

Enerji, Piyasa ve Düzenleme (Cilt:1, Sayı:1, 2010, Sayfa 1-23)

Aylık Elektrik Talebinin Mevsimsel Model ile Orta Dönem Öngörüsü

Galip Altınay*

Özet

Bu çalışmada Türkiye'nin 1995-2008 dönemini kapsayan, toplam aylık brüt elektrik talebinin mevsimsel etkileri, verilerin öncelikle mevsimsel zaman serileri özellikleri HEGY tarzındaki mevsimsel birim kök testi ile araştırılmıştır. Bu analizin en önemli sonucu, gerek aylık brüt elektrik talebindeki güçlü mevsimsel dalgalanmaların, gerekse uzun dönemli eğilimin deterministik olmayıp stokastik karakterde olduğunun tespit edilmesidir. Başka bir ifadeyle, aylık mevsimsel dalgalanmalar ile trend sabit olmayıp zaman içinde değişebilmektedir. Aylık elektrik talebinin bu özelliği dikkate alınarak, ikinci aşamada elektrik talebinin mevsimsel zaman serisi modellemesinde kullanılmıştır. Trend ve mevsimselliğin stokastik olduğu, ayrıca mevsimselliğin deterministik olduğu en uygun doğrusal stokastik modeller belirlenmiştir. Belirlenen modeller ile 2009 yılının aylık brüt elektrik talebi öngörülürü elde edilmiştir. Bu öngörüler 2009'un ilk üç ayındaki fiili elektrik talebi ile karşılaştırılarak öngörü performansları hesaplanmış ve öngörülerin genelde başarılı olmakla birlikte, tamamen stokastik modelin görece olarak daha başarılı olduğu anlaşılmıştır. Bu çalışmanın bir uzantısı olarak, 2009 yılı için öngörülen mevsimsel faktörler de hesaplanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Elektrik talebi, Mevsimsellik, ARIMA modelleri, Öngörü

Abstract

The aim of this study is twofold. First, the seasonality in monthly gross electricity demand in Turkey is analysed by time series analysis. The time series properties of monthly electricity demand data are investigated by the HEGY type seasonal unit root test. The most important finding of the test result is that the strong seasonal variations in electricity demand are not

* Doç. Dr., Doğu Üniversitesi; e-posta: galtinay@yahoo.com

systematic or deterministic. In other words, the seasonality and trend components are found to be varying over time. In the second step, this information is then employed in modelling the electricity demand by seasonal stochastic time series models. Hence, the monthly electricity demand for 2009 is forecasted based on those models. The forecast performances are computed by mean absolute percentage error statistic using the actual monthly data of the first three months of 2009. As an extension of this analysis, the seasonal factors of 2009 are also estimated.

Keywords: Electricity demand, Seasonality, ARIMA models, Forecasting

1. Giriş

Türkiye’de elektrik sektörünün dünya genelinde olduğu gibi liberalleştirilmesi, özellikle elektrik üretim ve dağıtımının özelleştirilmesi çalışmaları 1990’lı yıllardan beri süregelmektedir. Geçmişte daha çok bir mühendislik alanı olarak görülen elektrik piyasası, serbestleşen ve çok aktörlü bir ortamda ekonomik, ticari, hukuki boyutları ile daha çok incelenmeye başlamıştır. 1970’li yıllarda yaşanan enerji krizleri, iktisatçıların daha önceden ihmal ettikleri enerji talebi ile ekonomik büyüme arasındaki ilişkiye önem vermeye başlamalarına neden olmuştur. Yine 1970’lerin sonlarından itibaren dünya genelinde giderek yaygınlaşan serbestleşme ve deregülasyon çalışmaları, elektrik piyasasında fiyatın elektrik arz ve talebi tarafından belirlenmesine yol açmıştır. Bilindiği üzere elektrik depolanmadığı için anlık üretimin anlık tüketimi karşılama gerekmektedir. Bu özellik, elektrik piyasasını diğer enerji piyasalarından ayırmaktadır. Elektrik arz ve talebinin dengelenememesinin hem üreticiler hem tüketiciler, hem de ekonomik büyüme açısından sorunlara yol açacağı açıktır. Elektrik arzının kapasitesini gösteren kurulu güç kısa dönemde değiştirilemediği için bu piyasayı kısa dönemde yönlendiren ana unsur elektrik talebi olmaktadır. Gün içinde, ay içinde ve yıl içinde büyük değişkenlik veya oynaklık arz eden elektrik talebinin tahmin edilmesi ve gelecekte ne boyutlara ulaşacağını öngörülmesi çalışmaları, hem elektrik fiyatının belirlenmesine, hem de yatırımcıların sağlıklı kararlar vermesine yardımcı olmasının yanı sıra, ülke kaynaklarının da optimal bir şekilde kullanılmasına yardımcı olmaktadır.

Enerji sektöründe karar alma süreci elektrik talebinin doğruluk derecesi yüksek öngörülerine dayanmaktadır. Gerek güç santrallerinin gerekse karmaşık elektrik sistemlerinin sorunsuz bir şekilde işleyebilmesi için farklı zaman boyutları için yapılmış doğru öngörülere ihtiyaç vardır. Güvenli enerji ihtiyacının karşılanabilmesi için saatlik ve günlük öngörülerin yanı sıra, daha uzun dönemli öngörüler gelecekteki enerji talebinin karşılanabilmesi amacıyla gerekli yatırımların yapılabilmesi için gereklidir. Özellikle, serbestleştirilmiş elektrik piyasasında güvenilir öngörülerin önemi daha da artmıştır. Bir piyasa oyuncusunun elektrik piyasasına girebilmesi için belirli bir zamanda ne kadar enerjiye ihtiyaç olacağını bilmesi gerekir. Enerji ihtiyacının eksik tahmin edilmesi enerji tedarikçisine daha yüksek işletme giderlerine mal olabilir. Öte yandan, enerji talebinin yüksek tahmin edilmesi kıt kaynakların israfına neden olacaktır (Hahn vd. 2009).

Enerji ekonomisi literatüründe enerji talebi öngörülleri önemli bir yer tutmaktadır. Bu öngörüller 10 ile 50 yıllık dönemleri kapsayan çok uzun dönemli öngörüler veya projeksiyonlar olabildiği gibi, saatlik, hatta anlık elektrik talebi tahminleri şeklinde çok kısa dönemli öngörüler de olabilmektedir. Kesin bir kural olmamakla birlikte, öngörü türleri kapsadıkları zaman boyutlarına göre adlandırılmaktadır. Kısa dönem terimi, elektrik talebini bir haftaya kadar tahmin eden öngörüler için kullanılır. Çok kısa dönem terimi genellikle 24 saatten az olan elektrik talebi öngörüsü için kullanılır. Bu öngörüler genellikle elektrik sistemlerinin günlük işleyişi için veya bazı ülkelerde olduğu gibi fiyatlandırma açısından önemlidir. Enerji piyasalarının serbestleşmesiyle birlikte, son zamanlarda daha uzun zaman boyutlu öngörülere de ihtiyaç artmıştır. Örneğin, orta dönemli öngörüler genellikle bir haftadan bir yıla kadar olan dönemi kapsamaktadır. Bir yıldan uzun dönemi kapsayan öngörülere uzun dönemli öngörü denmektedir (Hahn vd. 2009).

Türkiye'nin enerji talebine ilişkin yapılan öngörü çalışmaları çoğunlukla uzun dönemli öngörüler şeklindedir. Örneğin, Ediger ve Akar (2007) ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) yöntemi ile primer enerji kaynakları tüketiminin çeşitli kalemleri için 2005-2020 dönemini kapsayan yıllık öngörüler yapmıştır. Bir diğer öngörü çalışması Hamzaçebi (2007)'nin yapay sinir ağları yöntemi ile yaptığı 2003-2020 dönemini kapsayan, sektörlere göre net elektrik talebinin yıllık öngörüleridir. Daha farklı yöntemler ile çok uzun dönemli öngörü yapan diğer çalışmalara örnek olarak Yumurtacı ve Asmaz (2004) ile Ceylan ve Öztürk (2004) de verilebilir. Aylık veriler kullanılarak yapılan elektrik talebi öngörüsüne ilişkin tek örnek Sümer vd. (2009)'nin ARIMA, mevsimsel ARIMA ve mevsimsel kukla değişkenli regresyon modeli ile Kayseri ve Civarı Elektrik T.A.Ş'nin 2006-2010 dönemini kapsayan aylık elektrik talebi öngörüsünü yaptığı çalışmadır. Kısa dönemli elektrik puant talebi ise Topallı vd. (2006)'nin saatlik veriler ile yaptığı öngörü çalışmasıdır. Söz konusu çalışmada Topallı vd. (2006) yapay sinir ağları yöntemi ve ARIMA yöntemi ile gün içindeki saatlik puant talebini öngörmüşlerdir. Kısa, orta, uzun ve çok uzun dönemli öngörülerden hangisinin daha kullanışlı olduğu, öngörünün amacına bağlıdır. Eğer makroekonomik politikaların veya enerji politikasının belirlenmesi hedefleniyorsa uzun veya çok uzun dönemli öngörüler daha yararlıdır. Ancak çok uzun dönemli öngörülerde hata yapma olasılığının daha yüksek olacağını hatırd tutmak gerekir. Öte yandan, serbest elektrik piyasasına yönelik çalışmalarda daha yaygın olarak kullanılan orta veya kısa dönemli öngörülerin, gerek kısa dönemli belirlenen elektrik fiyatlarının tahmin

edilmesi, gerek üretici ve tüketicilere yol göstermesi, gerekse düzenleyici kurumların önceden tedbir alması açısından pratik önemi daha çoktur.

Çeyrek yıllık, aylık, günlük ve hatta saatlik elektrik talebi veya arzı verileri ile çalışıldığında, verilerde karşılaşılan en önemli özelliklerden biri mevsimsel dalgalanmadır. Elektrik talebi iklimsel olaylardan, gün uzunluğundan, ekonomik faaliyetlerden veya tatil, bayram gibi sosyal ve kültürel olaylardan etkilenmektedir. Özellikle hidrolik veya rüzgar gibi yenilenebilir enerji ile çalışan elektrik santrallerindeki üretim de iklim ve hava koşullarından kolaylıkla etkilenabilmektedir. Fakat mevsimsellik farklı frekans düzeyindeki verilerde farklı şekilde el alınmak zorundadır. Bazı iktisadi çalışmalarda olduğu gibi, mevsimsel etkiden arındırılmış seriler ile çalışmak çok değerli bilginin kaybolmasına neden olur. Elektrik piyasasına yönelik ampirik çalışmalarda, mevsimsellik olgusu veya mevsimsel dinamikler ayrıntılı bir şekilde analiz edilerek modellenmekte ve buna bağlı olarak öngörüler yapılmaktadır. Bazı çalışmalarda mevsimsel örüntü (pattern) sabit, bir başka ifadeyle deterministik olarak ele alınmakta, bazı çalışmalarda ise zaman boyunca değiştiği (yani stokastik olduğu) kabul edilmektedir (Bkz. Pardo vd. 2002, Soares ve Souza 2006, Mirasgedis vd. 2006, Gould vd. 2008). Bununla birlikte mevsimselliğin nasıl ele alınacağı konusunun doğrudan verilere dayanarak belirlenmesi daha uygundur.

Bu çalışmada aylık brüt elektrik talebinin mevsimsel dalgalanmaları zaman serileri teknikleri ile analiz edilerek orta dönemli öngörüsü yapılacaktır. Çalışma iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada, aylık elektrik talebindeki mevsimsel hareketlerin deterministik mi yoksa stokastik bir süreç mi olduğu araştırılacaktır. Birinci aşamada teşhis edilen mevsimsel yapı daha sonra aylık elektrik talebinin tahmininde kullanılacak olan uygun mevsimsel model belirlenecektir. Daha sonra belirlenen model ile orta dönemli (12 aylık) talep öngörüsü yapılacaktır. Aylık elektrik talebi verileri TEİAŞ'tan elde edilen ve 1995-2008 yıllarını kapsayan aylık toplam brüt elektrik tüketimi verileridir. Çalışmanın iç düzeni şöyledir: İzleyen kısımda, mevsimsellik kavramının biçimsel tanımı verilecek, mevsimselliğin analiz edimesinde kullanılan yaklaşımlara kısaca değinildikten sonra, mevsimsel birim kök testleri tanıtılacaktır. 3. kısımda veriler ve çalışmada kullanılan mevsimsel ARIMA ile TRAMO-SEATS yöntemleri hakkında bilgi verilecektir. Ayrıca test sonuçları ile tahmin edilen mevsimsel modeller verilerek, 2009 yılı için aylık öngörüler yapılacaktır. Son kısımda elde edilen sonuçlar değerlendirilecektir.

2. Mevsimsellik Kavramı ve Mevsimsel Modeller

Farklı alanlarda farklı anlamlar yüklenilebilen mevsimsellik (veya mevsimsel etki) kavramı kelime anlamı olarak anlaşılır olmasına rağmen bu kavramın kesin ve teknik bir tanımını yapmak kolay değildir. Hylleberg (1992:s3-8)'e göre mevsimselliğin herhangi bir tanımı sistematik yıl-içi hareketi içermelidir, fakat sorun bu hareketin ne kadar sistematik olduğudur. Bu soruyu yanıtlamak için mevsimsel harekete neden olan faktörlere bakmak gerekir. Hylleberg (1992) bu faktörleri üç ana grupta toplamaktadır:

- i) sıcaklık, yağış, güneşli saatler gibi hava olayları,
- ii) dini ve resmi bayramlar gibi takvime bağlı olaylar,
- iii) okul tatilleri, iş tatilleri, mali yıllar, muhasebe dönemleri gibi zamanlanan kararlardır.

Bu açıklamalardan sonra iktisatta mevsimselliğin tanımı şu şekilde verilebilir (Hylleberg,1992:s4):

"Mevsimsellik, hava değişikliklerinin, takvime bağlı olayların, zamanlanan kararların ve iktisadi birimlerin üretim ve tüketime ilişkin kararlarının doğrudan veya dolaylı neden olduğu (düzenli olması şart olmayan) sistematik yıl-içi harekettir."

İktisat literatüründe mevsimsellik olgusunun temelde üç farklı yaklaşımla ele alındığı söylenebilir: Birinci yaklaşımda yer alan modeller mevsimselliğin, verileri veya daha doğrusu iktisatçıların ilgilendiği bilgileri bulandıran bir olgu olarak görüldüğü saf gürültü (pure noise) modelleridir. (Bredstrup vd. 2004). Bu nedenle, bu yaklaşımı benimseyen uygulamalarda mevsimsellik ortadan kaldırılması gereken bir sorun gibi görülmüştür (Kunst, 1993). İstatistik kurumlarınca resmi olarak yayımlanan mevsimsellikten arındırılmış serilerin elde edilmesinde kullanılan bu yaklaşımın en çok bilinen yöntemleri, Amerikan Nüfus Sayımı Kurumunca (U.S. Bureau of the Census) geliştirilen X-11 ve daha yeni versiyonu X-12 yöntemi ile İspanya Merkez Bankası (Banco de España) geliştirilen ve Avrupa'da daha yaygın olarak kullanılan TRAMO-SEATS yöntemidir. Söz konusu yöntemler ile ilgili teknik bilgi sırasıyla Findley vd. (1998) ile Gomez ve Maravall (1996)'da verilmektedir. Bunların dışında verileri "temizlemek" amacıyla ekonometrik uygulamalarda daha basit olarak kullanılan diğer filtreleme yöntemleri, regresyon modeline mevsimsel kukla değişken eklenmesi ile Box-Jenkins metodolojisinde kullanılan mevsimsel fark alma yöntemleridir.

İkinci yaklaşım, mevsimselliği modelleme stratejisinin bütünleşik bir parçası olarak ele alan zaman serileri modelleridir. Bu yaklaşımda

mevsimsellik, verilerin istatistiksel özellikleri dikkate alınarak modellenir. Bu amaçla kullanılan modeller arasında Box-Jenkins metodolojisine dayanan mevsimsel ARIMA modeli, gözlemlenemeyen bileşenler modeli, zaman-değişkenli parametre modelleri ve periyodik otoregresif modeller sayılabilir. Konumuzla ilgili olmasa da, üçüncü yaklaşıma kısaca değinmek gerekirse mevsimsellik olgusunu iktisat teorisinin bir parçası olarak ele alan ve daha çok konjonktür dalgalanmaları modellerinde sınırlı olarak kullanılan çalışmalardır (Bredstrup vd. 2004).

Durağan olmayan zaman serileri analizinde geleneksel yöntemlerden biri de zaman serisini üç gözlemlenemeyen bileşene (unobserved components) ayrıştırarak modellemektir. Bu gözlemlenemeyen bileşenler sırasıyla trend (T), mevsimsel bileşen (S) ve düzensiz veya rassal (random) bileşen (ε)'dir. Uygulamada en çok kullanılan zaman serileri modelleri toplamsal (additive) ve çarpımsal (multiplicative) olmak üzere ikiye ayrılır. Bir iktisadi zaman serisini Y_t ile gösterirsek toplamsal model

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

şeklinde, çarpımsal model ise,

$$Y_t = T_t \times S_t \times \varepsilon_t \quad (2)$$

şeklinde. Fakat bir çarpımsal model, logaritma alma suretiyle her zaman toplamsal modele dönüştürülebilir. Bu modellerde trend bir istatistiksel serinin uzun dönem hareketi olarak tanımlanır¹. Mevsimsel bileşen, doğası gereği 12 ay veya dört çeyrek yılda bir dönem ortaya çıkan kesin dönemsel dalgalanmalardır. Düzensiz bileşen ise çeşitli sebeplerden (örneğin iklimsel, doğal, sosyal, ekonomik vs. olaylardan) kaynaklanan stokastik hareketlerdir ve bu unsur durağandır (Bkz Hylleberg, 1992:s17-18).

Trend ve mevsimsel bileşeni deterministik olarak alan bu klasik yaklaşım yerine son yıllarda, entegrasyon ve koentegrasyon kavramlarıyla da ilintili olarak, farklı ayrıştırmalar (decomposition) yapılmaktadır. Bunlara örnek olarak Hylleberg ve Mizon (1989)'un kullandığı kalıp verilebilir.

¹ Trend, ayrıca devirsel (cyclical) ve uzun dönemli kısımlar olarak da ayrıştırılabilir. Fakat bu ayrıştırma mevsimsellik konusunun açıklanmasına olumlu veya olumsuz bir etki yapmayacağı için devirsel bileşene burada yer verilmeyecektir.

Hylleberg ve Mizon (1989)'a göre durağan-dışılığın nedeni, ortalama itibariyle trend ve mevsimselliklidir. Trend ve mevsimsel hareket, deterministik ve stokastik olmak üzere iki kategoriye ayrıştırılabilir. Böylece durağan olmayan zaman serisi (Y_t) beş kısma bölünebilir:

$$Y_t = T_t + S_t + \mu_t + \xi_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

Burada T_t deterministik trendi (yani t 'ler cinsinden bir polinomu), S_t deterministik mevsimsel bileşeni (yani mevsimsel kukla değişkenleri), μ_t stokastik trendi (yani rassal yürüyüş veya benzeri bir entegre süreci), ξ_t stokastik mevsimsel bileşeni (yani mevsimsel entegre süreçleri) ve son olarak ε_t durağan rassal değişkeni temsil eder. Bir zaman serisini ayrıştırmanın tek bir biçimi yoktur. Açıkça, herhangi bir Y_t 'nin bu beş bileşenin tümüne sahip olması gerekmez. Serinin hangi bileşeni içermediği bilgisi bu serinin modellenmesinde büyük ölçüde yardımcı olur. Fakat böyle bir bilgi genellikle elde edilemez ve bu yüzden gözlemlenen verilere dayanarak serinin doğası hakkında çıkarımlarda bulunulması gerekir. Bir Y_t sürecinin trend-durağan mı yoksa entegre süreç mi olduğunu anlamak için birim kök testleri uygulanır. Eğer Y_t süreci mevsimsel bileşenler içeriyorsa, bu bileşenlerin deterministik mi yoksa stokastik mi olduğunu mevsimsel birim kök testleri ile saptayabiliriz.

Mevsimsellik son zamanlara kadar genellikle deterministik olarak varsayılmıştır. Deterministik mevsimsellik, mevsimsel örüntünün zaman boyunca değişmediğini ima eder. Uygulamalarda mevsimsellik genellikle ya ayarlama (adjustment) yöntemleriyle veya mevsimsel kukla değişkenler kullanılmasıyla ortadan kaldırılması gereken bir sorun gibi görülmüştür. Eğer mevsimsel etki tamamen deterministik ise, aynen deterministik trendin elimine edilmesindeki gibi mevsimsel kukla değişkenler kullanarak veya çeşitli ayarlama metotlarıyla mevsimsel etkiden arındırılmış seriler elde edilebilir ve bu serilere uygulanan regresyonlar güvenilir sonuçlar verir. Ancak seriler stokastik mevsimsel bileşen içeriyorsa, deterministik mevsimsellik durumunda kullanılan kukla değişkenler veya ayarlama yöntemlerinin bu serilere uygulanması spesifikasyon hatasına yol açar (Ghysels vd.1993).

Hylleberg vd. (1993)'e göre birçok makroekonomik zaman serisinde mevsimsel devir sabit değildir ve bu değişmelerin yönü tersine dönmektedir. Bunun anlamı, birçok makroekonomik zaman serisinin

stokastik mevsimsel bileşen içermesidir ve stokastik mevsimsellik durumunda, deterministik mevsimselliğin aksine, mevsimsel örüntü (pattern) zaman boyunca sabit değil değişkendir. Yine Hylleberg vd. (1993) mevsimsel hareketin sabit olmamasının (değişmesinin) nedenini iklimdeki değişikliklere, sulama ve depolama olanaklarının gelişmesine, biyolojik araştırmalardaki gelişme yüzünden üretim teknolojisindeki değişime, ayrıca zevklerdeki değişime ve bazı kurumsal değişikliklere bağlamaktadır. Bu nedenle, çeyrek yıllık veya aylık veriler ile çalışıldığında, zaman serilerinin stokastik mevsimsel bileşen içerebileceği dikkate alınmalıdır. Mevsimsel örüntünün değişmesine izin veren stokastik mevsimsellik ise mevsimsel birim kökleri olan zaman serisi modeli ile tahmin edilebilir (Hylleberg vd,1993). Bir serinin mevsimsel birim kök içermesi, serinin mevsimsel entegre olduğu anlamındadır. Deterministik durağan-dışılıktan ayrı olarak, farkı alındığında durağan hale dönüşen süreçlere entegre süreçler denilmektedir. Mevsimsel bileşen bulunması durumunda, yine deterministik trendden ayrı olarak, mevsimsel farkı alınmak suretiyle durağan hale dönüşen süreçlere mevsimsel entegre süreç denir. Mevsimsel entegre olan bir serinin hem uzun dönemde birim kökü hem de mevsimsel frekanslarda birim kökü mevcuttur. Mevsimsel entegre serilerin özellikleri, hemen anlaşılır olmamasına rağmen olağan entegre süreçlerin özelliklerine oldukça benzemektedir. Mevsimsel entegre seriler, şokların sonsuza kadar sürdüğü ve böylece mevsimsel deseni (pattern) tamamen değiştirebilen uzun belleğe (long memory) sahiptir. Mevsimsel örneğin değişmesi durumunda her bir çeyrek yıla karşılık gelen gözlemlerin sırası farklı yönlerde gelişir. Böyle bir mevsimsel entegre sürecin birinci farkları durağan olmaz. Ayrıca, mevsimsel entegre serilerin varyansları serinin başlangıcından itibaren doğrusal bir şekilde artar.

Bir mevsimsel serinin stokastik trend ve stokastik mevsimsel bileşen içerip içermediğini anlamak için Hylleberg, Engel, Granger and Yoo (1990) -kısaca HEGY – çeyrek yıllık veriler için Dickey-Fuller tarzı mevsimsel birim kök geliştirmişlerdir. Konumuz dışında olduğu için çeyrek-yıllık veriler için geliştirilen HEGY testinin teknik açıklamasına burada değinilmeyecektir. Ancak HEGY testini kısaca tanımlamak gerekirse test, birim kökü ilgilenilen frekansta muhafaza edip diğer frekanslardan elimine eden dönüştürülmüş değişkenlerin kullanıldığı yardımcı regresyon üzerine kuruludur. Yardımcı regresyon modeli, ADF testinde olduğu gibi bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri ile artırılabilmesi gibi, modele deterministik mevsimsel kukla değişkenler ile deterministik trend değişkeni de eklenebilir. Tabii bu durumda ilgili kritik değerler de değişmektedir. HEGY testi aynı mantıkla aylık veriler için de genişletilebilir ve bu Beaulieu ve

Miron (1993) tarafından yapılmıştır. Beaulieu ve Miron (1993)'un kullandığı model aşağıdaki gibidir:

$$Y_{13t} = \sum_{k=1}^{12} \pi_k Y_{k,t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Burada $Y_{13t} = (1 - L^{12})X_t$ dir. Denklem (4)'te yer alan Y_{it} 'lerin anlamları ise çalışmanın sonunda Ek-1'de gösterilmiştir. Çeşitli frekanslardaki birim kökleri sınamak için önce denklem (4) OEKK yöntemi ile tahmin edilir. Sıfır ve altı aylık frekanslar (yani π_1 ve π_2) için sırasıyla $\pi_1 = 0$ ve $\pi_2 = 0$ hipotezi, alternatif hipotez $\pi_1 < 0$ ve $\pi_2 < 0$ karşısında sınanır. Bu sınamalar için ilgili parametrelerin t-istatistikleri incelenerek Beaulieu ve Miron (1993)'un hesapladığı kritik değerler ile kıyaslanır. Eğer hesaplanan t-değeri ilgili kritik değerden büyükse boş hipotez reddedilemez. Bunun anlamı, ilgili frekanstaki birim kökün varlığı reddedilemez demektir. Diğer frekanslardaki birim kök sınamaları için, k'nın çift sayı olması durumunda, $\pi_k = 0$ hipotezi iki-yönlü test kullanılarak sınanır. Eğer seri söz konusu frekansta birim kök içeriyorsa çift-sayı katsayı sıfır olur, aksi durumda sıfırdan farklı olur. Fakat bunun tek istisnası $\pi/2$ frekansıdır. $\pi/2$ frekansında (yani 9/12 frekansında) eğer birim kök yoksa katsayı (yani π_4) sıfır değildir. Alternatif hipotez altında çift-sayı katsayı pozitif veya negatif olabilir. Eğer $\pi_k = 0$ hipotezi reddedilemez ise, $\pi_{k-1} = 0$ hipotezi $\pi_{k-1} < 0$ alternatif hipotezi karşısında sınanır. Bu sınama tek-yönlü sınamadır. Bir diğer yol ise, $\pi_{k-1} = \pi_k = 0$ hipotezini F-testi ile sınamaktır. Herhangi bir mevsimsel frekansta birim kök bulunmadığını göstermek için $k = 2$ için ve her bir $\{3,4\}$, $\{5,6\}$, $\{7,8\}$, $\{9,10\}$, $\{11,12\}$ kümesinin en az bir üyesi için π_k sıfırdan farklı olmalıdır (Beaulieu ve Miron,1993:s309).

HEGY testinde olduğu gibi, Beaulieu-Miron testinde de modele sabit terim, mevsimsel kukla değişkenler ve trend gibi deterministik bileşenler ilave edilebilir. Bu durumda model (4) aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir

$$Y_{13t} = \sum_{k=1}^{12} \pi_k Y_{k,t-1} + m_0 t + m_1 + \sum_{k=2}^{12} m_k S_{kt} + \varepsilon_t \quad (5)$$

burada, t = trend, S_k = mevsimsel kukla değişkenler, m_1 = sabit terim (kesme terimi) ve Y_k 'lar yukarıda açıklandığı gibidir. Model (5) de OEKK ile tahmin edilir, fakat test istatistiklerinin asimptotik ve sonlu dağılımları değiştiği için Beaulieu ve Miron (1993)'de çeşitli seçenekler için gösterilen ilgili kritik değerler kullanılmalıdır. Açıkça, tahmin edilen modelde sözkonusu deterministik bileşenlerin tümünün bulunması zorunlu değildir. Ayrıca, hata teriminin otokorelasyonlu olması durumunda, model (4) veya (5)'e bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri ilave edilerek model artırılabilir. İlave gecikmeler test istatistiklerinin asimptotik dağılımlarını etkilemez, fakat sonlu dağılımlarını etkilediği için uygun gecikme uzunluğunun seçilmesi gerekir. Uygun gecikme uzunluğunu belirlemek bilgi kriterleri kullanılabilir.

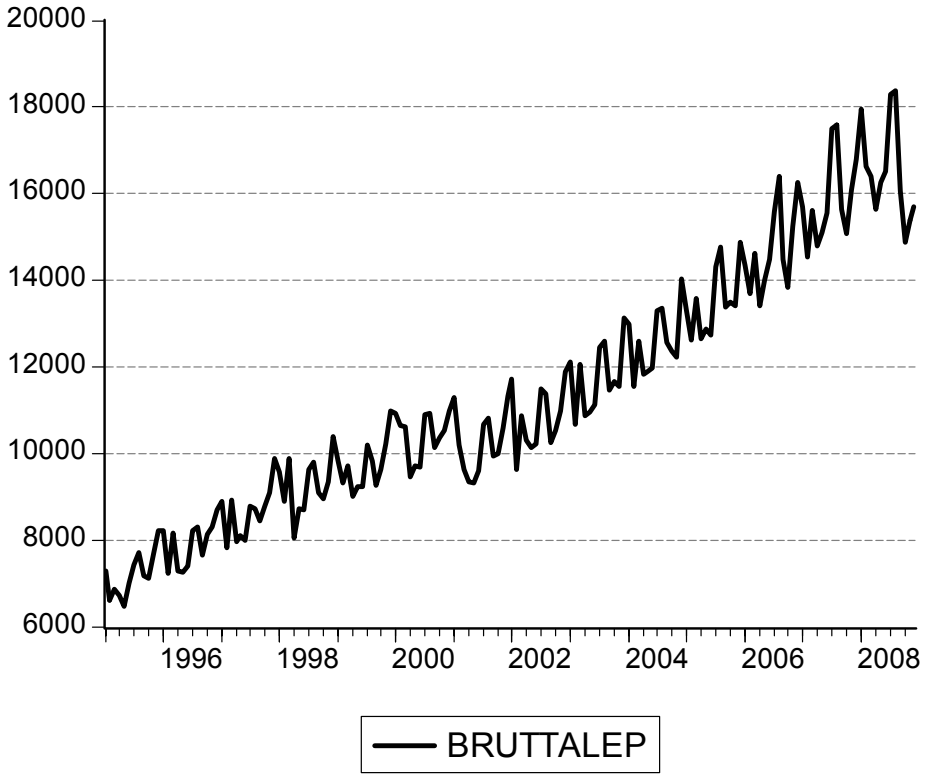
3. Veriler ve Model

Çalışmada kullanılan aylık brüt (Türkiye toplamı) elektrik talebi verileri GWh cinsinden TEİAŞ'ın internet sitesinden alınmıştır². İncelenen dönem 1995-2008 yıllarını kapsayan aylık 168 gözlemden oluşmaktadır. Şekil 1'de gösterilen aylık brüt elektrik talebi verilerinden görülebileceği üzere, talebin söz konusu dönem içinde sürekli artış trendinde olduğu ve aylık dalgalanmaların çok belirgin olduğu gözlemlenmektedir. Örneğin, 1995 yılı başında 7000 GW saat civarında olan elektrik talebi, 2008 yılı başında 17000 GW saat düzeyine ulaşmıştır. Yıl içinde mevsimlik dalgalanmalar ise oldukça belirgindir. Örneğin, son yıllardaki yıl içindeki değişim 3000 GW saate ulaşabilmektedir.

Bu dalgalanmaların nedeninin, gerek hava koşulları ve gün uzunluğu, gerek iktisadi faaliyetler gibi mevsimsel etkenler olduğu düşünülmektedir. Elektrik talebinin mevsimsel dalgalanmalarına ilişkin bilgi sahibi olmak hem elektrik talebinin öngörüsünde hem de serbestleştirilmiş elektrik piyasasında fiyatlama çalışmalarında kullanılabilen önemli bir unsurdur. Zaman serilerinde mevsimselliğin modellenmesi için farklı yöntemler mevcuttur. Nelson vd. (1999) ve Curry (2007) çalışmalarında, mevsimselliğin modellenmesinde ve öngörüsünde yapay sinir ağları yönteminin zayıf performans gösterdiğini bulmuşlardır. Bu nedenle bu çalışmada zaman serileri yöntemleri benimsenmiştir.

² Net elektrik tüketimi verileri TEDAŞ tarafından gerek toplam gerekse sektörler bazında sadece yıllık olarak yayımlanmakta olup aylık veya çeyrek yıllık veriler mevcut değildir. Kurumların, araştırmacıların kullanımına daha çok veri sağlamaları, bu alanda daha kapsamlı araştırmaların önünü açabilecektir.

Şekil 1: Aylık Brüt Elektrik Talebi, 1995-2008 (GWh)



3.1 Mevsimsel Birim Kök Testi

Doğal logaritması alınmış aylık elektrik talebi serisinin deterministik mevsimsellik ile mi yoksa stokastik mevsimsellik ile mi tanımlanabileceğini belirlemek amacıyla yukarıda açıklanan Beaulieu ve Miron (1993) tarafından aylık veriler için geliştirilen mevsimsel birim kök testi kullanılacaktır. Mevsimsel birim kök testi sonuçları Tablo 1’de verilmiştir.

Aylık elektrik talebi verilerine uygulanan mevsimsel birim kök testi sonuçları hem sıfır frekansında (uzun dönemde) hem de diğer mevsimsel frekanslarda birim kök hipotezinin reddedilemediğini göstermektedir.

Tablo 1: Mevsimsel Birim Kök Testi Sonuçları

Sıfır Hipotezi	Test istatistiği	% 5 Kritik Değerler ^a
$\pi_1 = 0$	-0.7304	-3.28
$\pi_2 = 0$	-0.8704	-2.75
$\pi_3 = 0$	-1.6356	-3.24
$\pi_4 = 0$	1.6560	-1.85
$\pi_5 = 0$	-2.3560	-3.24
$\pi_6 = 0$	-1.8101	-1.85
$\pi_7 = 0$	-0.6351	-3.24
$\pi_8 = 0$	0.7943	-1.85
$\pi_9 = 0$	-0.8958	-3.24
$\pi_{10} = 0$	-1.7344	-1.85
$\pi_{11} = 0$	-1.9342	-3.24
$\pi_{12} = 0$	-0.4752	-1.85
$\pi_3 = \pi_4 = 0$	2.365	6.23
$\pi_5 = \pi_6 = 0$	3.922	6.23
$\pi_7 = \pi_8 = 0$	0.505	6.23
$\pi_9 = \pi_{10} = 0$	2.097	6.23
$\pi_{11} = \pi_{12} = 0$	2.078	6.23

^aKritik değerler Beaulieu and Miron (1993)'dan alınmıştır. Regresyonun gecikme uzunluğu iki olarak belirlenmiştir.

3.2 Mevsimsel Stokastik Model

Aylık elektrik talebi serisinde hem uzun dönem hem de mevsimsel frekanslarda birim kök bulunması, aylık brüt elektrik talebinin stokastik trend ve stokastik mevsimsellik ile daha iyi modellenebileceğini göstermektedir. Bu durumda, elektrik talebi modelinin tahmininde deterministik trend veya deterministik kukla değişkenlerin kullanılması spesifikasyon hatasına yol açabilir. Stokastik trend ve mevsimselliği modelleyebilmek için mevsimsel ARIMA, yani SARIMA(p,d,q)×(P,D,Q) modellerini kullanmak daha uygun olacaktır. Bilindiği üzere, ARIMA metodolojisi kullanılarak öngörüsü yapılacak serilerin durağan olması gerekmektedir. İncelenen seride birim kök bulunması, serinin stokastik trendden dolayı durağan olmadığı anlamına gelir. Mevsimsel birim kök testinin gösterdiği hem uzun dönem hem de mevsimsel frekanslarda birim kök olduğu sonuçları dikkate alınarak, doğal logaritması alınmış elektrik talebi serisinin uzun dönem birim kökünü elimine ederek durağan hale getirmek için birinci farkı alınmıştır. Daha sonra mevsimsel birim kökünü kaldırmak için birinci farkı alınmış serinin mevsimsel farkı alınmıştır. Bu sayede, hem trend bileşeni hem de mevsimsel bileşenler stokastik olarak ele alınmaktadır. Birinci ve mevsimsel farkı alınmış logaritmik elektrik talebi serisi $\Delta_{12}(\Delta \ln Y_t)$ için uygun SARIMA(p,d,q)×(P,D,Q) modelinin belirlenmesi için farklı AR, MA, SAR ve SMA kombinasyonlarından oluşan 80 farklı model denenmiştir. Söz konusu 80 farklı model tahminleri arasından Akaike, Hannan-Quinn ve Schwarz bilgi kriterleri dikkate alınarak belirlenen en uygun model SARIMA(0,1,1)×(1,1,1) modeli olmuştur. Belirlenen model daha açık bir şekilde gösterilirse,

$$[1 - c(1,1)L^{12}] \Delta_{12}(\Delta \ln Y_t) = [1 - a(2,1)L] [1 - c(2,1)L^{12}] e_t \quad (6)$$

şeklinindedir. Bu modelin tahmin edilen sonuçları Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tahmin edilen SARIMA katsayıları yüzde 1 anlamlılık düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Ayrıca, birinci farkı ve mevsimsel farkı alınmış bir seri için determinasyon katsayısı oldukça yüksektir.

Tablo 2: SARIMA(0,1,1)×(1,1,1) Modelinin Tahmin Edilmiş Katsayıları

Katsayılar	Tahmin	t-istatistiği	[p-değeri]
c(1,1)	0.936919	21.902	[0.00000]
a(2,1)	0.530203	7.765	[0.00000]
c(2,1)	0.253967	2.64	[0.00828]
R ² = 0.73,		KKT = 0.22164	

Not: KKT kalıntı kareleri toplamıdır.

Yukarıdaki modelde mevsimsel birim kök testi sonucu dikkate alınarak mevsimsellik stokastik olarak belirlenmişti. Alternatif olarak, mevsimselliğin kukla değişkenler yardımıyla deterministik olarak ele alındığı farklı bir SARIMA modeli de denenerek her iki modelin öngörü performansı karşılaştırılacaktır. Mevsimsel kukla değişkenleri barındıran SARIMA(p,d,q)×(P,D,Q) modelinin belirlenmesi için çok sayıda farklı model spesifikasyonu içinden, bilgi kriterleri dikkate alınarak en uygun model SARIMA(1,1,0)×(2,0,1) veya matematiksel gösterimle,

$$[1 - a(1,1)L][1 - c(1,1)L^{12} - c(1,2)L^{24}] \Delta Y_t = [1 - c(2,1)L^{12}] e_t \quad (7)$$

olarak seçilmiştir. Tahmin edilen model Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tahmin edilen SARIMA katsayıları ile üçüncü ayın mevsimsel kukla değişkeni hariç tüm kukla değişkenler yüzde 1 anlamlılık düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Birinci farkı alınmış seriler için determinasyon katsayısı yüksektir. Bununla birlikte, örneklem dönemi içindeki uyum ne kadar iyi olursa olsun, tahmin edilen modelin başarısı, örneklem dışındaki dönemde öngörü performansı ile değerlendirilebilir. Bu nedenle, öngörü başarısı 2009 yılının ilk üç ayındaki fiili brüt elektrik talebi dikkate alınarak değerlendirilecektir. Tablo 4'te SARIMA-1 ile gösterilen seri, denklem 6'daki model, SARIMA-2 ile gösterilen seri, denklem 7'deki model ile yapılan ardışık öngörülerini temsil etmektedir. Modellerin öngörü performansları, 2009 yılı fiili elektrik talebi verileri kullanılarak, tablonun en alt satırında verilen ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) değerleri hesaplanmıştır. Aslında her iki model de düşük hatalı tahmin vermekle

birlikte, SARIMA–1 ile gösterilen seri, denklem 6’daki model ile tahmin edilen, yani hem trend hem de mevsimselliği stokastik olarak alan model, MAPE değerlerine göre göreceli olarak daha iyi bir öngörü performansı ortaya koymaktadır.

Tablo 3: SARIMA(1,1,0)×(2,0,1) ve Mevsimsel Kukla Değişkenli Model

Katsayılar	Tahmin	t-istatistiği	[p-değeri]
b(1)	-0.07663	-56.157	[0.00000]
b(2)	-0.17364	-864.331	[0.00000]
b(3)	0.003303	1.657	[0.09759]
b(4)	-0.15865	-50.04	[0.00000]
b(5)	-0.06909	-38.503	[0.00000]
b(6)	-0.04418	-9.877	[0.00000]
b(7)	0.016843	12.225	[0.00000]
b(8)	-0.05899	-21.995	[0.00000]
b(9)	-0.14213	-67.891	[0.00000]
b(10)	-0.0527	-31.452	[0.00000]
b(11)	-0.02672	-9.72	[0.00000]
b(12)	0.071951	64.893	[0.00000]
a(1,1)	-0.38007	-4.682	[0.00000]
c(1,1)	1.094556	12.099	[0.00000]
c(1,2)	-0.30188	-3.148	[0.00164]
c(2,1)	1.422185	15.197	[0.00000]
$R^2 = 0.90,$		RSS = 0.081348	

Not: KKT kalıntı kareleri toplamıdır

Tablo 4: Kısa Dönemli Öngörüler

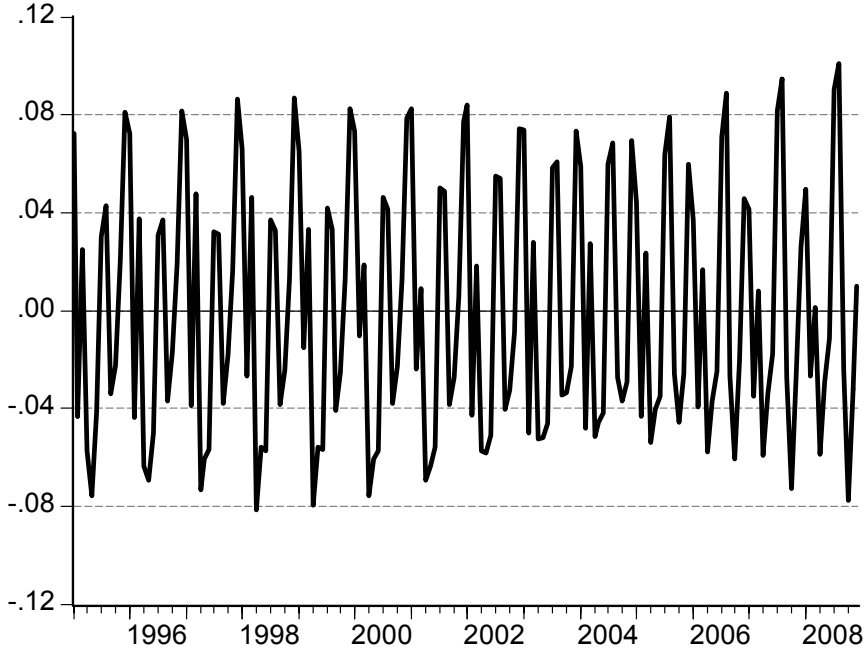
Dönem	Fiili	SARIMA-1	SARIMA-2
Ocak 2009	16.798	16.951	16.335
Şubat 2009	14.952	15.622	14.802
Mart 2009	15.938	15.910	15.435
Nisan 2009		15.034	14.332
Mayıs 2009		15.457	14.586
Haziran 2009		15.741	14.910
Temmuz 2009		17.409	16.374
Ağustos 2009		17.575	16.531
Eylül 2009		15.626	15.035
Ekim 2009		14.899	14.850
Kasım 2009		15.463	15.342
Aralık 2009		16.167	16.463
MAPE		%1.86	%2.31

3.3 Mevsimsel Faktörlerin Tahmini

İkinci kısımda değinilen mevsimsel modellerde, mevsimsel etkiyi ortadan kaldırmak amacıyla geliştirilen yöntemlerden biri TRAMO-SEATS yöntemi olduğu söylenmişti. TRAMO-SEATS yöntemi teknik olarak karmaşık bir yöntem olmakla birlikte, bu programı kısaca açıklamak gerekirse, metod şu mantıkla çalışmaktadır. TRAMO programı bir ön-düzeltilme programıdır. Seride (varsa) bulunan aşırı değer (outlier) ve takvim etkilerini kaldırarak, düzeltilmiş serinin ARIMA tarzında doğrusal stokastik modellerini belirler ve tahmin eder. TRAMO tarafından elde edilen stokastik kısım, daha sonra SEAT programı ile mevsimsel, trend ve düzensiz bileşenlerine ayrılır. Bir başka ifadeyle, SEAT programı, TRAMO tarafından belirlenen ve tahmin edilen doğrusal stokastik modeli kullanarak

gözlemlenmeyen bileşenleri tahmin etmek için optimal filtreleri türetir (Gomez ve Maravall, 1996). Her ne kadar TRAMO-SEATS programı genellikle mevsimsellikten arındırılmış serilerin elde edilmesinde kullanılsa da, gözlemlenmeyen bileşenleri tahmin ettiği için mevsimsel faktörlerin elde edilmesinde kullanılabilir. Bu nedenle, aylık brüt elektrik talebinde aylara göre mevsimsel etkinin ne olduğunu tahmin etmek için TRAMO-SEATS yönteminden yararlanılmıştır. İlk önce çalışmada kullanılan örneklem dönemi için mevsimsel faktörler tahmin edilmiş ve Şekil 2’de gösterilmiştir.

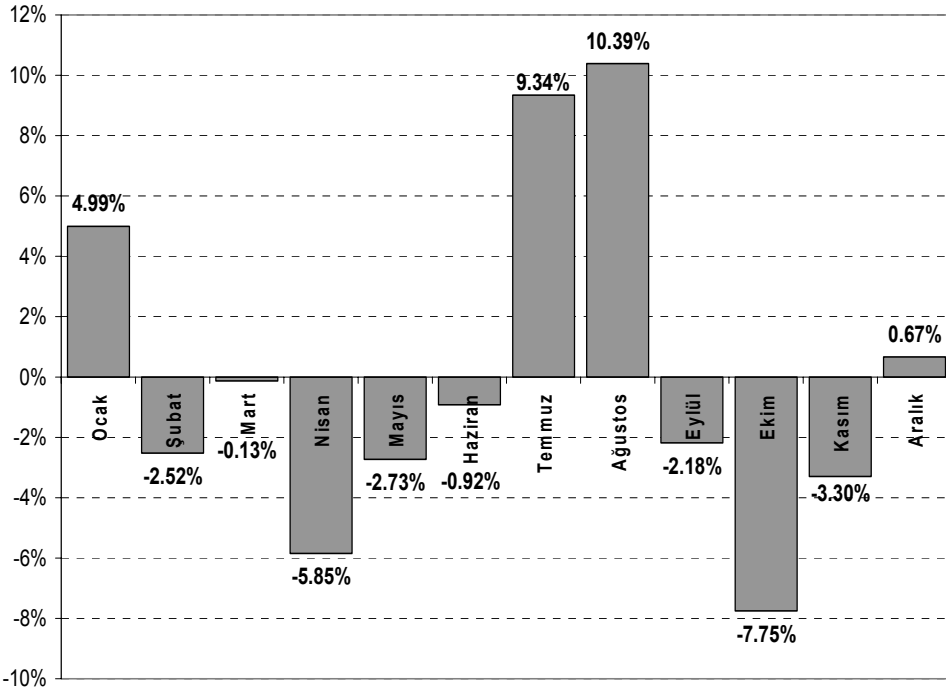
Şekil 2: Aylık Mevsimsel Dalgalanma, 1995-2008



Örneklem dönemi içindeki mevsimsel dalgalanmalar incelendiğinde, mevsimsel örüntünün sabit olmadığı, zaman boyunca değiştiği görülebilmektedir. Böylece, mevsimsel birim kök test sonucunun ortaya koyduğu stokastik mevsimsellik bir anlamda görsel olarak da Şekil 2’de izlenebilmektedir. Yine aynı program kullanılarak 2009 yılı için öngörülen mevsimsel faktörler Şekil 3’te gösterilmiştir. Elektrik talebinin uzun dönemli ortalamasının çok üzerinde olduğu aylar, sırasıyla Ağustos, Temmuz ve Ocak aylarıdır. Uzun dönemli ortalamanın çok altında olduğu

aylar ise, Ekim ve Nisan aylarıdır. Bilindiği üzere, Temmuz ve Ağustos ayları en sıcak aylardır ve turizm faaliyetlerinin en yoğun olduğu dönemdir. Bu nedenle bu aylardaki elektrik talebi artışı artan turist ve dolayısıyla nüfus sayısı ile sıcaklıktan dolayı artan klima ve soğutucu kullanımı ile açıklanabilir. Ocak ayındaki artış da iklim ile açıklanabilecek bir olgudur, ancak Nisan ve Ekim aylarındaki azalış doğrudan iklime bağlanamaz. Bunun nedenleri üzerinde daha ayrıntılı bir çalışma yapılması gerekir, fakat bu çalışmanın kapsamı dışındadır.

Şekil 3: 2009 Yılı İçin Öngörülen Aylık Mevsimsel Faktörler



4. Sonuç

Bu çalışmada Türkiye'nin 1995-2008 dönemini kapsayan, toplam aylık brüt elektrik talebinin mevsimsel etkileri, öncelikle zaman serileri teknikleri ile analiz edilerek mevsimsel yapının özellikleri araştırılmıştır. Bu analizin en önemli sonucu, gerek aylık brüt elektrik talebindeki güçlü mevsimsel dalgalanmaların, gerekse uzun dönemli eğilimin deterministik olmayıp stokastik karakterde olduğunun tespit edilmesidir. Başka bir

ifadeyle, aylık mevsimsel dalgalanmalar ile trend sabit olmayıp zaman içinde değişebilmektedir. Aylık elektrik talebinin bu özelliği dikkate alınarak, ikinci aşamada elektrik talebinin mevsimsel zaman serisi modellenmesinde kullanılmıştır. Trend ve mevsimselliğin stokastik olduğu en uygun doğrusal stokastik model belirlenmiştir. Karşılaştırma yapmak amacıyla, mevsimselliğin deterministik olduğu farklı bir zaman serisi modeli de tahmin edilmiştir. Belirlenen modeller ile 2009 yılının aylık brüt elektrik talebi öngörülerinde elde edilmiştir. Bu öngörüler 2009'un ilk üç ayındaki fiili elektrik talebi ile karşılaştırılarak öngörü performansları hesaplanmış ve öngörülerin başarılı oldukları, fakat stokastik modelin görece olarak daha başarılı olduğu anlaşılmıştır. Bu çalışmanın bir uzantısı olarak, 2009 yılı için öngörülen mevsimsel etkiler de hesaplanmıştır. Bu sonuçlara göre, Ağustos, Temmuz ve Ocak ayları brüt elektrik talebinin uzun dönemli ortalamasının çok üzerinde; Ekim ve Nisan ayları ise brüt elektrik talebinin uzun dönemli ortalamasının çok altında olduğu dönemlerdir. Bu sonuçlar, elektrik arzı ve yedek elektrik potansiyeli açısından yol gösterici olabilir. Daha kapsamlı ayrı bir çalışma ile mevsimsel dalgalanmanın nedenleri araştırılabilir. Sektörlerin elektrik tüketimine ilişkin aylık veya daha küçük frekanslı verilerin sağlanabilir olması durumunda, bu alandaki ampirik çalışmaların daha çok çeşitleneceği açıktır.

Ek-1

$$Y_{1t} = (1 + L + L^2 + L^3 + \dots + L^{11})X_t$$

$$Y_{2t} = -(1 - L + L^2 - L^3 + L^4 - L^5 + L^6 - L^7 + L^8 - L^9 + L^{10} - L^{11})X_t$$

$$Y_{3t} = -(L - L^3 + L^5 - L^7 + L^9 - L^{11})X_t$$

$$Y_{4t} = -(1 - L^2 + L^4 - L^6 + L^8 - L^{10})X_t$$

$$Y_{5t} = -\frac{1}{2}(1 + L - 2L^2 + L^3 + L^4 - 2L^5 + L^6 + L^7 - 2L^8 + L^9 + L^{10} - 2L^{11})X_t$$

$$Y_{6t} = \frac{\sqrt{3}}{2}(1 - L + L^3 - L^4 + L^6 - L^7 + L^9 - L^{10})X_t$$

$$Y_{7t} = \frac{1}{2}(1 - L - 2L^2 - L^3 + L^4 + 2L^5 + L^6 - L^7 - 2L^8 - L^9 + L^{10} + 2L^{11})X_t$$

$$Y_{8t} = -\frac{\sqrt{3}}{2} \left(1 + L - L^3 - L^4 + L^6 + L^7 - L^9 - L^{10} \right) X_t$$

$$Y_{9t} = \frac{1}{2} \left(\sqrt{3} - L + L^3 - \sqrt{3}L^4 + 2L^5 - \sqrt{3}L^6 + L^7 - L^9 + \sqrt{3}L^{10} - 2L^{11} \right) X_t$$

$$Y_{10t} = \frac{1}{2} \left(1 - \sqrt{3}L + 2L^2 - \sqrt{3}L^3 + L^4 - L^6 + \sqrt{3}L^7 - 2L^8 + \sqrt{3}L^9 - L^{10} \right) X_t$$

$$Y_{11t} = \frac{1}{2} \left(\sqrt{3} + L - L^3 - \sqrt{3}L^4 - 2L^5 - \sqrt{3}L^6 - L^7 + L^9 + \sqrt{3}L^{10} + 2L^{11} \right) X_t$$

$$Y_{12t} = -\frac{1}{2} \left(1 + \sqrt{3}L + 2L^2 + \sqrt{3}L^3 + L^4 - L^6 - \sqrt{3}L^7 - 2L^8 - \sqrt{3}L^9 - L^{10} \right) X_t$$

Bu değişkenlerin anlamları ise şöyledir:

Y_{1t} = Mevsimsel birim kökleri elimine eder ama uzun dönem (veya sıfır frekans) birim kökü muhafaza eder.

Y_{2t} = Altı aylık döneme tekabül eden 6/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{3t} = 3/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{4t} = 9/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{5t} = 8/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{6t} = 4/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{7t} = 2/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{8t} = 10/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{9t} = 7/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{10t} = 5/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{11t} = 1/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Y_{12t} = 11/12 frekansındaki birim kökü muhafaza eder.

Kaynakça

- Beaulieu, J.J. and Miron, J.A. (1993) Seasonal Unit Roots in Aggregate U.S. Data, *Journal of Econometrics*, 55, 305-328.
- Brendstrup B., Hylleberg, S., Nielsen, M. O., Skipper, L., and Stentoft, L. (2004) Seasonality in Economic Models. *Macroeconomic Dynamics*, 8, 362-394.
- Ceylan, H., Oztürk, H.K., (2004) Estimating Energy Demand of Turkey Based on Economic Indicators Using Genetic Algorithm Approach. *Energy Conversion and Management* 45, 2525-2537.
- Curry, B. (2007) Neural Networks and Seasonality: Some Technical Considerations, *European Journal of Operations Research*, 179, 267-274.
- Ediger, V.S., Akar, S., (2007) ARIMA Forecasting of Primary Energy Demand by Fuel in Turkey. *Energy Policy* 35, 1701-1708.
- Findley, D.F., Monsell, B.C., Bell, W.R., Otto, M.C. & Chen, B.C. (1998). New Capabilities and Methods of the X12 ARIMA Seasonal Adjustment Program. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 127-177.
- Gomez, V. and Maravall, A. (1996) Programs Seats and Tramo: Instructions for the User *Working Paper No. 9628, Bank of Spain*.
- Gould, P. G., Koehler, A. B., Ord, J. K., Snyder, R. D., Hyndman, R. J., Vahid-Araghi, F. (2008) Forecasting Time Series with Multiple Seasonal Patterns, *European Journal of Operational Research*, 191: 207-222.
- Gyhse, E., Lee, H.S., Siklos, P.L. (1993) On the (Mis)Specification of Seasonality and its Consequences: An Empirical Investigation with U.S. Data, *Empirical Economics*, 18, 747-760.
- Hahn, H., Meyer-Nieberg, S. and Pickl, S. (2009) Electric load forecasting methods: Tools for decision making, *European Journal of Operational Research*, In press.
- Hamzaçebi, C., (2007). Forecasting of Turkey's Net Electricity Energy Consumption on Sectoral Bases. *Energy Policy* 35, 2009-2016.
- Hylleberg, S. (1992) *Modelling Seasonality - Advanced Texts in Econometrics*, Oxford University Press, New York.
- Hylleberg, S. and Mizon, G.E. (1989) Cointegration and Error Correction Mechanisms *Economic Journal*, 99, 113-125.
- Hylleberg, S., Engle, R.F., Granger, C.W.J., Yoo, B.S. (1990) Seasonal Integration and Cointegration, *Journal of Econometrics*, 44, 215-238.
- Hylleberg, S., Jorgensen, C. and Sorensen, N.K. (1993) Seasonality in Macroeconomic Time Series, *Empirical Economics*, 18, 321-335.
- Kunst, R.M. (1993) Seasonal Cointegration, Common Seasonals, and Forecasting Seasonal Series, *Empirical Economics*, 18, 761-776.

- Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgopoulou, E., Lalas, D.P., Moschovits, M., Karagiannis, F., Papakonstantinou, D. (2006) Models for Mid-Term Electricity Demand Forecasting Incorporating Weather Influences, *Energy* 31: 208–227.
- Nelson, M., Hill, T., Remus, W., O'Connor, M. (1999) Time Series Modelling Using Neural Networks: Should the Data Be Deseasonalized First?" *Journal of Forecasting*, 18, 359-367.
- Pardo A, Meneu V, and Valor E. (2002) Temperature and seasonality influences on Spanish electricity load. *Energy Economics*, 24: 55–70.
- Soares L. J. and Souza, L. R. (2006) Forecasting Electricity Demand Using Generalized Long Memory, *International Journal of Forecasting* 22: 17– 28.
- Sümer, K. K., Gökaş, Ö., Hepsağ, A. (2009) The Application of Seasonal Latent Variable in Forecasting Electricity Demand As An Alternative Method. *Energy Policy* 37, 1317–1322.
- Topalli, A.K., Erkmen, I., Topalli, I. (2006) Intelligent Short-Term Load Forecasting in Turkey, *Electrical Power and Energy Systems*, 28, 437-447.
- Yumurtaci, Z., Asmaz, E. (2004) Electric Energy Demand of Turkey for the Year 2050. *Energy Sources* 26, 1157–1164.