


A Decision Support System for Detection of Trading Behavior in Energy Markets

Ezgi AVCI^{1*} 

¹TED University, Department of Applied Data Science, Ankara, Turkey

Article Info

Research article
Received: 18/04/2024
Revision: 01/04/2024
Accepted: 02/06/2024

Keywords

Energy Markets
Artificial Intelligence
Behavior Detection
Decision Support System

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
Başvuru: 18/04/2024
Düzeltilme: 01/04/2024
Kabul: 02/06/2024

Anahtar Kelimeler

Enerji Piyasaları
Yapay Zeka
Davranış Tespiti
Karar Destek Sistemi

Graphical/Tabular Abstract (Grafik Özet)

Bu çalışmada enerji piyasası katılımcılarının (PK) ticari davranış tespitini yapan bir karar destek sistemi (KDS) geliştirilmiştir. Söz konusu KDS, PK'ların takip etmek istedikleri santral ve/veya santral tipine göre LGBM ile ticari davranış skorlaması yaparak piyasadaki ana oyuncuların ticari davranış tespitini gerçekleştirmektedir./ In this study, a Decision Support System (DSS) has been developed to detect the trading behavior of energy market participants (MP). This DSS scores the trading behavior of MPs based on the power plants and/or types of power plants they plan to monitor, using the LGBM method, and identifies the main players' trading behavior in the market.



Şekil A: KDS uygulaması/ Figure A: DSS application

Önemli noktalar (Highlights):

- Enerji piyasaları için ticari davranış tespiti yapan bir KDS geliştirilmiştir./A DSS has been developed for detecting trading behavior in energy markets.
- LGBM yöntemi kullanılmıştır./The LGBM method has been used.
- PK'ların ticari davranış skorlaması yapılmıştır./Trading behavior scoring of MPs has been performed.

Amaç (Aim): Geliştirilen KDS ile enerji PK'larının ticari davranış tespiti hedeflenmiştir./ The aim of the developed DSS is to detect the trading behavior of energy MPs.

Originality (Özgünlük): Enerji piyasaları için tarihi analiz, portföy izleme, piyasa izleme ve teklif önerisi verme aşamalarını bir KDS yapısında toplayan bir model literature kazandırılmıştır. Ayrıca literatürde ilk defa enerji PK'larının ticari davranış skorlaması yapılmıştır. / A model that combines historical analysis, portfolio monitoring, market surveillance, and bid recommendation stages in a DSS structure for energy markets has been introduced to the literature. Furthermore, this is the first time in the literature that commercial behavior scoring for energy MPs has been conducted.

Bulgular (Results): Geliştirilen KDS seçilen santraller üzerinde uygulanmış, bu santrallerin her bir santral tipine göre ticari davranış skorlaması yapılarak, tüm santrallerin fiyat duyarlılıklarına göre sıralaması yapılmıştır./ The developed DSS has been applied to selected power plants, and trading behavior scoring has been performed for each type of power plant, ranking all power plants according to their price sensitivity.

Sonuç (Conclusion): Bu makalede enerji piyasalarında PK'ların davranışını anlamaya ve analiz etmeye yönelik bir KDS geliştirilmiştir. KDS'nin yapısı hem teknik gereksinimlere uygun olarak tarihi analiz yapmayı, hem PK'ların kendi portföylerini veriye dayalı olarak izleyebilmesini hem de piyasayı akan veri üzerinden izleyerek ticari davranış tespitini gerçekleştirebilen bir yapıya sahiptir./ This article has developed a DSS aimed at understanding and analyzing the behavior of MPs in energy markets. The structure of the DSS is capable of historical analysis according to technical requirements, allowing MPs to monitor their own portfolios based on data and to detect trading behavior through streaming data in the market.



A Decision Support System for Detection of Trading Behavior in Energy Markets

Ezgi AVCI^{1*} ¹TED University, Applied Data Science Department, Ankara, Turkey

Article Info

Research article

Received: 18/04/2024

Revision: 01/04/2024

Accepted: 02/06/2024

Keywords

Energy Markets
Artificial Intelligence
Behavior Detection
Decision Support System

Abstract

The increasing complexity and regulatory needs in energy markets necessitate the development of innovative tools for monitoring and evaluating trading activities. This study introduces a decision support system (DSS) that accurately detects commercial behaviors of market participants using artificial intelligence techniques and big data analytics. The mentioned DSS allows for trading behavior scoring with LGBM based on the plant and/or plant type that market participants want to track, enabling them to make data-driven bids by detecting the main players' trading behaviors in the market.

Enerji Piyasalarında Ticari Davranış Tespiti için Karar Destek Sistemi

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi

Başvuru: 18/04/2024

Düzeltilme: 01/04/2024

Kabul: 02/06/2024

Anahtar Kelimeler

Enerji Piyasaları
Yapay Zeka
Davranış Tespiti
Karar Destek Sistemi

Öz

Enerji piyasalarında artan karmaşıklık ve düzenleme ihtiyacı, ticari faaliyetlerin izlenmesi ve değerlendirilmesi için yenilikçi araçların geliştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu çalışma, piyasa katılımcılarının davranışlarını yapay öğrenme teknikleri ve büyük veri analitiği kullanarak ticari davranışları yüksek bir doğrulukla tespiti yapan bir karar destek sistemini (KDS) ortaya koymaktadır. Söz konusu KDS, piyasa katılımcılarının takip etmek istedikleri santral ve/veya santral tipine göre LGBM ile ticari davranış skorlaması yaparak piyasadaki ana oyuncuların ticari davranışlarını tespit edebilmekte ve bu sayede piyasa katılımcılarının veriye dayalı teklif verebilmelerini sağlamaktadır.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Enerji piyasaları, enerji kaynaklarının tüketicilere uygun maliyetlerle ulaştırılmasını ve enerji güvenliğinin sağlanmasını temin ederek küresel ekonomide kritik bir rol oynamaktadır. Ancak, enerji piyasalarının doğasında bulunan yüksek oynaklık ve karmaşıklık, piyasa katılımcılarının (PK) sürekli olarak yeni zorluklarla başa çıkmasını gerektirir. Bu zorluklar arasında artan piyasa katılımcı sayısı ve ticari veri hacmi bulunmaktadır.

Dünya genelinde elektrik piyasalarının yeniden yapılandırılmasını takiben, ticari davranış modelleme üzerine yapılan çalışmalar hızla artmaktadır. Bu çalışmalar genellikle idealize edilmiş ve teorik ekonomik varsayımlara dayanır, ancak bu varsayımlar her zaman pratik teklif verme davranışıyla uyumsuz. Bu uyumsuzluk, yaygın piyasa bazlı çalışmaların etkinliğini ve pratikliğini sınırlamaktadır. Bu boşluğu doldurmak amacıyla, EPIAŞ Şeffaflık Platformu'ndan alınan verileri kullanarak

elektrik piyasalarındaki teklif verme davranışını analiz eden veriye dayalı bir analiz çerçevesi ve Karar Destek Sistemi (KDS) önerilmektedir.

Bu araştırmanın yanıtladığı ana soru: *Enerji PK'larının ticari davranışlarını doğru bir şekilde tespit etmek ve analiz etmek için nasıl bir sistem geliştirilebilir ve bu sistem piyasa verimliliğini artırarak veriye dayalı karar vermeyi nasıl destekleyebilir?* Bu araştırmanın hipotezi, *Light Gradient Boosting Machine (LGBM) algoritmasını kullanan bir KDS, enerji PK'larının ticari davranışlarını geçmiş ve gerçek zamanlı verilere dayanarak etkili bir şekilde skorlayıp tespit edebileceği ve böylece piyasa şeffaflığını ve verimliliğini artıracak eyleme geçirilebilir içgörüler sağlayabileceğidir.*

Bu araştırmanın amacı, yapay zeka ve büyük veri analitiğinden yararlanarak enerji piyasası katılımcılarının ticari davranışlarını doğru bir şekilde tespit edebilen bir KDS geliştirmektir. Bu sistem, PK'larının izlemek istedikleri santral tiplerine göre ticari davranışları

skorlayabilmekte ve piyasanın ana oyuncularının davranışlarını tespit edebilmektedir. Böylece daha bilinçli ve veriye dayalı teklif kararları alınmasını sağlar.

Bu çalışma, enerji piyasaları için tarihi analiz, portföy izleme, piyasa gözetimi ve teklif önerisi aşamalarını tek bir KDS yapısında birleştiren yenilikçi bir model sunmaktadır. Ayrıca, enerji PK'larının ticari davranış skorlamasını ilk kez literatüre kazandırmaktadır. Bu bileşenleri bütünleştirerek, KDS enerji piyasalarındaki ticari davranış dinamiklerini anlamak ve analiz etmek için kapsamlı bir araç sağlar.

2. LİTERATÜR TARAMASI (LITERATURE SURVEY)

2.1. Teorik Çalışmalar (Theoretical Studies)

PK'ların davranışını teorik olarak açıklamaya çalışan birçok çalışma yapılmıştır, bunlar arasında PK'ların optimal ticari stratejilerini hesaplama [2]; [3] piyasa takas fiyatı (PTF)'ni simüle etme [4] [5] ve piyasa gücünü hafifletmek için düzenleme mekanizmaları tasarlama [6] yer almaktadır. Çoğu çalışma, teorik mikro ekonomik modellere, özellikle oyun teorisine dayanmaktadır [7] [8]; dolayısıyla, PK'ların stratejik tekliflerini, PK'ların her zaman rasyonel bir şekilde hareket ederek elde edilen bilgileri tam olarak kullanarak bireysel kazançlarını maksimize ettiği idealize varsayımıyla betimlerler [9].

Ancak, teorik çalışmalar ile PK'ların gerçek davranışları arasında sıkça önemli bir uyumsuzluk vardır: PK'ların gerçek ticari davranışlarının idealize hipotezlerden sapması. Teori ile pratik arasındaki bu uyumsuzluk, stratejik ticari davranışları üzerine yaygın çalışmaların etkinliğini ve pratikliğini sınırlamaktadır. Örneğin, EPIAŞ Şeffaflık Platformundan çektiğimiz teklif veri seti üzerindeki fizibilite çalışmamızda, bir PK'nın teklif verme davranışının her zaman piyasa senaryosuyla değişmeyebileceğini, ancak genellikle bitişik zaman dilimleri arasında benzer olduğunu bulduk, bu da teorik çalışmalarda simülasyon sonuçlarıyla çelişmektedir [10]. Ayrıca, PK'ların genellikle eksik bilgilere sahip olmaları nedeniyle, teklif stratejileri her zaman fiyat alıcı veya fiyat belirleyici olarak temsil edilmeyebilir [11] ve daha fazla çeşitlilik gösterebilir.

2.2. Teorik Çalışmaları Veri ile Doğrulmayı

Amaçlayan Çalışmalar (Studies Aiming to Validate Theoretical Studies with Data)

Akıllı şebekelerin gelişimiyle birlikte, daha fazla yenilenebilir kaynak ve yeni elektrik ekipmanları kademeli olarak güç sistemlerine entegre edilmekte, böylece sistem belirsizliğini artırmakta ve piyasa simülasyonunu daha da zorlaştırmaktadır [12]. Piyasayı daha etkili bir şekilde simüle etmek ve değerlendirmek için, PK'ların ve ticari davranışlarının daha ayrıntılı bir anlayışına sahip olmak önemlidir. PK'ların ticari davranışlarını tanımlamak için uygun bir analiz yöntemi, gerçek piyasa verilerine dayanmalıdır. Birkaç çalışma piyasa verilerini analiz etmiştir. Doraszelski, 6 yıllık bir dönem boyunca İngiltere talep tarafı katılımının evrimini analiz etmiş ve fiyatların nasıl istikrar kazandığını ve PK'ların teklif stratejilerinin zamanla nasıl değiştiğini göstermiştir [13]. Hortaçsu ve Puller, Teksas elektrik piyasası üzerinde ayrıntılı verilerle bir dengeli modeli kurarak PK'ların optimal teklif stratejilerini simüle etmiş ve sonuçları gerçek teklif davranışlarıyla karşılaştırmıştır [14]. Kohansal ve diğerleri, büyük jeneratörler üzerinde sınırlı veri ile bir ay boyunca Kaliforniya'nın gün öncesi piyasasındaki (GÖP) fiyat esnekliklerini analiz etmiş ve yenilenebilir enerji etkilerini değerlendirmiştir [15]. Ayrıca, Kaliforniya enerji piyasasındaki talep tekliflerine ilişkin pilot bir çalışma yapılmış; aynı gün için seçilmiş santrallerin detaylı talep teklifleri sunulmuş, gelecekteki analiz yöntemleri tartışılmış ve öneriler sunulmuştur [16]. Ancak, bu çalışmalar ya teorik modelin doğruluğunu veri kullanarak değerlendirmeye ve tüm piyasanın fiyat eğilimlerini analiz etmeye ya da sadece bir günün teklif verilerini grafiksel olarak sunmaya çalışmıştır.

2.3. Veriye Dayalı Çalışmalar (Data-driven Studies)

Teorik analiz yöntemlerinin aksine, veriye dayalı yöntemler, araştırmacılara olayları sezgi veya idealize varsayımlara dayanarak değil, verilere dayanarak anlama ve analiz etme olanağı sağlar. Makine öğrenimi algoritmalarının hızlı gelişimi ve veri kaynaklarına erişilebilirliğin artmasıyla, akıllı şebekelere uygulanan veriye dayalı analizler, son yıllarda mühendislik çalışmalarında popüler bir konu haline gelmiştir. Yaygın veriye dayalı araştırmalar, fiyat [17] ve yük tahmini

[18][19] yenilenebilir çıktı profilleri [20], hane halkı tüketici davranışı [21] [22], anomali tespiti [23], optimal güç akışı [24] ve güç sistem operasyonu [25] ve planlamasına [26] başlıca uygulanmıştır.

Çok az çalışma, PK'ların ticari davranışlarını analiz etmek için; rakiplerin marjinal maliyetlerini tahmin etmek veya toplam arz eğrilerini çıkarsamak gibi; veriye dayalı yöntemleri kullanmayı denemiştir. [27], açık enerji miktarları ve yerel marjinal fiyatlar temelinde marjinal tedarikçilerin marjinal maliyetlerini belirlemek için ters fonksiyon yöntemlerini kullanmıştır. Yöntemler daha sonra fiyat kırılğan tüketiciler [28], talep tarafı yönetimi [29] ve piyasa tedarikçilerinin optimal teklif vermesi [30] için geliştirilmiş ve uygulanmıştır. [31], gizli Markov modeline dayanarak gün öncesi elektrik piyasasında toplam arz eğrisini çıkarsamak için bir Bayes çıkarımı yaklaşımı önermiştir. Ancak, bu çalışmalar esas olarak önerilen yöntemleri gerçek veriler yerine üretilen (sentetik) veriler üzerinde değerlendirmektedir. Ayrıca, bu çalışmalar; PK'ların teklif verme davranışlarını analiz etmek yerine; belirli değişkenleri (örneğin bir rakibin marjinal maliyetleri gibi) hesaplama üzerine odaklanmaktadır. Bunun ana nedeni, teklif veri setleri çoğu piyasada gizli bilgi olarak kabul edilmektedir ve yayınlanmamaktadır.

Avustralya Enerji Piyasası (AEM) (Australian Energy Market Operator,2019) ve ABD'deki Midcontinent Bağımsız Sistem Operatörü (MISO), Türkiye enerji piyasası (EPIAŞ Şeffaflık platformu) gibi belirli enerji piyasaları, araştırmacıların gerçek veriye dayalı ticari davranışlarını analiz etmelerine olanak tanıyan işlem verilerini açık ve şeffaf bir şekilde açıklamaktadır.

PK'ların ticari davranışlarını büyük teklif veri setine dayanarak doğrudan tanımlamak zordur. Teklifler birçok zaman diliminde benzer olduğundan ve genellikle birkaç modeli oluşturmak üzere toplanabileceğinden, büyük teklif veri setinden bireysel tipik teklif modellerini çıkarmak için kümeleme yöntemleri kullanılmaktadır. Kümeleme yöntemleri; benzer veri setlerini gruplamak ve model çıkarmak için yaygın olarak kullanılmaktadır, bu yöntemler hane halkı yük sınıflandırması [32] ve senaryo indirgeme [33] için geniş bir şekilde kullanılmıştır.

Ancak, tipik olarak analiz edilen zaman serisi verileri; örneğin piyasa fiyatları ve yükler ile karşılaştırıldığında; gerçek teklif verileri farklı formatlardadır ve mevcut kümeleme yöntemleriyle doğrudan kümelenebilir değildir. Bu farklılıklar şunlardır: (1) Teklif verileri fiyat-miktar çiftleri olarak sunulur, bu da yaygın olarak analiz edilen zaman serisi formatlarından farklıdır. (2) Mevcut teklif kapasitesindeki fark, analiz edilen veri serisinin uzunluğunu etkiler ve analiz sürecini zorlaştırır. (3) Negatiften pozitif, binlerce liraya kadar değişen, geniş teklif fiyat aralıkları, piyasa takas fiyatlarına yansıtılmaz, ancak analiz sonuçları üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Bu farklılıklardan dolayı teklif verileri için özel olarak bir veri standardizasyon işleme yöntemi geliştirilmelidir.

Bu çalışmada; veri standardizasyon işleme yöntemi ve uyarlanabilir bir skorlama yöntemi temelinde, teklif verme davranışlarını analiz etmek için veriye dayalı bir çerçeve ve KDS önerilmektedir. Veri işleme yöntemi; teklif eğrisi örnekleme, veri uzunluğunun birleştirilmesi ve aşırı fiyat kesme dahil olmak üzere, teklif veri formatı özelliklerini ele almak ve daha ileri analizler için orijinal teklif verilerini standartlaştırmak için kullanılmıştır. PK'ların tipik teklif modellerini çıkarmak için uyarlanabilir bir teklif verme davranışı skorlama yöntemi önerilmiştir.

3. KARAR DESTEK SİSTEMİ GELİŞTİRİLMESİ (DEVELOPMENT OF DECISION SUPPORT SYSTEM)

3.1. Model Kabulleri (Model Assumptions)

Bu çalışma, merkezi olarak optimize edilen bir enerji piyasasındaki tedarikçilerin ticari davranışlarına odaklanmaktadır. Gün öncesi piyasasında (GÖP); her PK bir sonraki gün için, fiyat ve miktar arasındaki tercih edilen ilişkiyi belirten basamaklı teklifler sunar. Piyasa yapıcı (PY), teklifleri topladıktan sonra optimizasyon algoritmasını çalıştırarak her saat için piyasa takas fiyatını (PTF) belirler. Enerji piyasaları literatürüne göre, PK'lar fiyat alıcılar ve fiyat belirleyiciler olarak kategorize edilebilir. Fiyat alıcı, genellikle teklif verme davranışlarının piyasa takas sonuçları üzerindeki etkilerini teklif stratejileri üzerine karar verme sürecinde dikkate almaz [34]. Ayrıca, fiyat alıcı genellikle sınırlı piyasa gücü nedeniyle PTF üzerinde çok az etkiye sahiptir [35] [36]. Buna karşılık, fiyat belirleyici genellikle büyük bir piyasa gücüne

sahiptir ve teklif stratejisini seçerken tekliflerinin piyasa fiyatları üzerindeki etkilerini dikkate alır. Ayrıca, PK'lar aynı zamanda stratejik olmayan katılımcılar ve stratejik katılımcılar olarak da kategorize edilebilir. Stratejik olmayan PK'lar, PY'ya fiyat-miktar çiftleri olarak gerçek marjinal maliyetleri ve maksimum kapasitelerini sunar. Ancak, stratejik katılımcıları temsil eden PK'lar, sistem marjinal fiyatlarını artırmak veya mevcut kapasiteyi değiştirerek arz-talep oranlarını değiştirmek için fiyat-miktar çiftlerini ayarlayabilir. Teklif ayarlamaları; fiziksel saklama, finansal saklama veya her ikisinin bir kombinasyonunu içeren stratejik teklif verme davranışlarını temsil eder [37].

3.2. Teorik Arka Plan (Theoretical Background)

3.2.1. Elektrik piyasalarında stratejik teklif verme (Strategic Bidding in Electricity Markets)

Elektrik piyasalarında stratejik teklif verme, PK'ların elektrik üretim kapasitelerini ve maliyetlerini göz önünde bulundurarak piyasa fiyatlarını, talep değişimlerini ve rekabet koşullarını en iyi şekilde değerlendirmek amacıyla belirledikleri teklif stratejileridir. Bu süreç, enerji santrallerinin elektrik üretimini kârlarını maksimize edecek şekilde planlayarak teklif vermelerini içerir.

Doğalgaz Santralleri için Stratejik Teklif Verme (Strategic Bidding for Natural Gas Power Plants)

Doğalgaz santralleri, hızlı yanıt verebilme kabiliyetleri ve esneklikleri nedeniyle elektrik piyasalarında önemli bir rol oynar. Doğalgaz fiyatları genellikle yüksek dalgalanma gösterir. Doğalgaz santralleri, teklif verirken yakıt maliyetlerini dikkatlice analiz eder ve bu maliyetleri karşılayacak fiyat seviyelerini belirler. Doğalgaz santralleri, diğer santrallere kıyasla daha hızlı devreye girip çıkabildikleri için piyasa talep dalgalanmalarına hızla yanıt verebilir. Bu esneklik, stratejik teklif verme süreçlerinde önemli bir avantaj sağlar. Doğalgaz santralleri, elektrik fiyatlarının düşük olduğu dönemlerde üretimi azaltabilir veya durdurabilir ve fiyatların yüksek olduğu dönemlerde daha fazla üretim yapmak için teklif verebilir. Talep eğilimleri ve piyasa fiyatları genellikle günün saatlerine ve

mevsimlere göre değişir. Doğalgaz santralleri, yüksek talep ve fiyat dönemlerinde üretim yapmayı tercih eder.

Kömür Santralleri için Stratejik Teklif Verme (Strategic Bidding for Coal Power Plants)

Kömür santralleri, genellikle büyük ölçeklidir ve sabit maliyetli üretim kapasitesi ile yüksek sabit maliyetlere sahiptir. Bu nedenle, kâr elde edebilmek için sürekli olarak yüksek kapasitelerde çalışmaları gerekir. Stratejik teklif verme, bu maliyetlerin karşılanabilmesi için uygun fiyatların belirlenmesini içerir. Kömür santralleri, piyasa talep ve arz dengesini sürekli olarak izler ve bu dengeye göre tekliflerini ayarlar. Talebin yüksek olduğu dönemlerde daha düşük fiyatlarla teklif vererek kapasitelerini tam kullanmayı hedefler. Kömür santralleri genellikle uzun vadeli enerji satış anlaşmaları yapar. Bu anlaşmalar, piyasa fiyatlarının dalgalanmasından bağımsız olarak sabit bir gelir sağlar ve stratejik teklif verme süreçlerini etkiler. Çevresel düzenlemeler ve karbon emisyon maliyetleri, kömür santrallerinin teklif verme stratejilerini etkiler. Stratejik teklif verme süreçlerinde bu maliyetler dikkate alınarak fiyatlar belirlenir.

Hidroelektrik Santralleri için Stratejik Teklif Verme (Strategic Bidding for Hydroelectric Power Plants)

Hidroelektrik santralleri, yenilenebilir enerji kaynakları arasında önemli bir yere sahiptir ve su akışına dayalı üretim kapasiteleri ile bilinir. Hidroelektrik santralleri, su kaynaklarının mevcudiyetine bağlı olarak üretim yapar. Su akışının yüksek olduğu dönemlerde daha fazla üretim yaparak düşük fiyatlarla teklif verebilirler. Su akışları mevsimsel değişikliklere bağlıdır. Hidroelektrik santralleri, su akışının yüksek olduğu yağışlı mevsimlerde daha düşük fiyatlarla enerji üretebilirken, kurak mevsimlerde daha yüksek fiyatlarla teklif vererek suyu koruyabilir. Hidroelektrik santrallerinin çevresel etkileri ve sosyal sorumlulukları dikkate alınarak stratejik teklif verme süreçleri yönetilir. Sürdürülebilir su kullanımı ve ekosistemlerin korunması, stratejik teklif vermede önemli bir rol oynar. Hidroelektrik santralleri, yenilenebilir enerji teşviklerinden yararlanabilir. Bu teşvikler, stratejik teklif verme süreçlerinde fiyatların belirlenmesinde önemli bir etken olabilir.

3.2.2. KGÜP/EAK'nin stratejik teklif vermedeki önemi (The Importance of KGÜP/EAK for Strategic Bidding)

KGÜP/EAK oranı, enerji piyasalarında stratejik teklif vermeyi anlamak ve optimize etmek için kritik öneme sahiptir. Bu oran, bir santralin kapasitesi ile gerçek enerji üretimi arasındaki ilişkiyi temsil eder ve santrallerin kârlarını ve verimliliklerini maksimize etmek için piyasada nasıl stratejik olarak teklif verebileceklerine dair iç görüler sağlar.

Optimal Kaynak Kullanımı: KGÜP/EAK oranı, santrallerin mevcut kapasitelerine göre optimal enerji üretim seviyesini belirler. Bu oranı analiz ederek, santraller düşük kullanıma sahip dönemleri belirler ve teklif stratejilerini ayarlayarak kaynaklarını en verimli şekilde kullanırlar.

Piyasa Fiyat Sinyalleri: Santraller, KGÜP/EAK oranını kullanarak piyasa fiyat sinyallerini yorumlar ve tekliflerini buna göre ayarlayabilirler. Yüksek bir orana sahip bir santral, kapasitesinin her zaman kullanıldığından emin olmak için özellikle yüksek talep dönemlerinde daha düşük fiyatlarda teklif verebilir. Tersine, düşük orana sahip bir santral, operasyonel maliyetlerini karşılamak için yalnızca piyasa fiyatları yeterince yüksek olduğunda elektrik üretmeyi seçerek daha yüksek fiyatlar teklif edebilir.

Rekabetçi Konumlandırma: KGÜP/EAK oranlarını anlayan santraller, piyasada kendilerini rekabetçi bir şekilde konumlandırabilirler. Örneğin, sürekli olarak yüksek bir orana sahip bir santral, daha düşük fiyatlarla rekabetçi tekliflerde bulunabilir, çünkü daha düşük fiyatlarla bile verimli bir şekilde çalışabilir. Bu rekabet avantajı, santralin pazar payını artırmasını ve gelir istikrarını sağlamasını sağlar.

Gelir Maksimizasyonu: Stratejik teklif verme, verimli çalışmanın gerekliliği ile gelir maksimizasyonu hedefini dengelemeyi içerir. KGÜP/EAK oranından yararlanarak, santraller tekliflerinin kabul edilme olasılığının en yüksek olduğu fiyat noktalarını belirleyebilir ve kârlılığı garanti ederken en iyi finansal sonuçları elde etmek için teklif stratejilerini hassaslaştırabilirler.

Risk Yönetimi: KGÜP/EAK oranı, düşük performans veya aşırı kapasite potansiyelini vurgulayarak risk yönetim stratejilerine girdi sağlar. Santraller, talep ve fiyat dalgalanmaları ile ilişkili riskleri hafifletmek için tekliflerini ayarlayabilirler. Örneğin, düşük orana sahip bir santral, belirsiz piyasa koşullarında işletme kayıplarını önlemek için muhafazakâr tekliflerde bulunabilir.

Bilinçli Karar Verme: Karar vericiler, KGÜP/EAK oranını kullanarak daha bilinçli ve veriye dayalı teklif stratejileri geliştirebilirler. Bu, tarihsel performans ve kapasite kullanım trendlerine dayalı olarak minimum kabul edilebilir teklif eşiklerini belirlemeyi içerir. Böyle stratejik planlama, tekliflerin hem piyasa koşulları hem de santralin operasyonel yetenekleriyle uyumlu olmasını sağlar.

3.2.3. KGÜP/EAK senaryo analizi (KGÜP/EAK scenario analysis)

Yüksek KGÜP/EAK Oranı:

Yüksek KGÜP/EAK oranına sahip bir doğal gaz santrali, kapasitesine yakın çalıştığını ve potansiyeline göre yüksek miktarda enerji ürettiğini gösterir. Bu santral, rekabetçi kalmak ve enerji üretimi için sürekli seçilmek amacıyla daha düşük fiyatlarla teklif verebilir, özellikle yüksek talep dönemlerinde. Bu şekilde santral, yüksek kullanım oranlarını koruyarak gelirini maksimize eder.

Düşük KGÜP/EAK Oranı:

Düşük KGÜP/EAK oranına sahip bir kömür santrali, yüksek operasyonel maliyetler veya bakım sorunları nedeniyle yeterince kullanılmıyor olabilir. Bu santral, yalnızca piyasa fiyatları maliyetlerini karşılayacak kadar yüksek olduğunda elektrik üretmek için daha yüksek fiyatlar teklif edebilir. Bu stratejik yaklaşım, santralin düşük fiyatlarla güç üretimiyle ilişkili finansal kayıplardan kaçınmasına yardımcı olur ve düşük kullanım oranlarına rağmen kârlı kalmasını sağlar.

Dalgalanan KGÜP/EAK Oranı:

Mevsimsel su mevcudiyeti nedeniyle KGÜP/EAK oranı dalgalanan bir hidroelektrik santrali, teklif stratejisini dinamik olarak ayarlayabilir. Yüksek su akışına sahip yağışlı mevsimlerde, enerji üretimini ve pazar payını maksimize etmek için daha düşük fiyatlarla teklif verebilir. Kurak mevsimlerde, kaynakları

korumak ve kapasite sınırlı olduğunda kârlılığı sağlamak için daha yüksek fiyatlar teklif edebilir.

3.2.4. Stratejik Teklif Verme Çerçevesi (Strategic Bidding Framework)

KGÜP/EAK oranını stratejik teklif vermede etkili bir şekilde kullanmak için yapılandırılmış çerçeve aşağıda sunulmaktadır:

1. **Veri Analizi:** KGÜP/EAK oranını düzenli olarak analiz ederek trendleri anlamak ve yüksek ve düşük kapasite kullanım dönemlerini belirlemek.
2. **Teklif Optimizasyonu:** Orana dayalı olarak teklif stratejilerini ayarlayarak, hem piyasa koşullarını hem de operasyonel verimliliği yansıtan rekabetçi fiyatlar belirlemek.
3. **Piyasa İzleme:** Tekliflerin gerçek zamanlı piyasa dinamikleriyle uyumlu olmasını sağlamak için piyasa fiyatlarını ve talebi sürekli izlemek.
4. **Risk Değerlendirmesi:** Farklı teklif stratejileriyle ilişkili riskleri değerlendirmek, KGÜP/EAK oranını kullanarak potansiyel finansal kayıpları hafifletmek ve sürdürülebilir operasyonları sağlamak.
5. **Performans İncelemesi:** Teklif sonuçlarını periyodik olarak gözden geçirerek stratejileri iyileştirmek ve santralin uzun vadede rekabetçi ve kârlı kalmasını sağlamak.

KGÜP/EAK oranını stratejik teklif verme süreçlerine entegre ederek, santraller piyasa performanslarını artırabilir, kaynak kullanımını optimize edebilir ve daha iyi finansal sonuçlar elde edebilir.

3.3. Metodoloji (Methodology)

Light Gradient Boosting Machine (LGBM) yöntemi veri biliminde kullanılan güçlü bir makine öğrenmesi algoritmasıdır ve temelinde karar ağaçları kullanılarak iteratif bir şekilde model geliştirilir. Bu süreçte, her adımda önceki adımın hataları üzerinden gidilir ve model sürekli olarak iyileştirilir. LGBM, diğer gradient boosting yöntemlerine göre bazı optimizasyonlar içerir ve büyük veri setleri ile çalışmak için daha uygun bir yapı sunar.

3.3.1. Gradient Boosting (Gradient Boosting)

Gradient boosting, bir dizi zayıf tahmin modelinin (genellikle karar ağaçları) bir araya getirilmesiyle güçlü bir tahmin modeli oluşturmayı hedefler. Modelin temel matematiksel ifadesi (Eş.1):

$$F(x) = \sum_{m=1}^M \gamma_m h_m(x) + const \quad (1)$$

Burada:

- $F(x)$ Tahmin fonksiyonu
- M Modelde kullanılan toplam zayıf öğrenici sayısı
- γ_m m 'inci zayıf öğrenicinin katkı ağırlığı
- $h_m(x)$ m 'inci zayıf öğrenicinin hipotezi veya tahmin modeli
- $const$ Başlangıç sabiti

3.3.2. Leaf-wise Growth (Yaprak-tabanlı Büyüme)

LGBM, diğer gradient boosting yöntemlerinden farklı olarak, yaprak tabanlı büyüme stratejisini kullanır. Bu strateji, ağaçların seviye seviye değil, en yüksek kazancı sağlayacak yapraklardan büyütülmesini ifade eder. Matematiksel olarak, her adımda hata fonksiyonu (Eş.2) minimize edilir:

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, F^{(t-1)}(x_i) + h_t(x_i)) + \Omega(h_t) \quad (2)$$

Burada:

$L^{(t)}$ t 'inci iterasyonda toplam kayıp fonksiyonu

l Kayıp fonksiyonu, genellikle logaritmik kayıp veya kare kayıp

y_i i 'inci örneğin gerçek değeri

$F^{(t-1)}(x_i)$ $(t-1)$ 'inci iterasyonda modelin tahmin ettiği değer

$h_t(x_i)$ t 'inci zayıf öğrenicinin katkısı

$\Omega(h_t)$ h_t modelinin karmaşıklığına bağlı düzenleme terimi (regularization term)

3.3.3. Model Optimizasyonu ve Hiperparametre Ayarı

(Model Optimization and Hyperparameter Tuning)

LGBM'de model performansını etkileyen başlıca hiperparametreler:

- *learning_rate*: Her adımda yapılan güncelleme ölçeği.
- *num_leaves*: Her karar ağacındaki maksimum yaprak sayısı.

- *max_depth*: Ağaçların maksimum derinliği.
- *min_data_in_leaf*: Bir yaprağa düşen minimum veri sayısı (aşırı uyumu önlemek için kullanılır).

Bu parametreler, modelin doğruluğunu ve eğitim süresini doğrudan etkilemektedir.

3.3.4. LGBM ile Duyarlılık Analizi

(Sensitivity Analysis with LGBM)

LGBM, büyük veri setlerinde bile hızlı çalışabilen ve yüksek doğruluk sağlayan bir modeldir. Bu, büyük ve karmaşık veri setlerinde duyarlılık analizi yaparken büyük bir avantajdır. Büyük ölçekteki veri setlerinde ve yüksek boyutlulukta (çok sayıda değişken içeren) durumlar için uygundur. LGBM, her özelliğin model üzerindeki etkisini değerlendirebilen ayrıntılı değişken önem metrikleri sağlar, bu da hangi faktörlerin en belirgin etki yarattığını belirlemeyi kolaylaştırır. Çeşitli kayıp fonksiyonları ve düzenleme teknikleri ile özelleştirilebilir, bu sayede farklı türdeki veri yapılarına ve analiz ihtiyaçlarına uyum sağlar. LGBM, bu özellikleri sayesinde, bir sistemdeki değişkenlerin duyarlılıklarını analiz etmek ve önemli girdileri tanımlamak için güçlü ve tercih edilen bir araçtır. Özellikle, değişkenlerin etkileşimlerinin karmaşık olduğu durumlarda, bu tür bir analizin derinlemesine anlayış sağlaması büyük değer taşımaktadır. LGBM ile duyarlılık analizi adımları aşağıdaki gibidir:

Adım 1: Model Kurulumu ve Eğitim:

İlgili veri seti üzerinde LGBM modelini kurulum ve eğitilir. Bu süreçte model, verilen girdi değişkenlerinin (bu durumda normalize edilmiş PTF ve PFK gibi) çıktıları (ticari davranış) nasıl etkilediğini öğrenir.

Adım 2: Özellik Önem Dereceleri

LGBM, her bir özelliğin model tahminlerine olan katkısını değerlendiren değişken önem skorları sağlar. Bu skorlar, her bir özelliğin model çıktısındaki varyansı ne kadar açıkladığını gösterir. Yüksek bir skor, model çıktısı üzerinde büyük bir etkiye sahip olduğu anlamına gelir.

Adım 3: Duyarlılık Testleri

Farklı senaryolar altında girdi değişkenlerinde değişiklikler yaparak modelin tepkileri incelenir. Örneğin, PTF değerini sistemli bir

şekilde artırarak veya azaltarak ticari davranıştaki değişiklikler gözlemlenir.

3.4. Karar Destek Sistemi Yapısı

(Structure of the Decision Support System)

3.4.1. Tarihsel Analiz (Historical Analysis)

Gösterge paneli arayüzü (Şekil 1) üst kısmında yer alan zaman serisi butonları (günlük, aylık, yıllık), kullanıcılara verileri belirli bir zaman dilimine göre filtreleme imkanı sunar. Bu, piyasa trendlerini ve dönemsel değişimleri analiz etmekte önemli bir rol oynar. Zaman serisi seçimine bağlı olarak dinamik olarak güncellenen bilgi kutucukları, kullanıcıya piyasa ve portföy ile ilgili kritik veri noktalarını sunar. Bu kutucuklar arasında kurulu güç, santral bilgileri, fiyat değişimleri ve teklif analizleri gibi çeşitli veriler yer alır.

3.4.2. Portföy İzleme (Portfoy Monitoring)

Portföy izleme arayüzü (Şekil 2), kullanıcıların portföylerinin çeşitli yönlerini gösteren 8 ayrı çizgi grafiği bulunur. Her bir grafik, belirli bir portföy ögesine (örneğin, Emre Amade Kapasitesi, Maliyet) odaklanır ve ilgili zaman serisi verilerini görsel bir şekilde sunar. Kullanıcılar, her bir grafik üzerinde gezinerek, spesifik veri noktaları hakkında detaylı bilgi alabilirler. Bu interaktif özellik, kullanıcıların veri analiz sürecini derinlemesine ve kolay bir şekilde gerçekleştirmelerini sağlar.

3.4.3. Piyasa İzleme (Market Monitoring)

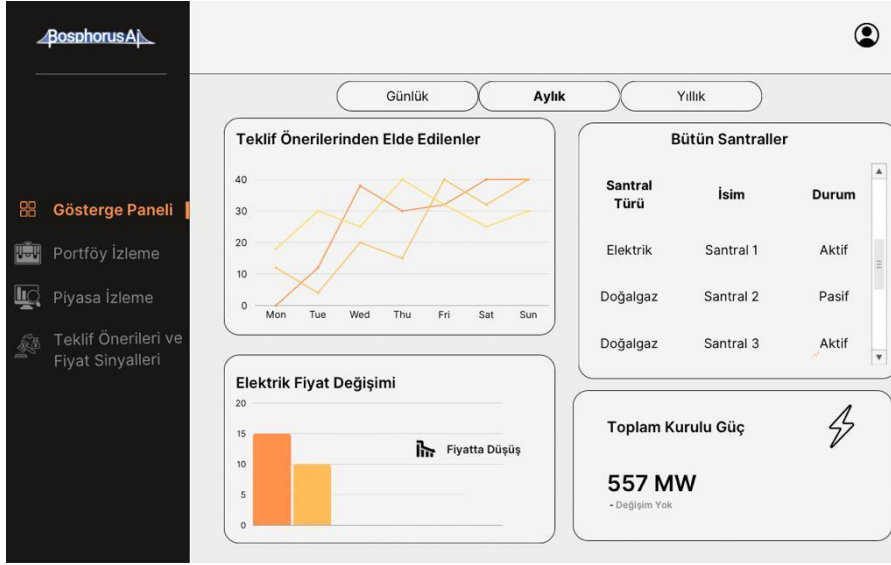
Piyasa izleme arayüzü (Şekil 3), kullanıcılara piyasa takas fiyatları, işlem hacmi ve arz-talep eğrileri gibi kritik verileri içeren çizgi grafikleri sunar. Bu grafikler, piyasa dinamiklerini ve trendleri anlamak için hayati önem taşır. Santrallerin enerji üretimi ve dağılımı ile ilgili veriler, üretimin kaynaklara göre dağılımı, gerçekleşen üretim ve kapasite ayırımı analizi gibi detayları grafiklerle sunar, böylece kullanıcılar enerji piyasasının genel durumu hakkında derinlemesine bilgi edinebilirler.

3.4.4. Teklif Önerileri ve Fiyat Sinyalleri

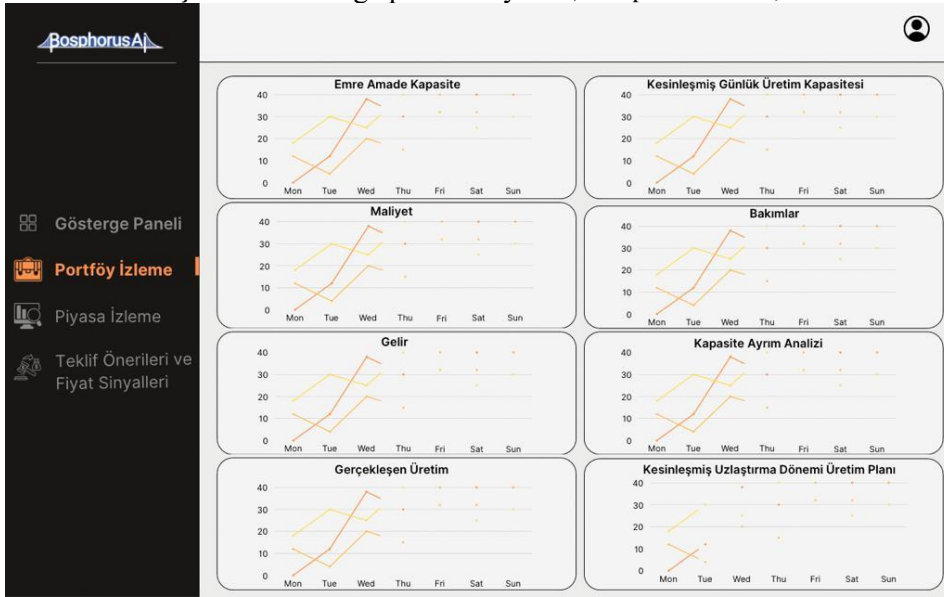
(Bid Recommendations and Price Signals)

Teklif önerileri ve fiyat sinyalleri arayüzü (Şekil 4), kullanıcılar çeşitli parametreler (santral seçimi, risk algısı, model seçimi) arasından seçim yaparak, piyasa koşullarına ve kişisel stratejilerine uygun kişiselleştirilmiş teklifler ve fiyat sinyalleri oluşturabilirler. Seçilen parametrelere göre, kullanıcılara sunulan sonuçlar ve detaylar, finansal verileri hızlı ve

etkin bir şekilde incelemek için tasarlanmış bir tablo formatında gösterilir.



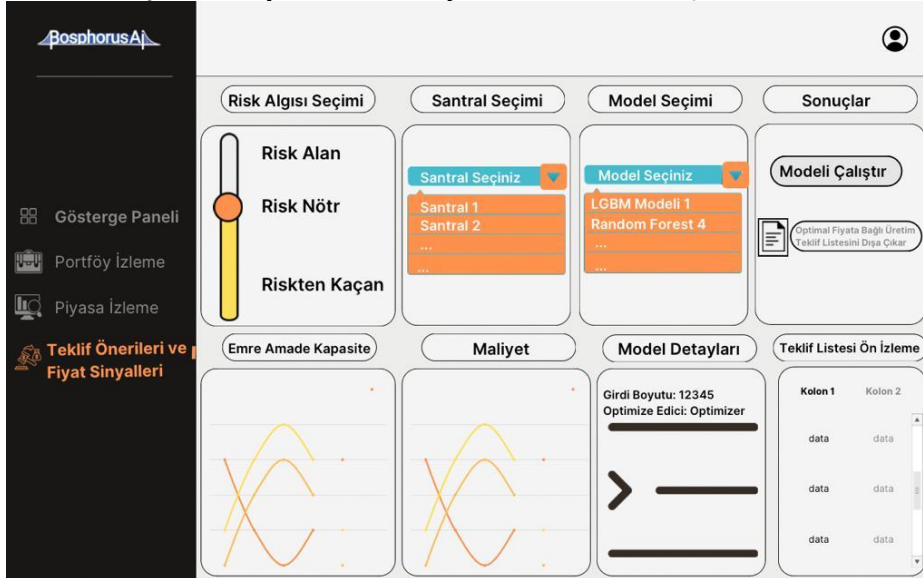
Şekil 1. Gösterge paneli arayüzü (Main panel interface)



Şekil 2. Portföy izleme arayüzü (Portfoy monitoring interface)



Şekil 3. Piyasa izleme arayüzü (Market monitoring interface)



Şekil 4. Teklif Önerileri ve Fiyat Sinyalleri arayüzü (Bid recommendations and price signals interface)

4. KARAR DESTEK SİSTEMİ UYGULAMASI (APPLICATION OF THE DECISION SUPPORT SYSTEM)

4.1. Santrallerin Seçimi

(Identification of Power Plants)

100MW 'ın altı ve EPIAŞ Şeffaflık Platformu'nda verisi eşleşmeyen santraller elenerek analize elverişli santral grupları belirlenmiştir (Tablo 1).

4.2. Stratejik Teklif Verme Analizi

(Analysis of Strategic Bidding)

2019 Haziran – 2024 Şubat döneminde seçilen santraller ortalama %18 oranında 0 MW EAK girmişlerdir. EAK'ı en yüksek ve en düşük

oranda 0 MW giren santraller Tablo 2, 3,4,5,6,7'de sunulmuştur.

EAK'ın sıfır olmadığı durumlarda KGÜP/EAK oranı bize santralin hangi kapasite ayrımı noktalarında yoğunlaştığını göstermektedir. 4 büyük santral örnek olarak seçilmiştir (Şekil 5). Antalya Doğal Gaz Santrali kabaca %0, %75, ve %100 olmak üzere 3 KGÜP/EAK oranında yoğunlaşmıştır. Ankara Doğal Gaz Santrali %0, %100 olmak üzere 2 KGÜP/EAK oranını referans olarak kullanmaktadır. Zetes 1 santrali, fiyattan bağımsız olarak, her zaman tüm kapasitesini piyasaya sunmaktadır. İzdemir santrali ise %95 ve %100 olmak üzere iki referans oranı kullanmaktadır.

Tablo 1. Seçilen santrallerin kaynak tipine göre dağılımı (Distribution of Selected Power Plants by Resource Type)

Santral Sahibi	Santral Tipi	Santral Sayısı	Analize Elverişli Santral Sayısı
EÜAŞ	Hidroelektrik	36	27
	Doğal Gaz	13	6
Özel Sektör	Hidroelektrik	27	23
	İthal Kömür	7	7
	Doğal Gaz	19	19

Tablo 2. En az oranda EAK=0 giren HESler (Hydroelectric Power Plants with Minimum EAK=0 Entry)

No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
9	Ayvalı HES	HES	0.00
10	BAĞIŞTAŞ I HES	HES	0.00
11	BEYHAN-1	HES	0.06
64	ATATÜRK HES DB	HES	0.08
25	YUKARI KALEKÖY BARAJI ve HES	HES	0.21

Tablo 3. En çok oranda EAK=0 giren HESler (Hydroelectric Power Plants with Maximum EAK=0 Entry)

No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
63	ASLANTAŞ HES	HES	29.93
3	EŞEN 1 HES	HES	49.34
85	KIĞI BARAJI ve HES	HES	66.61
71	DEMİRKÖPRÜ	HES	79.51
93	SEYHAN 2 HES	HES	80.37

Tablo 4. En az oranda EAK=0 giren İthal Kömür Santralleri (Coal Power Plants with Minimum EAK=0 Entry)

No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
26	ATLAS TES	İthal Kömür	0.88
27	CENAL TES(TR1+TRA)	İthal Kömür	1.06
31	İÇDAŞ BEKİRLİ 1	İthal Kömür	4.37
28	İÇDAŞ 1	İthal Kömür	5.80
29	İÇDAŞ 2	İthal Kömür	6.92

Tablo 5. En çok oranda EAK=0 giren İthal Kömür Santralleri (Coal Power Plants with Maximum EAK=0 Entry)

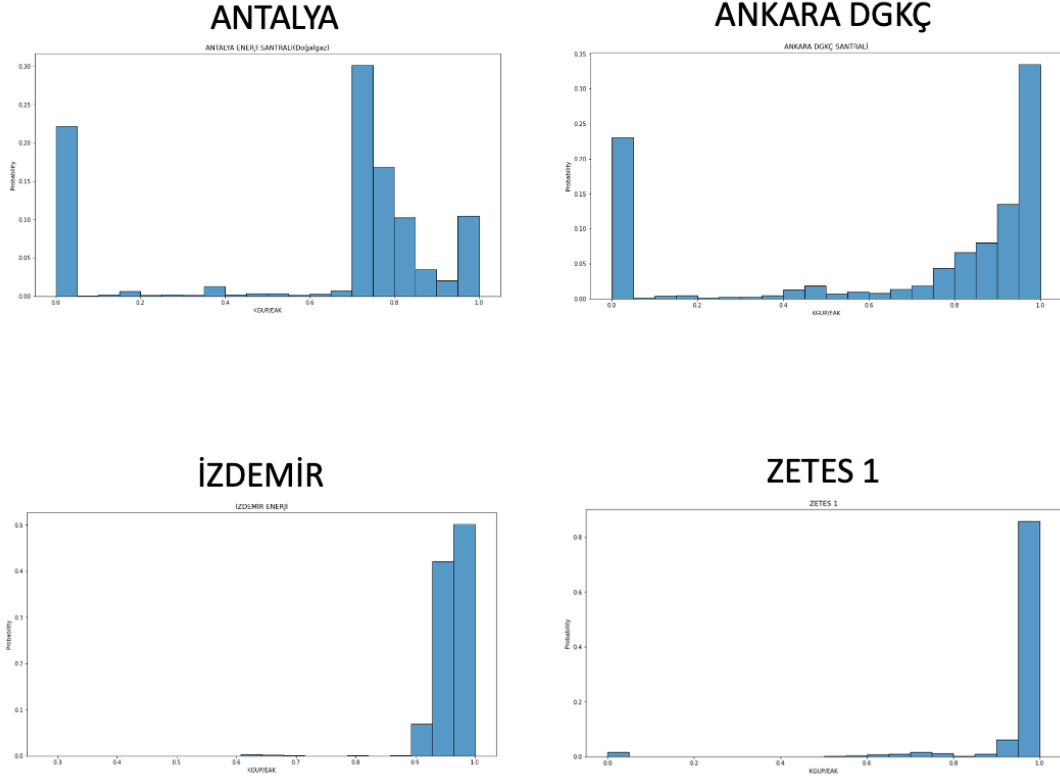
No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
7	ZETES 2-B	İthal Kömür	14.69
35	ZETES 3-B	İthal Kömür	15.43
34	ZETES 3-A	İthal Kömür	18.91
6	ZETES 2-A	İthal Kömür	21.00
5	ZETES 1	İthal Kömür	40.93

Tablo 6. En az oranda EAK=0 giren Doğalgaz santralleri (Naturalgas Power Plants with Minimum EAK=0 Entry)

No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
47	İZMİT-KÖSEKÖY TERMİK SANTRALİ	Doğalgaz	1.54
61	İST DGAZ-B Blok (Blok40+ Blok50)	Doğalgaz	2.40
55	BURSA DG BLOK1	Doğalgaz	4.39
38	ACWA POWER KIRIKKALE DGKÇS	Doğalgaz	4.94
36	ANTALYA ENERJİ SANTRALİ(Doğalgaz)	Doğalgaz	5.17

Tablo 7. En çok oranda EAK=0 giren Doğalgaz santralleri (Naturalgas Power Plants with Maximum EAK=0 Entry)

No	Santral	Santral Tipi	EAK 0 yüzdesi
96	İZMİR DGKÇS GR1(Doğalgaz)	Doğalgaz	49.72
49	GEBZE DGKÇ SANTRALI-2	Doğalgaz	52.53
38	ADAPAZARI DGKÇ SANTRALI	Doğalgaz	55.41
48	GEBZE DGKÇ SANTRALI 1	Doğalgaz	59.60
97	İZMİR DGKÇS GR2(Doğalgaz)	Doğalgaz	60.22



Şekil 5. Örnek Santraller için EAK'ın sıfır olmadığı durumlarda KGÜP/EAK oranı
(For Selected Power Plants KGÜP/EAK Ratio When EAK is Not Zero)

4.3. Fiyat Normalizasyonu (Price Normalization)

İthal kömür ve doğal gaz santralleri için elektrik satış fiyatları maliyetleri oranında normalize edilmiştir:

İthal kömür santralleri için normalize fiyat:

- *PTF/Rotterdam kömür fiyatı**
- *PFK/Rotterdam kömür fiyatı**

*Rotterdam kömür fiyatları T.C. Merkez bankasına USD/TL kuruna göre TL'ye çevrilmiştir.

Hidroelektrik Santralleri için normalize fiyat:

- *SFK/Botaş tarife fiyatı*

- *PTF/Azami Fiyat*

Doğal gaz santralleri için normalize fiyat:

- *PTF/Botaş tarife fiyatı*
- *PFK/Botaş tarife fiyatı*
- *SFK/Botaş tarife fiyatı*

4.4. PTF'ye Bağlı Santral Üretim Kapasite Ayrımı

(Categorization of the Production Capacity of Power Plants according to MCP)

Santral üretim kapasite ayrımı, KGUP/EAK oranının PTF/BOTAŞ'la SFK/BOTAŞ aralığında eşleştirilmesi ile bulunur. 4 örnek santral üzerinden çıktılar Şekil 6,7,8,9'de gösterilmektedir.

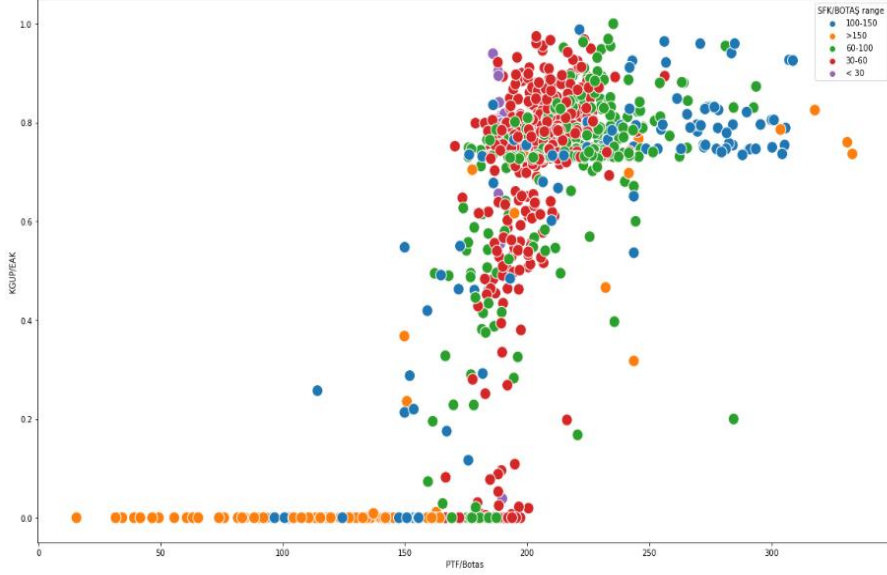
ANTALYA DGKÇ için SFK/BOTAŞ ile PTF/BOTAŞ arasında doğrusal bir ilişki bulunmamaktadır, SFK/BOTAŞ fiyatının en yüksek olduğu çoğu durumda KGUP/EAK=0'dır (Şekil 6).

AGE ENERJİ SFK/BOTAŞ ile PTF/BOTAŞ arasında Antalya doğal gaz santraline göre daha

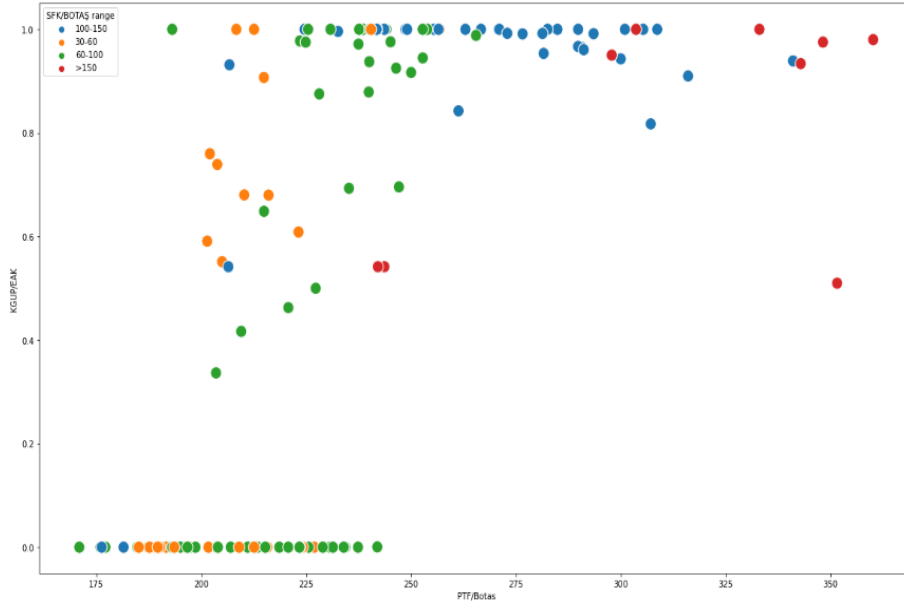
yüksek korelasyon olduğu görülmektedir (Şekil 7).

Zetes-1 santralinin fiyat ne olursa olsun çoğu durumda kapasitesinin %100'ünü GÖP'e ayırdığı görülmektedir (Şekil 8).

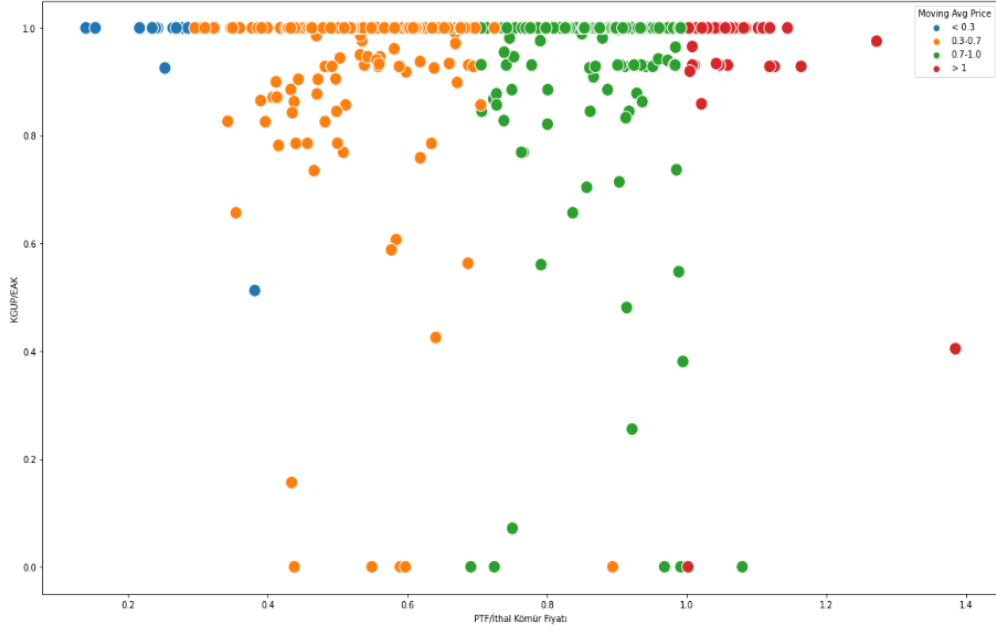
İzdemir santrali için ise %95 ve %100 olmak üzere iki farklı referans oranı bulunmaktadır (Şekil 9).



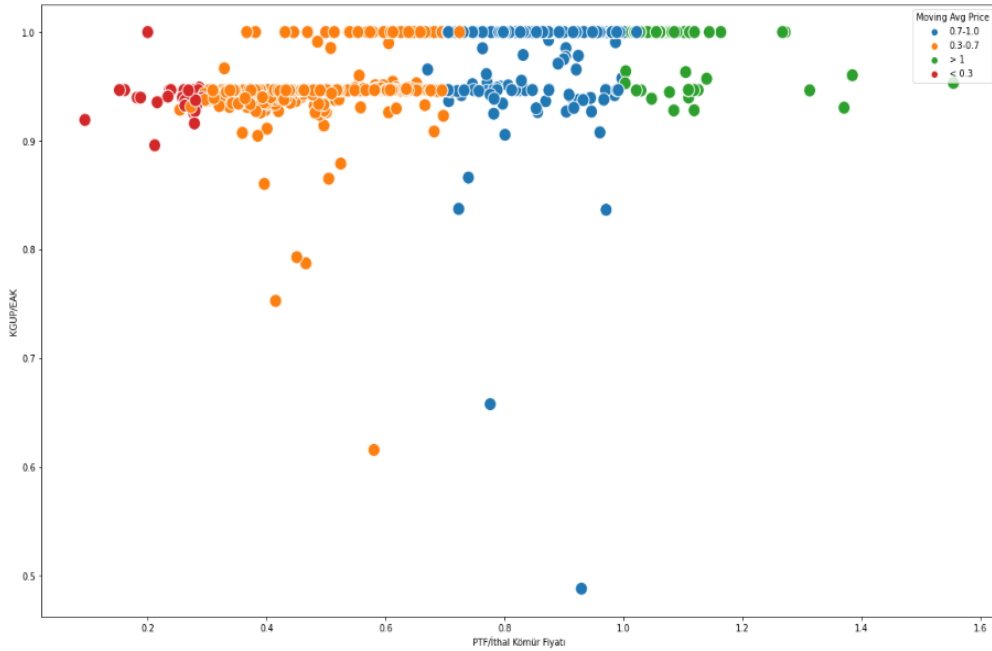
Şekil 6. ANTALYA DGKÇ Santrali Üretim Kapasite Ayrımı
(Production Capacity Separation of ANTALYA DGKÇ Power Plant)



Şekil 7. AGE ENERJİ Santrali Üretim Kapasite Ayrımı
(Production Capacity Separation of AGE ENERJİ Power Plant)



Şekil 8. Zetes-1 Santrali Üretim Kapasite Ayrımı
(Production Capacity Separation of Zetes-1 Power Plant)



Şekil 9. İzdemir Santrali Üretim Kapasite Ayrımı
(Production Capacity Separation of İzdemir Power Plant)

4.5. Santrallerin Ticari Davranış Skorlaması (Trading Behaviour Scoring of Power Plants)

Ticari davranış skorlamasının temel amacı, santrallerin piyasa koşullarına verdikleri tepkileri ölçmektir. Skorlama, santrallerin hangi fiyat aralıklarında daha aktif olduğunu, hangi dönemlerde üretim kapasitelerini artırdıklarını ve piyasa koşullarına göre nasıl stratejiler geliştirdiklerini ortaya koymaktadır. Bu

makalede ticari davranış skorlaması için dört temel adım kullanılmıştır: (1) Santrallerin geçmiş işlem verileri, üretim miktarları, piyasa fiyatları ve talep değişimleri EPIAŞ Şeffaflık Platformundan alınır. (2) Toplanan veriler, eksik veya hatalı verilerden arındırılır ve analiz için uygun hale getirilir. (3) LGBM modeli, temizlenmiş veri seti üzerinde eğitilir. Bu eğitim süreci, modelin santrallerin geçmiş verilerine dayanarak gelecekteki davranışlarını

tahmin etmesini sağlar. (4) Eğitilmiş model, santrallerin belirli piyasa koşullarına verdiği tepkileri analiz eder ve her bir santral için ticari davranış skorları oluşturur.

4.5.1. İthal Kömür Santrallerinin Ticari Davranış Skorlaması

(Trading Behaviour Scoring of Coal Power Plants)

Normalize edilmiş PTF ve PFK değerlerinin kömür üretimine olan fiyat duyarlılığı LGBM yöntemi kullanılarak hesaplanmış ve Tablo 8’de sunulmuştur. En yüksek duyarlılığa sahip santral İÇDAŞ-1 en düşük duyarlılığa sahip santral ise Zetes-1’dir. Tüm santraller için PFK, PTF’den daha önemliken aradaki önem farkı tüm santraller için farklıdır. Örneğin PTF için en duyarlı santral İÇDAŞ-1 iken PFK için en duyarlı santral İÇDAŞ BEKİRLİ 1’dir.

4.5.2. Doğalgaz Santrallerinin Ticari Davranış Skorlaması

(Trading Behaviour Scoring of Naturalgas Power Plants)

Normalize edilmiş PTF, PFK ve SFK değerlerinin doğalgaz üretimine olan duyarlılığı

LGBM yöntemi kullanılarak hesaplanmış ve Tablo 9’de sunulmuştur. En yüksek duyarlılığa sahip santral Bursa DG BLOK2 en düşük duyarlılığa sahip santral ise AGE Enerji’dir. PTF’ye en duyarlı santral Esenyurt, PFK’ya en duyarlı santral İzmit Köseköy, SFK’ya en duyarlı santral ise Enerjisa Bandırma santralidir.

4.5.3. Hidroelektrik Santrallerinin Ticari Davranış Skorlaması

(Trading Behaviour Scoring of Hydroelectric Power Plants)

Normalize edilmiş PTF, PFK ve SFK değerlerinin hidroelektrik üretimine olan duyarlılığı LGBM yöntemi kullanılarak hesaplanmış ve Tablo 10’de sunulmuştur. SFK’ye en yüksek duyarlılığa sahip santral SARIYAR 1 en düşük duyarlılığa sahip santral ise KARKAMIŞ HES’dir. PTF’ye en duyarlı santral Esenyurt, PFK’ya en duyarlı santral İzmit Köseköy, SFK’ya en duyarlı santral ise Enerjisa Bandırma santralidir.

Tablo 8. Seçilen İthal Kömür Santralleri için Ticari Davranış Skorlaması
(Trading Behaviour Scoring of the Selected Imported Coal Power Plants)

Santral Adı	PTF/İthal Kömür Fiyatı	PFK/İthal Kömür Fiyatı	Total
İÇDAŞ 1	0.473169	0.526831	1.000000
ZETES 2-B	0.465718	0.520584	0.986302
ZETES 3-A	0.444645	0.539625	0.984270
ZETES 2-A	0.433657	0.530970	0.964627
İÇDAŞ 2	0.424475	0.534507	0.958982
İÇDAŞ BEKİRLİ 1	0.401069	0.556107	0.957176
İSKENDERUN İTHAL KÖMÜR SANTRALI-1	0.393768	0.553549	0.947317
ZETES 3-B	0.381877	0.554075	0.935952
İZDEMİR ENERJİ	0.413562	0.521412	0.934974
İÇDAŞ 3	0.435388	0.498909	0.934297
İSKENDERUN İTHAL KÖMÜR SANTRALI-2	0.444118	0.481072	0.925190
CENAL TES(TR1+TRA)	0.443441	0.454580	0.898021
ATLAS TES	0.428690	0.462256	0.890946
İÇDAŞ BEKİRLİ 2	0.379544	0.494242	0.873786
ZETES 1	0.335892	0.366975	0.702867

Tablo 9. Seçilen İthal Doğal Gaz Santralleri için Ticari Davranış Skorlaması
(Trading Behaviour Scoring of the Selected Natural Gas Power Plants)

Santral Adı	PTF/Botas	PFK/BOTAŞ	SFK/BOTAŞ	Total
BURSA DG BLOK2	0.258231	0.383516	0.358253	1.000000
RWE TURCAS GUNEY	0.274140	0.370038	0.344038	0.988215
BURSA DG BLOK1	0.252707	0.377624	0.357664	0.987994

ENERJİSA BANDIRMA SANTRALI	0.283273	0.303381	0.396995	0.983649
ERZİN SANTRALİ	0.286146	0.350667	0.344627	0.981439
İST.DGAZ-B Blok (Blok40+ Blok50)	0.267143	0.384768	0.324814	0.976725
İZMİT-KÖSEKÖY TERMİK SANTRALİ	0.236724	0.419165	0.315092	0.970980
ANTALYA ENERJİ SANTRALİ(Doğalgaz)	0.291522	0.345511	0.331737	0.968771
İST.DGAZ-A BLOK(A)	0.279738	0.344848	0.342565	0.967150
YENİ ELEKTRİK DOĞALGAZ KOMBİNE ÇEVİRİM SANTRALİ	0.296531	0.362746	0.299256	0.958533
BİLGİN SAMSUN DGKÇS PT2(Doğalgaz)	0.305443	0.345511	0.305738	0.956691
İST.DGAZ-A BLOK(B)	0.281064	0.345584	0.318553	0.945201
BİLGİN SAMSUN DGKÇS PT1(Doğalgaz)	0.284157	0.331296	0.321721	0.937173
ACWA POWER KIRIKKALE DGKÇS	0.307432	0.317301	0.308168	0.932901
İST.DGAZ-A BLOK(C)	0.290565	0.331369	0.310820	0.932754
ESENYURT DGKÇ SANTRALI	0.344995	0.310010	0.272741	0.927745
ENERJİSA BANDIRMA II SANTRALI	0.274140	0.325624	0.326876	0.926641
ALİAĞA DGKÇS(Habaş DGKÇS/DB-1)	0.268321	0.336525	0.302423	0.907270
ŞANLIURFA DGKÇ SANTRALİ	0.217574	0.391545	0.294763	0.903882
İÇ ANADOLU DGKÇS	0.220815	0.366870	0.313619	0.901304
HAMİTABAT ÜNİTE-20	0.253370	0.368859	0.278044	0.900273
HAMİTABAT ÜNİTE-10	0.280032	0.329012	0.284378	0.893423
CENGİZ 610 DGKÇS	0.214407	0.365618	0.296384	0.876409
ANKARA DGKÇ SANTRALİ	0.239154	0.314208	0.303602	0.856964
GEBZE DGKÇ SANTRALI-2	0.193489	0.302055	0.334463	0.830007
GEBZE DGKÇ SANTRALI 1	0.208220	0.300876	0.308168	0.817264
İZMİR DGKÇS GR2(Doğalgaz)	0.208146	0.304854	0.271341	0.784341
İZMİR DGKÇS GR1(Doğalgaz)	0.167931	0.267659	0.336820	0.772409
ADAPAZARI DGKÇ SANTRALI	0.198424	0.272225	0.280548	0.751197
AGE ENERJİ DOĞALGAZ KÇS	0.227370	0.226412	0.236724	0.690506

Tablo 10. Seçilen HES'ler için Ticari Davranış Skorlaması
(Trading Behaviour Scoring of the Selected Hydroelectric Power Plants)

Santral Adı	PTF/Azami Fiyat	SFK/BOTAŞ	Total
SARIYAR 1	0.434194	0.565806	1.000000
ATATÜRK HES DB	0.514953	0.481803	0.996756
KILIÇKAYA HES DB	0.450205	0.530963	0.981168
GÖKCEKAYA HES DB	0.457822	0.522218	0.980039
DERBENT HES	0.453378	0.524827	0.978206
SIR HES DB	0.505643	0.472422	0.978065
SUAT UĞURLU HES	0.421992	0.549795	0.971787
ENERJİSA KAVŞAKBENDİ HES	0.482226	0.484342	0.966568
H. UĞURLU 1-4	0.453378	0.507476	0.960855
ERMENEK HES1	0.468261	0.491748	0.960008
PEMBELİK HES	0.511497	0.448441	0.959938
KEBAN HES 1-8	0.515658	0.442728	0.958386
BİRECİK-NİZİP BARAJI ve HES	0.455635	0.501129	0.956764

YUKARI KALEKÖY BARAJI ve HES	0.466921	0.488574	0.955494
GEZENDE HES DB	0.441529	0.512414	0.953943
KESİKKÖPRÜ	0.409931	0.541614	0.951545
ÇAMLIGÖZE	0.471435	0.478840	0.950275
KARAKAYAHES1-6	0.476231	0.472634	0.948864
YEDİGÖZE HES	0.459021	0.488080	0.947101
KARKAMIŞ HES	0.439977	0.505643	0.945620

5. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada enerji piyasalarında ticari davranışları tespit etmek için bir KDS geliştirilmiştir. Geliştirilen KDS; LGBM algoritmasını kullanarak, santral ve santral tipi bazında ticari davranışları skorlamış ve bu sayede PK'ların karşılaştıkları zorluklara veriye dayalı bir çözüm geliştirilmiştir. Sistem, PK'ların ticari stratejilerini daha etkin bir şekilde yönlendirmelerine olanak tanıyarak, ticari davranışların yüksek doğrulukla tespit edilmesini sağlamaktadır. KDS uygulaması, PK'ların ve PY'lerin enerji piyasalarını daha iyi anlamalarına ve daha etkili politikalar geliştirmelerine yardımcı olacak detaylı ve güncel veriler sağlamaktadır. Bu sistem sayesinde, PK'lar, ticari davranışların dinamiklerini ve piyasa trendlerini daha net görebilmekte ve bu bilgiler ışığında riskleri minimize ederek daha bilinçli teklifler sunabilmektedir. Ayrıca, bu çalışma enerji piyasalarında şeffaflığın ve verimliliğin artırılmasına katkıda bulunmakta, piyasa manipülasyonu risklerini azaltmakta ve piyasa güvenliğini desteklemektedir. KDS'nin sunmuş olduğu analitik yetenekler, piyasa yapılarının ve operasyonlarının sürekli olarak izlenmesi ve değerlendirilmesi için güçlü bir araçtır.

Bu makalenin potansiyel sınırlamaları ve zorlukları: (1) KDS'nin etkinliği büyük ölçüde veri kalitesine ve erişilebilirliğine bağlıdır. Eksik, yanlış veya güncel olmayan veriler yanlış analizlere ve optimal olmayan karar vermeye yol açabilir. Sürekli olarak yüksek kaliteli ve gerçek zamanlı verilere erişimi sağlamak zor olabilir. (2) LGBM algoritması, herhangi bir makine öğrenimi modeli gibi, önyargılı verilerle eğitildiğinde önyargılar sergileyebilir. Bu, belirli PK'ları veya senaryoları kayıran sonuçlara yol açabilir. Modelin doğruluğunu ve adil olmasını sağlamak için çeşitli ve kapsamlı veri setleriyle

düzenli olarak güncellenmesi ve doğrulanması önemlidir.

Bu çalışmada geliştirilen KDS gelecekteki araştırmalar kapsamında daha da iyileştirilmesi ve genişletilmesi için çeşitli potansiyel yönler bulunmaktadır. (1) Gelecek araştırmalar, ticari davranış tespitinde doğruluğu ve verimliliği artırmak amacıyla derin öğrenme veya pekiştirmeli öğrenme gibi daha ileri düzey makine öğrenmesi algoritmalarının entegrasyonunu inceleyebilir. Bu ileri teknikler, daha hassas tahminler sunabilir ve daha büyük ve karmaşık veri setlerini işleyebilir. (2) Sistemi farklı enerji piyasalarında ticari davranışları analiz etmek ve karşılaştırmak için genişletmek, piyasa trendleri ve PK davranışları hakkında değerli içgörüler sağlayabilir. Bu, farklı piyasa yapılarındaki en iyi uygulamaları ve geliştirme alanlarını belirlemeyi sağlar. Bu potansiyel gelecekteki çalışmalar, KDS'nin işlevselliğini, doğruluğunu ve kullanılabilirliğini artıracak, enerji piyasalarında ticari davranışları anlamak ve yönetmek için daha güçlü bir araç sunacaktır.

TEŞEKKÜR (ACKNOWLEDGMENTS)

Bu çalışma, "TÜBİTAK TEYDEB 1501-Sanayi Ar-Ge Projeleri" programı kapsamında 3220630 proje numarası ile desteklenmiştir.

This study was supported with the project number 3220630 under the program of "TÜBİTAK TEYDEB 1501-Industry R&D Projects".

ETİK STANDARTLARIN BEYANI (DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS)

Bu makalenin yazarı çalışmada kullandığı materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan eder.

The author of this article declares that the materials and methods she used in her work do not require ethical committee approval and/or legal-specific permission.

YAZARLARIN KATKILARI (AUTHORS' CONTRIBUTIONS)

Ezgi AVCI: Modelleri geliştirmiş, sonuçlarını analiz etmiş ve makalenin yazım işlemini gerçekleştirmiştir.

She developed the models, analyzed the results and performed the writing process.

ÇIKAR ÇATIŞMASI (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur.

There is no conflict of interest in this study.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

[1] Borenstein, S., Bushnell, J. B., & Wolak, F. A. (2002). Measuring market inefficiencies in California's restructured wholesale electricity market. *American Economic Review*, 92(5), 1376–1405.

[2] Li, B., Wang, X., Shahidehpour, M., Jiang, C., & Li, Z. (2019). DER aggregator's data-driven bidding strategy using the information gap decision theory in a non-cooperative electricity market. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6), 6756–6767.

[3] Xu, X., Yan, Z., Shahidehpour, M., Li, Z., Yan, M., & Kong, X. (2020). Data-driven risk-averse two-stage optimal stochastic scheduling of energy and reserve with correlated wind power. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 11(1), 436–447.

[4] Dehghanpour, K., Nehrir, M. H., Sheppard, J. W., & Kelly, N. C. (2016). Agent-based modeling in electrical energy markets using dynamic Bayesian networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(6), 4744–4754.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2524678>

[5] Guo, H., Chen, Q., Xia, Q., & Kang, C. (2021). Deep inverse reinforcement learning for objective function identification in bidding models. *IEEE Transactions on Power Systems*, 36(6), 5684–5696.

[6] Guo, H., Chen, Q., Fang, X., Liu, K., Xia, Q., & Kang, C. (2019). Market power mitigation clearing mechanism based on constrained bidding capacities. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(6), 4817–4827.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2019.2913334>

[7] Zou, P., Chen, Q., Yu, Y., Xia, Q., & Kang, C. (2017). Electricity markets evolution with the changing generation mix: An empirical analysis based on China 2050 high renewable energy penetration roadmap. *Applied Energy*, 185, 56–67.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.061>

[8] Ruiz, C., Conejo, A. J., & Smeers, Y. (2012). Equilibria in an oligopolistic electricity pool with stepwise offer curves. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(2), 752–761.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2011.2170439>

[9] Li, T., & Shahidehpour, M. (2005). Strategic bidding of transmission constrained GENCOs with incomplete information. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(1), 437–447.

[10] Baringo, L., & Conejo, A. J. (2016). Offering strategy of wind power producer: A multi-stage risk-constrained approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(2), 1420–1429.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2015.2411332>

[11] Yazdani-Damavandi, M., Neyestani, N., Shafie-khah, M., Contreras, J., & Catalao, J. P. S. (2018). Strategic behavior of multi-energy players in electricity markets as aggregators of demand side resources using a bilevel approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(1), 397–411.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2688344>

[12] Guo, H., Chen, Q., Xia, Q., & Kang, C. (2019). Efficiency loss for variable renewable energy incurred by competition in electricity markets. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*.
<https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2946930>

[13] Doraszelski, U., Lewis, G., & Pakes, A. (2018). Just starting out: Learning and equilibrium in a new market. *American Economic Review*, 108(3), 565–615.

[14] Hortaçsu A. and Puller, S. L. (2008). Understanding strategic bidding in multi-unit auctions: A case study of the Texas electricity spot market,” *RAND J. Econ.*, vol. 39, no. 1, pp. 86–114.

[15] Kohansal, M., Sadeghi-Mobarakeh, A., & Mohsenian-Rad, H. (2017). A data-driven analysis of supply bids in California ISO market: Price elasticity and impact of renewables. In *Proc. IEEE International*

Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm) (pp. 58–63).

[16] Kohansal, M., & Mohsenian-Rad, H. (2016). A closer look at demand bids in California ISO energy market. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(4), 3330–3331.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2015.2484062>

[17] Wang, L., Zhang, Z., & Chen, J. (2017). Short-term electricity price forecasting with stacked denoising autoencoders. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(4), 2673–2681.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2628873>

[18] Wang, Y., Gan, D., Sun, M., Zhang, N., Lu, Z., & Kang, C. (2019). Probabilistic individual load forecasting using pinball loss guided LSTM. *Applied Energy*, 235, 10–20.

[19] Teeraratkul, T., O'Neill, D., & Lall, S. (2018). Shape-based approach to household electric load curve clustering and prediction. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(5), 5196–5206.

[20] Velloso, A., Street, A., Pozo, D., Arroyo, J. M., & Cobos, N. G. (2019). Two stage robust unit commitment for co-optimized electricity markets: An adaptive data-driven approach for scenario-based uncertainty sets. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2915049>

[21] Kwac, J., Flora, J., & Rajagopal, R. (2014). Household energy consumption segmentation using hourly data. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(1), 420–430.

[22] Liang, H., Ma, J., Sun, R., & Du, Y. (2019). A data-driven approach for targeting residential customers for energy efficiency programs. *IEEE Transactions on Smart Grid*. <https://doi.org/10.1109/TSG.2019.2933704>

[23] Zheng, K., Chen, Q., Wang, Y., Kang, C., & Xia, Q. (2019). A novel combined data-driven approach for electricity theft detection. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(3), 1809–1819. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873814>

[24] Sun, W., Zamani, M., Hesamzadeh, M. R., & Zhang, H.-T. (2019). Data-driven probabilistic optimal power flow with nonparametric Bayesian modeling and inference. *IEEE Transactions on Smart Grid*. <https://doi.org/10.1109/TSG.2019.2931160>

[25] Wang, Y., Wan, C., Zhou, Z., Zhang, K., & Botterud, A. (2018). Improving deployment availability of energy storage with data-driven AGC signal models. *IEEE Transactions on*

Power Systems, 33(4), 4207–4217. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2780223>

[26] Bagheri, Wang, J., & Zhao, C. (2017). Data-driven stochastic transmission expansion planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(5), 3461–3470.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2635098>

[27] Ruiz, A. J., Conejo, A. J., & Bertsimas, D. J. (2013). Revealing rival marginal offer prices via inverse optimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 3056–3064. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2012.2234144>

[28] Saez-Gallego, J., Morales, J. M., Zugno, M., & Madsen, H. (2016). A data-driven bidding model for a cluster of price-responsive consumers of electricity. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(6), 5001–5011.

[29] Lu, T., Wang, Z., Wang, J., Ai, Q., & Wang, C. (2019). A data-driven Stackelberg market strategy for demand response-enabled distribution systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(3), 2345–2357. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2795007>

[30] Chen, R., Paschalidis, I. C., Caramanis, M. C., & Andrianesis, P. (2019). Learning from past bids to participate strategically in day-ahead electricity markets. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(5), 5794–5806.

[31] Mitridati, L., & Pinson, P. (2018). A Bayesian inference approach to unveil supply curves in electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(3), 2610–2620.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2757980>

[32] Sun, M., Wang, Y., Teng, F., Ye, Y., Strbac, G., & Kang, C. (2019). Clustering based residential baseline estimation: A probabilistic perspective. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6), 6014–6028. <https://doi.org/10.1109/TSG.2019.2895333>

[33] Hu, J., & Li, H. (2019). A new clustering approach for scenario reduction in multi-stochastic variable programming. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(5), 3813–3825. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2019.2901545>

[34] Shahmohammadi, Sioshansi, R., Conejo, A. J., & Afsharnia, S. (2018). The role of energy storage in mitigating ramping inefficiencies caused by variable renewable generation. *Energy Conversion and Management*, 162, 307–320.

<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.12.054>

[35] Xu, Y., Shi, Y., Kirschen, D. S., & Zhang, B. (2018). Optimal battery participation in frequency regulation markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(6), 6715–6725.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2846774>

[36] He, G., Chen, Q., Moutis, P., Kar, S., & Whitacre, J. F. (2018). An intertemporal decision framework for electrochemical energy storage management. *Nature Energy*, 3(5), 404–412. <https://doi.org/10.1038/s41560-018-0129-9>

[37] Khajeh, H., & Foroud, A. A. (2017). Behavioural market power indices in a transmission-constrained electricity market. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 11(18), 4608–4616. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2017.0911>