

## Üretim Sektöründe Elektrik Tüketim Tahmini ve Alarm Sistemi

Ayşe İrem Kilitci<sup>1\*</sup>, Irem Duzdar Argun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Bilgisayar Mühendisliği / Fen Bilimleri Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Türkiye

<sup>2</sup>Endüstri Mühendisliği / Mühendislik Fakültesi, Düzce Üniversitesi, Türkiye

\*(iremkitici@hotmail.com)

**Özet** – Elektrik, üretim sektöründe en çok kullanılan enerji çeşididir. Üretim sektöründe, harcanan elektrik enerjisi maliyeti ve sürdürülebilirliği doğrudan etkilemektedir. Elektrik arzı güvenliğinin sağlanabilmesi için doğru elektrik tahminleri yapılabilir. Üretim sektöründe, dijitalleşmeyle birlikte, üretimden veriler toplanmakta ve veriler üzerine işlem yapılabilir. Bu çalışmada beyaz eşya üreten bir firmanın fırın işletmesinde kullanılan makinelerin harcadığı elektrik enerjisinden yola çıkarak, tahminleme modelleri uygulanmıştır. Belli bir zaman aralığında üretimde kullanılan bir makinenin harcadığı elektrik enerjisi verisi alınır ve tahminleme modelleri uygulanır. Bu sayede bir sonraki dönem için harcanacak elektrik enerjisi tahmin edilir ve maliyet hesabı yapılır. Ek olarak, üretim sektöründe dijitalleşmenin katkısıyla, makineden alınan elektrik enerjisi verilerinde olağan dışı sapmalar olduğunda makine için uyarı sistemi oluşturulur. Yapılan çalışmada; elektrik enerjisi değerli ve kıt bir kaynak olduğundan planlı tüketim ve stratejik kararlara temel oluşturabilmesi amacıyla modelleme başarısı yüksek alternatif tahmin modelleri analiz edilmektedir.

**Anahtar Kelimeler** – Elektrik Tüketim, Tahmin Modeli, Veri Madenciliği, Üretimde Dijitalleşme, ARIMA

### I. GİRİŞ

Elektrik enerjisi hayatımızın vazgeçilmez bir unsurudur. Üretim sektörü için de aynı durum geçerlidir. Üretimde sektöründe sürekli, kaliteli ve güvenli bir üretim için elektrik oldukça önemlidir. Üretim sektöründe, üretim arttıkça elektrik tüketimi de doğru orantılı olarak artmaktadır. İşletmede kullanılan makinelerin tükettiği elektrik enerjisi bazen olağan dışı olmaktadır. Bu durum işletme için kaçınılmaz bir maliyet artışına, kalitesiz ve verimsiz bir üretime neden olur.

Rekabetin her geçen gün daha da artması işletmeler özelinde her türlü kaynağın en verimli şekilde kullanılmasını bir zorunluluk haline getirmiştir. Bu zorunluluk; verimlilik ölçümlerinin, alınması gereken önlemlerin ve atılması gereken adımların işletmelerde daha da ciddiye alınmasına neden olmuştur. Öte yandan sürekli bir gelişim gösteren teknolojinin de etkisiyle üretim ortamlarında gerek üretim teknolojileri ve kalite kontrol faaliyetleri, gerekse de işletme içindeki organizasyonel ve operasyonel faaliyetlerde önemli

değişimler yaşanmıştır. Bu değişimlerin yaşandığı her alanda değişimi yakalamak isteyen işletmeler için verimliliğin ölçülmesi ve izlenmesi de zorunlu hale gelmiştir [1].

Üretim sektöründe dijitalleşme ile üretimde kullanılan makinelerden alınan elektrik tüketim verileri kayıt altına alınabilmektedir. Böylelikle makinelerden alınan veriler sayesinde her bir makine için tüketim analizleri ve maliyet hesabı yapılabilir.

Hem orta hem de uzun dönemli talep tahminleri, elektrik şebekesinin stratejik planlama ve bakım faaliyetlerinin zamanlanması, yeni üretim ve iletim kapasitelerinin kurulması ve uzun vadeli talep tarafı yönetimi gibi şebekenin geliştirilmesine yönelik faaliyetler açısından oldukça önemlidir [2, 3].

Bu çalışmada beyaz eşya üreten bir firmanın fırın işletmesinde kullanılan makinelerden alınan elektrik tüketim verileri kullanılmıştır.

## II. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu araştırmanın ana materyali (beyaz eşya?) fırın işletmesi sektöründe kullanılan makinelerden alınan elektrik tüketim verileridir. Makinelerden alınan elektrik tüketim verileri üzerinde ARIMA metodu kullanılarak elektrik tüketimi tahmin edilmiştir. Fırın işletmesinde bir makineden alınan 2019, 2020 ve 2021 yıllarına ait elektrik tüketimleri alınmıştır.

Elektrik tüketim veri seti üzerinde ön işleme yapılarak öncelik boş değer (NaN) ve olağan dışı sapma veri kontrolü yapılmıştır.

```
Q1 = df.RaporValue.quantile(0.25)
Q2 = df.RaporValue.quantile(0.5)
Q3 = df.RaporValue.quantile(0.75)
Q4 = df.RaporValue.quantile(1)
IQR = Q3 - Q1

print("Q1-->", Q1)
print("Q3-->", Q3)
print("Q2-->", Q2)
print("Q4-->", Q4)
print("IQR-->", IQR)
print("Alt sınır: Q1 - 1.5 * IQR-->", Q1 - 1.5 * IQR)
print("Üst sınır: Q3 + 1.5 * IQR-->", Q3 + 1.5 * IQR)
```

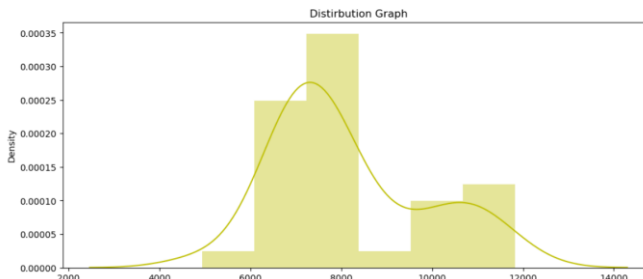
```
Q1--> 6290.0
Q3--> 10420.0
Q2--> 8290.0
Q4--> 263068900.0
IQR--> 4130.0
Alt sınır: Q1 - 1.5 * IQR--> 95.0
Üst sınır: Q3 + 1.5 * IQR--> 16615.0
```

Şekil 1-Ön İşleme Adımı

Şekil 1’de ön işleme ile ilgili elektrik tüketim verilerinden alt ve üst limit değerleri hesaplanmıştır. Alt değer ve üst değer dışındaki değerler veri setinden çıkartılmıştır.

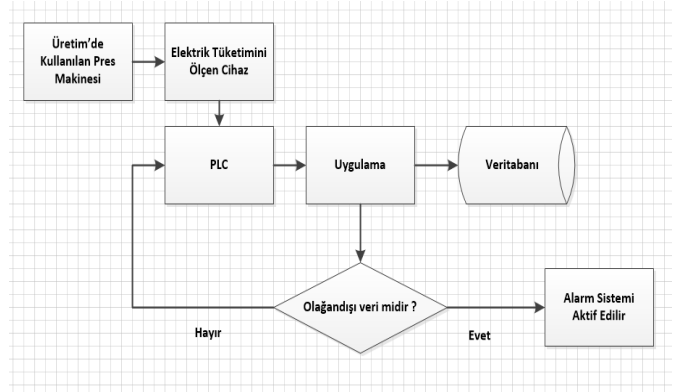
Tarih-Saat:	TR1-SY01->TR1 MasterPack ->Aktif Enerji	TR1-SY01->TR1 MasterPack ->Endüktif ReAktif Enerji	TR1-SY01->TR1 MasterPack ->Kapasitif ReAktif Enerji
20.03.2023 00:01	2.673,8	N/A	4.718,6
21.03.2023 00:01	2.832,2	N/A	4.939,9
22.03.2023 00:01	2.961,9	N/A	4.968,3
23.03.2023 00:01	2.721,0	N/A	5.079,4
24.03.2023 00:01	2.865,1	N/A	4.672,1
25.03.2023 00:01	2.804,9	N/A	4.444,7
26.03.2023 00:01	N/A	N/A	266,4

Şekil 2-Makineden Alınan 1 Haftalık Enerji Tüketim Verileri



Şekil 3-Bir Makinenin 3 Yıllık Elektrik Tüketim Grafiği

Şekil 3’de Fırın İşletmesine ait üç yıllık elektrik tüketim verileri için ön işleme sonrası, elektrik tüketim dağılımı grafikte gösterilmiştir.



Şekil 4-Alarm Sistemi Algoritması

Olağan dışı veriler için Şekil 4’te Alarm Sistemi algoritmasından görülmektedir. Üretim makinesinin elektrik tüketim ölçen cihaz mevcuttur. Elektrik tüketiminden alınan veriler PLC sayesinde okunur. Uygulama PLC’de yazan değeri belirlenen dönemlerde okur. Okuduğu veriyi veri tabanına kaydeder ve olağan dışı bir veri ile karşılaşır ilgili birime uyarı sinyali gönderir. İlgili birim makinede oluşan hatayı kontrol eder.

Fırın İşletmesine ait 2019,2020 ve 2021 ait elektrik tüketim verileri için ARIMA metodu kullanılmıştır.

ARIMA Yöntemi:

Box-Jenkins tahmin modelleri Zaman Serisi Analizlerinde sık kullanılan bir tahmin yöntemidir. İlk olarak 1976 yılında Box ve Jenkins tarafından tanımlanan model ARIMA modelleri olarak bilinir. Box-Jenkins tahmin modelleri üzerinde analiz yapılırken serilerin durağan bir davranış göstermesi yani serilerin varyans, ortalama ve kovaryansları değerlerinin dönem boyunca sabit kalması gerekmektedir. Durağanlığın sağlanması zaman serisi analizinde klasik regresyonun geçerli olması açısından önemlidir. Box-Jenkins yönteminde analizlerin doğru yapılması açısından durağan olmayan zaman serilerinin durağan olması sağlanmaktadır [4].

Zaman serileri analiz yönteminde ARIMA modeli olasılıksal bir süreç olarak anılmaktadır. Bu sebeple bu model doğrusal, olasılıksal ve kesikli zaman serisine sahip verilerde kullanılır [5]. ARIMA modeli incelendiğinde AR ve MA modellerinin birleşiminin farkı alınmış şekli olarak

ifade edilmektedir. Zaman serilerinde durağan bir davranış göstermeyen fakat farkı alınarak durağan yapılan zaman serileri durağan olmayan zaman serileri olarak ifade edilmektedir[8].

ARIMA modeli ifade edilirken geleneksel olarak ARIMA(p, d, q) şeklinde gösterilir. Modelde yer alan p parametresi oto-regresyon modelinin düzeyini, d parametresi zaman serisinin kaç defa farkının alındığını, q parametresi ise hareketli ortalama modelinin düzeyini göstermektedir. [8] Modelde bağımlı olarak ifade edilen değişkenin gelecek tahminleri, bağımsız değişkeninin geçmişte elde edilen verileri ve meydana gelen hataları şeklinde ifade edilmektedir. ARIMA modelinin matematiksel ifadesi Denklem 1’de görülmektedir [4].

$$Y_t = Z + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

Denklem 1

$Y_t$  bir ve birden fazla kere farkı alınmış zaman serisini oluşturmaktadır. Diğer parametreler ise şu şekildedir;

Z: sabit

$\theta_p$ : AR model parametresi

$\theta_j$ : MA model parametresi

$\varepsilon_t$ : Hata

Modeller analiz edilirken zaman serisinin durağan olup olmadığı zaman serisinin varyansı, ortalaması ve kovaryansı zaman içerisinde farklılık göstermiyor ise bu zaman serisinin durağan olduğunu gösterir. Durağanlık analizi Dickey-Fuller (DF) ve Phillips-Perron (PP) testleri aracılığıyla tespit edilebilir. Dickey Fuller denklemi aşağıda gösterilmiştir [7].

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon \quad (5)$$

Denklem 2

$H_0: \rho=1$  (Durağan Olmama Durumu)

$H_1: \rho<1$  (Durağan Olma Durumu)

Hipoteze göre  $\rho=1$  olduğunda zaman serisinin durağan olmadığı,  $\rho<1$  olduğunda ise zaman serisinin durağan olduğu ifade edilir [8].

ACF (Autocorrelation Function) olarak adlandırılan otokorelasyon fonksiyon grafiği de durağanlığın

tespit edilmesi hususunda araştırmacılara yol göstermektedir. ACF grafiğinde gecikme uzunluğuna paralel olarak zaman serisi çizgileri yavaş bir şekilde azalarak uzun çizgiler ile eksen kesmekte ise zaman serisinin durağan olmadığı anlaşılmakta ve model üzerinde fark alma işleminin uygulanması gerekmektedir [8].

Modelin uygulununun sınanması için ise bazı testler uygulanmaktadır. Literatürde yaygın olarak kullanılan testler bilgi teorisine bağlı olarak AIC (Akaike’s Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) yöntemi ve  $R^2$  belirleme katsayısıdır. AIC yönteminde amaç veri tipinin uygunluğuna göre modelin tasarlanması iken BIC gerçek modelin tanımlanması için oluşturulmuş bilgi ölçütüne dayalı bir yöntemdir [6].

AIC ve BIC bilgi ölçütleri aşağıdaki denklemdeki gibi gösterilmektedir:[9]

$$AIC = -2 \cdot \ln(L) + 2 \cdot k$$

Denklem 3

$$BIC = -2 \cdot \ln(L) + 2 \cdot \ln(N) \cdot k$$

Denklem 4

L: olasılık değeri

N: yapılan ölçüm sayısı

k: Tahmin edilen parametre sayısı

Uygun model seçilirken en büyük  $R^2$  değeri ile beraber minimum AIC ve BIC değerlerine sahip model seçilir. [8]

```
def ad_test(dataset):
    dftest = adfuller(dataset, autolag = 'AIC')
    print("1. ADF : ", dftest[0])
    print("2. P-Value : ", dftest[1])
    print("3. Num Of Lags : ", dftest[2])
    print("4. Num Of Observations Used For ADF Regression:", dftest[3])
    print("5. Critical Values :")
    for key, val in dftest[4].items():
        print("\t", key, ": ", val)

ad_test(df2['Value'])
```

```
1. ADF : -1.8754586910567317
2. P-Value : 0.3436927091263968
3. Num Of Lags : 0
4. Num Of Observations Used For ADF Regression: 34
5. Critical Values :
   1% : -3.639224104416853
   5% : -2.9512301791166293
  10% : -2.614446989619377
```

Şekil 5- Python Verilerin Durağan Kontrolü

Şekil 5’te verilerin durağan olmadığı görülmüştür. Bu verilerin durağan hale getirmek için ARIMA Modelin “d” parametresi 0.343 olarak verilmiştir.

```

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=0.48 sec
ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=576.643, Time=0.02 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=578.584, Time=0.06 sec
ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=578.738, Time=0.05 sec
ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=574.765, Time=0.03 sec
ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=580.495, Time=0.12 sec

```

```

Best model: ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0]
Total fit time: 0.773 seconds

```

Şekil 6-En iyi ARIMA parametrelerini belirleme

Şekil 6’da en iyi ARIMA modeli (0,1,0) olarak belirlenmiştir.

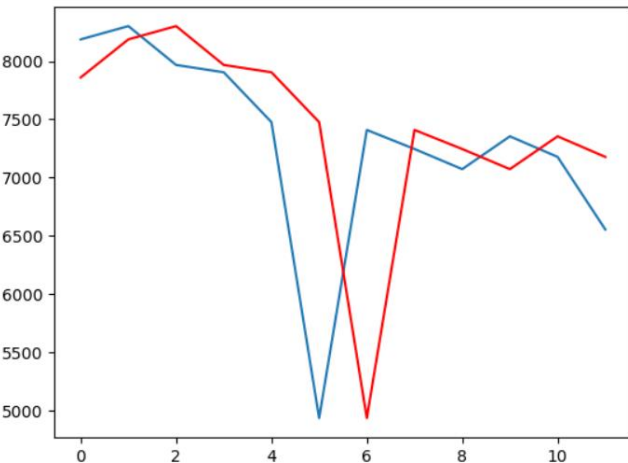
### III. BULGULAR

Fırın işletmesi için 2019, 2020 ve 2021 yıllarına ait üretimde kullanılan bir makineden alınan elektrik tüketim verileri ele alınmıştır. Bu veriler üzerinde ön işleme sonrasında ARIMA yöntemi uygulanmıştır.

Tablo 1- ARIMA Modelinin Tahmin Değerleri

Tahmin Edilen Değer	Beklenen Değer
7859.911513	8186.854240
8186.854240	8301.030697
8301.030697	7967.497640
7967.497640	7904.420099
7904.420099	7476.745291
7476.745291	4936.516588
4936.516588	7409.526503
7409.526503	7245.945461
7245.945461	7073.138851
7073.138851	7354.811553
7354.811553	7178.205307
7178.205307	6555.534346

Çıktı değerlerinden de Tablo 1’ de tahmin edilen ve beklenen değerler gösterilmiştir, ARIMA modelinin tahmin değerleri ve beklenen değerler arasında aşırı büyük farklılıklar görülmemektedir.



Şekil 7-ARIMA Metodu ile Tahminde Bulunma

Şekil 7’de görülen mavi çizgi gelecek dönemler için kurulan modelin çıktısıyken kırmızı çizgi ise gerçekleşmiş olan verileri ifade etmektedir. Tahmin edilen değerler ve gerçek değerlerin zamana bağlı yükseliş ve düşüş eğilimleri birbiri ile uyumlu bir örüntü sergilemektedir.

```

: rmse = sqrt(mean_squared_error(test, predictions))
print('Test RMSE: %.3f' % rmse)

```

Test RMSE: 1062.288

Şekil 8- RMSE değeri hesaplama

Şekil 8’de toplanan veriler ile Python yazılımında, Linear Regression modellerinde performans metriği olarak kullanılan ve modelde tahmin edilen değerlerin ideal durumdan sapma düzeylerini betimleyen, RMSE (yani hata kareler ortalamasının karekök değeri) hesaplandı. Eldeki tahmin edilen değerler ile gerçek değerlerin karşılaştırılması yapılmış ve RMSE 1062.288 olarak bulunmuştur.

### IV. TARTIŞMA

Üretim sektöründe geçmiş dönem verilerinden yararlanmak ve gelecek dönem için uzun ya da kısa vadeli tahminler ile işletmenin yönünü belirlemek yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Belirsiz gelecek için elektrik tüketim tahmini, sağlıklı öngörülerde bulunmanın ve alınacak kararların doğruluğu açısından oldukça önemlidir.

Bu araştırmanın amacı, tüketim tahmini üzerinden şimdiye kadar yapılan araştırmaları ele alarak, geçmiş dönem elektrik tüketim verilerini referans alarak geleceğe dönük tahminler yapmaktır. Tahminler maliyet hesabı, makinelerde oluşabilecek olası hataların tespiti açısından da oldukça önemlidir.

ARIMA zaman serisi modeli ile tahmin gerçekleştirildiğinde elde edilen sonucun yakın gelecek dönem için gerçek değerler ile aynı yönde olduğunu gözlemlenmiştir. Ancak uzak gelecek dönem tahminlerinde, ARIMA modeli yüksek hatalı tahminler gerçekleştirmiştir [10]. ARIMA yerine ARIMAX modeli kullanılarak çok değişkenli zaman serisi tahmini yapılabilir. Modeller günlük veriler yerine saatlik, dakikalık vb. gibi daha sık alınan veriler ile çoğaltılabilir.

Negatif yönelimli puanlar, yani daha düşük değerlere sahip tahminleyiciler daha iyi performans göstermektedir. RMSE değerinin sıfır olması modelin hiç hata yapmadığı anlamına gelir [11]. Fırın işletmesinden alınan elektrik tüketim verileri

üzerindeki RSME değeri 1062.288 olarak hesaplanmıştır.

## V. SONUÇLAR

Üretim sektöründe dijitalleşme ve dijital dönüşüm ile birlikte sensörler ile makinelerden elektrik tüketim verileri alınabilmektedir. Alınan elektrik tüketimleri değerleri üzerinde analizler yapılabilmektedir.

Bu çalışmada elektrik tüketim verileri üzerinde ARIMA modeli ile bir sonraki yıllar için tahminleme yapılmıştır. Veriler üzerinde diğer performans değerlendirme ölçütleri de uygulanmalı ve en iyi performans ölçütü bulunmalıdır. Böylelikle beyaz eşya üretimi yapan fırın işletmesi için bir sonraki yıl için elektrik tüketim maliyeti tahmini yapılabilecektir.

Sonrasında geliştirilecek uyarı sistemi uygulamasıyla makineden gelen olağan dışı elektrik tüketim verilerinde ilgili birim uyarımda bulunulacaktır. Uyarı sistemi ile makinede oluşan arıza belirlenerek giderilebilecektir.

İlerleyen dönemde Fırın İşletmesinde bir ürün için elektrik tüketimi, modeller arasındaki elektrik tüketim kıyaslaması ve geleceğe yönelik ürün ve model bazında elektrik tüketim tahminlerinin yapılması hedeflenmektedir.

## TEŞEKKÜR

Bu çalışmada katkılarından dolayı Murat Akdoğanbulut ve Burak Çetin' e teşekkür ederim.

## KAYNAKLAR

- [1] Aylin, A. D. E. M., Kaya, B. Y., ÇAKIT, E., & Dağdeviren, M. (2022). Üretim sistemlerindeki dijital dönüşümün iş etüdü teknikleri üzerindeki etkisi. Verimlilik Dergisi, 110-122.
- [2] Sanstad A. H., McMenamin S., Sukenik A., Barbose G. L. ve Goldman C. A. (2014). "Modeling an aggressive energy-efficiency scenario in long-range load forecasting for electric power transmission planning," Applied Energy, 128, 265-276.
- [3] Ardakani F. J. ve Ardehali M. M. (2014). "Long-term electrical energy consumption forecasting for developing and developed economies based on different optimized models and historical data types," Energy, 65, 452-461.
- [4] Peter, D. ve Silvia P. (2012) "ARIMA Vs. ARIMAX – Which Approach is Better to Analyze and Forecast Macroeconomic Time Series", Proceedings of 30th International Conference Mathematical Methods in Economics, 136-140.
- [5] Conejo, A. J., Contreas J., Espinola R., ve Plazas, M. A (2005) "Forecasting Electricity Prices for A Day-Ahead Pool-Based Electric Energy Market", International Journal of Forecasting, 435-462.
- [6] KAYA, Y., & YEŞİLOVA, A. (2012). KARIŞIMLI İKİLİ LOJİSTİK REGRESYON MODELİNE İLİŞKİN BİR UYGULAMA.
- [7] Dickey, D. A., ve Fuller, W. A., (1979) "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with A Unit Root", Journal of the American Statistical Association, 74(366):427.
- [8] ARSLAN, B., & ERTUĞRUL, İ. (2022). ÇOKLU REGRESYON, ARIMA VE YAPAY SİNİR AĞI YÖNTEMLERİ İLE TÜRKİYE ELEKTRİK PİYASASINDA FİYAT TAHMİN VE ANALİZİ. Journal of Management and Economics Research, 20(1), 331-353.
- [9] Akaike, H. (1974) "A New Look at the Statistical Model Identification", IEEE Transactions on Automatic Control, 19(6):716-723.
- [10] Sezercan Tanışman1 , Abdullah Ammar Karcıoğlu , Aybars Uğur , Hasan Bulut4,"LSTM Sinir Ağı ve ARIMA Zaman Serisi Modelleri Kullanılarak Bitcoin Fiyatının Tahminlenmesi ve Yöntemlerin Karşılaştırılması"
- [11] Sara Uygur,"BİR GIDA İŞLETMESİNDE ENERJİ TALEP TAHMİNİ"