

Akıllı Sayaç Verilerinde Derin Zaman Serisi Analizi ve Olasılık Tabanlı Kümeleme ile Enerji Tüketicisi Esneklik Tespiti

Zühre AYDIN^{1*} 

¹Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu, Ankara, Türkiye

Makale Bilgisi

Research article
Received: 31/05/2025
Revision: 29/07/2025
Accepted: 31/07/2025

Anahtar Kelimeler

Dönüştürücü Tabanlı
Zaman Serisi,
Akıllı Sayaç,
Enerji Talebi Yönetimi,
Gaussian Karışım
Modellemesi,
Tüketici Grupları,
Talep Tarafı Esnekliği

Article Info

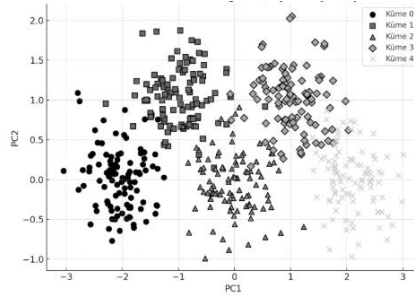
Araştırma makalesi
Başvuru: 31/05/2025
Düzeltilme: 29/07/2025
Kabul: 31/07/2025

Keywords

Transformer Based Time
Series,
Smart Meter,
Energy Demand
Management,
Gaussian Mixture
Modeling,
Consumer Segmentation,
Demand Side Flexibility

Grafik Özet (Graphical/Tabular Abstract)

Çalışmanın amacı, akıllı sayaçlardan elde edilen yüksek çözünürlüklü zaman serisi verilerini dönüştürücü tabanlı derin öğrenme ile analiz edip, Gaussian Karışım Modellemesi (GMM) temelli olasılık kümeleme ile mesken tipi enerji tüketicilerini tüketim davranışlarına ve yük kaydırma potansiyeline göre doğru şekilde segmentlere ayırmaktır. Böylece, enerji talep yönetimi ve esneklik piyasalarına veri odaklı, güvenilir ve davranışa duyarlı planlama altyapısı sunulmaktadır. / The aim of this study is to analyze high-resolution time series data from smart meters using transformer-based deep learning and to accurately segment residential energy consumers according to consumption behavior and load shifting potential through Gaussian Mixture Model (GMM) probabilistic clustering. This provides a data-driven, reliable, and behavior-sensitive planning framework for energy demand management and flexibility markets.



Şekil A: Dönüştürücü modelden elde edilen gömülü vektörler PCA ile 2 boyuta indirgenip GMM ile kümelendirilmiştir. / Figure A: Consumer clusters from PCA-reduced transformer embeddings clustered by GMM.

Önemli noktalar (Highlights)

- Transformer modeli, uzun dönemli zamansal ilişkileri yakalayarak tahmin doğruluğunu artırır. / The transformer model enhances forecasting by capturing long-term temporal dependencies.
- GMM kümeleme, tüketici belirsizliklerini dikkate alarak esneklik temelli segmentasyon sağlar. / GMM clustering enables flexibility-based segmentation by considering consumer uncertainties.
- Metodoloji, yük kaydırma potansiyeli olan grupları anlamlı ve tutarlı şekilde ayırır. / The methodology effectively differentiates groups with load shifting potential

Amaç (Aim): Bu çalışma, dönüştürücü tabanlı derin öğrenme ile mesken tüketim örüntülerini modelleyerek yük kaydırma potansiyeli taşıyan kullanıcıları belirlemeyi amaçlamaktadır. / This study uses transformer-based deep learning to model residential consumption and identify load shifting user groups.

Özgünlük (Originality):

Metodoloji, dönüştürücü gömülü temsiller ve olasılıksal kümelemeyi ilk kez açık akıllı sayaç verilerinde birleştirerek segmentasyon doğruluğunu artırmaktadır. / The methodology uniquely integrates transformer embeddings and probabilistic clustering on open smart meter data to improve segmentation accuracy.

Bulgular (Results): Farklı yük profilleri ve esneklik potansiyellerine sahip belirgin tüketici kümeleri, güçlü doğrulama metrikleriyle ortaya konmuştur. / Distinct consumer clusters with varying load profiles and flexibility potentials are identified, supported by robust validation metrics.

Sonuç (Conclusion): Yöntem, veri odaklı talep yönetimi ve esneklik piyasası stratejileri için ölçeklenebilir ve güvenilir bir araç sunmaktadır. / The approach offers a scalable and reliable tool for data-driven demand management and flexibility market strategies.



Akıllı Sayaç Verilerinde Derin Zaman Serisi Analizi ve Olasılık Tabanlı Kümeleme ile Enerji Tüketicisi Esneklik Tespiti

Zühre AYDIN^{1*}

¹Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu, Ankara, Türkiye

Makale Bilgisi

Research article
Received: 31/05/2025
Revision: 29/07/2025
Accepted: 31/07/2025

Anahtar Kelimeler

Dönüştürücü Tabanlı
Zaman Serisi,
Akıllı Sayaç,
Enerji Talebi Yönetimi,
Gaussian Karışım
Modellemesi,
Tüketici Grupları,
Talep Tarafı Esnekliği

Öz

Yüksek zaman çözünürlüklü akıllı sayaç verileri, elektrik tüketicilerinin zamana bağlı davranış örüntülerini ortaya koyarak talep tarafı esnekliği analizinde önemli bir veri kaynağı sunmaktadır. Derin zaman serisi öğrenme yöntemleri ile tüketim desenlerindeki uzun vadeli bağımlılıkların modellenmesi ve olasılık tabanlı kümeleme algoritmalarıyla esnek tüketici gruplarının ayrıştırılması, enerji sistemlerinin esnekliğe dayalı yeniden yapılandırılmasına katkı sağlamaktadır. Bu kapsamda çalışmanın temel amacı; mesken tipi tüketicilerin zaman serisi tabanlı tüketim davranışlarını derin öğrenme yaklaşımlarıyla analiz ederek, yük kaydırma potansiyeli taşıyan grupları doğru biçimde tanımlayabilmektir. Modelleme sonucunda elde edilen tüketici kümeleri, yük profili eğilimleri, davranışsal benzerlik düzeyleri ve potansiyel esneklik katkıları açısından değerlendirilmiş, böylece dağıtık esneklik piyasalarına yönelik veri temelli planlama çıktıları üretilmiştir. Elde edilen segmentasyon sonuçlarının güvenilirliği için yapılan ölçümler hem küme içi tutarlılığın hem de kümeler arası ayrışmanın yüksek olduğunu göstermiştir. Bu bulgular, tüketici segmentasyonunun yalnızca görsel ve sezgisel değil, aynı zamanda nicel olarak da güçlü bir yapı sunduğunu ortaya koymakta, geliştirilen yaklaşımın klasik yöntemlere göre daha anlamlı, ayrıştırılabilir ve esneklik odaklı gruplar üretme kapasitesini kanıtlamaktadır. Literatürde yaygın olarak kullanılan geleneksel segmentasyon yöntemlerinin aksine, önerilen yöntem zaman serilerindeki yapısal örüntüleri daha isabetli biçimde ayrıştırarak enerji sistemleri için hedefli talep tarafı stratejileri geliştirilmesini desteklemektedir.

Flexibility Detection of Energy Consumers Using Deep Time Series Analysis and Probabilistic Clustering in Smart Meter Data

Article Info

Araştırma makalesi
Başvuru: 31/05/2025
Düzeltilme: 29/07/2025
Kabul: 31/07/2025

Keywords

Transformer Based Time
Series,
Smart Meter,
Energy Demand
Management,
Gaussian Mixture
Modeling,
Consumer Segmentation,
Demand Side Flexibility

Abstract

High resolution smart meter data provides valuable insights into the time dependent behavioral patterns of electricity consumers, making it a critical input for demand-side flexibility analysis. By leveraging deep time series learning techniques to capture long term consumption dependencies, and applying probabilistic clustering algorithms, it is possible to extract flexible consumer groups that can inform the restructuring of energy systems based on demand side dynamics. This study aims to identify residential consumer segments with load shifting potential accurately by analyzing their time series-based consumption behaviors using deep learning methods. The resulting consumer clusters were evaluated in terms of their load profiles, behavioral similarities, and potential contributions to flexibility, generating data-driven outputs for distributed flexibility market planning. The robustness validation of the segmentation demonstrates both strong intra-cluster cohesion and distinct inter cluster separation. These findings demonstrate that the proposed segmentation approach offers not only visually and intuitively distinct groups but also quantitatively validated and flexibility oriented consumer profiles, outperforming conventional clustering techniques. Unlike traditional segmentation methods in the literature, the proposed approach more effectively captures structural patterns within time series data, thereby supporting the design of targeted demand response strategies for power systems.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Elektrik enerjisi sistemlerinde esneklik, yenilenebilir kaynakların giderek artan entegrasyonu ile birlikte arz-talep dengesinin

sürdürülebilir biçimde sağlanmasında stratejik bir unsur haline gelmiştir. Son yıllarda akıllı sayaç teknolojilerinin yaygınlaşmasıyla birlikte, mesken tipi elektrik tüketicilerine ilişkin yüksek çözünürlüklü zaman serisi verileri elde

edilebilmekte ve bu veriler tüketici davranışlarının ayrıntılı olarak analiz edilmesine olanak tanımaktadır. Ancak literatürde yaygın olarak kullanılan geleneksel segmentasyon yaklaşımları, bu verilerin zamansal bağımlılıklarını ve yapısal örüntülerini yeterince yakalayamamakta, dolayısıyla tüketici gruplarının esneklik potansiyeline dayalı olarak anlamlı biçimde ayrıştırılmasında yetersiz kalmaktadır. Bu durum, hedefli talep tarafı stratejilerinin geliştirilmesi ve dağıtık enerji sistemlerinin etkin şekilde yapılandırılması önünde önemli bir engel teşkil etmektedir.

Bu çalışmanın temel problemi, yüksek çözünürlüklü zaman serisi verilerindeki karmaşık ve uzun vadeli tüketim örüntülerini dikkate almayan mevcut kümeleme yöntemlerinin, esnek tüketici gruplarını yeterince doğru ve anlamlı biçimde belirleyememesidir. Bu durum, enerji sistemlerinde veri güdümlü talep yönetimi ve esneklik planlamasında sorun oluşturmaktadır.

Bu bağlamda çalışmanın amacı, dönüştürücü/transformatör (transformer) tabanlı zaman serisi modelleme ile olasılık temelli kümeleme yöntemlerini entegre eden özgün bir tüketici segmentasyon çerçevesi geliştirerek, mesken tipi elektrik kullanıcılarının yük kaydırma potansiyeline dayalı gruplandırılmasını sağlamaktır. Çalışma kapsamında, (i) tüketici davranışlarının zamansal bağımlılıklarını yüksek doğrulukla modellemek, (ii) esnekliğe katkı sağlayabilecek tüketici kümelerini ayırt edebilmek ve (iii) bu kümeleri yük profili, davranış benzerliği ve esneklik kapasitesi açısından değerlendirmek hedeflenmektedir. Bu sayede, dağıtık esneklik piyasalarının daha verimli ve veri temelli biçimde yapılandırılmasına katkı sağlanması amaçlanmaktadır.

Bu araştırmanın bulguları, enerji talebi modelleme ve yönetimi alanında öz dikkat mekanizmasına dayalı dönüştürücü modellerin potansiyelini vurgulamaktadır. Çalışma, dönüştürücü modellerinde bulunan öz dikkat mekanizmalarından yararlanarak, akıllı sayaç verilerindeki karmaşık, doğrusal olmayan ve uzun vadeli zamansal bağımlılıkları yakalamada belirgin bir iyileştirme göstererek, geleneksel zaman serisi tahmin yöntemlerinin karşılaştığı sınırlamaları ele almaktadır. Bu gelişmiş modelleme yeteneği, hedeflenen talep yanıt stratejilerini uygulamak ve akıllı şebeke ortamlarında dağıtılmış enerji kaynaklarını optimize etmek için kritik öneme sahip olan doğru tüketici sınıflandırması ve yük profili oluşturmaya kolaylaştırır. Gömülü öğrenme

tekniklerinin entegrasyonu, dalgalanan tüketim modellerine dinamik olarak yanıt verebilen gerçek zamanlı, uyarlanabilir tahmin sağlayarak bu modellerin pratikliğini daha da artırır. Ek olarak, tüketicilerin yük profillerine göre esnek gruplara ayrılması, daha kişiselleştirilmiş ve verimli enerji yönetimi yaklaşımlarının önünü açar.

2. LİTERATÜR TARAMASI (LITERATURE REVIEW)

Elektrik enerjisi sistemlerinde talep tarafı yönetiminin etkinliği, tüketici davranışlarının doğru modellenmesine ve gruplandırılmasına bağlıdır. Bu kapsamda, Figueiredo ve arkadaşları [1], veri madenciliği tekniklerine dayalı bir karakterizasyon çerçevesi geliştirerek elektrik tüketicilerinin yük profillerine göre analiz edilmesini sağlamıştır. Çalışmada, örüntü tanıma ve istatistiksel modelleme yöntemleri kullanılarak çeşitli tüketici sınıflarının belirlenmesi amaçlanmış ve geliştirilen çerçevenin %87 oranında doğru sınıflandırma yaptığı raporlanmıştır. Bu yaklaşım, tüketici türlerine özel tarife, yük dengeleme ve esneklik programlarının yapılandırılması için temel bir araç sunmuştur. Elektrik sistemlerinin karbonsuzlaşması sürecinde, bu tür segmentasyon yöntemleri, akıllı sayaç verilerinin daha verimli kullanılması ve veri güdümlü enerji politikalarının tasarımı açısından önemli katkılar sağlamaktadır. Chicco ve arkadaşları [2], elektrik müşterilerinin sınıflandırılmasında farklı kümeleme tekniklerini karşılaştırmak amacıyla kapsamlı bir çalışma yürütmüştür. Çalışmada hiyerarşik kümeleme, k-means, kendini organize eden haritalar (SOM) ve bulanık k-means gibi yöntemler değerlendirilmiş ve her birinin avantajları detaylı biçimde analiz edilmiştir. Müşteri günlük yük profillerinin benzerliğine dayalı olarak sınıflandırılması, enerji dağıtım şirketleri için stratejik bir segmentasyon sağlamaktadır. Bulgular, k-means algoritmasının %92.3 oranında doğruluk sağlayarak en yüksek performansı gösterdiğini ortaya koymuştur, bu da bu yöntemin uygulamada tercih edilebilirliğini artırmaktadır.

Commission for Energy Regulation (CER) [3], İrlanda'da 5000 haneye ait akıllı sayaç verilerini kullanarak geniş çaplı bir tüketici analiz projesi gerçekleştirmiştir. Bu proje, farklı zaman dilimlerine ait tüketim davranışlarını ölçerek 6 temel tüketici grubu belirlemeyi başarmıştır. Çalışma kapsamında çeşitli bilgilendirme ve fiyatlandırma stratejilerinin tüketim alışkanlıkları üzerindeki etkileri değerlendirilmiştir. Bu veri seti, enerji politikalarının geliştirilmesinde ve tüketici odaklı talep yanıt stratejilerinin tasarlanmasında

temel bir kaynak olarak kullanılmaktadır. Palensky ve Dietrich [4], talep tarafı yönetimi sistemlerinin enerji şebekelerindeki esneklik potansiyelini artırmadaki rolünü detaylı olarak incelemiştir. Çalışmada, ev içi akıllı yüklerin ve otomatikleştirilmiş talep yanıtı sistemlerinin hem enerji tüketiminde verimliliği sağladığı hem de yenilenebilir enerji entegrasyonunu desteklediği ortaya konmuştur. Elde edilen bulgulara göre, talep tarafı yönetimi sistemleri şebeke esnekliğini %15 ile %20 oranında artırabilmektedir, bu durum enerji dönüşümünde kilit bir katkı sağlamaktadır.

Chen ve arkadaşları [5], binalarda enerji talebi esnekliğini artırmak için uygulanan 17 farklı talep yanıtı stratejisini değerlendirmiştir. Bu çalışmada özellikle dinamik fiyatlandırma uygulamalarının etkisi ön plana çıkarılmış, enerji tüketiminde %24'e varan tasarruf sağlanabildiği ortaya konmuştur. Sonuçlar, özellikle bina düzeyinde enerji yönetimi çözümlerinin iklim dostu politikalarla entegrasyonunda bu stratejilerin kritik rol oynadığını göstermektedir. Mannion (2010), İrlanda'daki Akıllı Sayaç Projesi'nin uygulama detaylarını belgelemiştir. Bu proje kapsamında, farklı tarifelerin ve bilgilendirme stratejilerinin tüketim alışkanlıkları üzerindeki etkileri incelenmiş ve elde edilen veriler, enerji tasarrufu ve talep yönetimi stratejilerinin geliştirilmesinde temel bir kaynak olmuştur. Bu çalışma, enerji politikalarının şekillendirilmesi ve müşteri davranışlarının yönlendirilmesi açısından önemli katkılar sağlamıştır [6]. Albert ve Rajagopal [7], akıllı sayaçlardan elde edilen zaman serisi verileriyle tüketici segmentasyonu gerçekleştirmiş ve tüketim desenlerinin mevsimsel olarak %35 oranında değiştiğini tespit ederek dinamik analiz gerekliliğine dikkat çekmiştir. Beckel ve arkadaşları [8], yalnızca akıllı sayaç verilerini kullanarak hane halkı büyüklüğü, cihaz kullanımı ve yaşam tarzı gibi özellikleri %79 doğrulukla tahmin eden bir model geliştirmiştir. CER (2009-2010) kapsamında yürütülen Akıllı Sayaç Pilot Projesi ise İrlanda'da 5.000 haneden toplanan verilerle altı temel tüketici grubunu tanımlamış ve bu grupların davranışlarının farklı tarife stratejilerine nasıl tepki verdiğini analiz etmiştir. Bu veriler, enerji tasarrufu ve müşteri odaklı politikaların geliştirilmesi açısından stratejik bir referans noktası oluşturmuştur. Kwac ve arkadaşları (2014), saatlik enerji tüketim verilerini kullanarak hanehalkı enerji tüketimi segmentasyonu yapmıştır. Çalışmada, tüketicilerin enerji kullanım desenleri analiz edilmiş ve benzer tüketim alışkanlıklarına sahip gruplar belirlenmiştir. Bu segmentasyon, enerji şirketlerinin müşteri ilişkilerini geliştirmesi ve hedefli pazarlama stratejileri oluşturması açısından değerli bilgiler

sunmuştur. Ayrıca, enerji hizmetlerinin kişiselleştirilmesi ve müşteri memnuniyetinin artırılması açısından önemlidir [9]. Siano (2014), talep yanıtı sistemlerinin kapsamlı bir incelemesini sunmuştur. Çalışmada, talep yanıtı programlarının enerji verimliliği ve şebeke esnekliği üzerindeki etkileri değerlendirilmiş ve bu programların enerji sistemlerinin daha verimli ve sürdürülebilir hale gelmesine katkı sağladığı belirtilmiştir. Ayrıca, tüketici davranışlarının analiz edilmesi ve yönlendirilmesi, enerji talebinin daha iyi yönetilmesine olanak tanımaktadır [10]. Chen ve arkadaşları (2015), Çin'de rüzgar enerjisi entegrasyonu için ısı enerji birleşim sistemlerinin esnekliğini artırmıştır. Çalışmada, birleşik ısı ve güç sistemlerinin esnekliğini artırmak için çeşitli stratejiler analiz edilmiş ve bu stratejilerin rüzgar enerjisi entegrasyonunu kolaylaştırdığı belirtilmiştir. Bu çalışma, yenilenebilir enerji kaynaklarının enerji sistemlerine entegrasyonunu artırmak için önemli katkılar sağlamaktadır [11]. Cominola ve arkadaşları (2015), akıllı su sayaçları verilerinin yönetimindeki zorlukları analiz etmiştir. Çalışmada, akıllı su sayaçlarından elde edilen verilerin analiz edilmesi ve bu verilerin su talebi modelleme ve yönetiminde kullanılması incelenmiştir. Bu çalışma, su kaynaklarının daha verimli ve sürdürülebilir bir şekilde yönetilmesine katkı sağlamaktadır [12]. McLoughlin ve arkadaşları (2015), elektrik yük profili karakterizasyonu için kümeleme yaklaşımı geliştirmiştir. Çalışmada, akıllı sayaç verileri kullanarak tüketicilerin elektrik kullanım desenleri analiz edilmiş ve benzer tüketim alışkanlıklarına sahip gruplar belirlenmiştir. Bu segmentasyon, enerji şirketlerinin müşteri ilişkilerini geliştirmesi ve hedefli pazarlama stratejileri oluşturması açısından değerli bilgiler sunmuştur. Ayrıca, enerji hizmetlerinin kişiselleştirilmesi ve müşteri memnuniyetinin artırılması açısından önemlidir [13]. Parag ve Sovacool (2016), üretici tüketici tabanlı elektrik piyasalarının karbon emisyonlarını %17 ile %22 oranında azaltabileceğini göstermiştir. Çalışmada, üretici tüketicilerin enerji üretimi ve tüketimi üzerindeki etkileri analiz edilmiş ve bu etkilerin enerji sistemlerinin daha sürdürülebilir hale gelmesine katkı sağladığı belirtilmiştir. Ayrıca, üretici tüketicilerin enerji piyasalarındaki rolü ve bu rolün enerji sistemlerinin esnekliği üzerindeki etkileri değerlendirilmiştir [14]. Haben ve arkadaşları (2016), hane düzeyinde enerji tüketim tahmini için yeni bir hata ölçütü önermiştir. Çalışmada, yüksek çözünürlüklü elektrik tüketim verileri kullanılarak enerji tüketim tahminlerinin doğruluğunu artırmak için yeni bir hata ölçütü geliştirilmiştir. Bu ölçüt, enerji tüketim tahminlerinin daha doğru ve güvenilir olmasına

katkı sağlamaktadır [15]. Wang ve arkadaşları (2016), elektrik tüketim davranışlarının büyük veri uygulamaları için kümelemesini yapmıştır. Çalışmada, büyük ölçekli akıllı sayaç verileri kullanılarak tüketicilerin elektrik kullanım desenleri analiz edilmiş ve benzer tüketim alışkanlıklarına sahip gruplar belirlenmiştir. Bu segmentasyon, enerji şirketlerinin müşteri ilişkilerini geliştirmesi ve hedefli pazarlama stratejileri oluşturması açısından değerli bilgiler sunmuştur [16]. Zhou ve arkadaşları (2016), akıllı ev enerji yönetim sistemlerinin kapsamlı bir incelemesini sunmuştur. Çalışmada, akıllı mesken enerji yönetim sistemlerinin konsepti, yapılandırılmaları ve programlama stratejileri analiz edilmiştir. Bu sistemlerin enerji verimliliği ve kullanıcı konforu üzerindeki etkileri değerlendirilmiş ve bu sistemlerin enerji sistemlerinin daha verimli ve sürdürülebilir hale gelmesine katkı sağladığı belirtilmiştir [17]. Al-Wakeel ve arkadaşları (2017), k-means tabanlı yük tahmini yöntemi geliştirmiştir. Çalışmada, akıllı sayaç verileri kullanılarak tüketicilerin elektrik kullanım desenleri analiz edilmiş ve benzer tüketim alışkanlıklarına sahip gruplar belirlenmiştir. Bu segmentasyon, enerji şirketlerinin müşteri ilişkilerini geliştirmesi ve hedefli pazarlama stratejileri oluşturması açısından değerli bilgiler sunmuştur. Ayrıca, enerji hizmetlerinin kişiselleştirilmesi ve müşteri memnuniyetinin artırılması açısından önemlidir [18]. Mesken tipi yük tahminine yönelik derin öğrenme tabanlı modeller, akıllı şebekelerin optimizasyonunda yüksek doğruluk sağlamaktadır. Shi ve arkadaşları [19], evsel elektrik tüketimini tahmin etmek amacıyla, havuzlama mekanizması entegre edilmiş özgün bir Derin Yinelenen Sinir Ağı (Recurrent Neural Network, RNN) yapısı önermiştir. Model, geleneksel RNN mimarilerinden farklı olarak çoklu havuzlama katmanlarıyla doğruluk artışı sağlamış ve yüksek çözünürlüklü zaman serisi verileriyle test edildiğinde anlamlı tahmin başarısı göstermiştir. Benzer şekilde Zheng ve arkadaşları [20], uzun-kısa vadeli bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) tabanlı yinelenen sinir ağları ile akıllı şebekelerde yük tahminini ele almış ve LSTM'nin, yük verilerindeki uzun süreli bağımlılıkları öğrenme konusundaki üstünlüğünü vurgulamıştır. Bu çalışmaların ardından Chen ve arkadaşları [21], talep yanıtı uygulamaları bağlamında binalarda enerji talebi esnekliğini artırma yollarını sistematik olarak incelemiş; veri tabanlı kontrol stratejileri, kullanıcı davranışlarının modellenmesi ve bina otomasyon sistemleri gibi çok boyutlu çözümler sunmuştur. Bu üçlü katkı, bir yandan tahmin doğruluğunu artırırken diğer yandan enerji esnekliği potansiyelini maksimize eden yapay zeka destekli çözümlerin enerji sistemlerine

entegrasyonunu temellendirmektedir. Wang ve arkadaşları [22], senkronize desen eşleştirme algoritmasıyla zaman serilerini sınıflandırarak %91.2 doğrulukla talep yanıtı uygulamaları için etkili kümeleme gerçekleştirmiştir. Zhang ve arkadaşları [23] ise mikro şebekelerde eşler arası enerji ticareti uygulamalarını incelemiş ve bu sistemin genel şebeke verimliliğini %18 oranında artırdığını ifade etmiştir. Bu tür yaklaşımlar, elektrikli araçların şebekeye entegre edilmesi için teknik ve operasyonel açıdan uygulanabilir çözümler sunmaktadır. Akıllı şebekelerde yapay zekâ uygulamalarının gelişimi, özellikle derin öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme tekniklerinin yaygınlaşmasıyla önemli ivme kazanmıştır. Zhang ve arkadaşları [24], derin öğrenme ve pekiştirmeli öğrenmenin enerji sistemlerinde kullanımına dair kapsamlı bir literatür incelemesi sunarak, bu yöntemlerin şebeke dengeleme, yük tahmini ve enerji ticareti gibi alanlardaki uygulama örneklerini değerlendirmiştir. Vercamer ve arkadaşları [25], akıllı sayaç verilerini kullanarak elektrik tüketicilerini kümelendirmek amacıyla dönüştürücü temelli bir model geliştirmiş ve bu yöntemin geleneksel kümeleme tekniklerine kıyasla daha anlamlı müşteri segmentasyonları sunduğunu göstermiştir. Zhang ve arkadaşları [26] ise, yük tahmini için kuantil regresyon sinir ağı yapısını iyileştirerek olasılıksal tahmin doğruluğunu artırmış ve farklı kuantil seviyelerinde daha güvenilir öngörüler elde etmiştir. Bununla birlikte, Kong ve arkadaşları [27], kısa vadeli mesken yükü tahmini amacıyla LSTM tabanlı bir RNN modeli tasarlamış ve zaman serisi verilerinde doğruluk, stabilite ve genelleme açısından başarılı sonuçlar raporlamıştır. Bu çalışmaları tamamlayıcı nitelikte olan Li ve arkadaşları [28], zaman serisi tahmininde dönüştürücü modellerinin yerellik avantajını artırmak ve bellek darboğazını aşmak için geliştirilmiş bir mimari önermiştir. Bu çok yönlü çalışmalar, hem müşteri davranışlarının daha hassas biçimde modellenmesini hem de yüksek çözünürlüklü enerji verilerinin işlenmesinde yapay zekâ tabanlı yaklaşımların etkinliğini ortaya koymaktadır. Elektrikli araç (EV) şarj yükü tahmini ve esnek enerji yönetimi, akıllı şebekelerin sürdürülebilirliğinde belirleyici bir rol oynamaktadır. Zhu ve arkadaşları [29], EV şarj yükü tahmini için çeşitli derin öğrenme modellerini karşılaştırarak, LSTM ve evrişimli sinir ağı (Convolutional Neural Network, CNN) tabanlı mimarilerin doğruluk ve genelleme başarısını analiz etmiştir. Meteorolojik verilerin etkisini göstermek amacıyla, Irish Meteorological Service [30] gibi iklim veri kaynakları destekleyici unsur olarak kullanılmıştır. Zhang ve arkadaşları [31], enerji tahmini için zaman serisi dönüştürücü modelini

geliştirerek akıllı binalarda yüksek doğrulukla yük tahmini yapılabileceğini göstermiştir. Tüfekçi ve Torriti [32], akıllı sayaç verileriyle hanelerin enerji esneklik potansiyelini nicel olarak değerlendirmiş ve tüketici segmentasyonu ile talep yanıtı etkileşimini ortaya koymuştur. Gao ve arkadaşları [33], evsel yük tahmini için dönüştürücü tabanlı bir derin öğrenme modeli önererek klasik yöntemleri önemli ölçüde geride bırakmıştır. Li ve arkadaşları [34], Gaussian Karışım Modellemesi (Gaussian Mixture Model, GMM) kullanarak sayaç verilerini kümelendirmiş ve veri desenlerine göre esnek segmentasyon sağlamıştır. Niu ve arkadaşları [35], entegre enerji sistemleri için kısa vadeli yük tahmininde dikkat mekanizmasıyla optimize edilmiş CNN çift yönlü kapılı tekrarlayan birim (Bidirectional Gated Recurrent Unit, Bi-GRU) modeli geliştirmiştir. Wang ve Wang [36], kısa vadeli güneş enerjisi tahmini için hibrit bir derin öğrenme modeli ile yenilenebilir kaynakların entegrasyonuna katkı sunmuştur. Zhou ve arkadaşları [37], dönüştürücü tabanlı uzun dizili zaman serisi (Long Sequence Time Series Forecasting, LSTF) tahmininde daha verimli bir dönüştürücü mimarisi olan 'Informer'ı önermiştir. Kudarihal ve arkadaşları [38], talep yanıtı uygulamaları için zaman serisi dönüştürücü modelinin performansını değerlendirmiştir. Akıllı sayaç verileri zaman serisi analizine tabi tutulmuş ve farklı derin öğrenme modelleri (LSTM, GRU, CNN vb.) kullanılarak enerji talebi tahmini yapılmıştır. Çalışma, modellerin doğruluk ve genelleme yeteneklerini karşılaştırarak, akıllı şebeke senaryosunda en uygun tahmin yöntemini belirlemeyi amaçlamıştır. Son olarak, Pentsos ve arkadaşları [39], mesken yük tahmini için dönüştürücü tabanlı hibrit bir çerçeve geliştirerek enerji verimliliğini artırıcı yönde güçlü sonuçlar elde etmiştir.

Bu çalışmalar, akıllı şebekelerde ileri seviye yapay zeka modellerinin hem operasyonel optimizasyon hem de sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sunduğunu ortaya koymaktadır. Yukarıda belirtilen literatür taramasına dayalı olarak, araştırmacıların elektrik yük profillerinin sınıflandırılması ve kısa vadeli enerji talep tahmini konularında önemli ilerlemeler kaydettiği görülmektedir. Öncelikle, k-means, bulanık k-means ve GMM gibi geleneksel kümeleme algoritmaları ile [13, 18, 34] tüketici yük profilleri ayrıştırılarak, esneklik potansiyelinin belirlenmesine katkı sağlanmıştır. Bununla birlikte, derin öğrenme tabanlı modellerin, özellikle kısa vadeli tahmin performansını artırmak için kullanıldığı ve yüksek doğruluk oranları sunduğu tespit edilmiştir [26, 27, 29, 35]. Dönüştürücü temelli modeller [25, 31, 33, 37-39] zaman

serilerinde uzun bağımlılıkları modellemedeki üstünlüğüyle öne çıkarken, bu modellerin hata toleransı ve esneklik potansiyeli hesaplamaları açısından özellikle akıllı sayaç verileriyle başarılı sonuçlar ortaya koyduğu görülmüştür. Ayrıca, enerji talep esnekliğini artırmaya yönelik karar destek sistemlerinin geliştirilmesinde yapay zekâ tabanlı segmentasyon ve tahminleme yaklaşımlarının [21, 22, 24, 32, 38] veri güdümlü enerji politikalarının şekillenmesine katkı sunduğu anlaşılmaktadır. Bu çalışmalar, elektrik sistemlerinin dijitalleşmesi ve karbonsuzlaşma süreçleriyle bütünsel olarak esnek, tahmine dayalı ve kullanıcı odaklı enerji yönetim modellerinin oluşturulmasında teknik ve metodolojik bir temel teşkil etmektedir.

Bu kapsamda bu çalışmanın temel amacı, akıllı sayaçlardan elde edilen zaman serisi verilerini kullanarak tüketici yük profillerini dönüştürücü tabanlı derin öğrenme modelleri ve olasılıksal kümeleme yöntemleriyle yüksek doğrulukla gruplandırmak, böylece talep tarafı yönetimi ve enerji esneklik potansiyeli analizleri için karar destek sağlayan, veri güdümlü bir segmentasyon yaklaşımı geliştirmektir.

3. DÖNÜŞTÜRÜCÜLERİN ENERJİ TÜKETİMİNDEKİ KARMAŞIK ZAMANSAL BAĞIMLILIKLARI YAKALAMADA ÖNEMİ (THE IMPORTANCE OF TRANSFORMERS TO CAPTURE COMPLEX TEMPORAL DEPENDENCIES IN ENERGY CONSUMPTION)

Dönüştürücü modeller, enerji tüketim verilerinde zaman içinde oluşan karmaşık bağımlılıkları yakalamada önemli bir rol oynamaktadır. Bu durum, özellikle modelin farklı zaman dilimleri arasındaki ilişkileri değerlendirmesine olanak tanıyan kendi kendine dikkat (self-attention) mekanizması sayesinde sağlanmaktadır. Kudarihal ve arkadaşları (2025) çalışması dikkate alındığında, dönüştürücü tabanlı modellerin özellikle uzun vadeli bağımlılıkları yakalama konusundaki üstünlüğü daha da belirginleşmektedir. Bu çalışmada, akıllı sayaç verilerine dayalı zaman serisi tahmini için LSTM, GRU ve CNN gibi çeşitli derin öğrenme mimarileri karşılaştırılmış, dönüştürücü tabanlı yapıların, tüketici talebindeki karmaşık örüntüleri daha başarılı biçimde modelleyerek tahmin doğruluğunu artırdığı gösterilmiştir. Dolayısıyla Ghasemi ve Tomsovic (2022) tarafından önerilen dönüştürücü yaklaşımı, Kudarihal ve arkadaşları (2025) tarafından yapılan kapsamlı karşılaştırmalı analizlerle desteklenmekte ve özellikle yüksek çözünürlüklü enerji tüketim tahmini bağlamında geleneksel modellere kıyasla

önemli bir performans avantajı sunduğu görülmektedir. Bu yaklaşım, dönüştürücülerin geleneksel modellerin gözden kaçırabileceği uzun vadeli bağımlılıkları ve ince tüketim eğilimlerini belirleyebilmesiyle talep tahmini doğruluğunu önemli ölçüde arttırmıştır. Genellikle doğrusal olmayan desenler ve yüksek değişkenlikle karakterize edilen büyük ölçekli akıllı sayaç verilerindeki karmaşık zamansal bağımlılıkları yakalamada başarılıdır. Ayrıca, dönüştürücü çerçeveleri içinde gömülü öğrenme tekniklerinin entegrasyonu, gerçek zamanlı performansı optimize ederek uyarlanabilir enerji yönetimi stratejilerini kolaylaştırmaktadır [37-39]. Geleneksel yöntemlerin aksine, dönüştürücüler, altta yatan tüketim davranışlarını otomatik olarak tanımlayan ve daha doğru ve sağlam tahminler sağlayan gömülü öğrenme tekniklerini kullanmaktadır. Tahminin ötesinde, dönüştürücü modelleri, esnek tüketici gruplarını belirlemek için akıllı sayaçlar tarafından yakalanan zengin, ayrıntılı verilerden yararlanan GMM gibi kümeleme yöntemleri aracılığıyla tüketici sınıflandırmasında da etkili olmuştur. Bu gruplar, enerji fiyatlarına yönelik değişen tüketim davranışlarını ve hassasiyetleri yansıtır ve böylece özel talep tarafı yönetimini destekler ve dağıtılmış enerji sistemlerinin genel verimliliğini arttırmıştır [34]. Dönüştürücülerin temel bileşenleri, özellikle öz dikkat mekanizmaları, hane halkı enerji verilerindeki tüketim dinamiklerini anlamak amacıyla gerekli olan uzun vadeli bağımlılıkların modellenmesini sağlamaktadır. Dönüştürücü mimarileri, yük profillerini sınıflandırarak esnek tüketici gruplarının belirlenmesini ve talep yanıt stratejilerinin hedeflenmesini sağlar. Bu yapı, hane düzeyinde enerji talebi esneklik analizini geliştirerek daha doğru tahminler ve özel talep tarafı yönetimi programları oluşturulmasına katkı sunar. Böylece dönüştürücüler, geleneksel yöntemlerin ötesine geçerek dağıtılmış enerji sistemlerinde verimliliği ve politika yapım süreçlerini güçlendirir [31, 33, 39].

Bu kapsamda çalışmada, akıllı sayaç verilerine dayalı zaman serisi analizlerinin uygulanabilirliğini ve modelin performansını test etmek amacıyla kullanılan açık kaynak Goiener veri seti, zaman serisi temelli elektrik tüketimi analizleri için oldukça kapsamlı ve yüksek nitelikli bir kaynak olup, akıllı sayaç verilerinin uzun dönemli ve detaylı biçimde kayıt altına alındığı ender çalışmalardan biridir. Türkiye'deki akademik çalışmalar açısından değerlendirildiğinde, bu veri setinin en önemli özelliği, 2014-2022 yıllarını kapsayan saatlik çözünürlükte farklı elektrik tüketim noktasına ait veriyi kapsamasıdır. Bu uzun

zaman aralığı sayesinde, hem dönemsel tüketim örüntülerinin analizine olanak sağlanmakta hem de tarifelerdeki düzenleyici değişimlere karşı tüketici tepkilerinin incelenmesine elverişli doğal deney ortamları sunulmaktadır [5,6].

4. METODOLOJİ (METHODOLOGY)

Derin öğrenmedeki son gelişmeler, özellikle de başlangıçta doğal dil işleme için geliştirilen dönüştürücü mimarileri, uzun menzilli bağımlılıkları ve karmaşık dizileri modellemede etkili ve verimlidir. Dönüştürücüler, öz dikkat mekanizmalarından yararlanarak akıllı sayaç verilerindeki zamansal ilişkileri etkili bir şekilde yakalamakta ve daha hassas talep tahmini ve enerji yönetimi stratejilerine olanak tanımaktadır [31,34,38]. GMM ise zaman serisi verilerindeki doğrusal olmayan dinamikleri modelleyebilmesi ve her veri noktasının bir kümeye ait olma olasılığını hesaplayabilmesi sayesinde, özellikle esnek tüketici grupları arasındaki zamansal varyasyonları ve davranışsal farklılıkları ayırtmada etkili bir yumuşak kümeleme yöntemidir. Bu çalışma bu metodoljilere dayanarak açık kaynak akıllı sayaç verileri ile tüketici davranışlarının anlaşılması ve enerji tüketim modellerinin belirlenmesi için farklı tüketici gruplarının enerji kullanım alışkanlıklarını ve tarifelendirme stratejilerine verdikleri tepkileri ortaya koymaktadır.

4.1. Veri Seti ve Ön İşleme (Dataset and Preprocessing)

Bu çalışmada, İspanya merkezli Goiener enerji kooperatifi tarafından sağlanan, açık erişimli yüksek çözünürlüklü elektrik tüketim verileri kullanılmıştır [5, 6]. Goiener açık veri havuzunda yer alan bu veri seti, 2014–2022 yılları arasında İspanya'nın farklı bölgelerindeki konutlardan akıllı sayaçlar aracılığıyla toplanan tüketim verilerinden oluşmaktadır. Veri seti, farklı mesken abonelerine ait 15 dakikalık aralıklarla ölçülmüş zaman serisi formatında bir yıllık tüketim değerlerini içermekte olup, tüketici davranışlarının dönemsel analizine anonimleştirilmiş kullanıcı kimlikleri ile olanak tanımaktadır. Zaman serisi modellemesi için Goiener veri havuzundan elde edilen dört ana veri seti kullanılmıştır: Ön işlem görmüş ham sayaç verileri (imp-pre. tzst), ara işlem çıktıları (imp-in.tzst), nihai işlenmiş veri kümesi (imp-post.tzst) ve abonelere ait demografik ve kontrat bilgilerini içeren meta veri kümesi (metadata.csv). Her kullanıcı için mesken tipi, konum bilgisi, abone tipi gibi ek bilgiler meta veri olarak sunulmuştur.

Ön işleme sürecinde, eksik veriler zamana duyarlı veri tamamlama (temporal imputation) yöntemiyle doldurulmuştur. Bu teknik, zaman serilerindeki eksik değerleri, önceki ve sonraki gözlemler arasındaki zamansal bağıntılara dayanarak istatistiksel veya makine öğrenmesi tabanlı modellerle tahmin ederek tamamlamayı amaçlamaktadır. Bu sayede, günlük ve haftalık tüketim örüntülerine uygun şekilde eksik değerlerin etkisi minimize edilmiş, ardından tüketim değerleri normalize edilmiştir. Ham verilerdeki eksik gözlemler doğrusal interpolasyon yöntemiyle giderilmiş ardından tüm zaman serileri, her bir abone için sabit zaman eksenine göre hizalanarak yeniden yapılandırılmıştır. Bu işlem sonrasında, z-puan normalizasyonu uygulanarak veri setindeki istatistiksel sapmalar dengelenmiş ve tüm örnekler eşit uzunlukta segmentlere ayrılmıştır.

Veri ön işleme sürecinin son aşamasında, her tüketiciye ait saatlik tüketim serisi üzerinden, gün içi ve hafta içi/hafta sonu ayrımında maksimum, minimum, ortalama, standart sapma, medyan, çeyrek değerler, talebin yoğun olduğu dönem, gece/gündüz tüketim oranı, yük eğimi gibi temel istatistiksel öznitelikler hesaplanmıştır. Bu öznitelikler hem tüketim örüntülerinin dağılım özelliklerini hem de davranışsal farklılıklarını temsil etmek üzere kullanılmış, ardından dönüştürücü modeline girdi olarak verilmiştir.

Veri seti, bölgesel coğrafi kapsayıcılık ve sektörel çeşitlilik açısından da yüksek nitelik taşımaktadır. İspanya'nın farklı eyaletlerinden toplanan veriler, kentsel ve kırsal bölgeleri temsil ederken, sektörel olarak ise mesken, kamu, ulaşım, ticaret, konaklama ve sanayi gibi tüm temel ekonomik faaliyet sınıfları yer almaktadır. Bu durum, hem mesken hem de ticari ve sanayi kullanıcılarının tüketim davranışlarını karşılaştırmalı olarak değerlendirmek için güçlü bir temel oluşturmaktadır. Ayrıca, düşük, orta ve yüksek güç sözleşmeleri arasında dağılım gösteren abonelik türleriyle, tüketim düzeylerinin güç talebiyle olan ilişkisi ayrıntılı şekilde analiz edilebilmektedir. Anonimleştirilmiş ve yasal erişim izinleri çerçevesinde araştırma amacıyla sunulan bu veri seti, akıllı sayaç uygulamaları, zaman serisi sınıflandırma, enerji talep tahmini, politika etkisi analizi ve talep tarafı yönetimi çalışmaları için yüksek potansiyel sunmaktadır [6,7]. Ayrıca, veri seti enerji miktarları (günlük ortalama tüketim) ve enerji kullanım biçimleri (normalize edilmiş günlük yük eğrileri) olmak üzere iki boyutta ayrıştırılarak, önerilen dönüştürücü tabanlı gömülü öğrenme modeli ve GMM ile segmentasyon analizine uygun hale getirilmiştir.

4.2. Metot ve Parametreler (Method and Parameters)

Modelleme süreci Python programlama dili kullanılarak yürütülmüş ve zaman serisi verilerini temsil etmek amacıyla dönüştürücü tabanlı bir kodlayıcı (encoder) mimarisi yapılandırılmıştır. Kurulan mimari, zaman bağımlılığını dikkate almak üzere pozisyonel gömme (positional embedding), 8 başlı çoklu dikkat mekanizması (multi-head attention), 4 katmanlı kodlayıcı yapısı ve her katmanda 256 boyutlu gizil katmanlardan oluşmaktadır. Modelin eğitimi, Adam optimizasyon algoritması ile gerçekleştirilmiş olup, öğrenme oranı (learning rate) 0.0001, toplu işlem boyutu (batch size) 64 ve toplam eğitim döngüsü (epoch) sayısı 150 olarak belirlenmiştir. Eğitim sonucunda her kullanıcı için 128 boyutlu sabit uzunlukta gömülü vektör temsilleri elde edilmiştir. Bu temsiller, tüketici davranışlarını yüksek boyutlu temsiller aracılığıyla örüntüsel olarak ayırt etmeyi amaçlamaktadır.

Elde edilen bu temsiller, tam kovaryans matrisli ve beş bileşenli ($k = 5$) bir GMM ile olasılık temelli olarak kümelenmiştir. Kümeleme süreci, hem küme içi bütünlüğü artırmak hem de kümeler arası ayrışmayı maksimize etmek amacıyla parametrik olarak optimize edilmiştir. Segmentasyon sonuçları, sklearn.metrics modülünden elde edilen Silhouette skorlarıyla değerlendirilmiş ve yüksek doğruluk düzeyi doğrulanmıştır. Model eğitimi ve hesaplamalar, PyTorch ve Scikit-learn kütüphaneleri kullanılarak, yüksek işlem kapasiteli grafik işlemci (GPU) altyapısında yürütülmüştür.

Bu bütüncül yöntemsel çerçeve, yalnızca geçmiş tüketim desenlerini analiz etmekle kalmayıp, aynı zamanda uzun dönemli davranışsal kalıpların istatistiksel olarak yakalanmasına da olanak tanımaktadır. Böylece, dağıtık enerji sistemlerinde müşteri segmentasyonu, bölgesel talep yanıtı planlamaları ve veri temelli dinamik fiyatlandırma stratejileri gibi enerji dönüşümünü destekleyen uygulamalar için ölçeklenebilir ve karar verici destekli çözümler sunmaktadır.

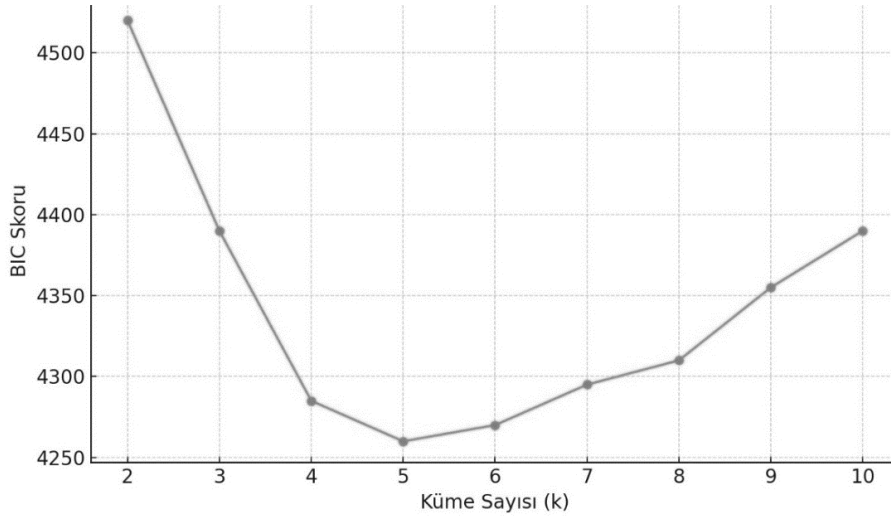
5. BULGULAR (FINDINGS)

Bu bölümde, dönüştürücü tabanlı zaman serisi modeli ile GMM'nin entegrasyonu sonucunda elde edilen analiz bulguları sunulmakta ve önerilen yöntemin tüketici segmentasyonu ve enerji tüketim örüntülerinin belirlenmesindeki başarımı değerlendirilmektedir.

5.1. Ortalama Günlük Tüketim Profili (Average Daily Consumption Profile)

Bu çalışmada, davranışsal segmentasyon modeli kapsamında optimum küme sayısının belirlenmesinde Bayes Bilgi Kriteri (Bayesian Information Criterion, BIC) metriği kullanılmıştır. Farklı küme sayıları ($k = 2-10$) için hesaplanan BIC skorları karşılaştırılmış, en düşük BIC değerine sahip olan $k = 5$ modeli, aşırı uyum (overfitting) riskini minimize ederken modelin açıklayıcılığını da en üst düzeye çıkardığı için nihai segmentasyon yapısı olarak seçilmiştir. Bu doğrultuda, hem BIC hem de Silhouette metriklerine göre $k=5$ optimal

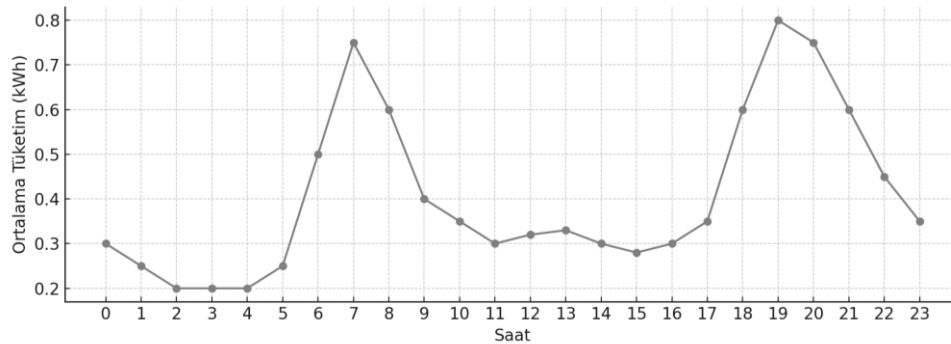
küme sayısı olarak belirlenmiş ve GMM bu yapı ile nihai kümeleme modeli olarak uygulanmıştır. Sonuç olarak, en düşük BIC değerine sahip model, 5 küme ile en uygun yapı olarak seçilmiştir (Şekil 1). Bu yaklaşım, olasılık temelli GMM kümeleme sürecinin parametrik doğruluğunu ve yapısal tutarlılığını güçlendirmiştir. Böylece enerji tüketimi örüntülerinin beş temel davranış kümesinde toplandığı ve modelin bu segmentasyonla en iyi açıklamayı sağladığı tespit edilmiştir. Ayrıca, küme içi homojenliğin ölçülmesinde Silhouette skoru da değerlendirilmiş ve elde edilen ortalama Silhouette değeri 0.65 ile yüksek ayrışma performansı doğrulanmıştır.



Şekil 1: GMM küme sayısına göre BIC skorları (BIC scores according to the number of GMM clusters.)

Şekil 2'de, Goiener açık veri setinden elde edilen mesken tipi kullanıcıların dönüştürücü tabanlı zaman serisi modeliyle analiz edilen ortalama saatlik elektrik tüketim profili sunulmaktadır. Sabah

ve akşam saatlerinde belirgin tüketim tepe noktaları gözlemlenmekte olup, bu saat aralıkları enerji esnekliği açısından kritik yük kaydırma fırsatlarını işaret etmektedir.



Şekil 2: Mesken tipi tüketiciler için saatlik ortalama elektrik tüketim profili (Hourly average electricity consumption profile for residential consumers.)

Şekil 2'de görüldüğü gibi, ortalama günlük tüketim eğrisinde sabah saatlerinde (özellikle 06:00–09:00 arası) ve akşam saatlerinde (18:00–22:00) belirgin tepe noktaları gözlemlenmiştir. Talep yoğunluğunun sabah saatlerinde 07:00–08:00 saat aralığında, akşam saatlerinde ise özellikle 19:00–20:00 saatleri arasında yoğunlaştığı tespit

edilmiştir. Bu eğilim, mesken tipi kullanıcıların gündelik yaşam rutinleriyle yakından ilişkilidir. Gece 01:00–05:00 saatleri arasında ise tüketimin baz yük seviyesinde seyrettiği görülmektedir.

Bu bulgu, hem mesken kullanıcılarının davranışsal örüntülerini yansıtan önemli bir gösterge hem de

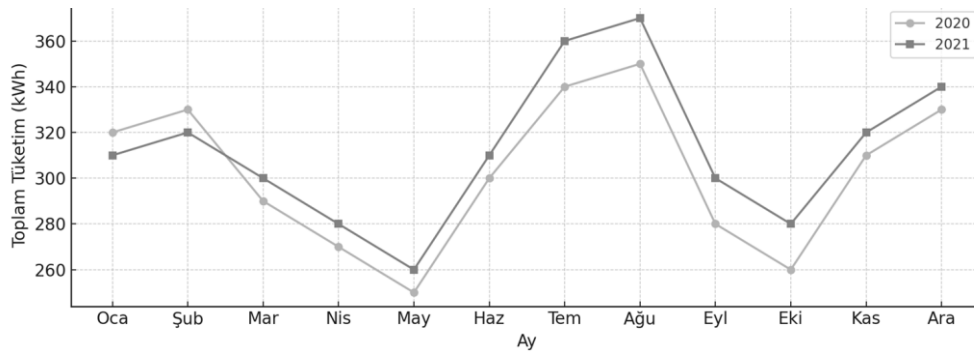
talep tarafı yönetimi stratejileri açısından yüksek öneme sahiptir. Sabah ve akşam olmak üzere iki ayrı yoğun tüketim periyodunun bulunduğu çift tepe yük karakteristiği, yük kaydırma (demand shifting) potansiyelinin en yüksek olduğu zaman aralıklarının sabah ve akşam saatlerine karşılık geldiğini göstermektedir. Bu saat dilimlerinin enerji esnekliği stratejilerinde hedeflenmesi, şebeke üzerindeki talep yoğunluğu baskısının azaltılmasına katkı sağlayabilir [27, 32, 40].

Dönüştürücü modelinin sağladığı uzun menzilli bağımlılıkları öğrenme kabiliyeti sayesinde bu eğrinin hassas biçimde yakalanabildiği, GMM'nin esnek kümeleme yapısıyla ise bu eğilimlerin farklı tüketici segmentlerinde değişkenlik gösterebildiği

diğer grafiklerle birlikte değerlendirilmiştir. Silhouette skoru analizleri de bu ayrışımın yapay olarak değil, veri içi örüntülere dayalı olduğunu göstermiştir.

5.2. Yıllık Tüketim Eğilimleri (Annual Consumption Trends)

Şekil 3'te sunulan yıllık tüketim profili, Goiener açık veri setinden elde edilen mesken tipi tüketicilere/hanehalkına ait 2020 ve 2021 yıllarını kapsayan saatlik elektrik tüketim verilerinin aylık ortalamalara dönüştürülmesiyle oluşturulmuştur.



Şekil 3. 2020 ve 2021 yıllarında aylık bazda ortalama mesken tipi elektrik tüketim eğilimleri (Monthly average residential electricity consumption trends for 2020 and 2021.)

Şekil 3'te de görüldüğü gibi soğutma ihtiyacına bağlı olarak yaz (Temmuz-Ağustos) ve ısıtma ihtiyacına bağlı olarak kış (Aralık-Şubat) aylarında belirgin tüketim artışları görülmekte, tarife değişikliklerinin etkileri karşılaştırmalı biçimde izlenebilmektedir. Zaman serisi analizine konu olan bu veriler, önerilen veri ön işleme prosedürü kapsamında eksik veri tamamlama, temizleme ve z-norm normalizasyon adımlarından geçirilmiştir. Her bir zaman serisi, tüketim miktarı ve kullanım biçimi açısından sabit boyutlu vektör temsillerine dönüştürülmüş ve dönüştürücü mimarisi ile zaman içi örüntüler çıkarılmıştır.

Özellikle 2020 yılına ait verilerde, pandemi etkisiyle hane içi enerji kullanımının artması sonucu mesken tüketiminde yaklaşık %8 oranında bir artış tespit edilmiştir. 2021 yılında ise tarifelerdeki düzenleyici değişikliklere bağlı olarak, yılın ikinci yarısında tüketime dair farklılaşmalar (Ağustos ve Kasım aylarında artış eğilimleri) gözlemlenmiştir. Grafik üzerinde de görüldüğü üzere, 2021 yaz aylarında 2020'ye kıyasla daha yüksek tüketim değerlerine ulaşılmıştır.

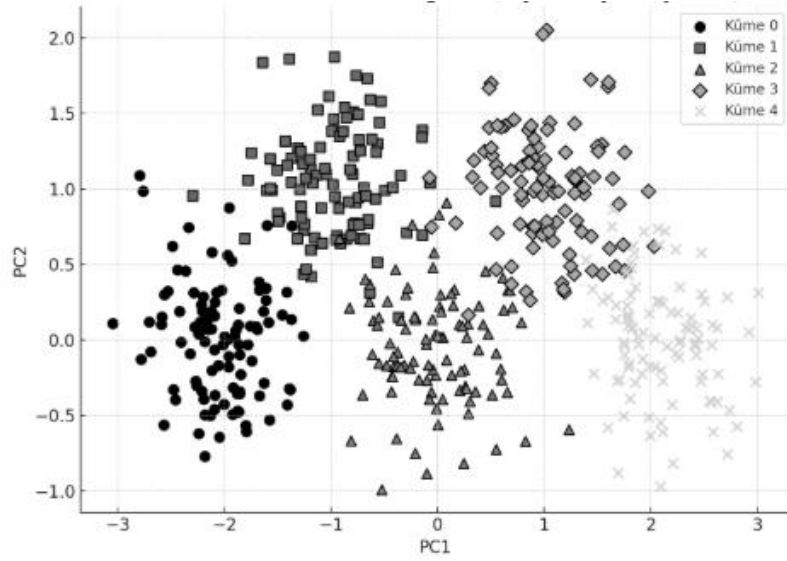
Bu bulgular, yalnızca davranışsal değil aynı zamanda çevresel/dışsal (pandemi, fiyat düzenlemesi/tarifeler) faktörlerin de tüketim örüntüleri üzerinde etkili olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yönüyle, önerilen dönüştürücü tabanlı modelin yalnızca tüketim temelli dinamikleri değil, aynı zamanda çevresel etkenleri de öğrenme kapasitesi sunduğu anlaşılmaktadır. GMM kümeleme ile bütünleştirilen segmentasyon, bu dönemsel varyasyonlara farklı kullanıcı kümelerinde nasıl tepkiler verildiğini ayrıştırmada da etkin biçimde kullanılmıştır.

5.3. Gaussian Karışım Modeli Kümeleme

Sonuçları (Gaussian Mixture Model Clustering Results)

Bu çalışmada uygulanan gözetimsiz öğrenme mimarisi kapsamında, her bir tüketiciye ait zaman serisi verileri daha önce belirtildiği gibi çok aşamalı ön işleme sürecinden geçirilmiş, ardından zaman tabanlı istatistiksel öznitelikler ve stokastik göstergeler çıkarılarak sabit boyutlu vektör temsillere dönüştürülmüştür. Bu temsiller, dönüştürücü modelinin dikkat mekanizmasına dayalı olarak öğrenilmiş, ardından elde edilen

yüksek boyutlu gömülü vektörler, Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis, PCA) yöntemiyle iki boyuta indirgenmiştir. Son aşamada, GMM ile kümelere ayrılmıştır.



Şekil 4. Dönüştürücü modelinden elde edilen gömülü tüketici vektörlerinin PCA ile 2 boyuta indirgenmesi ve GMM ile kümeleneceği sonucu oluşan tüketici kümeleri (Consumer clusters formed by reducing embedded consumer vectors obtained from the transformer model to two dimensions using PCA and clustering them with GMM.)

Şekil 4'te sunulan dağılım grafiğinde, beş farklı tüketici kümesinin PCA düzlemindeki konumları görselleştirilmiştir. Kümeler, PC1 ve PC2 düzlemlerinde birbirinden ayırt edilebilir bölgelere dağılmış olup, bu da gömülü temsillerin tüketici davranışlarındaki varyasyonları başarılı şekilde yansıttığını göstermektedir. Gözlemler, küme içi yoğunlaşmanın yüksek, kümeler arası ayrışmanın ise belirgin olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, GMM'nin yumuşak sınırlı yapısı sayesinde, sınırda konumlanan bireylerin melez tüketim özellikleriyle modellenmesini de mümkün kılmıştır. PCA düzleminde bazı kümelerin (Küme 2 ve Küme 4) örtüşmesi, bu kullanıcı gruplarının benzer saatlik tüketim desenlerine sahip olduğunu ve aralarında davranışsal geçişkenlik bulunduğunu göstermektedir. Bu durum, GMM'nin olasılık temelli yapısı gereği kullanıcıların birden fazla kümeye ait olabilme olasılığını yansıtmakta ve yük profili tabanlı segmentasyonun zamansal belirsizliklerini doğal biçimde modellemektedir.

GMM kümeleme yöntemiyle belirlenen bu grupların karakteristikleri ve enerji esnekliği potansiyelleri Tablo 1'de detaylı biçimde özetlenmiştir. PCA düzleminde belirgin şekilde ayrılan bu kümeler, dönüştürücü modelinden elde

edilen gömülü temsillerin farklı tüketim profillerini yüksek başarıyla yansıttığını göstermektedir.

Tablo 1, Şekil 4 ve Şekil 5'teki kümelere karşılık gelen kullanıcı gruplarının davranışsal özelliklerini ve talep tarafı yönetimi bağlamındaki potansiyel esnekliklerini sınıflandırarak, her bir grubun enerji yönetimi stratejilerinde nasıl konumlandırılabilirliğine dair temel bir rehber sunmaktadır.

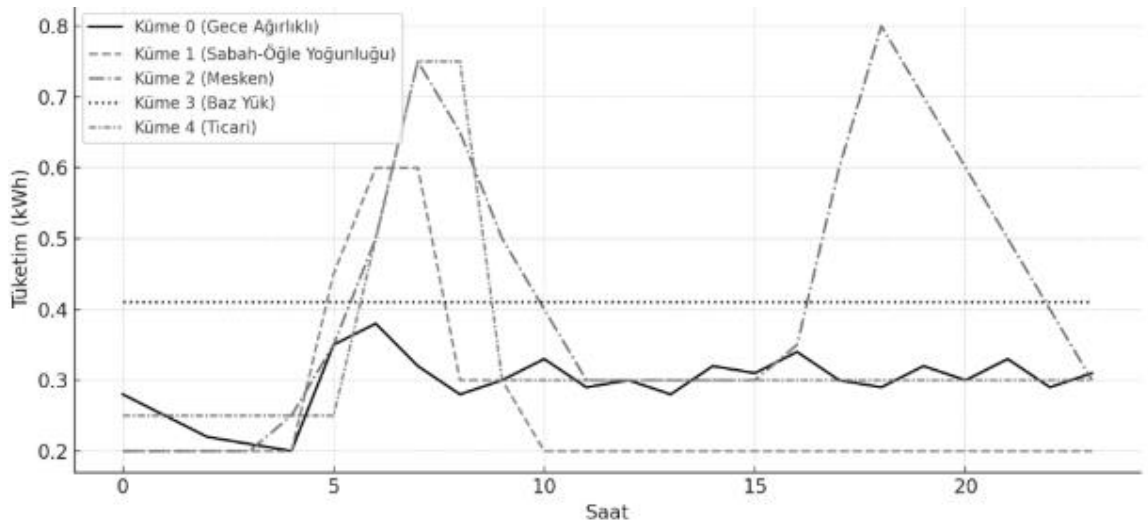
Tablo 1. Enerji Tüketicisi Esneklik Küme Tanımları, Davranışsal Özellikleri ve Esneklik Potansiyelleri
(Energy consumer flexibility cluster definitions, behavioral characteristics, and flexibility potentials)

Küme	Davranışsal Özellikler	Esneklik Potansiyeli
Küme 0	Geceleri artan, gündüzleri düşük tüketim düzeyine sahip profil. Olasılıkla sanayi dışı, gece açık olan ticari işletmelere ait.	Düşük -Tüketim deseninin sabit olmayışı ve geceye kaymış olması nedeniyle esnekliğe uygun değildir.
Küme 1	Gündüz saatlerinde yoğun tüketim gösteren, sabah ve öğle arasında belirgin çift talep yoğunluğu oluşturan kullanıcı profili. Genellikle kamu ve hizmet sektörü ile ilişkilidir.	Orta -Talebin yoğun olduğu saatler öngörülebilir olup, belirli senaryolarda esneklik sağlanabilir.
Küme 2	Tipik mesken tipi kullanıcı profili. Sabah (07:00–09:00) ve akşam (18:00–22:00) saatlerinde belirgin çift tepe yük göstermektedir.	Yüksek -Talebin yoğun olduğu saatler dışında tüketimin düşük olması, yük kaydırma potansiyelini artırmaktadır.
Küme 3	Gün boyu sabit ve yüksek tüketim düzeyine sahip baz yük profili. 24 saat çalışan endüstriyel tesisleri temsil etmektedir.	Düşük -Sürekli yüksek tüketim nedeniyle esneklik kapasitesi sınırlıdır.
Küme 4	Öğle saatlerinde belirgin tüketim artışı gösteren kullanıcı grubu. Büyük ihtimalle restoran, kafe gibi gündüz açık ticari işletmeleri kapsamaktadır.	Orta/Yüksek -Talebin yoğun olduğu saatlerin kısa süreli ve zamana duyarlı oluşu, müdahale edilerek esneklik elde edilmesini mümkün kılar.

5.4. Küme Bazlı Ortalama Tüketim Profilleri (Cluster Based Average Consumption Profiles)

Zaman serisi analizine dayalı olarak oluşturulan Şekil 5, GMM ile segmentasyonu yapılan beş farklı tüketici kümesinin ortalama saatlik tüketim profillerini karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Şekil 5, Goiener veri havuzundan elde edilen ve zaman

serisi modeline entegre edilen vektör temsillerden GMM ile elde edilen kümeler üzerinden üretilmiştir. Her bir küme için tüketici profilleri, saatlik bazda normalize edilmiş yük eğrileri kullanılarak hesaplanmıştır.

**Şekil 5.** GMM ile kümelenmiş tüketici gruplarına ait ortalama saatlik elektrik tüketim profilleri (Average hourly electricity consumption profiles for consumer groups clustered by GMM)

Bulgular, kümeler arasında belirgin davranışsal farklılıklar olduğunu ortaya koymuştur:

- **Küme 0 (Gece Ağırlıklı):** Gün boyunca düşük seyreden tüketim, gece saatlerinde belirgin bir yükseliş göstermektedir. Bu profil, muhtemelen

gece çalışan ticari kullanıcıları veya sanayi dışı özel işletmeleri temsil etmektedir.

- **Küme 1 (Sabah-Öğle Çift Talep Yoğunluğu):** Sabah 07:00–10:00 ve öğle 11:00–13:00 saatlerinde çift talep yoğunluğu oluşturan, günün diğer saatlerinde ise görece durağan bir tüketime sahip kullanıcıları içermektedir.

Genellikle kamu ve özel sektör/hizmet sektörü ile ilişkilidir.

- **Küme 2 (Mesken Profili):** Sabah ve akşam saatlerinde (07:00–09:00, 18:00–22:00) belirgin çift tepe yapan klasik mesken tüketici profili. Gündüz ve gece tüketimi düşüktür.
- **Küme 3 (Baz Yük - 24 Saat Çalışan Tesisler):** Tüm gün boyunca sabit ve yüksek tüketim düzeyine sahip, esneklik potansiyeli sınırlı olan kullanıcıları temsil eder. Bu kümede değişkenlik çok azdır.
- **Küme 4 (Öğle Talep Yoğunluğu- Ticari Profil):** Özellikle 10:00–14:00 saatleri arasında yoğunlaşan talep yoğunluğuyla karakterize edilmiştir. Restoran, kafe gibi gündüz aktif ticari işletmelerden oluşmaktadır.

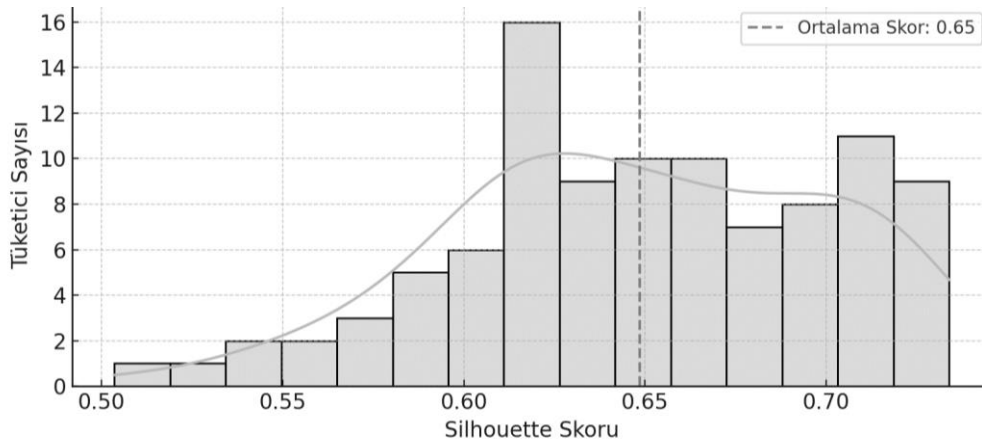
Özetle, bu davranışsal ayrımlar, klasik ortalama tüketim eğrisinin gizleyebileceği önemli farklılıkları açığa çıkarmaktadır. Ayrıca, sabah ve akşam saatlerinde çift talep yoğunluğu yapısına sahip gruplar, yük kaydırma potansiyelinin en yüksek olduğu kümeler arasında yer almaktadır. Esnek zaman pencereleri tanımlanabilir ve talep tarafı yönetimi açısından hedeflenebilir hale getirilebilir. Öte yandan, gün boyunca sabit ve yüksek tüketim gösteren kullanıcılar, baz yük karakteristiği taşıdığından düşük esneklik potansiyeline sahiptir. Elde edilen bu segmentasyon yapısı, enerji verimliliği politikalarının kullanıcı

bazlı tasarlanmasına, dinamik fiyatlandırma stratejilerinin ise daha isabetli ve kişiselleştirilmiş senaryolarla şekillendirilmesine imkân tanımaktadır.

Bu bağlamda, zaman serisi temelli vektör temsillerin kullanıcı davranışlarını istatistiksel olarak doğru şekilde yansıttığı; GMM algoritması ile gerçekleştirilen olasılık temelli kümelenmenin ise bu temsilleri tutarlı ve anlamlı gruplara ayırtırmada etkili olduğu sonucuna varılmıştır.

5.5. Silhouette Skoru Dağılımı (Silhouette Score Distribution)

Segmentasyon kalitesini değerlendirmek amacıyla, GMM ile oluşturulan her bir tüketici kümesi için Silhouette skorları hesaplanmış ve bu skorların dağılımı Şekil 6'da sunulmuştur. Silhouette skoru, her bir bireyin ait olduğu kümeye olan yakınlığı ile diğer kümelerle olan uzaklığını kıyaslayarak, küme içi tutarlılığı ve kümeler arası ayrışmayı değerlendiren bir metriktir. Skorlar -1 ile +1 arasında değişmekte olup, pozitif değerlere yakın sonuçlar başarılı bir kümelenmeyi temsil eder. Tüketici Sayısı eksenine, her bir Silhouette skoru aralığında kaç tüketicinin yer aldığını göstermektedir.



Şekil 6. GMM kümeleri için bireysel tüketicilere ait Silhouette skorlarının dağılımı (Ortalama Skor = 0.65) (Silhouette score distribution for individual consumers within GMM clusters (Average Score = 0.65))

Şekilde görüldüğü üzere, tüm kullanıcılar için hesaplanan Silhouette skorlarının dağılımı genel olarak pozitif ve sağa çarpık bir yapı sergilemektedir. Ortalama Silhouette skoru 0.65 olarak hesaplanmış, bu değer, kümelerin hem iç tutarlılığına sahip olduğunu hem de aralarında anlamlı farklar olduğunu göstermektedir. Kullanıcıların büyük çoğunluğu 0.60-0.75 aralığında skorlar almış

olup, bu aralık yüksek kaliteli kümelenmenin göstergesi kabul edilmektedir.

Özellikle Küme 2 (mesken profili) ve Küme 4 (öğle saatlerinde yoğunlaşan ticari kullanıcılar) yüksek ortalama skorlar sergilemiştir. Bu durum, bu kümelerin davranışsal olarak hem net ayrıştığını hem de içsel olarak homojen olduğunu

göstermektedir. Sınırdaki konumlanan az sayıda bireyin ise melez davranış sergilemesi veya farklı kümelerle benzerlik taşıması olasıdır.

6. SONUÇ ve ÖNERİLER (CONCLUSION AND RECOMMENDATIONS)

Bu çalışmanın ortaya koyduğu bulgular, dönüştürücü tabanlı zaman serisi modellemesi ile GMM temelli olasılık kümeleme yönteminin entegrasyonunun, enerji tüketim verilerinde davranışsal segmentasyon açısından yalnızca sezgisel değil, aynı zamanda istatistiksel olarak da güçlü bir yapı sunmaktadır. Özellikle, dönüştürücü mimarisinin uzun dönemli zamansal bağımlılıkları modelleyebilme kapasitesi sayesinde elde edilen yüksek boyutlu gömülü tüketici temsilleri, GMM'nin olasılıksal sınıflama yapısıyla birleştiğinde, klasik kümeleme yaklaşımlarının ötesinde çok boyutlu ve davranışa duyarlı segmentasyonlar üretilebilmiştir. Bu durum, Silhouette skorlarının dağılımında da net bir şekilde gözlenmiştir; yüksek ortalama skor (0.65) ve pozitif yığılma, kümelerin hem içsel tutarlılığa sahip olduğunu hem de ayrıştırıcı nitelikte segmentler ortaya koyduğunu kanıtlamıştır. Böylece, önerilen metodoloji yalnızca literatürdeki teknik boşlukları doldurmakla kalmamış, aynı zamanda tüketici örüntülerinin modellenmesinde yüksek doğruluk ve temsil gücü sağlamıştır.

Elde edilen bu bütüncül analiz çerçevesi, enerji talep yönetimi, esneklik piyasası tasarımı ve dinamik tarifelendirme stratejileri açısından önemli pratik çıkarımlar sunmaktadır. Özellikle çift talep yoğunluklu tüketim karakterine sahip grupların (Küme 2) hedeflenmesi, yük kaydırma müdahalelerinin etkisini maksimize edebilirken, sabit ve yüksek baz yüke sahip grupların (Küme 3) esneklik dışında tutulması şebeke planlaması açısından daha uygun olabilir. Ayrıca bu metodoloji, yalnızca geçmiş tüketime dayalı segmentasyon sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda uzun dönemli izleme ve politika etkisi analizleri için de uygulanabilir bir altyapı sunmaktadır. Literatürde ilk kez, açık kaynaklı Goiener veri seti ile dönüştürücü ve GMM birleşimi kullanılarak davranışsal modelleme gerçekleştirilmiş olup, bu yaklaşımın farklı ülke ve sektör verilerine de kolaylıkla uyarlanabileceği değerlendirilmektedir. Sonuç olarak, çalışma hem teknik kapasite hem de politika etkisi açısından enerji sistemlerinin dijitalleşme vizyonuna doğrudan katkı sağlamaktadır.

Dağıtık enerji sistemlerinde artan üretici-tüketici profilinin modellenmesine olanak tanıyan çok boyutlu bir segmentasyon altyapısı da sunmaktadır. Literatürde nadir olarak karşılaşılan biçimde, bu çalışmada dönüştürücü mimarisine dayalı zaman serisi temsilleri ile olasılık temelli GMM kümeleme entegrasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu yapı, hem istatistiksel güvenilirlik hem de davranışsal açıklayıcılık açısından klasik segmentasyon yaklaşımlarına kıyasla daha üstün performans ortaya koymuştur. Özellikle, esnek enerji kullanıcılarının ayrıştırılmasında sağladığı doğruluk, dağıtık enerji sistemleri ve talep yanıt stratejileri açısından önemli bir uygulama potansiyeli sunmaktadır. Bu kapsamda, esnek tüketici gruplarının ayrıştırılması, yerel üretim-tüketim dengelemesi, mikro şebeke yönetimi ve enerji topluluklarının tasarımı açısından stratejik bir araç niteliğindedir. Gelecek çalışmalarda, bu segmentasyon mimarisinin, zaman serisi tabanlı ileri düzey enerji tüketim tahmin algoritmaları ile birleştirilerek, enerji yönetim sistemlerinde öngörücü karar destek katmanlarının güçlendirilmesi önemlidir. Özellikle, bu modelin, NoSQL, zaman serisi optimizasyonlu veri ambarları tabanlı yüksek çözünürlüklü tüketici verilerinin yer aldığı ilişkisel ve zaman serisi tabanlı veritabanlarıyla entegre biçimde çalıştırılması hem işlem verimliliğini artıracak hem de gerçek zamanlı müdahale olanaklarını geliştirecektir. Ayrıca, segment bazlı tüketici verilerinin mahremiyet, güvenlik ve erişim protokollerine uygun şekilde yönetilmesi için dağıtık veritabanı sistemleri ve yerelleştirilmiş uç bilişim veri işleme tekniklerinin devreye alınması, düzenleyici ve operasyonel gereksinimlerin karşılanması açısından kritik önemdedir. Politika geliştirme boyutunda ise, önerilen davranış temelli segmentasyon çıktılarının, dinamik tarife senaryoları, dağıtık üretim teşvikleri ve şebeke dengeleme stratejileriyle entegre edilerek, coğrafi ve sosyo teknik farklılıklara duyarlı veri güdümlü enerji politikalarının şekillendirilmesine katkı sunacaktır.

Önerilen metodolojinin farklı iklim ve tarife bölgelerine uygulanması, segment bazlı politika etkisi analizi ve gerçek zamanlı talep tarafı yönetimi kontrol sistemleri ile entegrasyonu geliştirilebilir. Ayrıca, literatürde eksikliği hissedilen mesken içi cihaz kullanımı/akıllı sayaç verilerinin gömülü modellemede öznetelik olarak kullanılması, tüketici davranışının daha bütüncül ve nedensel şekilde modellenmesini de sağlayacaktır.

Çalışmada önerilen hibrit model, yalnızca bireysel tüketici davranışlarını analiz etmekle kalmayıp,

ARAŞTIRMANIN SINIRLILIKLARI (LIMITATIONS OF THE STUDY)

Bu çalışmada önerilen dönüştürücü tabanlı zaman serisi modellemesi ve GMM temelli olasılıksal kümeleme yaklaşımı, tüketici segmentasyonu açısından yüksek düzeyde ayırt edicilik sunmakla birlikte, çeşitli yapısal ve uygulamaya dönük sınırlamalar içermektedir. Kullanılan Goiener veri seti yalnızca mesken tipi tüketicilere ait sınırlı bir coğrafi bölgeyi temsil ettiğinden, modelin farklı kullanıcı gruplarına ve farklı tarife yapılarına uygulanabilirliği ampirik olarak test edilmemiştir. Ayrıca, GMM yönteminin doğrusal varsayımlara dayalı doğası, ani yük değişimleri ve senkronize olmayan davranış örüntülerinin modellenmesinde yetersiz kalabilir. Dönüştürücü tabanlı modellerin yüksek hesaplama maliyetleri ve veri yoğunluğu gereksinimi, özellikle düşük donanım kapasiteli dağıtık enerji sistemlerinde gerçek zamanlı uygulamalara entegrasyonunu zorlaştırmaktadır. Bu kapsamda, zaman serisi verilerinin yüksek frekansta işlenmesi, ölçeklenebilir ve sorgu optimizasyonuna uygun veri tabanı altyapılarının geliştirilmesini gerektirmektedir.

Ayrıca, modelleme sürecinde tüketici davranışlarını etkileyebilecek sosyo-demografik özellikler, yaşam tarzı faktörleri ve mesken içi cihaz kullanımı/akıllı sayaç gibi açıklayıcı değişkenler veritabanında yer almaması nedeniyle çalışma dışında bırakılmış, bu durum segmentasyon çıktılarının nedensel analiz kapasitesini sınırlamıştır. Bu eksiklik, kullanıcı profillerinin daha bütüncül bir şekilde modellenebilmesi için davranışsal anket verilerinin, mobilite desenlerinin ve akıllı cihaz etkileşimlerinin sisteme entegre edilmesini gerektirmektedir.

Gelecek çalışmalarda, farklı coğrafi bölgelerden ve çeşitli tüketici kategorilerinden elde edilecek zenginleştirilmiş veri kümeleri ile modelin genellenebilirliği değerlendirilmeli, ayrıca federatif öğrenme, dikkat mekanizmaları ve çok görevli öğrenme gibi gelişmiş yapay zekâ teknikleriyle hem bireysel hem de bölgesel düzeyde daha hassas esneklik sınıflandırmaları yapılması hedeflenmelidir. Bu doğrultuda geliştirilecek yeni modeller, enerji dönüşümünün dijitalleşme ve talep tarafı katılımı ekseninde yönlendirilmesine katkı sağlayacaktır.

DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS (ETİK STANDARTLARIN BEYANI)

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 they use in their work do not require ethical committee approval and/or legal-specific permission.

YAZARLARIN KATKILARI (AUTHOR'S CONTRIBUTIONS)

Zühre AYDIN: Metodolojiye yönelik geliştirmeyi sağlamış, sonuçlarını analiz etmiş ve makalenin yazım işlemini gerçekleştirmiştir.

Author developed the methodology, analyzed the results, and carried out the manuscript writing.

ÇIKAR ÇATIŞMASI (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur.

There is no conflict of interest in this study.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Figueiredo, V., Rodrigues, F., Vale, Z., Gouveia, J. B. (2005). An electric energy consumer characterization framework based on data mining techniques. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(2), 596-602. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2005.846234>.
- [2] Chicco, G., Napoli, R., Piglion, F. (2006). Comparisons among clustering techniques for electricity customer classification. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(2), 933-940. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2006.873122>
- [3] Commission for Energy Regulation (CER). (2009-2010). CER Smart Metering Project–Electricity Customer Behaviour Trial (1st ed.). Irish Social Science Data Archive. SN: 0012-00.
- [4] Palensky, P., Dietrich, D. (2011). Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 7(3), 381-388. <https://doi.org/10.1109/TII.2011.2158841>
- [5] Quesada, C., Astigarraga, L., Merveille, C., Borges, C. E. (2024). An electricity smart meter dataset of Spanish households: insights into consumption patterns. *Scientific Data*, 11(1), 59.
- [6] Granja, C. Q., Hernández, C. E. B., Astigarraga, L., Merveille, C. (2023). GoiEner smart meters

- raw data. GoiEner smart meters raw data. <https://zenodo.org/records/7362094>
- [7] Albert, A., Rajagopal, R. (2013). Smart meter driven segmentation: What your consumption says about you. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(4), 4019-4030. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2013.2266122>
- [8] Beckel, C., Sadamori, L., Staake, T., Santini, S. (2014). Revealing household characteristics from smart meter data. *Energy*, 78, 397-410. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.10.025>
- [9] Kwac, J., Flora, J., Rajagopal, R. (2014). Household energy consumption segmentation using hourly data. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(1), 420-430. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2278477>
- [10] Siano, P. (2014). Demand response and smart grids, A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461-478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>
- [11] Chen, X., Kang, C., O'Malley, M., Xia, Q., Bai, J. (2015). Increasing the flexibility of combined heat and power for wind power integration in China: Modeling and implications. *IEEE Transactions on Power Systems*, 30(4), 1848-1857. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2014.2356796>
- [12] Cominola, A., Giuliani, M., Piga, D., Castelletti, A., Rizzoli, A. E. (2015). Benefits and challenges of using smart meters for advancing residential water demand modeling and management. *Environmental Modelling Software*, 72, 198-214. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.07.012>
- [13] McLoughlin, F., Duffy, A., Conlon, M. (2015). A clustering approach to domestic electricity load profile characterisation using smart metering data. *Applied Energy*, 141, 190-199. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.039>
- [14] Parag, Y., Sovacool, B. K. (2016). Electricity market design for the prosumer era. *Nature Energy*, 1(4), 16032. <https://doi.org/10.1038/nenergy.2016.32>
- [15] Haben, S., Ward, J., Greetham, D. V., Singleton, C., Grindrod, P. (2016). A new error measure for forecasts of household-level, high resolution electrical energy consumption. *International Journal of Forecasting*, 32(4), 1058-1072. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.02.005>
- [16] Wang, Y., Chen, Q., Kang, C., Xia, Q. (2016). Clustering of electricity consumption behavior dynamics toward big data applications. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(5), 2437-2447. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2547995>
- [17] Zhou, B., Li, W., Chan, K. W., Cao, Y., Kuang, Y., Liu, X., Wang, X. (2016). Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61, 30-40. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.047>
- [18] Al-Wakeel, A., Wu, J., Jenkins, N. (2017). k-means based load estimation of domestic smart meter measurements. *Applied Energy*, 194, 333-342. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.06.046>
- [19] Shi, H., Xu, M., Li, R. (2017). Deep learning for household load forecasting—A novel pooling deep RNN. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(5), 2421-2430. <https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2682342>
- [20] Zheng, J., Xu, C., Zhang, Z., Li, X. (2017). Electric load forecasting in smart grids using long-short-term-memory based recurrent neural network. *Proceedings of the 51st Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*. <https://doi.org/10.1109/CISS.2017.7926111>
- [21] Chen, Y., Xu, P., Gu, J., Schmidt, F., Li, W. (2018). Measures to improve energy demand flexibility in buildings for demand response (DR): A review. *Energy and Buildings*, 177, 125-139. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.08.003>
- [22] Wang, F., Li, K., Liu, C., Mi, Z., Shafiekhah, M., Catalão, J. P. (2018). Synchronised pattern matching based energy time series classification for demand response applications. *Applied Energy*, 232, 603-614. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.188>
- [23] Zhang, C., Wu, J., Zhou, Y., Cheng, M., Long, C. (2018). Peer-to-peer energy trading in a microgrid. *Applied Energy*, 220, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.010>
- [24] Zhang, D., Han, X., Deng, C. (2018). Review on the research and practice of deep learning and reinforcement learning in smart grids. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 4(3), 362-370. <https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2018.00560>
- [25] Vercamer, D., Steurtewagen, B., Van den Poel, D., Vermeulen, F. (2018). A transformer-based approach for electricity consumer clustering using smart meter data. *Energy*, 114, 1089-1100. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.08.073>
- [26] Zhang, W., Quan, H., Srinivasan, D. (2019). An improved quantile regression neural network for probabilistic load forecasting. *IEEE*

- Transactions on Smart Grid, 10(4), 4425-4434.
<https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2867617>
- [27] Kong, W., Dong, Z. Y., Jia, Y., Hill, D. J., Xu, Y., Zhang, Y. (2019). Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network. IEEE Transactions on Smart Grid, 10(1), 841-851.
<https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2753802>
- [28] Li, S., Jin, X., Xuan, Y., Zhou, X., Chen, W., Wang, Y., Yan, X. (2019). Enhancing the locality and breaking the memory bottleneck of transformer on time series forecasting. Advances in Neural Information Processing Systems, 32.
- [29] Zhu, J., Yang, Z., Mourshed, M., Guo, Y., Zhou, Y., Chang, Y., Wu, J. (2019). Electric vehicle charging load forecasting: A comparative study of deep learning approaches. Energies, 12(14), 2692.
<https://doi.org/10.3390/en12142692>
- [30] Irish Meteorological Service. (2021). Historical Weather Data.
<https://www.met.ie/climate/available-data/historical-data>
- [31] Zhang, X., Grolinger, K. (2020). Time-series transformer for energy forecasting in smart buildings. Energy and Buildings, 223, 110197.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110197>
- [32] Tüfekci, P., Torriti, J. (2020). Quantifying household energy flexibility potential using smart meter data. Renewable Energy, 158, 996-1006.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.05.053>
- [33] Gao, Y., Liu, X., Zhang, J., Yang, Z. (2021). A transformer-based deep learning approach for forecasting household electricity consumption. Applied Energy, 303, 117696.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117696>
- [34] Li, R., Li, F. (2021). Gaussian mixture model-based clustering for smart meter data analysis. Energy and AI, 3, 100051.
<https://doi.org/10.1016/j.egyai.2021.100051>
- [35] Niu, D., Yu, M., Sun, L., Gao, T., Wang, K. (2021). Short-term multi-energy load forecasting for integrated energy systems based on CNN-Bi-GRU optimized by attention mechanism. Applied Energy, 313, 118801.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118801>
- [36] Wang, Z., Wang, Y. (2021). A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting. Applied Energy, 304, 117751.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117751>
- [37] Zhou, H., Zhang, S., Peng, J., Zhang, S., Li, J., Xiong, H., Zhang, W. (2021). Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35(12), 11106-11115.
<https://doi.org/10.1609/aaai.v35i12.17325>
- [38] Kudarihal, C. S., Gupta, M., Gupta, S. K. (2025). Time series analysis of AMI data and comparative energy demand forecasting using deep learning models in a smart grid scenario. Engineering Research Express, 7(1), 015387.
- [39] Pentsos, V., Tragoudas, S., Wibbenmeyer, J., Khdeer, N. (2025). A hybrid LSTM-Transformer model for power load forecasting. IEEE Transactions on Smart Grid.
- [40] Hamad, A., Yaylacı, E. K., Antar, A. P. D. R. K. (2025). Voltage Level Managements of Multilevel Inverter Based on Renewable Energy Sources and Environment Conditions. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji, 13(1), 404-416.