

Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Konutlarda Elektrik Tüketimi Düzeylerinin Tahmin Edilmesi

Uğur ERCAN (<https://orcid.org/0000-0002-9977-2718>), Department of Informatics, Akdeniz University, Turkey; e-mail: ugurercan@akdeniz.edu.tr

Sezgin IRMAK (<https://orcid.org/0000-0003-2188-7344>), Department of Management Information Systems, Akdeniz University, Turkey; e-mail: sezgin@akdeniz.edu.tr

Kerim Kürşat ÇEVİK (<https://orcid.org/0000-0002-2921-506X>), Department of Management Information Systems, Akdeniz University, Turkey; e-mail: kcevik@akdeniz.edu.tr

Erokan CANBAZOĞLU (<https://orcid.org/0000-0001-6852-0940>), Department of Computer Technology, Akdeniz University, Turkey; e-mail: erokan@akdeniz.edu.tr

Estimating Electricity Consumption Levels in Dwellings Using Artificial Neural Networks

Abstract

Most of the studies on electricity consumption were conducted using econometric models and statistical methods. Studies that aiming at predicting electricity consumption levels using household characteristics and utilizing machine learning methods couldn't be found in the literature. This study is aiming at presenting a model proposal that predicts the electricity consumption levels in dwellings as lower consumption and higher consumption classes, using household and dwelling characteristics. Artificial Neural Networks were utilized as a machine learning method in modeling phase. Data were gathered from Turkish Statistical Institution's Household Budget Survey. The records having no electricity consumption were removed and mean electricity consumption was determined from remaining 32,765 households. Records above the mean were labelled as high-consumption class and that are below the mean were labelled as low-consumption class. ANN model training was carried out using 24,574 (70%) household data. Remaining 8,191 (30%) household data were used for testing the model. The success of the model was 75.11% at training phase, and it was 65.56% at testing phase. As a result, the model proposal predicting electricity consumption levels using household and dwelling characteristics to contribute electricity production and distribution planning is presented.

Keywords : Artificial Neural Networks, Electricity Consumption, Classification.

JEL Classification Codes : C45, C81, D12.

Öz

Elektrik tüketimine yönelik gerçekleştirilen çalışmaların büyük çoğunluğu ekonometrik modeller ve istatistiksel yöntemler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Literatürde elektrik tüketim düzeylerini, hanehalkı karakteristiklerini kullanarak makine öğrenmesi yöntemleri ile tahmin eden modeller bulunmamaktadır. Çalışmanın amacı, konutlardaki elektrik tüketimi düzeylerini, düşük tüketim ve yüksek tüketim olmak üzere hanehalkı ve konut özelliklerini kullanarak tahmin eden bir model önerisi sunmaktır. Modelleme aşamasında makine öğrenmesi yöntemlerinden Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır. Çalışmada, TÜİK tarafından derlenen hanehalkı bütçe anketi verilerinden elektrik tüketim harcaması olmayan kayıtlar çıkarılarak geriye kalan 32.765 hanenin ortalama elektrik tüketimi belirlenmiş, ortalamanın altında kalan kayıtlar düşük, ortalamanın üstünde kalan kayıtlar ise yüksek tüketim olarak etiketlenmiştir. Yapay Sinir Ağları ile 24.574 (%75) hanenin verisi kullanılarak modelin eğitimi gerçekleştirilmiştir. Geriye kalan 8.191 (%25) hanenin verisi ise eğitilmiş modelin

test edilmesi için ayrılmıştır. Eğitim aşamasında modelin başarımı %75,11, test aşamasında ise %65,56 olarak gerçekleşmiştir. Sonuç olarak hanehalkı ve konut özellikleri kullanılarak elektrik üretimi ve dağıtımı planlamasına katkı verebilecek bir elektrik tüketim düzeyi tahmin modellemesi önerisi sunulmaktadır.

Anahtar Sözcükler : Yapay Sinir Ağları, Elektrik Tüketimi, Sınıflandırma.

1. Giriş

Ekonomik ve sosyal yaşamın geniş bir bölümünde, niteliğinden kaynaklanan kolay kullanım ve diğer avantajları sebebiyle yaygın olarak yararlanılan elektrik enerjisi modern dünyanın vazgeçilmez enstrümanlarından biridir (Akan & Tak, 2003: 21). Elektrik enerjisi ayrıca, günümüz ekonomileri için temel bir girdi olup, üretim sürecinin devamı için de oldukça önemlidir (Akan & Tak, 2003: 21; Ertuğrul, 2011: 51). Nüfus ve sanayileşmeye bağlı olarak Türkiye’de enerji tüketimi, özellikle 1980 sonrasında hızlı bir artış sürecine girmiştir. Bu süreçte tarım kesimi önemini kaybederek sanayi ve hizmetler sektörü ön plana çıkmıştır. Ekonominin genel yapısındaki bu değişim daha fazla enerji kullanımını gerektirdiği için özellikle petrol, doğal gaz ve kömür türü fosil yakıtlara olan talep de yükselmiştir (Mucuk & Uysal, 2009: 106).

Ülkemizde 2019 yılı Eylül ayı sonu itibariyle; 669 adedi hidroelektrik, 68 adedi kömür, 262 adedi rüzgâr, 52 adedi jeotermal, 330 adedi doğal gaz, 6.435 adedi güneş, 253 adedi ise diğer kaynaklı santraller olmak üzere toplam elektrik enerjisi üretim santrali sayısı 8.069 (Lisanssız santraller dâhil) adettir. Yine aynı tarih itibariyle kurulu gücümüzün kaynaklara göre dağılımı, %31,4’ü hidrolik enerji, %28,6’sı doğal gaz, %22,4’ü kömür, %8,1’i rüzgâr, %6,2’si güneş, %1,6’sı jeotermal ve %1,7’si ise diğer kaynaklar şeklindedir. Türkiye elektrik enerjisi tüketimi 2018 yılında bir önceki yıla göre %2,2 artarak 304,2 milyar kWh, elektrik üretimi ise bir önceki yıla göre %2,2 oranında artarak 304,8 milyar kWh olarak gerçekleşmiştir. Elektrik tüketiminin 2023 yılında baz senaryoya göre yıllık ortalama %4,8 artışla 375,8 TWh’e ulaşması beklenmektedir (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2020).

Tablo: 1
Yıllara Göre Kişi Başına Enerji ve Elektrik Tüketimi

| | 2013 | 2014 | 2015 | 2016 | 2017 | 2013-2017 Değişim |
|--------------------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------------|
| Nüfus | 76.667.864 | 77.695.904 | 78.741.053 | 79.814.871 | 80.810.525 | + %5,19 |
| Enerji Tüketimi | 1.517 kep | 1.554 kep | 1.641 kep | 1.707 kep | 1.798 kep | + %16,46 |
| Elektrik Tüketimi (Net) | 2.568 kWh | 2.669 kWh | 2.760 kWh | 2.875 kWh | 3.059 kWh | + %17,08 |
| Elektrik Tüketimi (Brüt) | 3.132 kWh | 3.243 kWh | 3.325 kWh | 3.438 kWh | 3.672 kWh | + %15,71 |

Kaynak: Elektrik Üretim Anonim Şirketi (EÜAŞ, 2017; EÜAŞ, 2019).

Tablo 1, Türkiye’de 2013-2017 yıllarına ait kişi başına enerji, elektrik tüketim değerlerini ve yüzde değişim değerlerini göstermektedir. Tablo 1’e göre kişi başı elektrik tüketim (net, brüt) ve enerji tüketim değerlerinin giderek arttığı görülmektedir. 2013-2017 arası nüfus büyüklüğü yaklaşık %5 düzeyinde artarken, aynı periyotta kişi başı net elektrik tüketimi yaklaşık %17 düzeyinde arttığı görülmektedir. Nüfus artış hızı ile elektrige olan

talep hızı arasındaki farklılık nedeniyle elektrik üretimi ve elektrik dağıtımını yapan şirketler açısından alt yapı oluşturma ve planlama yapma önem kazanmaktadır.

Tablo 2, Yıllar itibariyle mesken ve diğer tüketim türleri bazında elektrik tüketiminin, toplam elektrik tüketimi içerisindeki payını göstermektedir. Tablo 2'ye göre 2018 yılı itibariyle en çok elektrik tüketiminin sırayla; sanayi, mesken, ticarethanelerde gerçekleştirildiği görülürken, son yıllarda, mesken ve ticarethanelerde elektrik tüketim yüzdelерinin birbirine yakın olduğu görülmektedir.

Tablo: 2
Elektrik Tüketiminin Tüketim Türü Bazında Dağılımı

| Yıl | Toplam Tüketim Miktarı (GWh) | Mesken | Ticaret | Resmi Daire | Sanayi | Aydınlatma | Diğer |
|------|---------------------------------|--------|---------|-------------|--------|------------|-------|
| | | | | | | | |
| 1970 | 7,308 | 15,9 | 4,8 | 4,1 | 64,2 | 2,6 | 8,4 |
| 1980 | 20,398 | 21,5 | 5,6 | 3,0 | 63,8 | 1,4 | 4,7 |
| 1990 | 46,820 | 19,6 | 5,5 | 3,1 | 62,4 | 2,6 | 6,8 |
| 2000 | 98,296 | 24,3 | 9,5 | 4,2 | 49,7 | 4,6 | 7,7 |
| 2010 | 172,051 | 24,1 | 16,1 | 4,1 | 46,1 | 2,2 | 7,4 |
| 2015 | 217,312 | 22 | 19,1 | 3,7 | 47,6 | 1,9 | 5,7 |
| 2016 | 231,204 | 22,2 | 18,8 | 3,9 | 46,9 | 1,8 | 6,4 |
| 2017 | 249,023 | 21,8 | 19,8 | 4,1 | 46,8 | 1,8 | 5,7 |
| 2018 | 258,232 | 21,1 | 20,4 | 4,6 | 45,6 | 1,8 | 6,5 |

Kaynak: TÜİK (2020).

Literatür taraması sonucunda incelenen çalışmaların büyük çoğunluğu ekonometrik modeller ve istatistiksel yöntemler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Son dönemlerde popüler olan makine öğrenmesi yöntemlerinden birisi de yapay sinir ağları (YSA)'dır. Literatürde elektrik tüketim sınıflarının, hanehalkı karakteristikleri kullanarak YSA ile ne ölçüde başarılı olacağını tahmin eden modeller bulunmamaktadır. Tablo 1'den görüldüğü üzere, nüfus artış hızı ile elektrik tüketim hızı arasında fark yıllar geçtikçe artmaktadır. Bu nedenden dolayı, bu çalışmanın, elektrik üretimi ve elektrik dağıtımını yapan şirketlere planlama yaparken katkı sağlaması açısından önemli olacağı düşünülmektedir. Ayrıca, gerçekleştirilen çalışma ile hanehalkı elektrik tüketimi problemine yeni bir bakış açısı getirilmektedir.

Çalışmanın amacı, Türkiye'de konutlarda elektrik tüketimi sınıflarının düşük tüketim ve yüksek tüketim olmak üzere hanehalkı karakteristikleri (Örneğin hanehalkı büyüklüğü, gelir, hanehalkı reisinin eğitim durumu, vb.) kullanılarak Yapay Sinir Ağları (YSA) ile tahmin edilmesine yönelik bir model önerisi sunmaktır. Bu çalışmada Türkiye İstatistik Kurumu Hanehalkı Bütçe Araştırması 2009-2012 yılları verilerinden yararlanılmıştır. İlk olarak Türkiye'de yaşayan hanelere ait elektrik tüketim verileri düşük (1) ve yüksek (2) olarak tüketim sınıflarına ayrılmıştır. Daha sonra hanehalkı karakteristikleri kullanılarak ilgili hanenin tüketim sınıfının YSA modeli ile tahmin edilmesine çalışılmıştır.

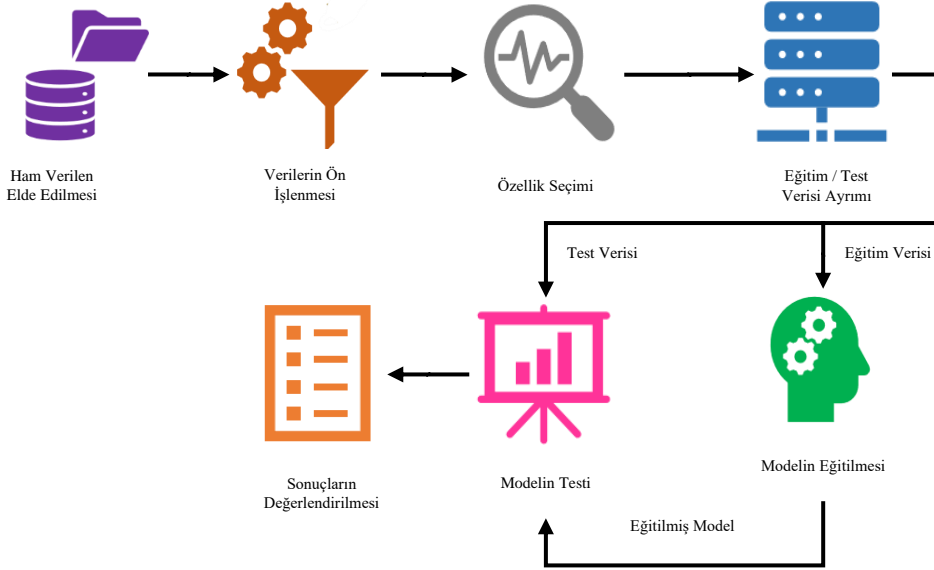
İlgili literatürün incelenmesi sonucunda hanehalkı elektrik enerjisi tüketiminin konut büyüklüğü, konut türü, inşaatın yılı, harcanabilir hanehalkı geliri, hanehalkı reisinin cinsiyeti ve eğitim düzeyi, pencere açma davranışı, hanedeki çocuk ve yaşlı varlığı, kır-kent durumu, coğrafi alan, elektrikli ve elektronik cihazların varlığı gibi birçok sosyoekonomik, demografik ve hane karakteristiklerinden etkilendiği görülmüştür. Bu çalışmada ilk bölüm

giriş ve literatür taramasına ayrılmıştır. İkinci bölümde çalışmada kullanılan veriler ve yöntemlerden bahsedilmiştir. Üçüncü bölümde elde edilen veriler ile önerilen modelin uygulaması sonucu ortaya çıkan bulgular sunulmuştur. Son bölümde ise çalışma sonucunda ortaya çıkan verilerin literatüre katkısı ve literatürden farklı yönleri tartışılmıştır.

2. Veri ve Yöntem

Gerçekleştirilen çalışmada elektrik tüketimi yapan hane halkının elektrik tüketimini etkileyen özellikleri ortaya çıkartmak için makine öğrenmesi temelli bir model oluşturulmuştur. Sistemin tasarımında literatürde sınıflandırma problemlerinde sıklıkla kullanılan Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılmıştır. Çalışma kapsamında gerçekleştirilen sistemin akış şeması Şekil 1’de verilmiştir.

Şekil: 1
Sistemin Aşamaları



Çalışmada kullanılan veriler 2009-2012 yılları arasında TÜİK tarafından derlenen Hanehalkı Bütçe Anketine aittir (TÜİK, 2009, 2010, 2011, 2012). TÜİK tarafından, belirtilen her bir yıla ait üçer adet farklı veri dosyası bulunmaktadır. Bunlar; fert karakteristikleri, hane karakteristikleri ve harcama değerleridir. İlk aşamada, TÜİK’in sağladığı hanelere ait özniteliklere göre elektrik tüketim verileri elde edilmiştir. Dört yıla ait verilere gerekli ön işleme, birleştirme ve temizleme işlemleri gerçekleştirilmiş daha sonra veri setleri birleştirilerek tek bir veri dosyası oluşturulmuştur. Elde edilen son veri setinde toplam 40.033 adet hane kaydı bulunmaktadır. Ön işleme aşamasında 7.268 hanede elektrik tüketimi değerinin olmadığı gözlemlenmiştir. Bu kayıtlar elektrik tüketimi tahmini

probleminden çıkartılmıştır. Geriye kalan 32.765 haneye ait elektrik tüketiminin ortalaması alınmış ve ortalamanın ($\bar{X} = 75,15$ TL) altında kalan kayıtlar düşük tüketim (1), ortalamanın üstünde kalanlar ise yüksek tüketim (2) olarak sınıflandırılmıştır.

İkinci aşamada çalışmada kullanılan veri setinde yer alan hanelere ait 125 adet fert ve hane karakteristiğinden öznitelik seçimi yapılarak 49 adet anlamlı ve değeri 0 olmayan karakteristik değeri giriş değişkeni olarak belirlenmiştir.

Üçüncü aşamada, önceki aşamada belirlenen hanehalkı karakteristikleri kullanılarak bu tüketim sınıfları YSA ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Verilerin eğitim ve test olarak ayrılması sağlanmış ve eğitim verisi ile YSA modeli eğitilmiştir. Sonrasında ise test verileri ile eğitilen model test edilmiştir.

YSA modelinin yapılandırılması süreci kavramsal olarak bir kısım veri setinin yapay sinir ağına gönderilmesiyle başlar ve yapay sinir ağı bir çıktı değeri tahmin eder. Bu tahmin değeri, gerçek (veya doğru) değer ile bir geri bildirim biçimi ile karşılaştırılır. Eğer tahmin doğru ise ağ başka bir faaliyet göstermez. Eğer tahmin yanlış ise yapay sinir ağı, kestirimin kalitesini arttırmak için hangi iç parametrelerin ne şekilde düzeltilmesi gerektiğini belirlemek için kendi kendisini analiz eder. Bu parametre ayarlamaları yapıldıktan sonra yapay sinir ağı veri setinin başka bir bölümünü alır ve süreci tekrar eder. Bu süreç içerisinde zamanla yapay sinir ağı büyük oranda doğru bir modele yakınsamaya başlar (Marakas, 2003: 130-131).

YSA güçlü ve genel amaçlı veri madenciliği yöntemlerinden biridir; kestirim, sınıflandırma ve kümeleme problemlerinde uygulanabilir. Bu alanda yapılan güncel çalışmalar YSA'nın güçlü örüntü sınıflandırma ve kestirim kapasitelerini kanıtlamışlardır (Zhang, 2004: 1). Geniş bir yelpazede ve birçok alanda problemlerin çözümünde kullanılabilen çok güçlü ve esnek sayısal araçlardan biri olan YSA sınıflandırma, örüntü tanıma ve eşleştirme, örüntü tamamlama, optimizasyon ve kontrol gibi alanlarda yaygın olarak kullanılır (Pham vd., 2006: 307; Tsetsekas vd., 2006: 2987).

Şekil 2'de genel bir YSA mimarisi gösterilmiştir. YSA Giriş Katmanı, Gizli Katman ve Çıkış Katmanı olmak üzere üç katmandan meydana gelir.

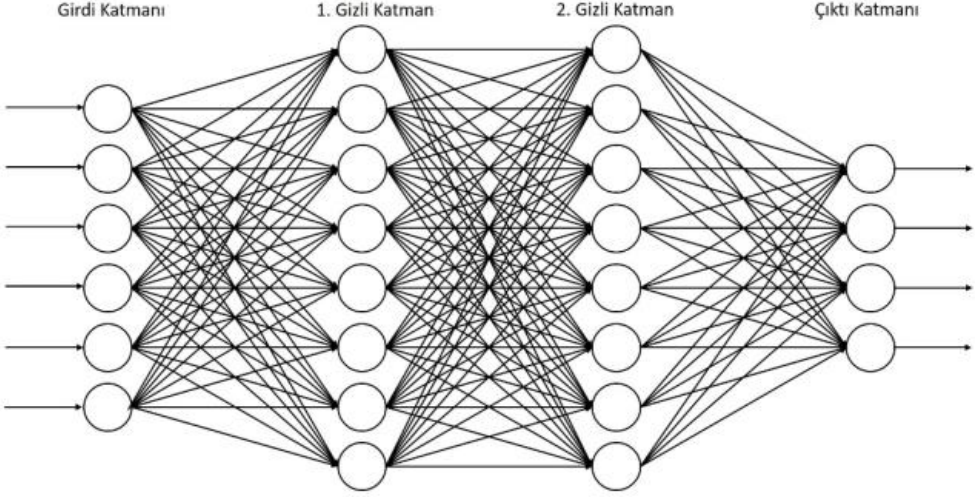
Giriş Katmanı: Modelin giriş bilgileri gizli katmana bu katmandaki hücreler vasıtasıyla aktarılır.

Gizli Katman: Giriş katmanından alınan veriler proses işlemine tabi tutularak işlenir ve çıkış katmanına aktarılır. Bu katman birden fazla olabilir. Ağın derinliği buradaki katman sayısı ve her bir gizli katmandaki nöron sayısı ile belirlenir.

Çıkış Katmanı: Gizli katmandan gelen veriyi kullanarak bir çıktı değeri üretmek ile yükümlü katmandır. Bu katmandan alınan değerler sistemin sonuçlarıdır.

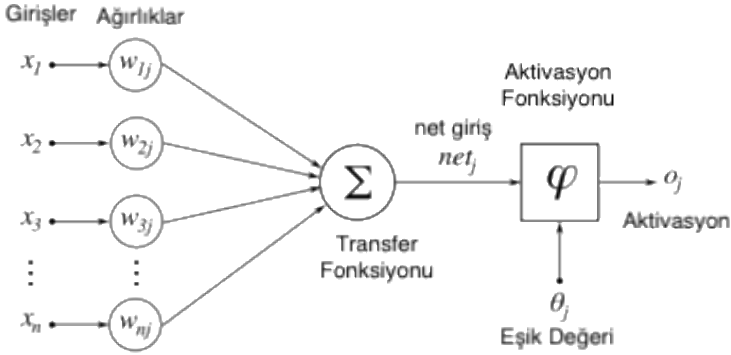
Her katmanda bulunan ve işlemleri gerçekleştiren proses elemanların genel yapısı Şekil 3'de verilmiştir (Çevik & Dandıl, 2012: 21).

Şekil: 2
Standart Bir Yapay Sinir Ağı Tasarımı



Kaynak: Hornik, Stinchcombe, & White, 1989: 361.

Şekil: 3
Yapay Nöron (Proses Eleman) Yapısı



Girdiler: Proses elemana dış dünyadan gelen verilerdir. Girdiler ağın öğrenmesi istenilen örneklerin bilgilerini içerirler.

Ağırlıklar: Proses elemana gelen verinin önemini ve eleman üzerindeki etkisini gösterir. Şekil 3'de gösterilen w_{2j} değeri x_2 girdisinin proses eleman üzerindeki etkisini göstermektedir.

Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu): Proses elemana gelen net girdiyi bulabilmek adına; gelen her bilgi kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır.

Aktivasyon Fonksiyonu: Proses elemanın girişine karşılık üreteceği net çıktıyı belirlemek için kullanılan fonksiyonlardır.

Hücrenin Çıktısı: Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir elemana gönderilir (Çevik & Koçer, 2013: 40).

YSA' da hücre eleman bağlantılarının ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemine ağırlık eğitilmesi denir. Başlangıçta bu değerler rastgele belirlenir. Ancak daha sonra çıktı değerlerine göre bu ağırlık değerleri tekrar tekrar değiştirilerek gerçek durumuna erişir. Eğitim verisinin tamamlanmasından sonra eğitilmiş olan ağırlık değerlerinin son durumuna göre, verilen herhangi bir veri setinin sonucunu tahmin edebilmektedir. Buna da ağırlık öğrenmesi denir (Haykin, 2010: 125).

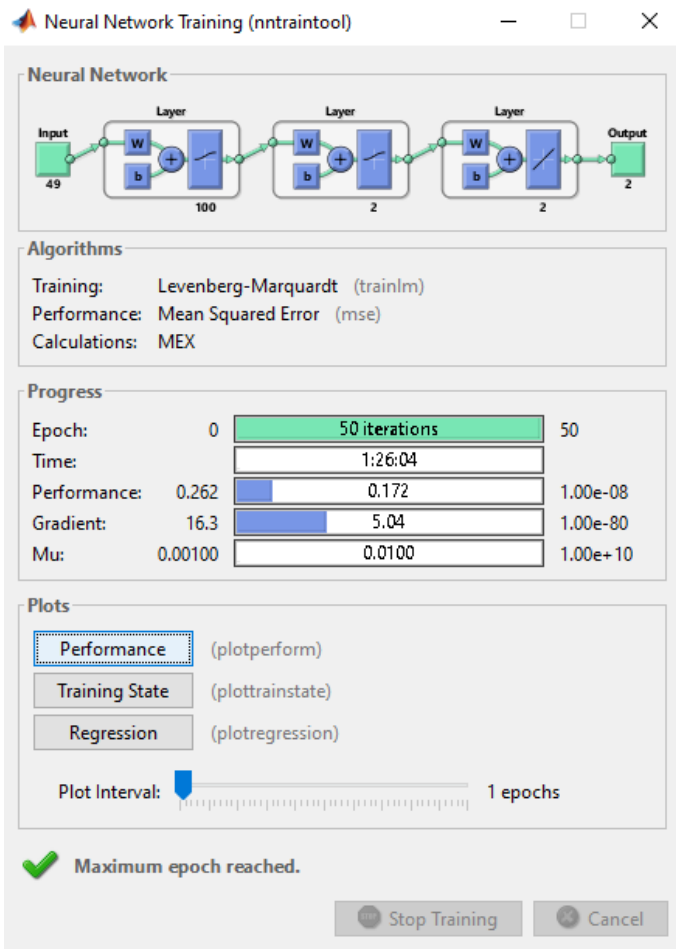
3. Bulgular

YSA modelinin eğitimi için kullanılan veri, toplam verinin %70'ini (24.574 hane) oluşturmaktadır. Bu veri ile YSA modeli eğitildikten sonra sistemin performansını test etmek için, modele hiç gösterilmemiş kayıtların verilmesi gerekmektedir. Bu değerler de veri setinin eğitim aşamasında kullanılmayan kısmı olan %30'unu (8.191 hane) temsil etmektedir. Herhangi bir veri manipülasyonuna yol açmamak adına eğitim ve test verilerinin belirlenmesi tamamen rassal olarak yapılmıştır.

Veri setinde yer alan hanelere ait fert ve hane karakteristikleri (125 adet karakteristik), gerekli literatür incelemesinden elde edilen ve elektrik tüketimini etkileyeceği düşünülen karakteristikler belirlenerek elde 49 karakteristik giriş değişkeni olarak YSA'ya verilmiştir. Hanehalkının elektrik tüketim düzeyi (1-Düşük Tüketim, 2-Yüksek Tüketim) ise YSA'nın çıktı değişkeni olarak belirlenmiştir. Dolayısıyla YSA modeli 49 giriş ve 2 çıkış değişkeninden oluşturulmuştur. Gizli katman sayısı 1 olarak belirlenmiş ve bu katmana 100 adet nöron yerleştirilmiştir. Matlab paket programı ile gerçekleştirilen yazılım ile tasarlanan modelin eğitimi yaklaşık 1 saat 26 dakika sürmüştür. Eğitim süreci bilgileri Şekil 4'de gösterilmiştir.

Eğitim işlemi sonucunda 32.765 kayıt için elde edilen metriklere göre eğitim başarı oranının %75,11 olduğu, test başarı oranının ise %64,56 olduğu belirlenmiştir. İki sınıfın olduğu makine öğrenmesi sınıflandırma problemlerinde performansın tam olarak elde edilebilmesi bazı metrikler kullanılmaktadır. Bu metrikler sınıflandırma sonucunda ortaya çıkan karışıklık matrisi (confusion matrix-CM) kullanılarak ortaya çıkartılır. CM tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki benzerlik sayılarının bir tabloda gösterilmesidir. Tabloda bulunan bu değerler Doğru Pozitifler (True Positives-TP), Doğru Negatifler (True Negatives-TN), Yanlış Pozitifler (False Positives-FP) ve Yanlış Negatifler (False Negatives-FN)'dir. Sınıflandırma problemlerinde kullanılan metrikler eşitlik 1-5'de belirtilmiştir (Chen vd., 2020: 5).

Şekil: 4
Elektrik Tüketimi Problemi İçin Tasarlanan YSA Modeli ve Eğitim İşlemi Sonucu



$$\text{Kesinlik (Precision): } \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$\text{Duyarlılık (Recall/ Sensitivity): } \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Doğruluk (Accuracy): } \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3)$$

$$\text{Specificity (Özgünlük): } \frac{TN}{TN+FP} \quad (4)$$

$$\text{Negatif tahmin oranı (Negative predictive rate): } \frac{TN}{TN+FN} \quad (5)$$

$$\text{Pozitif tahmin oranı (Positive predictive rate): } \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

Tablo 3
Eğitim ve Test Aşamasının Karşıtlık Matrisi

| | | Gerçek Değerleri | | | |
|------------------------|---|------------------|------|--------------|------|
| | | Eğitim Aşaması | | Test Aşaması | |
| | | 0 | 1 | 0 | 1 |
| Tahmin Edilen Değerler | 0 | 9244 | 3229 | 2685 | 1517 |
| | 1 | 2889 | 9212 | 1286 | 2603 |

Gerçekleştirilen çalışmanın Eğitim ve Test verileri için Karşıtlık Matrisi Tablo 3’de verilmiştir. Eğitim ve Test işlemi sonucunda ortaya çıkan Karşıtlık Matrisi incelendiğinde sistemin ayırt ediciliğini ölçen metrikler elde edilebilir. Bu metrikler Tablo 4’de gösterilmiştir.

Tablo 4
Performans Metrikleri

| Metrik | Eğitim Değerleri | Test Değerleri |
|---|------------------|----------------|
| Kesinlik (Precision) | 0,7411 | 0,6389 |
| Doğruluk (Accuracy) | 0,7510 | 0,6456 |
| Specificity (Özgünlük) | 0,7404 | 0,6317 |
| Negatif tahmin oranı (Negative predictive rate) | 0,7612 | 0,6704 |
| Pozitif tahmin oranı (Positive predictive rate) | 0,7411 | 0,6389 |

Tablo 4 incelendiğinde Doğruluk (Accuracy) değeri sistemin genel başarısını göstermektedir. Doğruluk değerine göre tasarlanan model 0.7510 (%75,1) eğitim ve 0.6456 (%64,56) test başarısı elde etmiştir. Negatif ve pozitif değerlerin tahmin oranları incelendiğinde sistemin negatif değerleri %2 oranında daha iyi belirleyebildiği gözlemlenmiştir. Kesinlik ve özgünlük değerleri ise birbirlerine oldukça benzerdir. Dolayısıyla sistemin kararlılığı yaklaşık olarak %74 eğitim ve %63 test değeri ile ortaya çıkmaktadır. Tablonun geneline bakıldığında ise tasarlanan sistemin elektrik kullanımı sınıflandırılması problemi için başarılı olduğu söylenebilir.

4. Sonuç

Konutlarda tüketilen elektriğin düzeyi ve hangi hanehalkı karakteristik özelliklerine bağlı olarak değiştiğinin belirlenmesi elektrik enerjisi üretim ve dağıtım planlaması için önemlidir. Konut ve hanehalkı özellikleri doğrultusunda tüketim sınıflarının tahmini de yine benzer biçimde önemlidir. Aynı zamanda enerji israfının önlenmesi, üretilmiş enerjinin daha verimli kullanılabilmesi hedeflerinin gerçekleştirilmesine de katkı sağlayabilecektir.

Bu çalışmada öncelikle konutlardaki elektrik tüketim değerleri düşük tüketim ve yüksek tüketim olmak üzere belirlenmiştir. Buradan tüketim sınıfını ifade eden yeni bir değişken tanımlanmış ve bu yeni değişken tüketim sınıfını tahmin edecek bir yapay sinir ağı modelleme çalışmasında çıktı değişkeni olarak kullanılmıştır. Yapay sinir ağının girdi değişkenleri olarak ise hanehalkı ve konutlara ilişkin özellikler kullanılmıştır.

Yapay sinir ağının hanehalkı ve konut özelliklerini kullanarak elektrik tüketim sınıfını tahmin etmesinde eğitim aşamasında %75,11 ve test aşamasında %64,56’lık bir doğru tahmin yüzdesi başarıyı gerçekleştirmiştir. Sınıfların kendi içindeki başarımlar incelendiğinde hem eğitim hem de test verilerinin sınıf dağılımlarının orantılı olduğu gözlemlenmiştir. Dolayısıyla YSA modelinin dengeli ve başarılı bir sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Sonuç olarak bu çalışmada konutlardaki elektrik tüketim düzeylerinin hanehalkı ve konut özelliklerine göre tahmin edilebilmesi için bir yöntem önerisi oluşturulmaya çalışılmıştır. Bundan sonra yapılacak çalışmalarda tahmin başarımını daha da iyileştiren yöntemler elde edilmesi amaçlanabilir ve bu yolla elektrik enerjisi üretim, dağıtım ve tüketiminde, elde edilen sonuçların planlamaya önemli bir katkısı olabilir.

Kaynaklar

- Akan, Y. & S. Tak (2003), “Türkiye elektrik enerjisi ekonometrik talep analizi”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 17(1-2).
- Bartusch, C. & M. Odlare & F. Wallin & L. Wester (2012), “Exploring variance in residential electricity consumption: Household features and building properties”, *Applied Energy*, 92, 637-643.
- Bedir, M. & E.C. Kara (2017), “Behavioral patterns and profiles of electricity consumption in dutch dwellings”, *Energy and Buildings*, 150, 339-352.
- Besagni, G. & M. Borgarello (2018), “The determinants of residential energy expenditure in Italy”, *Energy*, 165, 369-386.
- Brounen, D. & N. Kok & J.M. Quigley (2012), “Residential energy use and conservation: Economics and demographics”, *European Economic Review*, 56(5), 931-945.
- Chen, W. vd. (2020), “Modeling flood susceptibility using data-driven approaches of naïve bayes tree, alternating decision tree, and random forest methods”, *Science of The Total Environment*, 701, 1-11.
- Çevik, K.K. & E. Dandıl (2012), “Yapay Sinir Ağları İçin NET Platformunda Görsel Bir Eğitim Yazılımının Geliştirilmesi”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 5(1), 19-28.
- Çevik, K.K. & H.E. Koçer (2013), “Parçacık sürü optimizasyonu ile yapay sinir ağları eğitimine dayalı bir esnek hesaplama uygulaması”, *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 17(2), 39-45.
- Du, G. & W. Lin & C. Sun & D. Zhang (2015), “Residential electricity consumption after the reform of tiered pricing for household electricity in China”, *Applied Energy*, 157, 276-283.
- Emeç, H. & A. Altay & E. Aslanpay & M.O. Özdemir (2015), “Türkiye’de enerji yoksulluğu ve enerji tercihi profili”, *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 52(608), 9-21.
- Ertuğrul, H.M. (2011), “Türkiye’de elektrik tüketimi büyüme ilişkisi: dinamik analiz”, *Enerji, Piyasa ve Düzenleme*, 2(1), 49-73.
- Esmailoakher, P. & T. Urmee & T. Pryor & G. Baverstock (2016), “Identifying the determinants of residential electricity consumption for social housing in Perth, Western Australia”, *Energy and Buildings*, 133, 403-413.
- EÜAŞ (2017), *Elektrik Üretim Sektör Raporu*. Ankara: Araştırma Planlama ve Koordinasyon Dairesi Başkanlığı İstatistik ve Araştırma Müdürlüğü.

- EÜAŞ (2019), *Elektrik Üretimi ve Ticari Sektör Raporu*, Ankara: Strateji Geliştirme Dairesi Başkanlığı Stratejik Planlama Müdürlüğü.
- Filippini, M. & S. Pachauri (2004), "Elasticities of electricity demand in urban Indian households", *Energy Policy*, 32(3), 429-436.
- Güloğlu, B. & E. Akın (2014), "Türkiye'de Hane Halkları Elektrik Talebinin Belirleyicileri: Sıralı Logit Yaklaşımı", *Siyaset, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 2(3), 1-20.
- Haykin, S. (2010), *Neural Networks and Learning Machines*, 3/E: Pearson Education India.
- Hornik, K. & M. Stinchcombe & H. White (1989), "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural Networks*, 2(5), 359-366.
- Huang, W.-H. (2015), "The determinants of household electricity consumption in Taiwan: Evidence from quantile regression", *Energy*, 87, 120-133.
- Khanna, N.Z. & J. Guo & X. Zheng (2016), "Effects of demand side management on Chinese household electricity consumption: Empirical findings from Chinese household survey", *Energy Policy*, 95, 113-125.
- Kim, M.-J. (2018), "Characteristics and determinants by electricity consumption level of households in Korea", *Energy Reports*, 4, 70-76.
- Liao, H.-C. & T.-F. Chang (2002), "Space-heating and water-heating energy demands of the aged in the US", *Energy Economics*, 24(3), 267-284.
- Marakas, G.M. (2003), *Modern data warehousing, mining, and visualization: core concepts*, Prentice Hall Upper Saddle River, NJ.
- McLoughlin, F. & A. Duffy & M. Conlon (2012), "Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: An Irish case study", *Energy and Buildings*, 48, 240-248.
- Mucuk, M. & D. Uysal (2009), "Türkiye ekonomisinde enerji tüketimi ve ekonomik büyüme", *Maliye Dergisi*, 157, 105-115.
- Özcan, K.M. & E. Gülay & Ş. Üçdoğruk (2013), "Economic and demographic determinants of household energy use in Turkey", *Energy Policy*, 60, 550-557.
- Pham, D. & M. Packianather & E.Y.A. Charles (2006), "A novel self-organised learning model with temporal coding for spiking neural networks", in: *Intelligent Production Machines and Systems*, Elsevier, 307-312.
- Rahut, D.B. & S. Das & H. De Groote & B. Behera (2014), "Determinants of household energy use in Bhutan", *Energy*, 69, 661-672.
- Sakah, M. vd. (2019), "A study of appliance ownership and electricity consumption determinants in urban Ghanaian households", *Sustainable Cities and Society*, 44, 559-581.
- Sánchez-Sellero, M.-C. & P. Sánchez-Sellero (2019), "Variables determining total and electrical expenditure in Spanish households", *Sustainable Cities and Society*, 48, 101535.
- Selçuk, I.Ş. (2018), "Türkiye hanehalkı elektrik tüketim yapısı: elektrikli ev aletleri ve enerji verimliliği", *Fiscaoeconomia*, 2(2), 125-140.
- T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2020), *Elektrik*, <<https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Elektrik>>, 03.04.2020.
- Tsetsekas, C.A. & A.G. Fertis & I.S. Venieris (2006), "Dynamic Application Profiles using Neural Networks for adaptive quality of service support in the Internet", *Computer Communications*, 29(15), 2985-2995.

TÜİK (2009), *2009 TÜİK Hane Halkı Bütçe Anketi Verileri*, Ankara.

TÜİK (2010), *2010 TÜİK Hane Halkı Bütçe Anketi Verileri*, Ankara.

TÜİK (2011), *2011 TÜİK Hane Halkı Bütçe Anketi Verileri*, Ankara.

TÜİK (2012), *2012 TÜİK Hane Halkı Bütçe Anketi Verileri*, Ankara.

TÜİK (2020), *Çevre ve Enerji, Net Elektrik Tüketiminin Sektörlere Göre Dağılımı*, <<http://www.tuik.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>>, 03.05.2020.

Wiesmann, D. & I.L. Azevedo & P. Ferrão & J.E. Fernández (2011), "Residential electricity consumption in Portugal: Findings from top-down and bottom-up models", *Energy Policy*, 39(5), 2772-2779.

Yohanis, Y.G. & J.D. Mondol & A. Wright & B. Norton (2008), "Real-life energy use in the UK: How occupancy and dwelling characteristics affect domestic electricity use", *Energy and Buildings*, 40(6), 1053-1059.

Yoo, S.-H. (2005), "Electricity consumption and economic growth: evidence from Korea", *Energy Policy*, 33(12), 1627-1632.

Zhang, G.P. (2004), *Neural networks in business forecasting*: IGI global.

Zou, B. & B. Luo (2019), "Rural household energy consumption characteristics and determinants in China", *Energy*, 182, 814-823.

Ek Tablo: 1 Literatür Özeti

| S. No | Çalışmanın Yılı | Çalışmanın Yazarları | Çalışmanın Yapıldığı Yer | Veri Dönemi | Metot | Sonuçlar |
|-------|-----------------|-----------------------------------|--------------------------|-------------|--|---|
| 1 | 2019 | Sanchez-Sellero & Sanchez-Sellero | İspanya | 2014 | Temel Bileşenler Analizi, Kümeleme Analizi, Regresyon Modeli | Elektrik harcamalarını etkileyen faktörlerin; konut yüzey büyüklüğü, hanehalkı büyüklüğü, ısıtma sistemi, sıcak su sistemi ve bina tipi olduğu görülmüştür |
| 2 | 2019 | Sakah vd. | Gana | 2017 | Çoklu Regresyon Modeli | Konutun alan büyüklüğü, hanehalkı geliri ve hanehalkı büyüklüğü arttıkça elektrik tüketimi artmaktadır. Klima, dondurucu, vantilatör, buzdolabı ve televizyon gibi bazı cihazların sahipliğinin hanehalkı elektrik tüketiminin önemli belirleyicileri arasında olduğu görülmüştür |
| 3 | 2019 | Zou & Luo | Çin | 2015 | Tanımlayıcı istatistikler ve Tobit Regresyon Modeli | Hanehalkı reisinin cinsiyetinin enerji tüketiminde etkisi olmadığı görülmüşken, hanehalkı reisinin yaşının etkili olduğu görülmüştür. Hanehalkı reisinin eğitim düzeyi ile elektrik tüketimi arasında pozitif bir ilişki olduğu görülmüşken, hanehalkı reisinin ve eşinin tarım dışı bir işte çalışması elektrik tüketimini artırdığı görülmüştür. Hanehalkı büyüklüğünün ve konut oturma alanının artmasının elektrik tüketimini artırdığı görülmüştür |
| 4 | 2018 | Besagni & Borgarello | İtalya | 2015 | CART ve Regresyon Modeli | Sosyoekonomik faktörlerin, elektrik enerjisi harcaması bakımından, konut faktörlerine ve elektrikli cihazlara göre daha yüksek bir açıklama gücüne sahip olduğu bulunmuştur |
| 5 | 2018 | Kim | Kore | 2015 | T-testi, ki-kare testi ve çoklu regresyon modeli | Düşük düzeyde elektrik tüketen haneler sosyo-demografik, konut ve elektrik tüketimi karakteristikleri bakımından yüksek düzeyde elektrik tüketen hanelere göre farklılık göstermektedir. Yüksek tüketim grubunda yer alan haneler, düşük düzeyde tüketim grubunda yer alan hanelere kıyasla; orta yaşlı, yüksek eğitimli, serbest meslek sahibi, yüksek geliri, hanehalkı büyüklüğünün dörtten fazla olduğu, Seul veya büyükkşehirde ikamet ettiği, büyük konut alanına sahip ve karışık soğutma sistemine sahip olma oranları daha yüksektir |

| | | | | | | |
|----|------|----------------|------------|--------------------------|---|--|
| 6 | 2018 | Selçuk | Türkiye | 2003-2016 | Tanımlayıcı istatistikler | Hanelerde ise elektrik kullanımının büyük bir kısmının elektrikli ev aletlerinden kaynaklandığı görülmüştür. 2003-2016 yılları arasında on dört yıllık bir süreçte hanelerin elektrik tüketiminin arttığı görülmüştür. |
| 7 | 2017 | Bedir & Kara | Hollanda | 2008 | Tanımlayıcı istatistikler, Faktör analizi, Korelasyon analizi | Davranış kalplarının, özellikle pişirme, (kişisel) temizlik gibi ev faaliyetlerine, aydınlatma ve cihaz kullanımı gibi davranışlar temel alınarak bulunabileceği gösterilirken, davranış profillerinin ise hanehalkı büyüklüğü, gelir, eğitim, konut türü, yaş, dışarda çalışma saatlerine göre belirlenebileceği belirtilmiştir |
| 8 | 2016 | Khanna vd. | Çin | 2013 | Tanımlayıcı istatistikler, T-testi, Regresyon Analizi | Daha kalabalık hanehalkının daha fazla elektrik tüketmeye meyilli olduğu, konut büyüklüğü arttıkça elektrik tüketimlerinin arttığı, hanehalkı reisinin eğitim düzeyinin de elektrik tüketiminde etkili olduğu görülmüştür. |
| 9 | 2016 | Esmaceli vd. | Avustralya | 2014-2015 | Tanımlayıcı istatistikler, frekans analizi ve neden sonuç analizi | Oturulan konutun alanı, hanehalkı büyüklüğü, harcanebilir hanehalkı geliri ve hanehalkı reisinin cinsiyeti karakteristikleri elektrik tüketimindeki değişimi açıklamada anlamlı olduğu görülürken, hanedeki çocukların varlığı ve pencere açma davranışları gibi faktörlerin elektrik kullanımındaki değişiklikleri tam olarak açıklamadığı görülmüştür |
| 10 | 2015 | Du vd. | Çin | 2013 | Regresyon Analizi | Enerji fiyatı, hanehalkı geliri, kır/kent durumu ve demografik nitelikler gibi faktörlerin konut elektrik tüketiminde önemli etkilere sahip olduğu görülmüştür. |
| 11 | 2015 | Emeç vd. | Türkiye | 2012 | Multinomial Regresyon Modeli | Hanehalkı büyüklüğü ile elektrik enerjisi tüketimi arasında ters bir orantı olduğu görülmüştür. Lise mezunu olanlarda Elektrik tüketiminin ilkökul mezunlarına göre 1,3 kat arttığı görülmüştür. Kırsal bölgede yaşayanların kentte yaşayanlara 4.8 kat daha fazla elektrik enerjini kullandıkları görülmüştür. Hanelerin düşük gelir seviyelerinde daha fazla, yüksek gelir seviyelerinde ise daha az odun, kömür, elektrik, tezek ve diğer enerji tercihlerinde buldukları görülmüştür. Eğitim seviyesi düşük olanların yakıt tercihlerinde diğerlerine nazaran daha pahalı altyapı gerektiren doğalgaz ve elektrik gibi modern enerjileri en az tercih ettikleri görülmüştür. |
| 12 | 2015 | Huang | Tayvan | 1985-2015 | Regresyon modeli, Blinder-Oaxaca Ayrışması | 1985-1995, 1995-2005, 2005-2015 periyotlarında elektrik tüketimindeki değişikliklerin farklı sosyoekonomik ve demografik faktörlerden kaynaklandığı görülmüştür. Bütün periyotlarda hanehalkı büyüklüğü, gelir, konut alanı, elektrikli alet sayıları (klima, elektrikli su ısıtıcısı, televizyon, çamaşır makinesi), ücretli çalışan sayısı, evin iş amaçlı kullanılıp-kullanılmaması ve kat sayısı karakteristiklerinin elektrik tüketimini etkilediği görülmüştür. |
| 13 | 2014 | Güloğlu & Akın | Türkiye | 2008 | Genelleştirilmiş Sıralı Logit Regresyon Modeli | Hanehalkı elektrik tüketiminin hane halkına ait konut tipi, konutun alan büyüklüğü, hanehalkı yapısı, hanehalkının reel geliri gibi değişkenlerin yanında klima, derin dondurucu, mikro fırın, çamaşır makinesi vb. elektrikli aletlerin hanede bulunmasına göre değiştiği görülmüştür. |
| 14 | 2014 | Rahut vd. | Butan | 2007 | Tanımlayıcı istatistikler, Multinomial Logit Regresyon | Kullanılan enerjinin seçimini gelir seviyesi, hanehalkı reisinin yaş, eğitim ve cinsiyeti, elektrik erişimi ile konum karakteristiklerinin etkilediği görülmüştür |
| 15 | 2013 | Özcan vd. | Türkiye | 2002-2003-2004-2005-2006 | Tanımlayıcı istatistikler, Multinomial Logit Regresyon | Hanehalkının aylık geliri veya hanehalkı refahının genel olarak enerji tercihleri üzerinde belirgin bir etkiye sahip olduğu görülürken, bireylerin yaşlarının ve eğitim seviyelerinin enerji tercihlerinde önemli bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Oda sayısının elektrik seçimi üzerinde herhangi bir etkisi bulunmadığı görülürken, kentsel alanda yaşayanların, kırsal alanda yaşayanlara göre ısıtma için elektrikli daha fazla kullandıkları görülmüştür. Ayrıca hanehalkı büyüklüğü ve konut tipinin de elektrik tüketimini etkilediği görülmüştür. |
| 16 | 2012 | Bartusch vd. | İsveç | - | T-testi, Anova, UniAnova | Coğrafi alan, ısıtma sistemi, hanehalkı büyüklüğü, aile kompozisyonu, yapım yılı, elektrikli su ısıtıcısı ve elektrikli yerden ısıtma değişkenlerinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmüştür |

| | | | | | | |
|----|------|---------------------|---------------|----------------------|---|---|
| 17 | 2012 | Brounen vd. | Hollanda | 2008 2009 | Regresyon Modeli | Müstakil ve yarı müstakil evlerde elektrik tüketiminin, sıra evler veya apartmanlara göre çok daha fazla olduğu görülmüştür. Çocuklu hanelerin (özellikle gençler) diğer hanelerden daha fazla elektrik tükettiği görülmüştür. Hanedeki elektrik tüketiminin hanehalkı kompozisyonu değişikliği sonucuna ulaşılmıştır |
| 18 | 2012 | McLoughlin vd. | İrlanda | 2009 | Tanımlayıcı istatistikler, Regresyon Modeli | Konut tipi, yatak odası sayısı, hanehalkı reisinin yaşı, hanehalkı kompozisyonu, sosyal sınıf, su ısıtma ve pişirme tipi karakteristiklerinin, toplam elektrik enerjisi tüketimi üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Maksimum elektrik talebi hane bileşiminden, su ısıtma ve pişirme tipinden önemli ölçüde etkilenmiştir. Maksimum talep ve çoğu ev eşyası arasında güçlü bir ilişki olduğu görülürken, özellikle kurutma makinesi, bulaşık makinesi ve elektrikli ocaklar en büyük etkiye sahip cihazlar olarak belirlenmiştir. |
| 19 | 2011 | Wiessman vd. | Portekiz | 2001 2005 2006 | Tanımlayıcı istatistikler, Regresyon Modeli | Hanehalkı ve konut özelliklerinin, hanehalkı elektrik tüketiminde önemli bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Gelir, cihaz sayısı ve alan karakteristiklerinin kişi başına düşen elektrik tüketimini artırdığı görülürken, hanehalkı büyüklüğü arttıkça kişi başına düşen elektrik tüketim miktarının azaldığı görülmüştür. Kentte yaşayan hanehalkları, kırsalda yaşayanlara göre kişi başına daha fazla elektrik tükettikleri görülmüş, oda sayısı karakteristiklerinin istatistiksel olarak önemli olmadığı görülmüştür |
| 20 | 2008 | Yohanis vd. | Kuzey İrlanda | 2004 2005 | Tanımlayıcı istatistikler, Regresyon Modeli | Konut tipi, konutun yeri, büyüklüğü mülkiyet durumu, ev aletleri sayısı, hanehalkı büyüklüğü, geliri, yaşı gibi hanehalkı sakinlerinin niteliklerinin, elektrik tüketiminde önemli etkilerinin olduğu görülmüştür. |
| 21 | 2005 | Yoo | Kore | 1970-2002 | Zaman Serisi | Diğer koşullar sabit olduğunda reel gelirdeki artışın elektrik tüketimini artırdığı sonucuna ulaşılmıştır. Plazma televizyon, yüksek hızlı kablolu ve/veya kablosuz internet bağlantısının elektrik tüketimini teşvik ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Elektrik tüketimindeki bir artışın ekonomik büyümeyi doğrudan etkilediği ve ekonomik büyümenin daha fazla elektrik tüketimini de tetiklediği belirtilmiştir. |
| 22 | 2004 | Filippini & Pachuri | Hindistan | 1993 1994 | Regresyon Modeli | Demografik ve coğrafi değişkenlerin elektrik talebinin belirlenmesinde önemli olduğu görülmüştür |
| 23 | 2003 | Akan & Tak | Türkiye | 1970-2000 | Zaman Serisi, Regresyon Modeli | Kurulan elektrik talep modellerinde uzun dönem gelir esnekliklerinin kısa dönem gelir esnekliklerinden büyük olduğu sonucuna ulaşılrken, konut için elektrik talebinin gelir esnekliği 1'den küçük olduğu sonucuna ulaşılmıştır |
| 24 | 2002 | Liao & Chang | A.B.D. | 1993 | Multinomial Logit Regresyon | Yaşlılar ile gençlerin enerji tüketimlerinin önemli ölçüde birbirinden farklı olduğu görülmüştür. Yaşlıların ev ısıtma için daha az elektrik tükettikleri görülürken, 80 yaş üstü bireylerin alan ısıtması için daha fazla elektrik kullandığı görülmüştür. Ev ısıtma için kullanılan enerjinin yaşla beraber arttığı görülürken, suyu ısıtmak için kullanılan enerjinin azaldığı görülmüştür |