

Elektrik Piyasaları Piyasa Takas Fiyatı Tahmini

Electricity Markets Market Clearing Price Predict

Hakkı Can Ergün, Ömer Polat, Ayşegül Özalp

Enerji Sistemleri Bölümü, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye

4012530052@erciyes.edu.tr, 4012530055@erciyes.edu.tr, 4012530047@erciyes.edu.tr

Özet- Son yirmi yılda elektrik sektöründeki yeniden yapılanmalar sonucunda, birçok ülkede, serbest ve rekabete dayalı elektrik piyasaları kurulmuştur. Elektrik piyasalarının karmaşık yapıları nedeniyle gerek öğrenciler gerekse de işe yeni başlayan için sistemi anlamak zordur. Bu karmaşıklığı gidermek ve piyasa yapısının daha düzenli işlemesine katkıda bulunmak üzere internet tabanlı bir benzetim simülasyon oyun platformu geliştirilmiştir. Simülasyon platformu sayesinde, enerji santrallerinin yatırım maliyeti, yakıt maliyeti, karbon salınımı, inşaa süresi, aktif çalışma süresi gibi özellikleri hesaba katılarak öznelerin yatırım ve teklif stratejilerinin nasıl geliştirileceğini öğrenmeleri sağlanmıştır.

Bu özellikler ve mekanizmalar sayesinde piyasa takas fiyatı daha optimum bir şekilde ortaya konularak oyunu oynayan paydaşların öğrenme düzeyleri belirli ölçüde artmaktadır. Tanımlanan simülasyon oyun platformundan elde edilen verilerle ortaya çıkan piyasa takas fiyatının makine öğrenmesi algoritmaları ile verilere eğitime ve test çalışması yapılarak tahmini piyasa takas fiyatının oluşması sağlanmaktadır. Bu çalışmada piyasa takas fiyatının tahminlemesini yapmak için 6 tane regresyon yöntemi kullanılmıştır. Yapılan tahminleme modellerinde en iyi sonucu veren yöntem gradyan artırma regresyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler—Elektrik Piyasaları, Piyasa Takas Fiyatı, Regresyon Yöntemleri, Doğrusal Regresyon, Çoklu Doğrusal Regresyon, Karar Ağaçları, Gradyan Artırma, Destek Vektör, Rastgele Orman

Abstract— As a result of the restructuring in the electricity sector in the last two decades, free and competitive electricity markets have been established in many countries. Due to the complex nature of the electricity markets, it is difficult for students and beginners to understand the system. An internet-based simulation simulation game platform has been developed to eliminate this complexity and contribute to the more regular functioning of the market structure. Thanks to the simulation platform, the subjects learned how to develop investment and proposal strategies by taking into account the investment cost, fuel cost, carbon emission, construction time, active working time, etc. of power plants.

Thanks to these features and mechanisms, the market clearing price is set more optimally and the learning levels of the stakeholders playing the game increase to a certain extent. The estimated market clearing price is formed by training and testing the data with machine learning algorithms of the market clearing price, which is obtained with the data obtained from the defined simulation game platform. In this study, 6 regression methods were used to estimate the market clearing price. It was concluded that the method that gave the best results in the estimation models was gradient increasing regression.

Keywords— Electricity Markets, Market Clearing Price, Regression Methods, Linear Regression, Multiple Linear Regression, Decision Trees, Gradient Boosting, Support Vector, Random Forest

I. GİRİŞ

Dünya genelinde elektrik piyasası, kaynağın maksimum kullanımı için yeniden yapılandırılmakta ve sistem sosyal refahı maksimize etmek için harcanmaktadır. Üretim ve tüketim arasındaki dengenin sağlanması enerji sektörünün en önemli unsurlarından biridir. Tüketim talebinden fazla elektrik üretimi yapılması durumunda kaynaklar israf olacak ve maliyetler yükselecektir. Aynı şekilde elektrik talebini karşılamaya yetmeyen üretim elektrik arzında yetersizliklere ve kesintilerin yaşanmasına sebep olur. Böyle bir sistemde enerji üretimi ve tüketim miktarının sürekli dengede tutulması gereklidir.

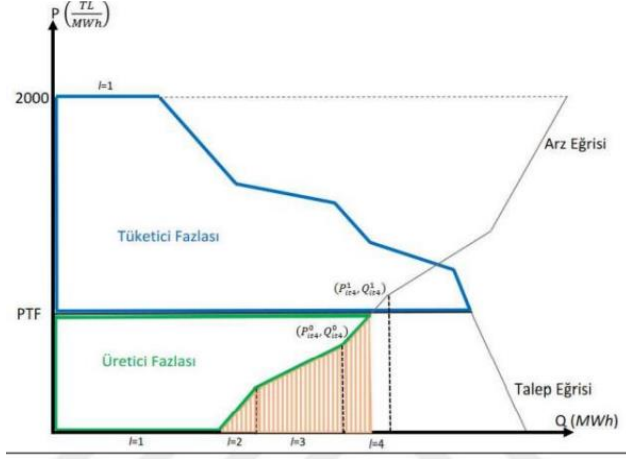
Aslında temel amaç, talep ve arz yönlü teklif stratejilerine dayalı fiyat belirlenmesidir.

Gün Öncesi Piyasası'na sunulan tekliflerin arz ve talebe göre eşleşmesiyle oluşan saatlik elektrik enerjisi fiyatıdır. Türkiye'de piyasa takas fiyatı merit order yöntemi ile belirlenmektedir. Merit Order(Liyakat sıralaması), mevcut enerji kaynaklarının, özellikle elektrik üretimi, artan fiyat ve bazen kirlilik sırasına ve üretilecek enerji miktarına dayalı olarak sıralamanın bir yoludur [1].

Toplam arz ve talep eğrilerinin kesiştiği noktada elde edilen en düşük fiyattır ve kesişme noktasındaki güç hacmine MCV (Piyasa Takas Hacmi) denir. Bu fiyattan hem üretim tedarikçileri hem de müşteriler memnundur ve kabul edilen tüm satın alma tekliflerini karşılamak için kabul edilen satış tekliflerinden yeterli elektrik sağlayacaktır. MCP'de, liyakat sıralarındaki toplam satış teklifleri, liyakat sıralarındaki o fiyata kadar olan toplam satın alma tekliflerine eşit olacaktır. Bu fiyat MCP olacaktır [2].

Gün öncesi piyasası(GÖP) enerji sektöründe piyasa işletmecisi tarafından işletilen, elektrik ticareti ve dengeleme faaliyetlerinin yürütüldüğü piyasa takas fiyatının belirlendiği organize bir piyasadır. Gün Öncesi Piyasası'nda oluşturulan arz ve talep eğrilerinin kesiştiği noktada söz konusu saat için Piyasa Takas Fiyatı (PTF) ve Piyasa Takas Miktarı (PTM) oluşur. Elektrik piyasası takas fiyatı (PTF) genellikle elektrik piyasasındaki gün öncesi fiyatını belirtir.

Şekil 1'de Arz-Talep İlişkisi görülmektedir.



Şekil 1. Doğrusal Arz ve Talep Eğrisi

Elektrik Piyasası Yapısı Gereği oynak bir yapıya sahiptir. Elektrik fiyatlarını daha önceden belirlemek veya tahmin etmek, yaşanan elektrik kesintilerini arz-talep dengesi kurarak engellemek ve daha ucuz ve güvenli bir elektrik elde etmek için çeşitli programlar geliştirilmektedir.

Elektrik piyasalarının benzetimi için çeşitli oyunlar ve programlar daha önce de geliştirilmiştir. Bunlardan bazıları oyuncu olarak yalnızca insanları, diğerleri ise bilgisayarın kontrol ettiği yapay oyuncuları (botları) kullanır. İki yaklaşımı birleştiren çalışmalar da mevcuttur. Piyasa yapısını daha iyi anlamak ve kontrol etmek amacı ile İnternet tabanlı bir benzetim simülasyon oyun platformu geliştirilmiştir.

Simülasyon platformu sayesinde, enerji santrallerinin yatırım maliyeti, yakıt maliyeti, karbon salınımı, inşaat süresi, aktif çalışma süresi gibi özelliklerini hesaba katarak öznelerin yatırım ve teklif stratejilerinin nasıl geliştirileceğini öğrenmeleri sağlanmaktadır. Böylece Elektrik piyasa yapısında rekabetçi bir ortam sağlanarak daha ucuz daha çeşitli ve sağlam enerji eldesi sağlanarak piyasa fiyatı belirlenebilmektedir.

Geliştirilen İnternet tabanlı bir benzetim simülasyon oyun platformu aracılığıyla elde edilen veriler bazı regresyon yöntemleri ile test edilip öğrenme sağlanarak market fiyatının tahminlenmesi yapılmıştır. Bu regresyon yöntemleri ve diğer detaylı bilgiler modeller kısmında yer almaktadır.

II. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada Piyasa Takas Fiyatının (PTF) makine öğrenmesi algoritmaları ile tahminleme çalışması yapılmıştır. Literatür araştırılması yapılmış, benzer konularda daha önce yazılmış makaleler okunmuş ve modelleri incelenmiştir.

A. Ertaylan ve arkadaşları [3] tahminleme çalışmasında yapay sinir ağları kullanmıştır. Katman sayısı ve içerdikleri nöron sayılarına göre farklılıklar gösteren beş farklı model oluşturmuş performans kıstası olarak MAE ve MSE kullanmıştır. S. Demirezen ve arkadaşı [4] Piyasa takas fiyatını makine öğrenmesi yöntemlerinden rassal orman regresyonu ve destek vektör regresyonu ile tahmin çalışması yapmıştır. PTF'yi etkilediği düşünülen değişkenler kullanılarak iki farklı grup oluşturulmuş ve bu yöntemler her iki gruba da uygulanmıştır. Performans kıstası olarak MAE, MAPE ve RMSE kullanmıştır. İşlem hacminin PTF açısından önemli bir değişken olduğu ve RFR yönteminin DVR yöntemine göre PTF'yi daha iyi açıkladığı sonucuna ulaşılmıştır. A. Boru İpek [5] yaptığı çalışmada yapay sinir ağı (YSA), evrişimli sinir ağı (CNN) ve ayrıca aşırı gradyan artırma (XGBoost), kategorik güçlendirme (CatBoost) ve uyarlamalı güçlendirme (AdaBoost) dahil olmak üzere üç güçlendirme algoritması kullanarak piyasa takas fiyatı tahmini yapmış; AdaBoost'un önemli ölçüde daha az CPU süresi gerektirdiği, MSE ve RMSE kıstasında CNN, MSE ve MAE kıstasında Catboost'un en iyi değer verdiği sonucuna ulaşmıştır. Anamika ve arkadaşları [6] Hindistan Elektrik Piyasalarında gelecekteki Piyasa Takas Fiyatlarını tahmin etmek için Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı tahmin modeli oluşturmuştur. YSA sonuçlarını regresyon modeli kullanarak doğrulamıştır. MAPE kıstasında %5,627 (regresyon modeli) ve %12,43 (YSA modeli) olduğu sonucuna varmıştır. Piyasa takas fiyatının regresyon modeli aracılığıyla tahmin edilmesinin Hindistan Elektrik Piyasası için Yapay Sinir Ağlarından (YSA) oldukça basit, daha doğru ve uygun olduğu sonucuna varmıştır. X. Yan ve arkadaşları [7] orta vadeli elektrik piyasa takas fiyatı tahmininde destek vektör makinesi (SVM) ile en küçük kareler destek vektör makinesi (LSSVM) arasında bir karşılaştırma sunmuştur. MAE ve MSRE, regresyon hesaplama performans değerlendirilmesi olarak seçilmiştir. Eğitim sürecinde LSSVM tahmin modelinin SVM tahmin modelinden daha iyi olduğu, tahmin sürecinde SVM modelinin LSSVM modelinden daha iyi olduğu sonucuna ulaşmıştır.

III. TAHMİN MODELLERİ

III.1. Veri Seti ve Özellikleri

Bu bölümde theemgame.com dan alınan veri seti kullanılmıştır. 3977 veriden oluşmaktadır. Test verisi %33 eğitim verisi %67 olarak ayrılmıştır. Veri setindeki bağımsız parametreler; oldMarketPrace, player kazanma, player_bid_price, demand, fc_Urn, period, cc_Coal, fc_Coal, investmentCost, Bioenergy özellik olarak alınmıştır.

III.II. Deneylerde Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları

Veri setleri üzerinde Doğrusal Regresyon, Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon, Destek Vektör Regresyonu, Rassal Orman Regresyonu, Karar Ağacı ile Regresyon, Gradyan Artırma tahminleme algoritmaları uygulanmıştır. Regresyon algoritmaları; bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni ne kadar etkilediğini anlamak için, farklı değişkenler arasındaki olası ilişkileri bulmak amacıyla kullanılan denetimli algoritmalarıdır. Bu yöntem değişkenler arasındaki neden sonuç ilişkisini tahmin etmek ve bulmak için kullanılır.

III.II.I. Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon, iki değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi inceleyen istatistiksel yöntemdir. Doğrusal regresyon, iki değişken arasındaki ilişkiye dayanarak birinin değerini diğerinden tahmin etmeyi sağlayan bir denklem (model) oluşturmayı içerir. Doğrusal regresyon, en uygun düz çizgi (regresyon çizgisi olarak da bilinir) kullanarak bağımlı değişken (Y) ile bir veya daha fazla bağımsız değişken (X) arasında bir ilişki kurar. X ve Y değişkenlerinin tanımlaması;

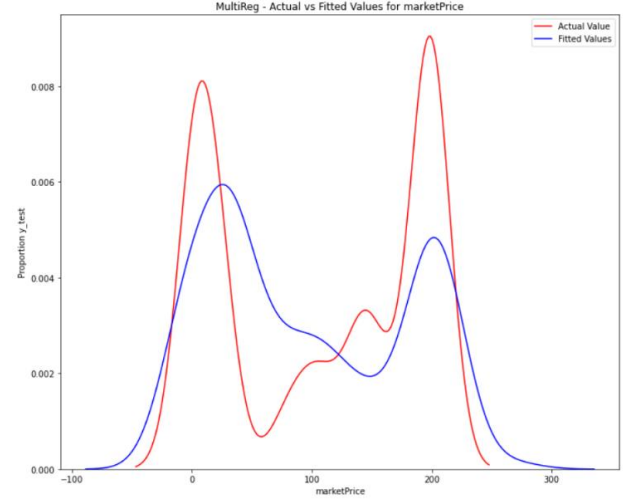
X1 = veriler2[['oldMarketPrace']]
Y1 = veriler2['marketPrice']
X2 = veriler2[['player kazanma']]
Y2 = veriler2['marketPrice']
X3 = veriler2[['demand']]
Y3 = veriler2['marketPrice']
X4 = veriler2[['player_bid_price']]
Y4 = veriler2['marketPrice']
X5 = veriler2[['fc_Urn']]
Y5 = veriler2['marketPrice']
X6 = veriler2[['period']]
Y6 = veriler2['marketPrice']
X7 = veriler2[['cc_Coal']]
Y7 = veriler2['marketPrice']

III.II.II. Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon

Çoklu Doğrusal Regresyon, Basit Doğrusal Regresyon'a çok benzer, ancak bu yöntem, bir sürekli yanıt (bağımlı) değişken ile iki veya daha fazla (bağımsız) değişken arasındaki ilişkiyi açıklamak için kullanılır.

	Gerçek Y	Tahmin Y
0	200	199.952887
1	200	208.036660
2	1	62.121499
3	16	55.585313
4	200	208.186078
...
878	22	43.370747
879	190	190.554454
880	10	39.195439
881	1	-7.955109
882	200	184.536737
883 rows x 2 columns		

Tablo II. Gerçek ve Tahmin Verileri



Şekil II. Çoklu Doğrusal Reg. Gerçek ve Tahmin Veri Eğrisi

	Gerçek Y	Tahmin Y1	Tahmin Y2	Tahmin Y3	Tahmin Y4	Tahmin Y5	Tahmin Y6	Tahmin Y7
0	200	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
1	200	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
2	1	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
3	16	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
4	200	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
...
878	22	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
879	190	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
880	10	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
881	1	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315
882	200	19.549629	138.935969	65.875250	134.531725	76.598038	71.005548	86.052315

Tablo I. Gerçek ve Tahmin Veri Sonuçları

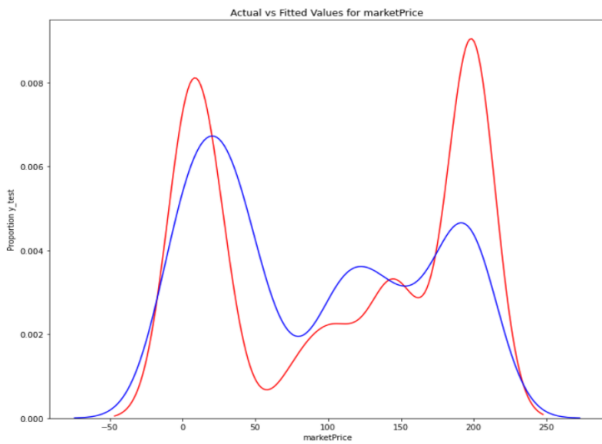
III.II.III. Destek Vektör Regresyonu

Destek vektör makineleri (DVM), denetimli bir makine öğrenmesi yöntemidir. Destek Vektör Regresyonu yöntemi tahmin hatasını minimize etmeyi ve eğitim verisi setine yaklaşan bir fonksiyon bulmayı hedefler.

	Gerçek Y	Tahmin Y
0	200	169.830327
1	200	193.171238
2	1	35.769306
3	16	16.622232
4	200	199.900562
...
878	22	28.263340
879	190	152.545531
880	10	29.872676
881	1	1.100415
882	200	158.671313
883 rows x 2 columns		

Tablo III. Gerçek ve Tahmin Verileri

RBF kernel DVR yöntemi kullanıldığında MSE=1603.4066081952071, R2=0.788300196212894. Linear kernel DVR kullanıldığında ise MSE=1978.6981294909656, R2=0.7387499816789123 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında, destek vektör regresyonu yönteminin RBF yöntemine göre daha yüksek doğruluğa sahip tahminler ürettiği gözlemlenmiştir.



Şekil III. Destek Vektör Gerçek ve Tahmin Veri Eğrisi

III.II.IV. Rassal Orman Regresyonu

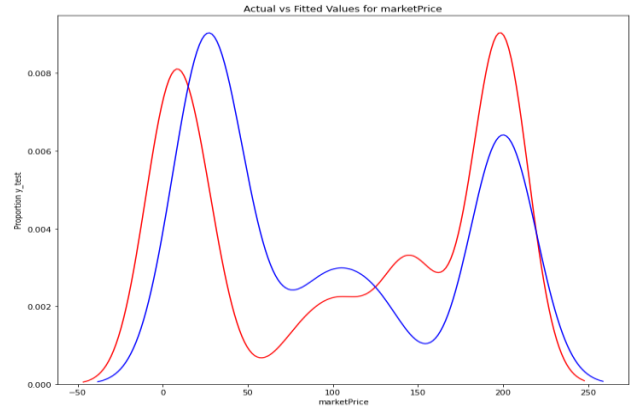
Denetimli makine öğrenmesi yöntemlerinden rassal orman regresyonu yöntemi, rastgele değişkenler topluluğuna bağlı ağaçlardan oluşan ağaç tabanlı bir topluluktur. Rassal orman hem regresyon hem de sınıflandırma problemlerine uygulanması, diğer yöntemlere göre daha hızlı eğitilmesi, tahmin hızının daha yüksek olması, düzenleme parametre sayısının daha az olması, çok boyutlu problemlere doğrudan uygulanabilmesi gibi özelliklerinden dolayı

dikkat çekmektedir. Rassal orman, karar ağaçlarının en önemli dezavantajı olarak görülen eğitim verilerini aşırı öğrenme eğiliminde olması problemlerine bir çözüm yolu olma özelliği taşımaktadır. Bağımsız karar ağaçlarını hem gözlemleri hem de eğitim verilerindeki değişkenleri örneklemeye dayanmaktadır.

Rassal orman regresyonu ile yapılan tahmin çalışmasında değerler deneme yanılma yoluyla bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar için; ağaç sayısı= 100, özellik=7, derinlik=2, random_state=0 değerleri verilmiştir.

	Gerçek Y	Tahmin Y
0	200	200.000000
1	200	200.000000
2	1	35.427174
3	16	33.006441
4	200	200.000000
...
878	22	33.006441
879	190	125.132594
880	10	20.451747
881	1	20.451747
882	200	200.000000
883 rows x 2 columns		

Tablo IV. Gerçek ve Tahmin Verileri



Şekil IV. Rassal Orman Gerçek ve Tahmin Veri Eğrisi

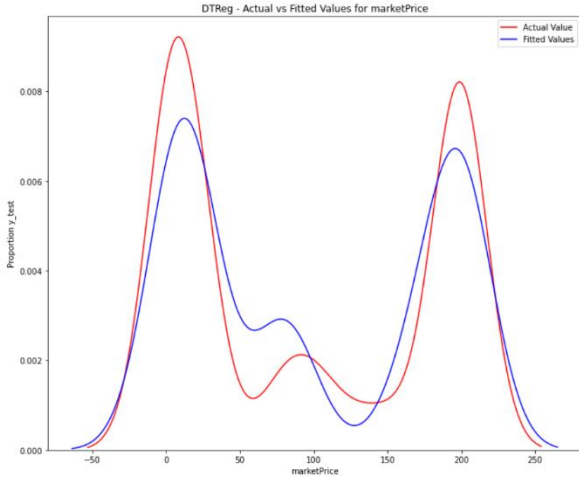
III.II.V. Karar Ağacı ile Regresyon

Bağımsız değişkenleri bilgi kazancına göre aralıklara ayırıyor. Tahmin esnasında bu aralıktan bir değer sorulduğunda cevap olarak bu aralıktaki (eğitim esnasında öğrendiği) ortalamasını alır.

Karar ağacı regresyonu ile yapılan tahmin çalışmasında değerler deneme yanılma yoluyla bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar için; özellik=10, derinlik=3, random_state=0 değerleri verilmiştir.

	Gerçek Y	Tahmin Y
0	200	200.000000
1	200	200.000000
2	1	21.296530
3	16	21.296530
4	200	200.000000
...
878	22	179.031250
879	190	167.887097
880	10	9.403030
881	1	1.201220
882	200	200.000000
883 rows x 2 columns		

Tablo V. Gerçek ve Tahmin Verileri



Şekil V. Karar Ağacı Gerçek ve Tahmin Veri Eğrisi

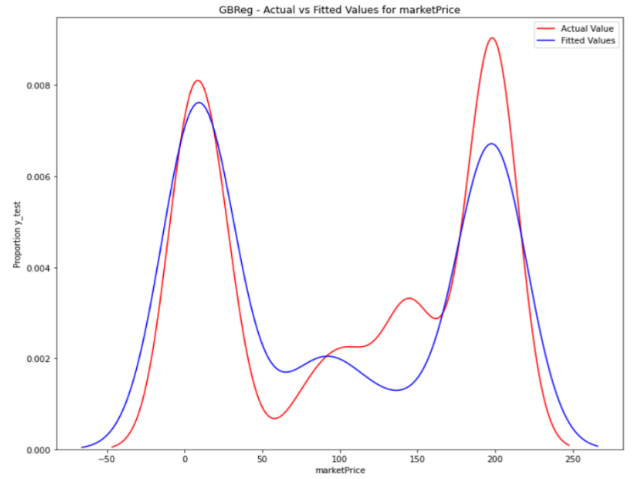
III.II.VI. Gradyan Artırma

Zayıf tahmin modellerinin bir araya gelmesiyle tipik olarak karar ağaçlarının oluşturduğu bir model oluşturur. Denetlenen herhangi bir öğrenme algoritmasının amacı, bir kayıp fonksiyonu tanımlamak ve en aza indirmektir.

Gradyan artırma regresyonu ile yapılan tahmin çalışmasında değerler deneme yanılma yoluyla bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar için; ağaç sayısı= 500, özellik=10, derinlik=4, random_state=0 değerleri verilmiştir.

	Gerçek Y	Tahmin Y
0	200	199.264717
1	200	199.294415
2	1	2.590599
3	16	15.845971
4	200	199.294415
...
878	22	52.599459
879	190	189.342910
880	10	11.229269
881	1	1.695398
882	200	199.264717
883 rows x 2 columns		

Tablo VI. Gerçek ve Tahmin Verileri



Şekil VI. Gradyan Artırma Gerçek ve Tahmin Veri Eğrisi

III.III. Tahminleme Algoritmalarının Karşılaştırılmasında Kullanılan Hata Metrikler

III.III.I. Ortalama Kare Hatası (Mean Squared Error (MSE))

Ortalama kare hata bir regresyon eğrisinin bir dizi noktaya ne kadar yakın olduğunu söyler. MSE, bir makine öğrenmesi modelinin, tahminleyicinin performansını ölçer, her zaman pozitif değerlidir. MSE değeri sıfıra yakın olan tahminleyicilerin daha iyi bir performans gösterdiği söylenebilir.

III.III.II. R-Squared (R-Kare) R2

R kare, modeldeki bağımsız değişkenlere göre bağımlı değişkenin varyasyon oranını yani bağımlı değişkendeki değişkenliğin ne kadarının model tarafından açıklanabileceğini ölçer. Korelasyon katsayısının karesidir. En iyi R2 değeri 1'dir, 0.12 altındaki R2 değerleri modelinizin iyi olmadığını gösterir.

IV. SONUÇ

Gradient Boosting Regresyon için MSE:5,19582, Karar Ağacı için MSE:366,1578, Multi Lineer için MSE:994,50456332, Rassal Orman Regresyon için MSE:1247.069435, Destek Vektör için MSE:1603.406608, Lineer Regresyon için MSE:2794,048428. MSE değerinin küçük olması iyi bir sonuç vermektedir bu nedenle burada Gradyan artırma yöntemi en iyi sonucu vermiştir.

Gradient Boosting Regresyon için R-kare: %99.931, Karar Ağacı için R-kare: %95.1655, Multi Lineer için R-kare: %86.8694, Rassal Orman Regresyon için R-kare: %83.5347, Destek Vektör için R-kare: %78.8300, Lineer Regresyon için R-kare: %59.7070. R-kare değerinin büyük olması iyi bir sonuç vermektedir bu nedenle burada Gradyan artırma yöntemi en iyi sonucu vermiştir.

Regresyon Yöntemleri	MSE	R2
Gradyan Artırma	5.195820	%99.9313
Karar Ağacı	366.157826	%95.1655
Multi Lineer	994.504563	%86.8694
Rassal Orman	1247.069435	%83.5347
Destek Vektör	1603.406608	%78.8300
Lineer Regresyon	2794.048428	%59.7070

Tablo VII. Regresyon Yöntemine Göre MSE ve R2 Değerleri

Bu 6 modeli karşılaştırdığımızda, Gradient Boosting modelinin veri setimizden piyasa takas fiyatını tahmin edebilmek için en iyi model olduğu sonucuna vardık. Bağımsız değişkenlerin birden fazlasının nihai piyasa takas fiyatı (marketPrice) potansiyel öngörülleri olduğunu bildiğimiz için bu sonuç mantıklıdır.

V. KAYNAKÇA

[1] [EPİAŞ | Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. \(epias.com.tr\)](http://epias.com.tr)

[2] <https://www.ijser.org/researchpaper/Analysis-of-Market-Clearing-Price-MCP-in-Deregulated-Electricity-Market.pdf>

[3] Ertaylan, A., Aktaş, O., Doğan, Y., “Yapay Sinir Ağları ile Piyasa Takas Fiyatı Tahminlemesi”, DEUFMD, 23(67), 93-105, 2021.

[4] Demirezen S. ve Çetin M., “Rassal Orman Regresyonu ve Destek Vektör Regresyonu ile Piyasa Takas Fiyatının Tahmini”, Nicel Bilimler Dergisi, 3(1), 1-15. doi: 10.51541/nicel.832164, 2021.

[5] Boru İpek, A., “Prediction of Market-Clearing Price Using Neural Networks Based Methods And Boosting Algorithms”, International Advanced Researches and Engineering Journal, 2021.

[6] Anamika and N. Kumar, "Market Clearing Price prediction using ANN in Indian Electricity Markets," 2016 International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability (ICEETS), pp. 454-458, doi: 10.1109/ICEETS.2016.7583797, 2016.

[7] X. Yan and N. A. Chowdhury, "A comparison between SVM and LSSVM in mid-term electricity market clearing price forecasting," 2013 26th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), pp. 1-4, doi: 10.1109/CCECE.2013.6567685, 2013.