADF | PP | ADF | PP |
|---------------|---------------|-------|---------------|---------|
| 1986M4:2010M1 | <u>Seviye</u> | | <u>1.Fark</u> | |
| e | -1,80 | -1,80 | -10,92* | -10,95* |
| M | 1,52 | 0,90 | -5,09* | -22,84* |
| M* | -3,08 | -1,23 | -3,66** | -18,52* |
| i | -2,46 | -3,02 | -5,46* | -9,02* |
| i* | -2,54 | -2,28 | -5,9* | -10,08* |
| y | -3,06 | -6,72 | -17,94* | -34,58* |
| Y* | -1,97 | -0,64 | -4,52* | -16,06* |
| π | -1,15 | -1,05 | -3,04*** | -9,58* |
| π^* | -3,01 | -2,31 | -10,68* | -8,79* |
| AVRO | ADF | PP | ADF | PP |
| 1999M1:2010M1 | <u>Seviye</u> | | <u>1.Fark</u> | |
| e | -2,18 | -1,76 | -8,41* | -7,99* |
| M | -1,68 | -1,89 | -15,8* | -16,28* |
| M* | -2,61 | -2,2 | -2,29 | -13,74* |
| i | -2,97 | -2,75 | -4,97* | -10,75* |
| i* | -1,86 | -1,5 | -5,82* | -5,82* |
| y | -2,61 | -3,26 | -12,05* | -23,43* |
| Y* | -3,10 | -1,5 | -3,15*** | -10,94* |
| π | -1,51 | -1,05 | -7,23* | -6,99* |
| π^* | -2,76 | -2,67 | -3,83** | -9,95* |

Not: ADF ve PP için sabit terimli ve trenli modeller kullanılmıştır. Test istatistiklerinin karşılaştırıldıkları Mac Kinnon kritik değerleri sırasıyla %1, %5 ve %10 için; -3,99; -3,42 ve -3,13 tür. "*" , "***" ve "****" sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeylerinde durağan katsayıları belirtmektedir. ADF testindeki gecikmeler Schwartz bilgi kriterine göre, PP testindeki gecikmeler ise Newey-West Bandwidth yöntemi kullanılarak belirlenmiştir.

Birim kök testi sonuçlarına bakıldığında bütün serilerin birinci dereceden durağan oldukları görülmektedir. Seriler aynı dereceden durağan oldukları için eğer aralarında ko-entegrasyon varsa seviye itibariyle regresyon analizi yapılmalıdır. Serilerin aralarında ko-entegrasyonun olup olmadığı ise CRDW testi ile incelenmiştir. CRDW testine göre tahmin edilen regresyon modelinin Durbin Watson (DW) değeri 0,51 den büyükse %1; 0,386 dan büyükse %5 anlamlılık düzeyinde değişkenlerin ko-entegre oldukları sonucuna varılmaktadır. Tablo 2 ve Tablo 3'deki analiz sonucuna bakıldığında DW değerinin sırasıyla 0,51 ve 0,61 olduğu görülmektedir. Dolayısıyla modelde kullanılan seriler dolar için %5, Avro için %1 anlamlılık düzeyinde ko-entegre olduklarından uzun dönemli ilişkinin belirlenmesinde serilerin seviye itibariyle değerleri kullanılmıştır. Regresyon tahmin modeli sonuçları Tablo 2 ve Tablo 3'de özetlenmiştir.

Tablo 2. Regresyon Analizi Sonuçları (Dolar için)

| 1986M4:2010M1 | Katsayı | t _{ist} | t _{olasılık} |
|---------------------------|------------|------------------|-----------------------|
| c | -0,26240** | -2.13560 | 0.0336 |
| M | -1.21E-05* | -5,1025 | 0.0000 |
| M* | -0.000434 | -1,28808 | 0.1988 |
| i | -3.92E-05 | -0.313906 | 0.7538 |
| i* | -0.02382** | -2,09136 | 0.0374 |
| y | -0.01560* | -5,01633 | 0.0000 |
| Y* | 0.012112* | 3,359629 | 0.0009 |
| π | 0.018687* | 12,64797 | 0.0000 |
| π^* | 0.013298 | 1,583201 | 0.1145 |
| Özet İstatistikler | | | |
| R ² | 0,96 | JB | 63,30(0.00) |
| DW | 0,510 | ARCH | 0,82(0,36) |

Tablo 3: Regresyon Analizi Sonuçları (Avro için)

| 1999M1:2010M1 | Katsayı | t _{ist} | t _{olasılık} |
|---------------------------|-----------|------------------|-----------------------|
| c | 7,35* | 4.891.515 | 0.0000 |
| M | 1.58E-06 | 0.799162 | 0.4257 |
| M* | -0.00044* | -3.655.81 | 0.0004 |
| i | -7.93E-05 | 0.818040 | 0.4149 |
| i* | 0.001740 | 0.078646 | 0.9374 |
| y | -0.00735* | -3.043.89 | 0.0029 |
| Y* | 0.001634 | 0.284982 | 0.7761 |
| π | 0.03475* | 14,69147 | 0.0000 |
| π^* | -0.07197* | -4.172.99 | 0.0001 |
| Özet İstatistikler | | | |
| R ² | 0,96 | JB | 70,01(0.00) |
| DW | 0,61 | ARCH | 0,97(0,24) |

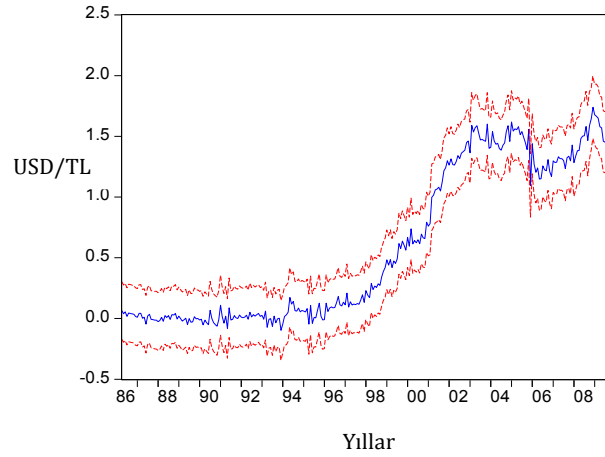
Not: "*" ve "**" sırasıyla %1 ve %5 düzeylerindeki anlamlı katsayıları belirtmektedir. t_{ist} değerleri otokorelasyon için Newey West yöntemi ile düzeltilmiş değerlerdir. ARCH değişen varyans test sonuçlarını, JB ise normallik test sonuçlarını belirtmektedir.

Tablo 2 ve Tablo 3 sonuçlarına bakıldığında, tahmin modelinin hata terimlerinin sabit varyansa sahip oldukları ve normal dağılıma uydukları varsayımlarını taşıdıkları görülmektedir. Modellerdeki otokorelasyon problemi Newey ve West (1987) 'nin geliştirmiş oldukları yönteme göre otokorelasyon için düzeltilmiş standart hata terimleri kullanılarak düzeltilmiştir (Gujarati, 2003: 494). Ayrıca modellerdeki R^2 değerlerinin modellerin açıklama gücünün yüksek olduğuna işaret etmektedir.

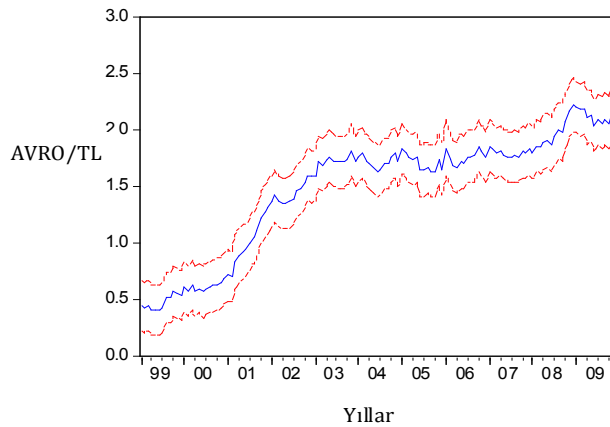
Tablo 2'deki dolar için olan modelin katsayılarına bakıldığında M^* , i , γ , γ^* ve π değişkenlerinin beklenen işarete sahip oldukları; M , i^* ve π^* değişkenlerinin ise beklenene işarete sahip olmadıkları görülmektedir. Ayrıca M^* , i ve π^* değişkenleri haricinde diğer bütün değişkenlerin katsayıları istatistiki olarak anlamlıdır. Modeldeki değişkenlerin katsayılarının çoğunun beklenen işarete sahip olması ve yine katsayıların çoğunun istatistiki olarak anlamlı olması, ayrıca R^2 değerinin 0,96 gibi yüksek bir değere sahip olması modeldeki değişkenlerin döviz kurunu açıklamada önemli değişkenler olduklarını ifade etmektedir.

Tablo 3'deki Avro için olan modelin katsayılarına bakıldığında ise, bütün katsayıların beklenen işarete sahip olduğu ve M^* , γ , π^* ve π değişkenlerinin katsayılarının istatistiki olarak anlamlı oldukları görülmektedir. Bütün katsayıların istatistiki olarak anlamlı olmaması beklenen bir durumdur ve literatürde bunun ampirik olarak çok da mümkün olmadığı belirtilmektedir. Bu durumda Avro döviz kuru için parasal modelin açıklama gücünün oldukça iyi olduğu söylenebilir. Dolar ve Avo döviz kurlarınaait tahmin sonuçları şekil 1 ve 2' de sıra ile verilmektedir.

Şekil 1. Dolar kuru tahmin sonuçları



Şekil 2. Avro kuru tahmin sonuçları

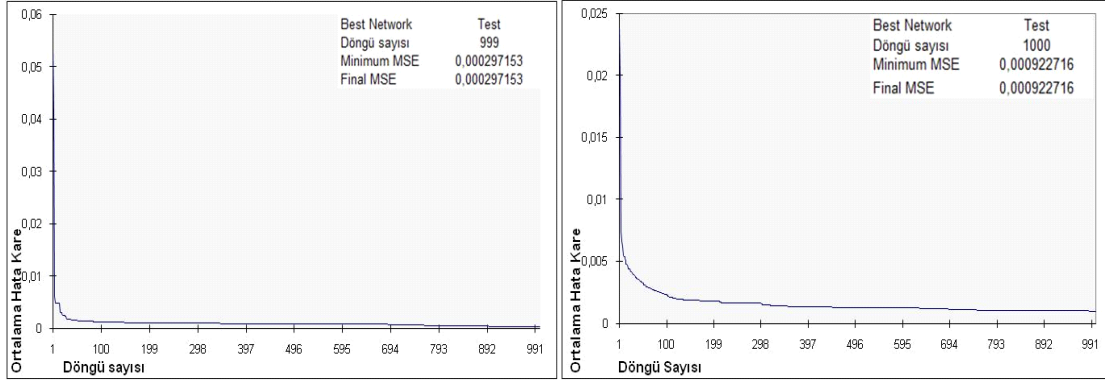


3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları kullanılarak USD ve EU döviz kuru tahminleri yapılmıştır. Döviz tahmininde, YSA modelinde girdi verisi olarak parasal modelde kullanılan ekonomik verilerden yararlanılmıştır. Girdi verisi olarak Türkiye ve yabancı ülkelerin enflasyon, para arzı (M1), faiz ve milli gelir ekonomik verileri, çıktı (tahmin) verisi olarak da döviz kurları kullanılmıştır. Veriler iki kısma ayrılmıştır; USD tahmininde 338 verinin 199'u test, 139 tanesi ise tahmin verisi olarak kullanılmıştır. 199 adet USD tahminine ait Türkiye ve ABD ülkelerin enflasyon, para arzı (M1), faiz, milli gelir ve döviz kuru ekonomik verileri ile YSA da eğitim seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veriler YSA da eğitime tabi tutulmuştur, eğitimi yapılan veriler ise 139 adet tahmin verisinde öğrenme performansı test edilmiştir. EU tahmininde ise 132 veriden 75 tanesi eğitim verisi, 57 tanesi ise test verisi olarak düzenlenmiştir. Türkiye ve Avrupa bölgesi enflasyon, para arzı (M1), faiz, milli gelir ve döviz kuru ekonomik verileri ile YSA da eğitim seti oluşturulmuştur. Daha sonra eğitim verileri ile kurulan ilişki 57 tane veride test edilerek tahmin performansı belirlenmiştir. YSA tabanlı modelde ekonomik verilerin normalizasyonu aşağıdaki formül kullanılarak yapılmıştır [0, 1]. USD ve EU döviz kuru test performansına ait grafik şekil 3' de verilmektedir.

$$X_t = 0.8 \frac{(X_t - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} + 0.1 \quad (7)$$

Şekil 3. USD ve EU test performansı

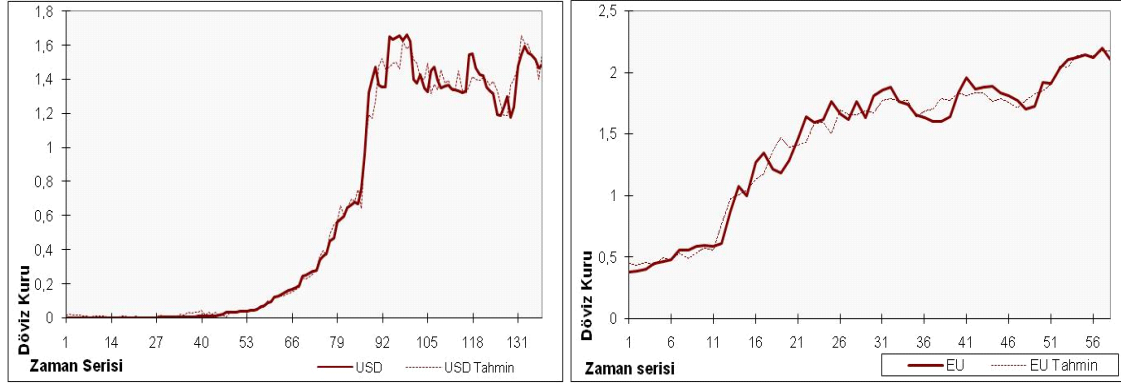


Eğitim veri setinde, USD 0,000297 ortalama hata karesine 999 döngü sonucunda, EU ise 0,000922 ortalama hata karesine ise 1000 döngü sonucunda ulaşarak yüksek derecede YSA eğitim seti oluşturduğu Şekil 1'de görülmektedir.

USD ve EU verilerine ait oluşturulan test ağı aylık döviz kuru tahmini için eğitilmiştir. USD ve EU döviz kurlarına ait tahmin değerleri Şekil 4'de verilmektedir.

Şekil 4'de döviz kurlarına ilişkin tahmin edilen ve gerçekleşen değerler verilmektedir. YSA modelinde ekonomik veriler ile döviz kuru arasında kurulan öğrenme ağı neticesinde yapılan tahmin sonuçları istatistiksel verileri Tablo 4' de verilmektedir.

Şekil 4. Gerçek ve Tahmin Edilen Döviz Kuru



Tablo 4. YSA Döviz Tahmin Performansı

| Performans | USD | EU |
|--------------------------------------|----------|----------|
| Ortalama Hata Kare | 0,001025 | 0,001751 |
| Normalize Edilmiş Ortalama Hata Kare | 0,010994 | 0,030402 |
| Ortalama Mutlak Hata | 0,019662 | 0,031603 |
| En Küçük Ortalama Mutlak Hata | 0,000028 | 0,000598 |
| En Büyük Ortalama Mutlak Hata | 0,108343 | 0,126088 |
| r | 0,994543 | 0,984704 |

YSA tahmin performanslarına bakıldığında yüksek bir tahmin performansı dikkat çekicidir. USD için tahmin korelasyon katsayısı 0,99 düzeylerinde olurken EU için bu değer 0,984 düzeyindedir.

Modellerin Karşılaştırılması

İki model arasındaki öngörü performanslarının karşılaştırılmasında öncelikle, Diebold-Mariano testi kullanılmıştır. Diebold-Mariano testi ile iki modelin öngörü performanslarının istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığı belirlenmektedir. Bu test ile, karşılaştırılacak olan i ve j modellerinin öngörü performanslarının eşit olduğu şeklindeki H_0 hipotezi sınanmaktadır. Her iki modelin hata terimleri ile elde edilen $(e_{i,t+k} - e_{j,t+k})$ kayıp fonksiyonu d_t olarak tanımlanmaktadır. Bu durumda H_0 hipotezinin doğru olduğu varsayımında $E(d_t)=0$ olacaktır. Kullanılan test istatistiği ise aşağıdaki gibidir (Diebold and Mariano,1995);

$$S = (n - k + 1)^{-1} \sum_{t=T+k+1}^{T+n} (d_t - \bar{d})(d_{t-1} - \bar{d}) \quad (8)$$

Yapılan analiz neticesinde Parasal Model ve Yapay Sinir Ağları Modeli'nin öngörü performansları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığının belirlenmesi için hesaplanan Diebold Mariano test istatistiğinin hesaplanan değeri $S=1,98$ olarak bulunmuştur. Bu değer %5 anlamlılık düzeyi için kritik değer olan 1,64 'den büyük olduğu için iki modelin öngörü performansları arasında bir fark olmadığını ileri süren H_0 hipotezi reddedilmiştir.

Farklı modeller kullanılarak yapılan öngörülerin ne derece güçlü olduğunun belirlenmesinde, modellerin tahmin sonuçlarından elde edilen hata terimlerinin istatistiklerinden yararlanılmaktadır. Elde edilen hata terimi istatistiklerinin değerlerine bakılarak aynı bağımlı değişkeni açıklamaya çalışan farklı modellerin öngörü güçlerinin kıyaslaması yapılmaktadır. Öngörülerini başarı kriterlerini belirtilen hata terimi istatistikleri kullanılmaktadır. Çalışmada PM ve YSA modellerinin performanslarının değerlendirilmesinde üç farklı ölçüm kullanılacaktır. Bunlar Ortalama Hata Kare (OHK), Ortalama Mutlak Hata (OMH), Mutlak ortalama hata yüzdesidir (MOHY). Bu ölçümler şu formüller ile hesaplanmaktadır;

Birinci ölçüm kriteri Ortalama Hata Kare,

$$OHK = \sum_{t=1}^T \frac{[(P)_t - Z_t]^2}{T} \quad (9)$$

İkincisi Ortalama Mutlak Hata,

$$OMH = \sum_{t=1}^T \frac{|P_t - Z_t|}{T} \quad (10)$$

Üçüncüsü ise Mutlak Ortalama Hata Yüzdesidir,

$$MOHY = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T \left| \frac{P_t - Z_t}{P_t} \right| \quad (11)$$

P_t t zamandaki tahmin değerini; Z_t ise t zamandaki gerçek değeri ve T ise tahmin sayısını vermektedir. PM ve YSA modellerin ölçüm sonuçları Tablo 5' de özetlenmektedir.

Tablo 5. PM ve YSA Modellerin gerçekleşen ve tahmin değerlerinin karşılaştırılma sonuçları

| | PM Model | | | YSA Model | | |
|-----|----------|--------|--------|-----------|----------|--------|
| | OHK | OMH | MOHY | OHK | OMH | MOHY |
| USD | 0,1147 | 0,0776 | 514,44 | 0,001025 | 0,019662 | 0,0112 |
| EU | 0,1034 | 0,0812 | 6,0467 | 0,001751 | 0,031603 | 0,0536 |

PM ve YSA hata terim istatistik sonuçlarına bakıldığında YSA modelin tahmin performansının ne derece güçlü olduğu açıkça görülmektedir. Son yıllarda tahmin problemlerinde sık olarak kullanılan ve yapılan çalışmalarda da performanslı olduğu kabul gören YSA model döviz kuru tahmininde de güçlü tahmin sonuçları vermiştir (Shazly ve Shazly, 1997; Hu ve Tsoukalas, 1999; Clements ve Lan, 2010). Parasal model tahmin sonuçları incelendiğinde EU ve USD

tahmin performansında çok büyük fark gözükmemekte, YSA sonuçlarında da EU ve USD için yapılan tahmin sonuçları birbirlerine yakın sonuçlar vermiştir.

4. Sonuçlar

Bretton-Woods sisteminin 1970' li yıllarda yıkılmasından sonra döviz kuru hareketlerinin hem uzun hem de kısa dönemdeki tahmini uluslararası parasal ekonominin önemli konularında birisi haline gelmiştir. Gelişmiş ülkelerle karşılaştırıldığında, Türkiye'nin diğer yapısal problemlere sahip olması ve 20. yüzyılın sonlarında üst üste karşılaşmış olduğu ekonomik ve finansal krizler nedeniyle hem döviz kurunun tahmini zorlaşmış hem de döviz kurlarının başarılı bir şekilde öngörüsünün yapılması daha önemli hale gelmiştir. Bu çalışmada son yıllarda tahmin problemlerinde etkili olarak kullanılan Yapay Sinir Ağları (YSA) ile yapısal döviz kuru tahmin metodlarından bir tanesi olan Parasal Modelin (PM) tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Çalışmada Türkiye'ye ilişkin Amerikan Doları (USD) ve Avro (EU) döviz kuru tahminleri yapılmıştır. Modellerde yerli ve yabancı ülkeye ait enflasyon, para arzı (M1), faiz oranı ve milli gelir ekonomik verileri kullanılmış, USD için 1986-2010, EU için ise 1999-2010 dönemi ele alınmıştır.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar incelendiğinde, son yıllarda ekonomik tahmin modellerinde sıklıkla kullanılmaya başlayan YSA modelinin, yapısal modellerden bir tanesi olan parasal modele göre daha yüksek bir tahmin performansına sahip olduğu görülmektedir. YSA modelde USD eğitiminin, EU'nun öğrenmesine göre daha yüksek olduğu tahminde de USD tahminin daha güçlü olduğu sonucuna varılmıştır. Döviz kuru tahmininde YSA kullanımı ile kuvvetli tahminlerin yapılabileceği çalışmadan açıkça görülmektedir.

Kaynaklar

- Azoff, E.M. (1994). Neural network time series forecasting of financial markets. New York: Wiley.
- Bayraktutan, Y. & Ozkaya H. (2009). Ekonomik büyüme ve enflasyon sonuçları bakımından farklı kur Rejimleri. ODTU Gelisme Dergisi, 36 (2), 51-70.
- Bilson, J. (1978). The monetary approach to the exchange rate: Some empirical evidence. IMF Staff Papers, No. 25: 48-75.
- Brockett, P.L., Cooper, W.W., Golden, L.L. & Pitaktong, U. (1994). A neural network method for obtaining early warning of insurer insolvency. Journal of Risk Insurance, 61 (3), 402-424.
- Panda, C. & Narasimhan, V. (2007). Forecasting exchange rate better with artificial neural network. Journal of Policy Modeling, 29, 227-236
- Clements, K.W. & Lan Y. (2010). New approach to forecasting exchange rates. Journal of International Money and Finance, 29, 1424-1437.
- Coats, P.K. & Fant, L.F. (1993). Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. Financial Management, 22 (3), 1422-155.
- Diebold, F. & Mariano R.S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. Journal of Business and Economic Statistics, 13, 253-263.

- Dornbusch, R. (1976). Expectations and exchange rate Dynamics. *The Journal of Political Economy*, 84(6),1161-1176.
- El Shazly, M.R. & El Shazly, H.E. (1997). Comparing the forecasting performance of neural network and forward exchange rate. *Journal of Multinational Financial Management*, 7, 345-356.
- Frankel, J.A. (1976). A monetary approach to the exchange rate: doctrinal aspects and emprical evidence. *Scandinavian Journal of Economics*, 78(1), 200-224.
- Frankel, J.A. (1981). On The Mark: Reply. *American Economic Review*, 71, 1079-1085.
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics*. 4th edition. New York: McGraw-Hill.
- Haefke, C. & Helmenstein, C. (1996). Forecasting Austrian IPOs: An application of linear and neural network error-correction models. *Journal of Forecasting*,15 (3), 237-251.
- Hornik, K. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2, 359–366.
- Hu, M.Y. and Tsoukalas, C. (1999). Combining conditional volatility forecasts using neural networks: an application to the EMS exchange rates. *Journal of International Financial Markets Institutions and Money*, 9, 407–422
- Clements, K.W. and Lan, Y. (2010). A new approach to exchange-rate. *Forecasting Journal of International Money and Finance*, 29, 1424-1437.
- Kaastra, I. & Boyd, M.S. (1995). Forecasting futures trading volume using neural networks. *Journal of Futures Markets* ,15 (8), 953-970.
- Kalman, B.L. & Kwasny, S.C. (1997). High performance training of feedforward and simple recurrent networks. *Neurocomputing*, 14 (1), 63–83.
- Kouri, P.J.K. (1976). The exchange rate and the balance of payments in the shor run and in the long run: A monetary approach. *Scandinavian Journal of Economics*, 78, 280-304.
- Mussa, M. (1976). The exchange rate, the balance of payments monetary and fiscal policy under a rejime of controlled floating. *Scandinavian Journal of Economics*, 78, 229-248.
- Newey, W.K. & West, K.D. (1987). A simple, positive-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55, 703-708.
- Parker, D. B. (1987). Optimal algorithms for adaptive networks: second order back propagation, second order direct propagation, and second order hebbian learning. *IEEE 1st International Conference on Neural Networks*, 2, 953-600, San Diego, CA.
- Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. Volume I. Cambridge, MA: MIT Press.
- Saatçioğlu, C. & Karaca, O. (2004). Döviz Kuru Belirsizliğinin İhracata Etkisi, *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 5 (2),183-195.
- Wasserman, P.D. (1989). *Neural computing: Theory and practice* , New York: Van Nostrand Reinhold.
- Zhang, G., Patuwo, E.B. & Hu, M.Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal Of Forecasting*, 14, 35–62.

This Page Intentionally Left Blank