

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKILLI DAĞITIM SİSTEMLERİNDE TALEP
YANITINA YENİ BİR YAKLAŞIM

Mustafa Şen YILDIZ

DOKTORA TEZİ
Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik Tesisleri Programı

Danışman
Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU
Eş Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Kadir DOĞANŞAHİN

Temmuz, 2024

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKILLI DAĞITIM SİSTEMLERİNDE TALEP YANITINA
YENİ BİR YAKLAŞIM

Mustafa Şen YILDIZ tarafından hazırlanan tez çalışması 16.07.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı Elektrik Tesisleri Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Kadir
DOĞANŞAHİN
Malatya Turgut Özal Üniversitesi
Eş Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Recep YUMURTACI, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Evren İŞEN, Üye
Bandırma Onyedli Eylül Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Ali DURUSU, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Barış KÜÇÜKAYDIN, Üye
Kırklareli Üniversitesi

Danışmanım Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Akıllı Dağıtım Sistemlerinde Talep Yanıtına Yeni Bir Yaklaşım başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Mustafa Şen YILDIZ

İmza

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının hazırlanmasında, bilgi birikimi ve tecrübesiyle çalışmaya yön veren ve desteğini hiçbir zaman esirgemeyen değerli danışman hocam Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU'na; çalışmalarım süresince özveriyle bana destek olan ve yol gösteren değerli eş danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Kadir DOĞANŞAHİN'e teşekkür ederim.

Tez çalışmam süresince Sundukları değerli katkılar ile tezimin gelişmesinde büyük desteklerini gördüğüm, tez izleme jürimde yer alan değerli hocalarım Doç. Dr. Recep YUMURTACI ve Dr. Öğr. Üyesi Evren İŞEN'e teşekkür ederim.

Ayrıca eğitim hayatım boyunca sundukları maddi ve manevi destekleri ile bu günlere gelmemi sağlayan değerli anneme ve babama, tez çalışmam süresince daima yanımda olarak desteğini esirgemeyen sevgili eşime teşekkürü borç bilirim.

Mustafa Şen YILDIZ

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ	vi
KISALTMA LİSTESİ	viii
ŞEKİL LİSTESİ	ix
TABLO LİSTESİ	xi
ÖZET	xii
ABSTRACT	xiv
1 GİRİŞ	1
1.1 Literatür Özeti	6
1.2 Tezin Amacı	10
1.3 Katkı ve Özgün Değer	11
2 TALEP YANITI	13
2.1 Tanım	13
2.2 Talep Yanıtı Stratejisi	14
2.3 Talep Yanıtı Programları	16
2.3.1 Teşvik Temelli Talep Yanıtı Programları	17
2.3.2 Fiyat Temelli Talep Yanıtı Programları	19
2.4 Talep Yanıtı Yönetimi	22
2.5 Talep Yanıtının Faydaları	23
3 GELİŞTİRİLEN KULLANIM ZAMANI FİYATLANDIRMA MODELİ	25
3.1 Geliştirilen Model	25
3.2 Talep Tahmini	26
3.2.1 Geçitli Tekrarlayan Birim	29
3.3 Kullanım Zamanı Belirleme	30
3.4 Kümeleme	32
3.4.1 K-Medoids Kümeleme Algoritması	34

3.5	Tüketim Profili Adaptasyonu	35
3.6	Kaydırılabilir Tüketimleri ve Boşlukları Belirleme	36
3.7	Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu	39
3.7.1	Amaç Fonksiyonu	39
3.7.2	Kısıtlar	39
4	SAYISAL UYGULAMA	42
4.1	Veri Seti ve Veri Ön İşleme Adımı	42
4.2	Gün Öncesi Talep Tahmini	44
4.3	Durum Analizleri	46
4.3.1	Durum 1 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması	48
4.3.2	Durum 2 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması	55
4.3.3	Durum 3 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması	63
4.3.4	Durum 4 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması	70
4.4	Tartışma	77
5	SONUÇ	79
	KAYNAKÇA	82
	TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR	90

SİMGE LİSTESİ

MB^{mp}	Alt tüketim sınırı
$M_{i,t}$	i'nci küme medoidinin t'inci saatteki tüketimi
$F_i^{(dip)}$	i'nci kümenin dip periyot fiyatı
$\Delta Off P_i$	i'nci kümenin dip periyottaki potansiyel boşluğu
$F_i^{(orta)}$	i'nci kümenin orta periyot fiyatı
$\Delta MP1_i$	i'nci kümenin orta periyottaki kaydırılabilir tüketimi
$\Delta MP2_i$	i'nci kümenin orta periyottaki potansiyel boşluğu
$F_i^{(pik)}$	i'nci kümenin pik periyot fiyatı
$\Delta On P_i$	i'nci kümenin pik periyottaki kaydırılabilir tüketimi
$C'_{t,i}$	i'nci kümenin t'inci saatteki uyarlanmış toplam tüketimi
$F_{t,i}^{KZ}$	i'nci kümenin t'nci saatteki tarife fiyatı
β_i	i'nci kümenin toplam tüketiminin, toplam tüketime oranı
R_i	i'nci kümenin tüketim değişim oranı
R_i	i'nci küme tüketiminin potansiyel değişim oranı
d^2	Kare öklid mesafesi
k	Küme sayısı
$T_{n,t}$	n'nci tüketicinin t'nci saatteki tüketimi
$T'_{n,t}$	n'nci tüketicinin t'nci saatteki uyarlanmış tüketimi
T^{ort}	Ortalama tüketim
T_{KZ}^{ort}	Periyot tüketiminin ortalaması
α	Sistem operatörünün maliyet katsayısı
TG	Sistem operatörünün toplam geliri
TM	Sistem operatörünün toplam maliyeti

F	Tek zamanlı tarife fiyatı
F_t^{maliet}	t'nci saatteki elektrik tedarik maliyeti
T_t	t'inci toplam tüketim
T_t^{tahmin}	t'inci saatteki toplam tahmin tüketimi
θ	Tüketici maliyet katsayısı
R_a	Uyarlama oranı
MB^{op}	Üst tüketim sınırı



KISALTMA LİSTESİ

BSO	Bağımsız sistem operatörü
DSO	Dağıtım sistemi operatörü
DÜ	Dağıtık Üretim
FTTY	Fiyat Temelli Talep Yanıtı
GTB	Geçitli Tekrarlayan Birim
HSM	Hareketli Sınır Metodu
İSO	İletim Sistemi Operatörü
KZ	Kullanım Zamanı
TY	Talep Yanıtı
TTY	Talep Tarafı Yönetimi
TTTY	Teşvik Temelli Talep Yanıtı
YEK	Yenilenebilir Enerji Kaynağı
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1	Talep tarafı yönetimi sınıflandırması	14
Şekil 2.2	Sistem operatörü tarafından uygulanabilecek Talep Yanıtı stratejileri	15
Şekil 2.3	Talep Yanıtı programlarının sınıflandırması	16
Şekil 2.4	Yük azaltma programının, elektrik yükü talebine etkisi	18
Şekil 2.5	Kullanım zamanı fiyatlandırması	20
Şekil 2.6	Kritik tepe fiyatlandırması	20
Şekil 2.7	Gerçek zamanlı fiyatlandırma	21
Şekil 2.8	Talep Yanıtı genel yönetim şeması	23
Şekil 3.1	Geliştirilen Kullanım Zamanına dayalı TY modelinin akış şeması	26
Şekil 3.2	Geliştirilen Kullanım Zamanına dayalı TY modelinin akış şeması	28
Şekil 3.3	GTB hücresinin yapısı	29
Şekil 3.4	Hareketli sınır metodu (HSM) akış şeması	31
Şekil 3.5	K-Medoids kümeleme algoritması akış şeması	34
Şekil 3.6	Örnek bir küme toplam tüketim profilinin, potansiyel kaydırılabilecek tüketimlerinin ve bu tüketimlerin kaydırılabileceği boşlukların gösterimi	38
Şekil 4.1	Toplu tüketim verisinin saatlik dağılımı	43
Şekil 4.2	Veri setinin tahmin için bileşenlere ayrılması	45
Şekil 4.3	Test veri setinin gerçekleşen ve tahmin edilen tüketim profilleri . .	46
Şekil 4.4	Örnek günler için toptan elektrik fiyatları ve tek zamanlı tarife fiyatı	47
Şekil 4.5	Durum 1 için kullanım zamanları	48
Şekil 4.6	Durum 1 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri	49
Şekil 4.7	Durum 1 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları	50
Şekil 4.8	Durum 1 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri	51
Şekil 4.9	Durum 1 için kümelerin Toplam Tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları	54
Şekil 4.10	Durum 1 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri	55
Şekil 4.11	Durum 2 için kullanım zamanları	56

Şekil 4.12	Durum 2 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri	57
Şekil 4.13	Durum 2 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları	58
Şekil 4.14	Durum 2 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri	59
Şekil 4.15	Durum 2 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları	61
Şekil 4.16	Durum 2 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri	62
Şekil 4.17	Durum 3 için kullanım zamanları	63
Şekil 4.18	Durum 3 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri	64
Şekil 4.19	Durum 3 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları	65
Şekil 4.20	Durum 3 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri	66
Şekil 4.21	Durum 3 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları	69
Şekil 4.22	Durum 3 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri	70
Şekil 4.23	Durum 4 için kullanım zamanları	71
Şekil 4.24	Durum 4 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri	72
Şekil 4.25	Durum 4 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları	73
Şekil 4.26	Durum 4 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri	74
Şekil 4.27	Durum 4 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları	76
Şekil 4.28	Durum 4 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri	77

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1	Bir bölgeye yönelik kullanım zamanı fiyatlandırma programı kullanan çalışmaların özeti	10
Tablo 4.1	Veri setine ait genel bilgiler	43
Tablo 4.2	Ön işlem öncesinde ve sonrasında veri setinin boyutsal değişimi	44
Tablo 4.3	Tahmin modelinin girdilerine ve çıktısına ait bilgiler	44
Tablo 4.4	Tahmin modelinde kullanılan hiperparametreler	45
Tablo 4.5	Durum 1 için belirlenen kullanım zamanları	49
Tablo 4.6	Durum 1 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları	49
Tablo 4.7	Durum 1 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları	52
Tablo 4.8	Durum 1 için üretilen tarifeler [TL/kWh]	53
Tablo 4.9	Durum 2 için belirlenen kullanım zamanları	56
Tablo 4.10	Durum 2 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları	57
Tablo 4.11	Durum 2 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları	60
Tablo 4.12	Durum 2 için üretilen tarifeler [TL/kWh]	61
Tablo 4.13	Durum 3 için belirlenen kullanım zamanları	64
Tablo 4.14	Durum 3 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları	64
Tablo 4.15	Durum 3 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları	67
Tablo 4.16	Durum 3 için üretilen tarifeler [TL/kWh]	68
Tablo 4.17	Durum 4 için belirlenen kullanım zamanları	71
Tablo 4.18	Durum 4 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları	72
Tablo 4.19	Durum 4 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları	75
Tablo 4.20	Durum 4 için üretilen tarifeler [TL/kWh]	75

Akıllı Dağıtım Sistemlerinde Talep Yanıtına Yeni Bir Yaklaşım

Mustafa Şen YILDIZ

Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Danışman: Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU

Eş Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Kadir DOĞANŞAHİN

Elektrik güç sisteminde kaliteli ve güvenilir enerji tedariki arz-talep dengesine bağlıdır. Geleneksel şebeke yapısında bu denge arz tarafının yönetimi ile sağlanmaktadır. Ancak, enerji talebinin sürekli artması ve yenilenebilir kaynakların üretim tarafındaki payının genişlemesi bu dengenin arz tarafı yönetimi ile kurulmasını zorlaştırmaktadır. Öte yandan akıllı şebeke sistemlerinin gelişimi, enerji talebinin anlık izlenmesi ile kontrolüne izin vermekte ve talebin etkin yönetimini mümkün kılmaktadır. Bu sayede, Talep Yanıtı (TY) programları ile tüketicilerin elektrik yüklerinin şebekenin ihtiyacına göre yönetilmesi sağlanabilmektedir. Buna yönelik olarak bu tez çalışması kapsamında akıllı şebeke altyapısına sahip bir dağıtım bölgesinin toplu elektrik enerjisi tüketimini şebekenin ihtiyacına göre yönetmeyi amaçlayan bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Analizi gerçekleştirilen dağıtım bölgesi farklı tipte çok sayıda tüketici barındırmaktadır. Bilindiği üzere tüketicilerin tüketim davranışları iklim, sıcaklık değişimi, gün tipi gibi birçok parametreye bağlı olarak değişebilmektedir. Bu nedenle, dağıtım bölgesinde bulunan tüm tüketicileri ve enerji talebini etkileyebilecek değişkenleri kapsayan Kullanım Zamanı (KZ) fiyatlandırmasına dayalı bir TY modeli geliştirilmiştir. Model, tüketicileri tarifeler vasıtasıyla elektrik yüklerini kaydırmaya teşvik ederek dağıtım bölgesinin günlük tüketim profilini şekillendirmeyi amaçlamaktadır.

KZ programında genellikle tarifeler önceden hazırlanıp, belirlenen dönem boyunca sabit olarak tüketicilere sunulmaktadır. Bu tarifelerin eldesi için temsili tüketim

profilleri gerekmektedir. Bu profilleri tanımlamak için çeşitli yaklaşımlar kullanılmaktadır. Tarife döneminin uzunluğu ve seçilen yaklaşıma bağlı olarak temsili profillerin yılın her günü için tüketicileri doğru temsil etmesi pek mümkün değildir. Bu nedenle tarife dönemlerini kısa tutmak, tüketim profillerini dinamik olarak güncellemek ve program adımlarını algoritmik olarak otomatize etmek programın başarısını artıracaktır. Bu bağlamda geliştirilen modelde, bölgenin gün öncesi talebi derin öğrenmeye dayalı bir modelle tahmin edilmekte ve tarife dönemleri günlük olarak güncellenmektedir. Günün saatleri, tahmini toplu tüketim profili kullanılarak Hareketli Sınır Metodu ile pik, orta ve dip tüketim periyotlarına ayrılarak KZ'ler belirlenmektedir. Devamında tüketiciler, kümeleme algoritması ile tüketim davranışlarına göre gruplara ayrılmaktadır. Son olarak, grupların toplu tüketime ve KZ'lere katkılarını dikkate alan optimizasyon modeli aracılığıyla gruplara özel tarifeler elde edilmektedir.

Tez çalışması kapsamında, analizi gerçekleştirilen dağıtım sistemi verileri kullanılarak, farklı mevsim ve gün tipine sahip dört örnek gün üzerinden tarifeler elde edilmiştir. Bu tarifeler, tek zamanlı tarife ve çeşitli yük kaydırma senaryoları ile maliyet değişimleri açısından değerlendirilmiştir. Sonuçlar, tüketicilerin yük kaydırmadan bile kar elde edebildiğini, yük kaydardıkları senaryolarda ise %20'leri aşan oranda maliyet azaltabildiklerini göstermektedir. Buna karşılık olarak sistem operatörünün gelirinde ciddi bir azalma olmadığı gözlemlenmiştir. Bu veriler geliştirilen modelin tüketici yüklerini pik tüketim periyodundan diğer periyotlara kaydırmalarını teşvik edici tarifeler üretmekteki başarısını ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Kullanım zamanı fiyatlandırması, talep yanıtı, kümeleme, yük tahmini, akıllı şebekeler.

ABSTRACT

A New Approach to Demand Response in Smart Distribution Systems

Mustafa Şen YILDIZ

Department of Electrical Engineering

Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Bedri KEKEZOĞLU

Co-supervisor: Asst. Prof. Dr. Kadir DOĞANŞAHİN

The reliable and high-quality supply of electrical energy in power systems relies on maintaining a balance between supply and demand. In traditional grid structures, this equilibrium is primarily achieved through supply-side management. However, the continuous increase in energy demand and the growing share of renewable energy sources in production make supply-side management more challenging. Fortunately, the development of smart grid systems allows for real-time monitoring and control of energy demand, enabling effective management. Within this context, Demand Response (DR) programs tailored to regional and consumer-specific needs encourage consumers to adjust their electricity loads based on the grid's requirements. In this study, we focus on a smart grid-enabled distribution area aiming to manage collective electricity consumption according to the grid's needs. The distribution area hosts diverse consumer types, and their consumption behavior varies based on parameters such as climate, temperature fluctuations, and time of day. To address this variability, we develop a DR model based on Time-of-Use (ToU) pricing, which covers all consumers and variables affecting energy demand. The model encourages consumers to shift their electricity loads through tariffs, ultimately shaping the daily aggregated consumption profile of the distribution area.

In general, tariffs of ToU pricing program are typically pre-defined and offered to consumers throughout a specified period. To generate these tariffs, representative consumption profiles are necessary. However, accurately representing all consumers for every day of the year is challenging due to the length of the tariff

period and the chosen approach. Therefore, short tariff periods, dynamic updates of consumption profiles, and algorithmic approach of program steps can enhance program effectiveness. In this context, the model employs a deep learning-based forecasting model to predict the day-ahead aggregated demand for the region, and tariff periods are updated daily. Using the forecasted consumption profile, we divide the day into peak, mid, and off-peak consumption periods using the Moving Boundary Method. Next, consumers are clustered based on their consumption behavior using a clustering algorithm. Finally, customized tariffs are generated for each consumer group, considering their contributions to overall consumption and ToUs.

Within the scope of the thesis study, tariffs were obtained based on four sample days with different seasons and day types, using the analyzed distribution system data. These tariffs are evaluated in terms of cost changes under various load-shifting scenarios. The results show that consumers can make profits even without shifting loads, and in scenarios where they shift loads, they can reduce costs by more than %20. In contrast, it has been observed that there is no significant decrease in the income of the system operator. These data demonstrate that the developed model successfully encourages consumers to shift their loads away from the peak consumption period to others.

Keywords: Time of use, demand response, clustering, load forecasting, smart grid.

1 GİRİŞ

Günlük yaşamın her alanında kullanılan enerji, üretimin temel girdisini oluşturmaktadır. Ülkelerin büyüme hedefleri, nüfus artışı, yaşam standartlarının yükselmesi ve sanayileşme enerji talebini sürekli artırmaktadır. Talep edilen enerji, enerji kaynaklarının doğrudan kullanımı yoluyla veya ikincil kaynaklara dönüştürülerek karşılanmaktadır. İkincil kaynaklardan olan elektrik enerjisi, günümüzde toplam küresel enerji talebinin %20'lik kısmını oluşturmaktadır [1]. Teknolojik gelişmelere bağlı olarak çeşitli sektörlerde farklı enerji kaynaklarının kullanımından elektrik enerjisi kullanımına geçişin yaygınlaşacağı öngörülmektedir. Konu üzerine gerçekleştirilen çalışmalar, elektrifikasyon süreci olarak anılan bu geçişin 2050 yılına gelindiğinde, elektrik enerjisi talebinin, günümüzdeki tüketim talebine oranla %150'yi aşabilecek düzeylere taşıyabileceğini öne sürmektedir [1].

Günümüzde elektrik enerjisi arzı büyük oranda fosil kaynaklara dayanmaktadır. Bu kaynaklar, sınırlı rezervlere sahip olmaları nedeniyle sürdürülebilirlikleri düşüktür. Yalnızca belirli alanlarda çıkarılabilmekte olan bu kaynaklar, arz güvenilirliği ve fiyat istikrarını olumsuz yönde etkilemektedir. Ayrıca tüketimleri aşamasında ortaya çıkan gaz salınımları sebebiyle küresel ısınmayı tetiklemekte ve çevreye zarar vermektedir. Bu sebepler ülkeleri elektrik enerjisi üretiminde alternatif kaynak arayışına iterek Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının (YEK) kullanımını yaygınlaştırmıştır. YEK'ler, sürdürülebilir ve çevre dostu enerji kaynakları olmaları sebebiyle, birçok ülkede bu kaynakların elektrik enerjisi üretiminde kullanılmasına yönelik çeşitli kanun ve yönetmelikler üzerinden teşvik programları düzenlenmiştir. Hazırlanan bu programlar karşılık görmüş ve yenilenebilir kaynakların elektrik enerjisi üretimine katkıları ivmeli bir artış göstermiştir. 2022 yılı sonu itibarıyla dünya genelinde YEK'lerden elektrik enerjisi üretimi sağlayan tesislerin kurulu gücü, bir önceki yıla oranla %5,7 artarak, toplam kurulu güç içerisindeki payı %30'lar seviyesine ulaşmıştır [2, 3].

YEK'ler tüketicilerin dağıtım seviyesinde üretim yapmasına ve ihtiyaç fazlası

enerjiyi ticari anlaşmalar (p2p, enerji merkezi, sanal santral vb.) vasıtasıyla şebekeye satabilmesine de olanak sağlamaktadır [4, 5]. Bu durum dağıtık üretim kapsamında küçük üreticileri enerji piyasasına katılımlarının yaygınlaşması ve daha liberal bir piyasanın oluşması gibi sonuçları doğurmuştur. Bu kaynakların oldukça değişken olması sebebiyle öngörülebilirliklerinin zor oluşu, enerji planlaması ve yönetimi açısından çeşitli sorunları beraberinde getirmiştir [6]. Bunun yanı sıra geleneksel şebeke yapısında, sadece tüketicinin gerçekleştirildiği dağıtım şebekesi içerisinde, üretim tesislerinin yer alması, çift yönlü güç akışının gerçekleşmesine ve gerilim dalgalanmaları, güç kalitesinin bozulmaları, koruma ekipmanlarının hatalı çalışmaları ve şebeke kayıplarının artması gibi sorunları gündeme getirmiştir [7].

Geleneksel elektrik şebekesi, üretim, iletim ve dağıtım seviyelerinden oluşmaktadır. Bu yapı, üretim tarafından başlayıp son kullanıcıya güç akışı sağlamaktadır. Yukarıda bahsedilen gelişmeler ve bunlara bağlı problemler, merkezi üretime ve tek yönlü güç akışına sahip geleneksel şebekenin kalitesini düşürmekte ve güvenilirliğini azaltmaktadır. Bu durum geleneksel şebekeyi dağıtık üretime ve çift yönlü güç akışına uygun, enerji kalitesini ve güvenilirliğini ön planda tutacak dönüşümleri sağlayacak yeni arayışlara itmiştir. Bu arayışlara cevap olarak, akıllı şebeke (Smart Grid) kavramı ortaya çıkmıştır [8]. Akıllı şebeke konsepti, geleneksel şebeke yapısına kıyasla gelişmiş ölçüm ve iletişim yeteneklerine sahip, dijital tabanlı algılama ve ölçüm sistemlerini, akıllı sayaçları, çeşitli iletişim cihazlarının ve protokollerinin kullanımını ve operatör ile tüketiciler arasında iletişimi sağlayan arayüzleri içermektedir [8–10]. Böylece sistem operatörlerinin, tüketicilerle çift yönlü iletişim, geniş bir alandaki birçok noktadan yüksek çözünürlüklü ölçümler alma ve sisteme anında müdahalede bulunabilme yeteneklerini artırmaktadır.

Elektrik enerjisi talebinin sürdürülebilir, çevreci ve ekonomik olarak karşılanmasına yönelik arayışlar ve değişimler devam ederken diğer taraftan, talebin gün içerisindeki dengesiz dağılımı, üzerinde durulması gereken ciddi bir problemdir. Tüketicilerin enerji talebi zamana göre farklılık göstermektedir [11]. Bu da enerji talebinin günün belli saatlerinde pik değere ulaşmasına, diğer zaman dilimlerinde ise daha düşük seviyelerde seyretmesine yol açmaktadır. Geleneksel şebeke yapısında talep edilen elektrik enerjisi gerçek zamanlı olarak, üretim tesislerinin devreye alınması, üretim miktarlarının ayarlanması veya devreden çıkarılması marifetiyle karşılanmaktadır. Bu sayede, enerji talebi ile üretimi arasında arz-talep dengesi kurularak kaliteli ve güvenilir bir tedarik hizmeti sağlanmaya çalışılmaktadır. Bu yapıda gün içerisinde kısa süreler için oluşan pik tüketimleri dengeleyebilmek için üretim tesislerinin bir kısmının yedekte bekletilmesine ihtiyaç duyulmaktadır [12]. Yedek kapasitenin büyüklüğü pik talebin büyüklüğü dikkate

alınarak belirlenmektedir. Pik tüketim seviyesi yükseldikçe yedek kapasitenin de artırılması gerekmektedir. Bununla birlikte, pik tüketimlerin yıl içerisindeki dağılımları aylara ve mevsimlere göre farklılık göstermektedir. Bölgeye ve tüketim alışkanlıklarına göre zamanı ve büyüklüğü değişkenlik gösteren pik tüketim tepe değerine ulaştığında, şebeke kapasitesinin sınırlarına yaklaşacağından dolayı elektrik arz güvenliğini tehlikeye sokmaktadır. Bu sebeple, geçmiş yıllardaki pik tüketim değerleri ve gelecekteki tahminler dikkate alınarak şebeke altyapısına düzenli yatırımlar yapılmalı ve kapasitesinin artırılması sağlanmalıdır.

YEK'lerin doğaları gereği stokastik yapıda oluşu, elektrik piyasasının daha fazla katılımcılı ve şartlarını rekabetin belirlediği serbest piyasa yapısı, elektrikli araçların paylarının her geçen gün artması ve enerji talebinin gün içi dağılımındaki değişkenlik arz-talep dengesinin kurulmasında üretim tarafının yönetimini zorlaştırmaktadır. Bu dengeyi desteklemek ve şebeke altyapısını daha verimli kullanabilmek amacıyla, tüketici yüklerinin esnek bir forma dönüştürülmesine ve gerektiğinde yönetilerek azaltılmasına veya ötelenmesine ihtiyaç duyulmaktadır [6]. Tüketici yüklerinin yönetimine yönelik çalışmalar Talep Tarafı Yönetimi (TTY) başlığı altında incelenmektedir [13]. TTY, yeni bir çalışma alanı olmamakla birlikte akıllı şebeke altyapısında bulunan ekipmanlar sayesinde son yıllarda araştırmacıların eğiliminin arttığı bir konudur. Akıllı şebeke içerisinde bulunan gelişmiş ölçüm ve akıllı sayaç alt yapısı sayesinde, sistem operatörleri ile son kullanıcılar arasında çift yönlü ve gerçek zamanlı haberleşme sağlanabilmekte ve yükün yönetilmesine olanak tanımaktadır. Böylece Talep Tarafı Yönetimi etkin şekilde uygulanabilmekte ve tüketicilerin elektrik tüketim davranışları değiştirilerek arz-talep dengesinin sağlanabilmesi mümkün olmaktadır [14, 15].

TTY'nin tüketim davranışını değiştirme kısmında Talep Yanıtı (Demand Response) bulunmaktadır [16, 17]. Talep Yanıtı genel olarak, tüketicilerin elektrik yüklerini belirli zaman dilimleri için değiştirmelerini teşvik eden çalışmaları kapsamaktadır. Amaçları arasında pik tüketimi azaltmak ve şebekeyi dengelemek bulunmaktadır. Bu, doğrudan yük kontrolüne dayalı veya dolaylı metotlarla sağlanmaktadır [18]. Bu metotlar ise tüketicilere yönelik çeşitli programlar ile sunulmaktadır. Bunlar, genel olarak yükü kontrol etmeye yönelik Teşvik Temelli (TTY) ve enerji birim fiyatını kontrol etmeye yönelik Fiyat Temelli (veya bazı çalışmalarda Zaman Temelli) (FTTY) olmak üzere iki sınıfa ayrılmaktadır [14, 19]. Teşvik Temelli programlarda, programa dahil olan müşterilere, TY sinyali geldiğinde elektrik yüklerini azaltmalarını sağlamak amacıyla çeşitli teşvik ödemeleri sunulmaktadır. Ancak, belirlenen kısıtlar veya taahhüt edilen yük azaltma işlemi gerçekleşmediği durumlarda ceza uygulaması da programa dahil edilmektedir. Fiyat Temelli programlarda ise tüketicilere farklı zaman dilimlerinde

elektrik maliyetlerine veya güç sisteminin yüklenme durumlarına göre değişken fiyat tarifeleri tanımlanmaktadır [20]. TY programları uygulama amacına yönelik olarak, bir tüketiciden, gruba (mikro şebeke) veya dağıtım bölgesine (makro şebeke) kadar uygulanabilmektedir [21].

Talep Yanıtının temelini tüketici yükleri oluşturmaktadır. Bu yükler genel olarak, sabit yükler ve esnek yükler olarak ikiye ayrılmaktadır. Sabit yüklerin hiçbir program altında değişmeyeceği varsayılmaktadır. Esnek yükler ise kaydırılabilir veya kesilebilir yüklerden oluşmaktadır [22]. Dağıtım bölgesi ölçeğinde, TY programına katılabilecek tüketiciler genel olarak sanayi, ticari ve mesken tüketicileridir [20]. Sanayi tüketicileri enerji tüketimi bakımından en yüksek tüketime sahip gruptur. Bu durum, bu grubu pik yükü azaltmada iyi bir alternatif yapmaktadır. Çalışma [23]'de, sanayi tüketicilerinin elektrik yükleri, üretim ve destek hizmetleri olarak iki sınıfa ayrılmaktadır. Üretim sınıfındaki yüklerin istenen zaman aralığında kaydırılması veya atılması tesisin işleyen prosesinin bozulmasına sebep olabilmektedir. Bu sebeple, yüksek tüketime sahip sanayi tesislerine yönelik bireysel incelemeler yapılarak tesise uygun programın belirlenmesi esnek yük kapasitesini artıracaktır [24, 25]. Ancak, destek hizmetleri sınıfındaki yükler, TY programları için potansiyel esnek yükler olarak kullanılabilir. Diğer bir grup olan Ticari tüketiciler, amaçlarına yönelik olarak (ofis, sağlık hizmetleri, otel, alışveriş merkezleri, eğitim kurumları vb.) otomatize enerji tüketim sistemlerine sahiptirler. Bu sebeple, gerçekleştirilen az sayıda çalışmada TY programı için belirlenen esnek yükler, ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme (Heating, ventilation, and air-conditioning - HVAC) sistemlerini kapsamaktadır [26, 27]. Buna ek olarak bazı elektronik cihazlar ve aydınlatma sistemlerinin de esnek yük sınıfına alınabileceği belirtilmektedir [15]. Üçüncü grup olan mesken tüketicilerinin yükleri ise yapılan çalışmalarda genel olarak kesilebilir, kaydırılabilir ve ayarlanabilir yükler olarak sınıflandırılmaktadır [28, 29]. Ancak, tüketicilerin davranışlarına ve konfor anlayışlarına bağlı olarak TY programına uygun esnek yükler değişebilmektedir. Mesken yüklerinin, tüketicilerin kısıtlarını ve davranışlarını dikkate alacak şekilde Ev Enerji Yönetim Sistemleri (Home Energy Management system), çeşitli optimizasyon yöntemleri, oyun teorisi, pekiştirmeli öğrenme (Reinforcement Learning) ve Markov model gibi çeşitli yaklaşımlarla modellenmesi sayesinde kontrolleri daha ileri noktalara taşınmaktadır [30–34].

TY programlarının başarısı için esnek yükün büyüklüğü ve yönetimi temel kriterdir. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri tüketici tipine, bölgeye ve yaşam tarzlarına bağlı olarak farklı tüketim seviyelerine ve davranışlarına sahiptir [35]. Bu durum belirsizlik barındırmaktadır. Bu belirsizliği en düşük seviyeye indirebilmek, TY

programlarına çok sayıda tüketiciyi dahil edebilmeye ve bunların esnek yüklerini üst seviyelere çıkarabilmeye bağlıdır. Bu da doğru tüketiciye doğru TY programının sunulması ile mümkün olmaktadır. Bu sebeple en iyi yaklaşım tüketiciye özel TY programı uygulamaktır. Fakat bu uygulanabilir bir yaklaşım değildir. Aksine, dağıtım bölgesinin toplam tüketimi analiz edilerek tek bir TY programı sunmak ise birçok tüketiciye cazip gelmeyecektir. Bu yaklaşımların dışında, bölgenin ihtiyacı gözetilerek tüketici gruplarından uygun olan biri seçilerek bu gruba özel program sunmak literatürde uygulanan bir seçenektir. Bu açıdan bakıldığında, tüketici grupları içerisinde büyük ölçekli tüketiciler olan sanayi ve ticarethane tüketicileri, teoride TY çalışmaları için potansiyel müşterilerdir [36]. Toplam elektrik enerjisi tüketimi içerisindeki payı hızla artan mesken tüketicilerinin akıllı sayaç, haberleşme altyapısı ve akıllı ev konseptinin yaygınlaşması ile yüklerinin kontrol ve yönetimine imkan tanınması [37], esnek yük kaynağı olarak kullanan çalışma sayısını da hızla artırmıştır. Ancak gruba özel olarak TY uygulanması yaklaşımında, esnek yük büyüklüğünün şebekenin ihtiyaç duyduğu yönetilebilir esnek yük kapasitesine ulaşamama ihtimali bulunmaktadır. Dolayısıyla bir gruba odaklanmak yerine bütün tüketicileri kapsayacak bir yaklaşımın benimsenmesi esnek yük potansiyelini destekleyecektir. Bu sebeple bu tez çalışmasında, bir dağıtım bölgesinde bulunan bütün tüketicileri kapsayan bir TY yaklaşımı geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Genel olarak tüketiciler mevsim ve sıcaklık değişimlerinden, günlük rutinlerden, yaşam standartlarından, gün tipinden (hafta içi, hafta sonu) ve konfor anlayışından farklı şekillerde etkilenmekte ve bu sebeplere bağlı olarak elektrik tüketimi açısından farklı tepkiler verebilmektedirler [6, 38]. Bu sebeple, dağıtım bölgesinde bulunan tüketicilerin, tüketim davranışlarına göre sınıflandırılarak segmentlere ayrılması, tüketiciye özel TY uygulamasına yakın bir yaklaşım olacaktır. Ancak bu yaklaşımda, segmentler içerisinde farklı grupta tüketicilerin bir arada toplanma ihtimali oluşacağından dolayı, seçilecek TY programının da her gruba uygulanabilecek yapıda olması gerekmektedir.

Sanayi ve ticari grupta bulunan tüketiciler için ekonomik kaygılar ön plandayken, mesken grubunda genellikle konfor kaygısı ön planda bulunmaktadır. Konfor anlayışı kişisel tercihlere göre değiştiğinden dolayı yük kontrolüne yönelik bir TY programının uygulanması, mesken tüketicileri için her zaman cazip gelmeyebilir. Çünkü, TY sinyali geldiğinde program gereği tüketicinin yük azaltması beklenmektedir. Eğer tüketici konforundan taviz vermek istemezse, bu programa katılım zaman içerisinde azalabilir. Bunun yanı sıra, sanayi ve ticari işletmelerde de işleyen bir üretim veya hizmet prosesi olduğundan dolayı, TY sinyali geldiğinde yük azaltımı istenen seviyelere ulaşamayabilir. Öte yandan, mesken tüketicilerinin enerji tüketiminin görece düşük olmasının yanı sıra tüketim

tepkilerini ölçmek de diğer gruplara göre daha zor olmaktadır. Dolayısıyla esnek yük potansiyelini yönetmek için yük kontrolüne yönelik bir program esnek yük belirsizliğini istendiği kadar azaltamayabilir. Bu sebeplerden dolayı, bütün tüketicileri kapsayan bir TY için Fiyat Temelli programlara odaklanması daha uygun seçenek olarak görünmektedir.

Literatür çalışmalarında kullanılan Fiyat Temelli programlar içerisinde Gerçek Zamanlı Fiyatlandırma (Real Time Pricing) ve Kullanım Zamanı Fiyatlandırması (Time of Use Pricing) öne çıkmaktadır. Geleneksel şebeke yapısında tek zamanlı tarife kullanmaya alışkın tüketicilerin, Gerçek Zamanlı Fiyatlandırma programının sunduğu sürekli değişen fiyatları yönetmesi veya TY sinyali geldiğinde yükünü kaydırması/kaydırmaya programlaması zor bir görevdir. Kullanım Zamanı Fiyatlandırma programının sunduğu iki veya üç zamanlı tarifeye uyum sağlaması ise görece daha kolay olacaktır. Bu da esnek yükü destekleyerek Talep Yanıtının başarısına katkı sağlayacaktır. Bunun yanı sıra, teknolojik dönüşüm ihtiyacı, uygulama kolaylığı ve bütün tüketici tiplerini kapsayıcı özellikleri dikkate alındığında, Kullanım Zamanı (KZ) Fiyatlandırması öne çıkmaktadır [39]. Değinilen noktalar dikkate alınarak, bir dağıtım bölgesinde bulunan bütün tüketicileri kapsayıcı bir TY programı uygulamak amacıyla KZ fiyatlandırma programına karar verilmiştir. Bir sonraki başlıkta bu programa yönelik literatür çalışmaları sunulmaktadır.

1.1 Literatür Özeti

Kullanım Zamanı Fiyatlandırmasına dayalı TY programında günün saatleri, tüketim seviyelerine göre iki, üç veya daha fazla KZ'ye (pik periyot, orta periyot, dip periyot vb.) bölünerek her KZ için tarife fiyatı üretilmektedir. Pik periyot süresi boyunca fiyatlar daha yüksek, diğer periyotlarda ise daha düşük olmaktadır. Tüketiciler bu sayede yüklerini pik periyotta azaltma, diğer periyotlarda ise artırma eğilimine girmektedirler. Böylece tüketici yükleri şebekenin ihtiyacına uygun olarak, elektrik birim fiyatının yönlendirilmesi vasıtasıyla yönetilmektedir.

Bir dağıtım bölgesi, içerisinde çok sayıda tüketici barındırdığından dolayı, tek bir KZ tarifesini, her tüketiciyi teşvik etmeyebilir ve istenen başarıyı elde etmekte yetersiz kalabilir. Bunun yerine bölge tüketicileri sınıflara ayrılarak her sınıfa özel TY uygulanmaktadır. Sınıflandırma işlemi bazı çalışmalarda tüketim gruplarından (sanayi, ticarethane veya mesken) bir tanesi seçilerek uygulanmaktadır [40, 41]. Bunun dışında, bölge tüketicileri çeşitli özelliklerine göre algoritmalar vasıtasıyla da sınıflandırılmaktadır. Çalışma [42]'de, bölgede bulunan 415V

çıkış gerilimine sahip trafoları K-Medoids kümeleme algoritması kullanılarak 4 gruba bölünmüştür. Grupların temsili tüketim profilleri incelenerek tüketici etiketleri öngörülmüş ve bunların arasından mesken grubuna KZ fiyatlandırması uygulanmıştır. [43]'de, akıllı sayaçlardan toplanan tüketici verileri K-Means kümeleme algoritması kullanılarak kümelendirilmiştir. Çalışmanın devamında küme gruplarına özel KZ fiyatları üretilmiştir. Literatürdeki çalışmaların bazılarında ise hedeflenen gruptaki tüketiciler, tüketim profillerine veya çeşitli özelliklerine göre alt gruplara ayrılmakta ve seçilen TY programı/programları bunlara özel olarak uygulanmaktadır. Çalışma [44]'de, iki farklı şehrin mesken tüketicilerinin kış mevsimi için haftalık tüketim profilleri K-Means kümeleme algoritması vasıtasıyla 8 ve 15 sınıfa ayrılmıştır. Çalışmanın devamında ilk şehrin verilerine odaklanılarak, 8 küme 5 kategoride toplanmıştır. TY'ye uygun olduğu belirlenen 3 kategorideki tüketicilere özel mevsimlik KZ fiyatları üretilmiştir. Benzer yaklaşımla [45]'de, mesken tüketicilerinin günlük tüketim profilleri K-Means algoritması ile kümelendirilerek kümelere özel KZ fiyatları üretilmiştir. [46]'da, sanayi tüketicilerinin toplu tüketim verisinin günlük profilleri K-Means kümeleme algoritması kullanılarak 4 sınıfa bölünmüştür ve bu sınıflardaki günlerin KZ fiyatları üretilmiştir.

KZ programında tarifeler belirlenen dönemler boyunca tüketicilere sunulmaktadır. Bu dönemler genellikle mevsim, ay veya gün olarak belirlenmektedir. Tarifeler belirlenen dönem boyunca sabitlenerek tüketim dönemi başlamadan sunulmaktadır. Ancak bu durumda tüketim gerçekleşmeden KZ fiyatları üretileceği için tarife optimizasyonunda kullanılmak üzere tüketicilerin tüketim seviyesini ve davranışını temsil edecek tüketim profillerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu profiller genellikle geçmiş tüketim verileri kullanılarak elde edilmektedir. Bazı çalışmalarda geçmiş tüketim verisi içerisinde ortalama veya toplam tüketimler hesaplanarak TY uygulaması gerçekleştirilmiştir. Çalışma [44]'de mevsim dönemi boyunca belirlenen KZ tarifeleri için mevsim tüketimlerinin saatlik çözünürlükte toplamaları kullanılmıştır. [45]'de tüketicilerin bir yıllık tüketim verisinin saatlik çözünürlükteki ortalama gün verileri kullanılmıştır. [47]'de aylık KZ fiyatlarını belirlemek için kullanılan temsili tüketici verileri, o ayda bulunan iş günü profillerinin saatlik ortalamaları ile belirlenmiştir. Benzer bir yaklaşımla [48]'de aylık KZ fiyatlarını belirlemek için kullanılan temsili tüketim profilleri, o ayın günlük tüketim profillerinin saatlik ortalamaları alınarak belirlenmiştir. Farklı bir bakış açısıyla Çalışma [46]'da mevsimlik KZ tarifelerini elde etmek için kullanılan temsili tüketim profilleri, yıllık tüketim verisindeki günlük profillerin 4 kümeye ayrılması neticesinde o mevsime ait küme merkezi alınarak belirlenmiştir. Çalışmaların bazılarında ise geçmiş tüketim verisi içerisinde örnek günler

seçilerek TY uygulaması gerçekleştirilmiştir [49]. Benzer bir yaklaşımla [50]'de aylık temsili tüketimler, o ayın tüketim verisi içerisindeki pik tüketime sahip gün seçilerek çalışma gerçekleştirilmiştir. Geçmiş tüketim verilerinin dışında temsili tüketim profilleri tahmin algoritmaları yardımıyla da elde edilmektedir. [42]'de YSA'ya dayalı tahmin modeli kullanılarak temsili profiller günlük olarak üretilmiştir. Fakat tüketim profillerinin tüketici tipi, gün tipi, mevsim ve bireysel tercihlere bağlı olarak değiştiği dikkate alındığında, hangi metot kullanılırsa kullanılsın sürenin uzun olması tüketim profillerinin kapsayıcılığını azaltacak ve programın başarısını olumsuz etkileyecektir.

KZ programında tarife fiyatlarını belirlemek için öncelikle günün saatlerinin tüketim seviyelerine göre KZ'lere (Pik periyot, orta periyot, dip periyot vb.) bölünmesi gerekmektedir. Bazı çalışmalarda periyotlar, programın uygulandığı dağıtım bölgesinin genel tüketim profiline dayalı olarak, sistem operatörlerinin belirlediği haliyle kullanılmaktadır [46, 47, 51]. Ancak tüketim profillerinin birçok etkene bağlı olarak değiştiği düşünüldüğünde, bu yaklaşım hatalara açık olmaktadır. Diğer yönden [45]'de temsili tüketim profillerindeki pik ve dip tüketim değerleri dikkate alınarak pik ve dip periyot zamanları belirlenmiştir. Bunların dışında, algoritmaya dayalı yöntemler de kullanılmaktadır. Çalışma [44]'de tüketim profilindeki dönüm noktaları tespit edilerek, bu noktaların denk geldiği saatler periyot sınırları olarak kabul edilecek şekilde bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. [48, 49]'da Hareketli Sınır Metodu (HSM) kullanılarak periyot bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Başka bir çalışmada bulanık kümeleme kullanılarak günün saatleri 3 tüketim periyoduna bölünmüştür [50]. Algoritmaya dayalı yöntemlerin kullanılması, manuel seçime göre daha sistematik ve objektif bir alternatif sunmaktadır. Böylece tüketiciler, tüketimin yüksek olduğu periyotta yüksek maliyetle, düşük olduğu periyotta ise daha düşük maliyetle elektrik tüketebilmektedirler.

KZ Fiyatlandırma programının temel bileşeni tarife fiyatlarının belirlendiği adımdır. Bazı çalışmalar tarife fiyatlarını bir optimizasyon modeli kullanmadan belirlemektedir. Bu kapsama giren Çalışma [43]'de tüketiciler kümelenecek 16 sınıfa ayrılmaktadır. Her kümenin temsili tüketim profiline Sembolik Toplam Yaklaşımı kullanılarak, kümelere özel tarife üretilmiştir. [45]'de temsili tüketici profilleri kümelenecek 4 farklı sınıfa ayrılmıştır. Her sınıfın toplam tüketiminin, belirlenen KZ'lere katkılarından elde edilen oranlar ve tek zamanlı tarife fiyatı kullanılarak, sınıflara özel olarak iki zamanlı KZ tarifeleri elde edilmiştir.

Literatür çalışmalarında elde edilen KZ fiyatları genellikle, belirli kısıtlar altında ve tanımlanan amaçlara yönelik olarak çeşitli optimizasyon yöntemleri vasıtasıyla

üretilmektedir. Çalışma [42]'de fiyat limiti, tüketim ve maliyet kısıtları altında pik tüketim, pik-dip tüketim farkı ve maliyet minimizasyonlarını amaçlayan bir optimizasyon modeli tasarlanmıştır. [44]'de kümeleme ve kategorizasyon sonucu TY'ye uygun olduğu belirlenen 3 kategorideki tüketicilere, sistem operatörünün maliyetini minimize edecek şekilde her kategoriye özel tarifeler üretilmiştir. [46]'da maliyet, tüketim, pik-dip tüketim oranı kısıtları altında, pik tüketim minimizasyonu ve dip tüketim maksimizasyonu amaçlayan bir KZ modeli tasarlanmıştır. [49]'nin KZ fiyatlandırması kısmında, tüketim, fiyat limiti, tüketici maliyeti ve tedarikçi karı kısıtları altında; pik tüketimi ve pik-dip tüketim farkını minimize edecek optimum tarife üreten bir model tasarlanmıştır. [47]'de üretim tesisi, enerji depolama, araç şarj ve market dengesi kısıtları altında, arz tarafının maliyet minimizasyonunu amaçlayan bir optimizasyon modeli tasarlanmıştır. [48]'da tüketim, maliyet ve fiyat limiti kısıtları altında; pik tüketimi, pik-dip tüketim farkını, gerilim dalgalanmasını ve aktif güç kaybını minimize etmeyi amaçlayan bir model tasarlanarak 2 örnek ay seçilerek optimum üç zamanlı tarife fiyatı üretilmiştir. Başka bir çalışmada tüketim, maliyet ve fiyat limiti Kısıtları altında; pik tüketim, pik-dip tüketim farkı minimizasyonu sağlanmaya çalışılırken, KZ öncesi ve sonrası tüketim benzerliği ve tüketici memnuniyeti maksimizasyonu amaçlayan optimizasyon modeli tanımlanmıştır [50]. Ayrıca çalışmada pik periyot, pik ve kritik pik olacak şekilde ikiye bölünmüş, kritik pik periyotta yükün oransal azalımı için tüketicilerle yapılacak anlaşma üzerinden kritik pik yükü ayarlama stratejisi önerilmektedir. Çalışma [51]'de üretim tesisi ve spot fiyat değişkenliğini dikkate alan; tesis, saatlik çözünürlükte arz-talep dengesi ve fiyat limiti kısıtları altında enerji tedarikçisinin kar maksimizasyonunu amaçlayan günlük KZ tarifi belirlenmeye yönelik bir model tasarlanmıştır.

KZ tarifi üretmek için Optimizasyon modeli kullanan çalışmaların çoğunda tüketicilerin tarifelere verecekleri tepkiler, yük değişiminin fiyat değişimine oranını ifade eden esneklik katsayıları (Price elasticity matrix) kullanılarak modellenmiştir. Bu katsayılar istatistiksel olarak geçmiş yük verilerinden veya anketlere dayalı olarak elde edilmektedir [42]. Ancak ekonometrik bir veri olan fiyat esneklik katsayıları tüketici tipi, gün tipi, sezon, kullanıcı sayısı, kullanılan cihaz sayısı, gelir düzeyi, kaydırılabilecek tüketim miktarı vb. birçok parametreye bağlıdır [38, 52]. Dolayısıyla, tüketicilerin esneklik katsayılarını üretmek dinamik bir yapı gerektirmekle birlikte, bu durum yüksek veri ve kompleks veri işleme ihtiyacını doğurmaktadır. Ancak, yine de belirlenen esneklik katsayısı tüketicilerin TY programına tepkilerinin doğru ifade edildiğini garanti etmeyecektir.

Bir dağıtım bölgesine uygulanan KZ Fiyatlandırma programı çok sayıda bileşenden oluşmaktadır. Karmaşık yapıya sahip programın başarısı için öngörülen temel

Tablo 1.1 Bir bölgeye yönelik kullanım zamanı fiyatlandırma programı kullanan çalışmaların özeti

Kaynak	Tüketici grubu	Tüketici sınıflandırma	Tarife dönemi	Periyot bölütleme	Kullanım zamanı fiyatlandırması		
					Talep tahmini	Tüketim davranışı	Tüketim büyüklüğü
[42]	Genel	✓	Gün	-	✓	✓	-
[43]	Genel	✓	-	-	-	✓	-
[44]	Mesken	✓	Mevsim	✓	-	✓	-
[45]	Mesken	✓	-	-	-	✓	✓
[46]	Sanayi	✓	Mevsim	-	-	✓	-
[47]	Genel	-	Ay	-	-	✓	-
[48]	Genel	-	Ay	✓	-	✓	-
[50]	Genel	-	Ay	✓	-	✓	-
[51]	Genel	-	Gün	-	-	✓	-

kriter, bütün bileşenlerin algoritma temelli bir yaklaşımla ve birbiriyle senkron bir şekilde çalışmasıdır. Benzer çalışmaların kullandığı yöntemler yukarıda ifade edilmiştir. Bunların odaklandığı bileşenler ve yaklaşımları özetlenerek Tablo 1.1’de sunulmuştur. Çalışmalarda tercih edilen yaklaşımlardan, bölge tüketicileri içerisinde bir gruba yönelmek esnek yük potansiyelinin yetersiz kalmasına sebep olabilir. Tarife döneminin uzun seçilmesi, tüketim periyotlarının kapsayıcılığını azaltabilir ve gün içerisinde pik tüketimleri azaltamayıp, bunlara ek olarak yeni pikler oluşmasına sebep olabilir. Temsili tüketimlerin, geçmiş verilerden istatistiki olarak belirlenmesi gerçekleşen tüketimler ile örtüşmeyebilir. Tarife optimizasyonunda tüketici tepkisi için kullanılan yöntemin dinamik yapıda olmaması ise değişken tüketim davranışına sahip olan tüketicilerin tepkilerini yansıtmada eksik kalabilir.

1.2 Tezin Amacı

Güç sisteminde arz-talep dengesinin sağlanamaması şebeke kararlılığını bozan ciddi bir problemdir. Bu durum hem teknik hem de ekonomik açıdan istenmeyen sonuçlara sebep olmaktadır. Geleneksel şebeke yapısında bu denge ağırlıkla arz tarafının yönetimi ve bazı durumlarda yük atma marifetiyle

gerçekleştirilmekteyken, teknolojik gelişmeler ve değişimler talep tarafının yöntemini zorunlu kılmaktadır. Buna yönelik bu tez çalışmasında, dağıtım bölgesinde bulunan tüketicilerin tüketim profillerini şebekenin ihtiyacına göre değiştirmeye yönelik kullanım zamanı fiyatlandırmasına dayalı bir Talep Yanıtı (TY) modeli amaçlanmıştır.

Literatürdeki bölgesel TY çalışmaları, çoğunlukla bir grup tüketiciye odaklanarak TY uygulaması gerçekleştirmektedir. Ancak, dağıtım bölgesi içerisinde farklı tipte ve çeşitli tüketim profillerine sahip tüketiciler bulunmaktadır. TY modelini tüketici gruplarından birine göre tasarlamamanın arz-talep dengesini sağlamada yetersiz kalma ihtimalinden dolayı, bölge tüketicilerinin tamamını kapsayacak bir yol aranmıştır. Tüketicilerin tamamını ele alan çalışmalarda ise genellikle, KZ programının uygulama adımlarından bazılarına odaklanılmıştır.

Tüketicilerin elektrik tüketim davranışları, uzun ve kısa dönemli birçok faktöre bağlı olarak değişkenlik göstermektedir. Bu nedenle, tüm etkenleri dikkate almak amacıyla tarife dönemi kısa tutularak günlük olarak ayarlanmıştır. Bu tercih, program dönemi uzun seçilen çalışmaların tüketim profilini belirlemede kullandığı, geçmiş tüketim verilerinden ortalama veya temsili tüketimler seçmek yerine, bölgenin toplu tüketim profilinin tahmin edilerek her güne özel daha doğru tüketim profilleri ile çalışmaya imkan tanımaktadır. Bu toplu tüketim profili üzerinden kullanım zamanı periyotları belirlenmektedir.

TY çalışmalarında, tüketicilerin tarifelere verdikleri tepkiler genellikle fiyat esneklik katsayıları üzerinden sağlanmaktadır. Bu katsayılar, çalışmaların sonuçlarını değerlendirme açısından kolaylık sağlamakla birlikte, gerçek uygulamalarda ve uzun vadede tutarlı sonuçlar üretmede soru işaretleri barındırmaktadır. Bu sebeple, geliştirilen modelde tüketici grupları yerine tüketim profilleri dikkate alınmıştır. Bölge tüketicilerinin geçmiş tüketim verileri kullanılarak kümeleme algoritması yardımıyla günlük temsili tüketim profilleri belirlenerek, kümelere atanan tüketicilere özel tarifeler üretilmektedir. Bu sayede bütün tüketicilere günlük olarak, şebekenin ihtiyacına uygun şekilde yük kaydırmayı teşvik edecek bütüncül bir yapının elde edilmesi amaçlanmıştır.

1.3 Katkı ve Özgün Değer

Tez çalışmasında arz-talep dengesinin sağlanmasına yönelik olarak kullanım zamanı fiyatlandırmasına dayalı TY modeli tasarlanmıştır. Bu model, gün öncesi talep tahminini kullanarak günlük olarak kullanım zamanlarını belirlemekte ve pik yükü azaltmaya teşvik edici tarifeler üretmektedir. Talep tahminine dayalı olarak

günlük tarife üretimi yaklaşımıyla literatürdeki benzer çalışmalardan ayrılmaktadır. Ayrıca, bu tarifelerin üretiminde tüketiciler benzerliklerine göre kümelenmekte ve kümelere özel teşvik edici fiyatlar sunulmaktadır. Tez çalışmasında geliştirilen TY modelin literatüre sunduğu katkılar, aşağıda maddeler halinde sıralanmıştır.

- Kişiselleştirilmiş Fiyatlandırma: Tüketicileri tüketim profillerine göre sınıflandıran model, her sınıf için özel tarifelerin üretilmesine olanak tanımakta ve potansiyel olarak daha yüksek katılıma olanak sağlamaktadır.
- Hareketli Sınır Yöntemi Entegrasyonu: Hareketli Sınır Yönteminin kullanılması, önceden tanımlanmış zaman dilimlerine dayanmak yerine günlük tüketim profiline uyum sağlayan, pik, orta ve dip periyotları tanımlamaya yönelik bir yaklaşım sağlamaktadır.
- Tahmin Odaklı Optimizasyon: Model, kullanım zamanı fiyatlandırmasını beklenen tüketim modellerine göre optimize etmek için gün öncesi talep tahmininden yararlanarak tarife fiyatlandırma başarısını artırmaktadır.
- Optimizasyon modeli içerisinde çeşitli katsayılar kullanılarak sistem altyapısı ve piyasa mevzuatları dikkate alınmıştır. Bu katsayıların ayarlanmasıyla farklı sistem ve bölgelere kolaylıkla uyarlanabilen bir model elde edilir.
- Gelişmiş Talep Yanıt Potansiyeli: Geliştirilen model geleneksel KZ modeli ile karşılaştırıldığında, farklı tüketici grupları için kişiselleştirilmiş teşvikler sağlayarak TY'nin başarısını önemli ölçüde artırma potansiyeline sahiptir. Bu da daha düzgün yük profilleri, azalan pik talep ve artan şebeke stabilitesi sağlamaktadır.
- Veriye Dayalı Yaklaşım: Modelin gün öncesi tahminlere ve tüketim kümelenmesine dayanması, uyarlanabilir fiyatlandırma oluşturmak için geçmiş verilerden yararlanır ve devam eden veri toplama ile kolayca güncellenebilen ve geliştirilebilen Talep Yanıtına yönelik veriye dayalı bir yaklaşım sunmaktadır.

Gerçekleştirilen tez çalışması, daha etkili Talep Yanıtı elde etmek ve şebeke istikrarını artırmak için veriye dayalı tekniklerden ve kişiselleştirilmiş fiyatlandırmadan yararlanan yeni bir gün öncesi KZ fiyatlandırma modeli geliştirilerek mevcut literatürdeki bir boşluğu doldurmaktadır. Bunun yanında, saha uygulamaları ve alanda daha ileri araştırmalar için önemli bir potansiyel barındırmaktadır.

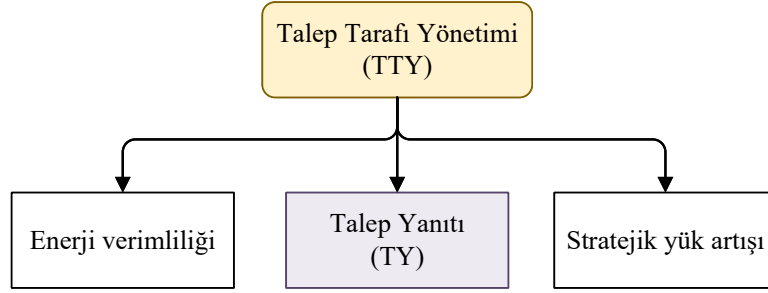
2 TALEP YANITI

Geleneksel güç sisteminde elektrik enerjisi, merkezi üretimden başlayarak, iletim ve dağıtım sistemlerine doğru tek yönlü olarak iletilmektedir. Bu sistemin güvenilir ve kararlı olarak işletilmesi arz ve talebin dengede kalmasına bağlıdır. Bu denge, talebe göre arz tarafının yönetimi ile sağlanmaktadır [29]. Ancak elektrik enerjisi talebinin sürekli artması, pik tüketimler dikkate alınarak sisteme düzenli ve büyük yatırımlar yapılmasını gerektirmektedir. Bu da enerji maliyetlerinde artışa, spot fiyatlarda ise dalgalanmalara sebep olmaktadır. Diğer taraftan üretim sistemindeki payları her geçen gün artan yenilenebilir kaynakların stokastik yapıları, arz tarafının kontrolünü zorlaştırmakta ve şebekenin güvenilirliğini azaltmaktadır. Bu gelişmeler, yenilenebilir kaynakların sistem entegrasyonunda ve arz-talep dengesinin sağlanmasında arzın yanı sıra talebin yönetimini de zorunlu kılmaktadır [14]. Talep yönetiminin tanımı, stratejileri, uygulanan programlar ve faydaları bu bölümde açıklanmaktadır.

2.1 Tanım

Talep yönetimi kavramı ilk defa, 1980’lerde meydana gelen enerji krizi sonrasında talep tarafı faaliyetleri için Electric Power Research Institute (EPRI) tarafından Talep Tarafı Yönetimi (Demand Side Management) isimlendirmesiyle ortaya atılmıştır [53]. Bu kavram, zaman içerisinde teşviklerle ve eğitimlerle gelişerek kompleks bir konu haline gelmiştir. Ayrıca akıllı şebeke altyapısının gelişimi ile ileri ölçüm ve iletişim altyapısının yaygınlaşması sayesinde Talep Tarafı Yönetimi (TTY) uygulama sahası genişlemiş ve tüketicilere uygulanabilir hale gelmiştir.

TTY, şebekenin ihtiyaçları doğrultusunda tüketici talebinin yönlendirilmesini hedefleyen faaliyetleri kapsamaktadır. Bu faaliyetler, Şekil 2.1’de belirtildiği üzere, enerji verimliliği, Talep Yanıtı ve stratejik yük artışı olmak üzere genellikle 3 sınıfa ayrılmaktadır [13, 20]. Bunlar içerisinde, üretim tarafındaki belirsizlikler, gün içi piyasada oluşan fiyat belirsizlikleri ve arz-talep dengesi açısından en önemli olanı



Şekil 2.1 Talep tarafı yönetimi sınıflandırması

Talep Yanıtı (TY) faaliyetleridir.

Talep Yanıtı, literatürde “Demand Response” veya “Demand Side Response” isimlendirmeleri ile yaygın olarak kullanılmaktadır. Türkçe literatürde ise “Talep Yanıtı”, “Talep Cevabı”, “Talep Tepkisi” veya “Talep Katılımı” isimlendirmeleri ile kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında ise Talep Yanıtı (TY) isimlendirmesi tercih edilmektedir.

Talep Yanıtı’nın üzerinde uzlaşmış net bir tanımı bulunmamakla birlikte, birçok çalışmada A.B.D. Enerji Bakanlığı’nın 2006 yılında yayınladığı “Benefits of Demand Response in electricity market and Recommendations for achieving them” raporunda belirtilen tanıma atıf yapılmaktadır. Bu tanıma göre TY, “Şebeke arz güvenliği tehlikeye girdiğinde veya elektrik maliyeti yükseldiğinde, zaman içerisinde elektrik fiyatının değişimi veya teşvik ödemeleri yoluyla müşterilerin elektrik kullanımını değiştirmeyi motive etmek amacıyla oluşturulmuş tarife veya program” şeklinde tanımlanmaktadır [20, 54].

Talep Yanıtı, tanımından da anlaşılacağı üzere, tüketicilerin elektrik tüketimini düzenlemek amacıyla kullanılan bir stratejidir. Bu strateji, tüketicilere elektrik yüklerini, enerji talebinin veya fiyatının yüksek olduğu zaman dilimlerinde azaltmayı veya kaydırmayı teşvik etmektedir. Bu sayede, arz-talep dengesizlikleri düzeltilerek şebeke kararlılığı ve verimliliği artırılmaktadır.

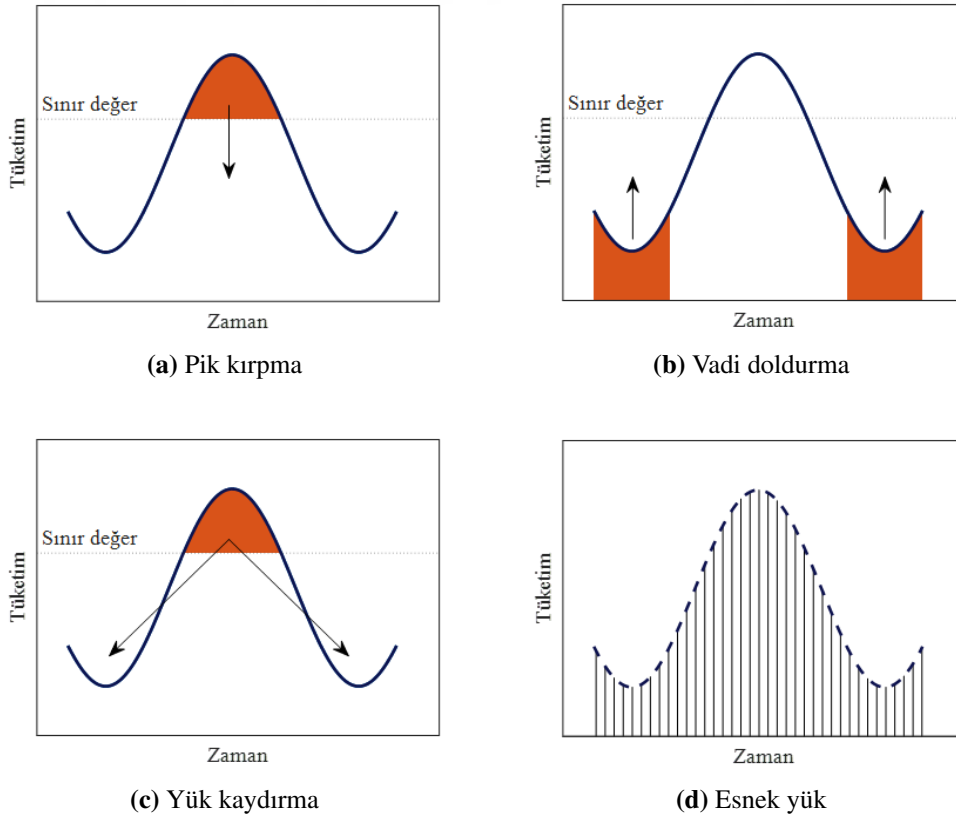
2.2 Talep Yanıtı Stratejisi

Genel olarak TY stratejisi, ihtiyaca göre elektrik yükünün büyüklüğünü artırmaya veya azaltmaya yönelik adımlarından oluşmaktadır. Bu adımlar, Şekil 2.2’de ifade edildiği üzere, üç sınıfa ayrılmaktadır [19]. Bunlar:

1. Pik kırpma (Peak clipping), pik tüketim zamanlarında elektrik yükünün arz kapasitesini aşmasını önlemek amacıyla elektrik tüketimini azaltmaktır.
2. Vadi doldurma (Valley filling), dip tüketim zamanlarında elektrik tüketimini teşvik etmek amacıyla elektrik yükünü artırmaktır.
3. Yük kaydırma (Load shifting), toplam elektrik tüketimini azaltmadan, elektrik yükünün zamanını değiştirmektir.

Talep Yanıtı'nın kaynağı tüketici yükleridir. Bu yüklerin esnekliği, yani zamanının ve/veya miktarının değiştirilebilmesi TY stratejisiyle yakından ilişkilidir. Bu, enerji talebinin yüksek olduğu, şebeke dengesizliğinin olduğu veya maliyetlerin arttığı dönemlerde, enerji tüketimini azaltmak veya düşük talep dönemlerine kaydırmak için önemlidir. Bu sebeple, tüketicilerin elektrik yüklerini değiştirebilme veya erteleme kapasitesine sahip olmaları temel bir ihtiyaçtır.

Diğer taraftan TY stratejilerini uygulamada zaman hassasiyeti de önemli bir faktördür. Elektrik enerjisi talebi genellikle günün belli saatlerinde pik değerlerine ulaşmaktadır. Günlük pik talep zamanları ise hava koşullarından, mevsimden, gün tipinden vb. birçok değişkenden etkilenmektedir. Bu da TY stratejisinin



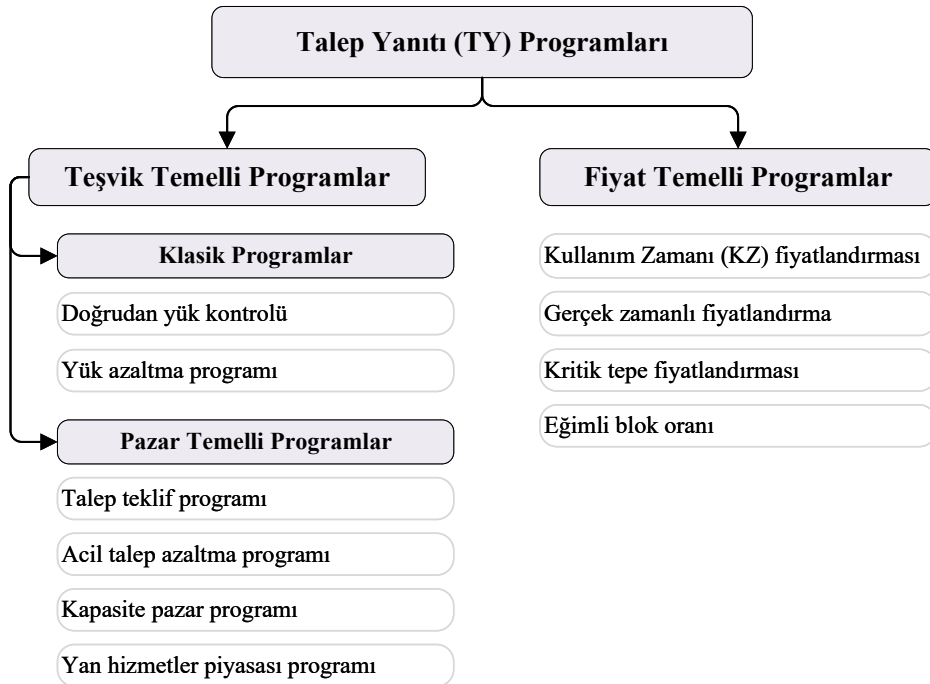
Şekil 2.2 Sistem operatörü tarafından uygulanabilecek Talep Yanıtı stratejileri

şebekenin ihtiyaç duyduğu zamanda ve ihtiyaç süresi boyunca uygulanmasını gerektirmektedir. Aksi durumda şebekenin dengesi bozulabilir ve yeni pikler üretilmesine veya enerji kalitesinin bozulmasına sebep olabilir. Bu sebeple, TY stratejisi zaman hassasiyeti barındırmaktadır. Yani, elektrik talebinin zaman içerisindeki değişimi gözlemlenerek, tüketimin yönlendirilmesi son derece önemlidir.

2.3 Talep Yanıtı Programları

Başarılı bir TY uygulaması belirtildiği üzere esnek yük miktarına ve bu yüklere istenen zamanda ve süre boyunca TY stratejilerinin uygulanmasına bağlıdır. Bu sebeple tüketicilere uygulanacak stratejiler tipleri, davranışları, yük büyüklükleri vb. özelliklerine göre değişmektedir. TY stratejisi elektrik tüketicileriyle yapılan çeşitli anlaşmalar üzerinden, yüklerinin doğrudan kontrolüne dayalı veya dolaylı metotlar vasıtasıyla uygulanmaktadır [18]. Bunlar çeşitli programlar ile sunulmaktadır.

Bu programlar genel olarak Şekil 2.3’de belirtildiği üzere, iki sınıfta toplanmaktadır. Bunlardan ilki, elektrik yükünü kontrol etmeye yönelik Teşvik Temelli TY (TTTY) programlarıdır. Diğeri ise enerji birim fiyatını kontrol etmeye yönelik Fiyat Temelli, bazı çalışmalarda Zaman Temelli, TY (FTTY) programlarıdır [55, 56].



Şekil 2.3 Talep Yanıtı programlarının sınıflandırması

2.3.1 Teşvik Temelli Talep Yanıtı Programları

Teşvik Temelli (Incentive Based Demand Response) programları, şebekenin ihtiyaç duyduğu zaman diliminde doğrudan veya dolaylı olarak yükü kontrol eden programlardır. Doğrudan yük kontrolü ve yük azaltma programı yük yönetimi yapan klasik TTTY programlarıdır. Bu programların haricinde tüketicilerin pik tüketim dönemlerinde enerji kullanımını azaltmayı teşvik eden pazara yönelik programlarda bulunmaktadır [57]. Bu programlara dahil olan müşterilere, TY sinyali geldiğinde elektrik yüklerini azaltmalarını sağlamak amacıyla çeşitli teşvik ödemeleri sunulmaktadır.

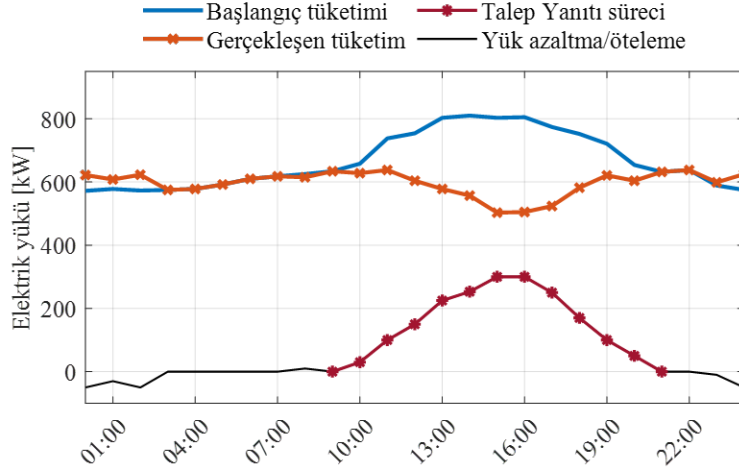
2.3.1.1 Klasik Programlar

Klasik programlar, tüketici yüklerinin bir kısmının istendiğinde kesilmesini teşvik eden programlardır. Bu programlar da teşvikler genellikle indirim oranı veya aylık kredi olarak verilmektedir [58]. Bu sınıftaki programlar:

Doğrudan yük kontrolü: Bu programda, sistem operatörü programa katılan müşterilerin elektrik yüklerinin (klimalar, elektrikli su ısıtıcıları, çeşitli pompalar vb.) doğrudan kontrolüne sahiptir. Yük kontrolü müşteri tarafına şebeke ile iletişim kurabilen anahtarlama ekipmanı kurulması ile sağlanmaktadır [20]. Şebekenin ihtiyaç duyduğu süre boyunca doğrudan kontrole sahip yükler azaltılmakta veya devre dışı bırakılmaktadır. Buna karşılık olarak, müşterilere teşvik ödemesi veya elektrik birim fiyatında indirim uygulanmaktadır [59].

Doğrudan yük kontrolü programı, yük yönetimi açısından etkili bir TY programıdır. Ancak uygulamada bazı zorluklar ve aşılması gereken sınırlamalar bulunmaktadır. Bunlardan ilki, bu programın yalnızca acil durumlar için uygulanmasıdır. Bu sebeple, arz-talep dengesizliklerinde veya yenilenebilir kaynakların entegrasyonunda tam verimle kullanılamamaktadır. Diğer bir sınırlama, bu programda yük kontrolü genellikle merkezi bir kontrolör ile uzaktan kontrol sağlanarak gerçekleştirildiği için tüketicilerin güç profillerini açığa çıkarmaktadır. Bu da müşterilerin gizlilik endişelerine sebep olmaktadır. Diğer dikkate değer sınırlama ise programa katılan tüketici sayısı arttığında uzaktan kontrol ve iletişim altyapısının tasarımı ve uygulaması daha karmaşık hale gelmektedir [60].

Yük azaltma programı: Diğer adıyla kesilebilir/kısıltılabilir yükler (Interruptible/Curtailable (I/C) loads), klasik bir Teşvik Temelli TY programıdır. Bu programa katılabilecek müşteriler bölgeye veya pazara bağlı olarak, çeşitli yük aralıklarında değişmektedir. Programa katılan müşteriler istendiğinde (TY sinyali geldiğinde),



Şekil 2.4 Yük azaltma programının, elektrik yükü talebine etkisi

yüklerinin önceden belirlenmiş miktarını azaltmayı veya tüketimlerini önceden belirlenmiş bir seviyeye indirmeyi taahhüt etmektedirler. Buna karşılık olarak teşvik ödemesi veya fatura indirimi almaktadırlar. Yük azaltmadıklarında ise cezalandırma da programa dahil bir uygulamadır [61, 62].

Yük azaltma programının elektrik yükü talebine etkisi, Şekil 2.4'de (Çalışma [61]'den uyarlanmıştır) temsili bir grafik ile gösterilmektedir.

2.3.1.2 Pazar Temelli Programlar

Pazar Temelli programlar, şebekenin kritik zamanlarında katılımcıların yük azaltmalarını teşvik etmek amacıyla, performansa ve anlaşma şartlarına bağlı olarak çeşitli ödül ödemeleri verilen programlardır [57]. Ancak, belirlenen kısıtlar veya taahhüt edilen yük azaltma işlemi gerçekleşmediği durumlarda ceza uygulaması da programlara dahil edilebilmektedir. Bu programlar:

Talep teklif programı: Bu programda, gerekli durumlarda (pik tüketim süresinde, şebeke stres altına girdiğinde vb.) tüketicilere teklif fiyatı üzerinden tüketimlerini bir miktar azaltmaları teklif edilmektedir. Bu sayede, tüketiciler ekonomik fayda sağlamakta, sistem operatörleri ise şebekeyi rahatlatmaktadır. Bu program, genellikle 1 MW veya üzeri yüke sahip büyük ölçekli tüketicilere sunulmaktadır. Bunun dışında, talep toplayıcılar vasıtasıyla küçük tüketiciler de bu programdan faydalanabilmektedir [19].

Acil talep azaltma programı: Bu programa göre, öngörülemeyen ciddi durumlarda, tüketicilerin kullanımını azaltmak için teşvik ödemesi yapılmaktadır [63]. Bu programda ceza uygulaması tüketiciyle yapılan anlaşmaya

bağlı olarak bulunabilmektedir.

Kapasite Pazar programı: Bu programda tüketicilerle yük azaltma kapasitesi anlaşması yapılmaktadır. TY sinyali geldiğinde anlaşılan miktar kadar yükün devreden çıkarılması ile şebekenin rahatlatılması sağlanmaktadır. Yük azaltma gerçekleştirmeyen tüketiciler ise cezalandırılmaktadır [58]. Bu tip programlar gönüllülük esasına dayalı olmakla birlikte, büyük işletmeler için uygundur.

Yan hizmetler piyasası programı: Bu programda yük azaltma yeteneğine sahip müşterilerin, yük azaltma için teklif vermeleri sağlanmaktadır. Bu sayede, spot piyasada işletme rezervi üretilmektedir. Teklifi kabul edilen müşteriler, hazırda beklemeyi taahhüt etmeleri karşılığında spot piyasa fiyatı ve gerektiği zaman yük azalttıklarında ise spot piyasa enerji fiyatı ödenir [58].

2.3.2 Fiyat Temelli Talep Yanıtı Programları

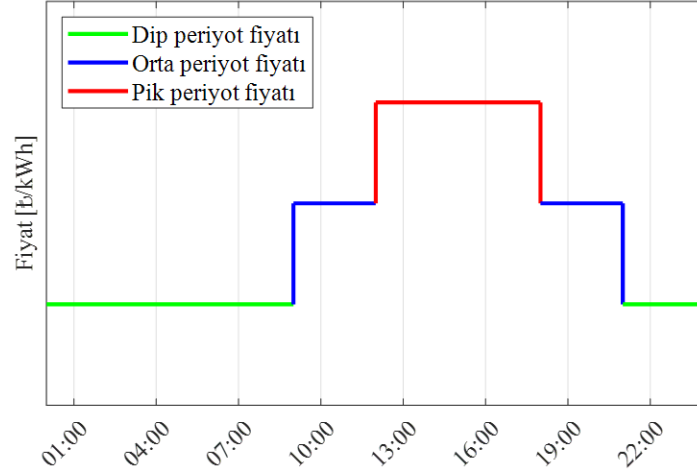
Fiyat Temelli (Price Based) TY programları, tüketicilere farklı zaman dilimlerinde elektrik maliyetlerine veya güç sisteminin yüklenme durumlarına göre değişken fiyat tarifeleri tanımlamaktadır [20]. Bu sayede elektrik perakende satış fiyatı kontrol edilerek, tüketimin yüksek olduğu zamanlarda tüketimi azaltmayı, düşük olduğu zamanlarda ise artırmayı teşvik etmektedir.

Bu sınıftaki programlarda, programa katılan tüketicilerin elektrik yüklerinin azaltılmasında veya kaydırılmasında zorunluluk bulunmamaktadır. Yapılacak değişiklikler gönüllülük esasına dayanmaktadır.

2.3.2.1 Kullanım Zamanı Fiyatlandırması

Kullanım Zamanı fiyatlandırma (Time of Use) programında, günün saatleri tüketim profiline göre iki, üç veya daha fazla periyoda (pik periyot, orta periyot, dip periyot vb.) bölünerek her periyot için elektrik fiyatı belirlenmektedir. Tüketicilerin, yüklerini pik periyottan diğer periyotlara kaydırmasını teşvik etmek amacıyla pik periyottaki elektrik fiyatı, diğer periyotlara kıyasla daha yüksek olmaktadır [63]. Üç zamanlı temsili bir KZ fiyatlandırma planı Şekil 2.5’de sunulmaktadır. Bu plana göre, 12:00-18:00 aralığı pik periyodu ifade etmektedir. Bu zaman diliminde elektrik perakende fiyatı diğer zaman dilimlerine oranla daha yüksek olmaktadır. Bu sayede tüketimin bu saat diliminden diğer saatlere kaydırılması teşvik edilmektedir.

Bu programda tarifeler genellikle mevsimlik, aylık veya günlük olacak şekilde üretilmektedir. Her dönem öncesinde tarifeler üretilmekte ve dönem boyunca müşterilere sabit bir şekilde sunulmaktadır.

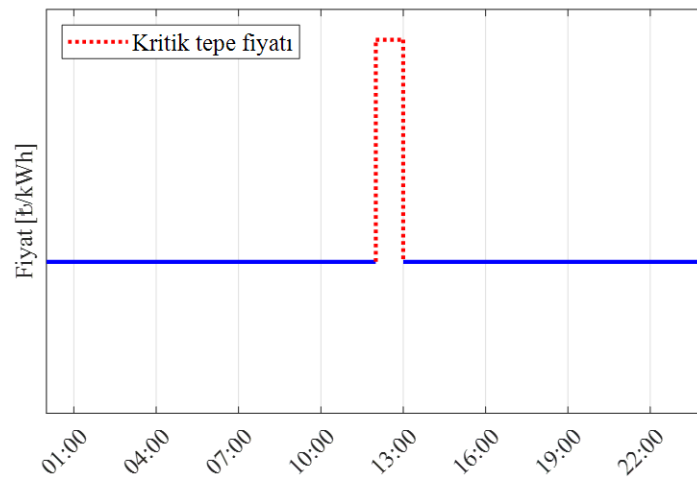


Şekil 2.5 Kullanım zamanı fiyatlandırması

2.3.2.2 Kritik Tepe Fiyatlandırması

Kritik Tepe Fiyatlandırması (Critical Peak Pricing), güç sisteminde veya piyasa koşullarında olağanüstü bir durum oluştuğunda, elektrik perakende satış fiyatını yüksek seviyelere çıkartan durum odaklı bir programdır. Bu sayede, tüketici yüklerinin azaltılması veya diğer zaman dilimlerine kaydırılması teşvik edilerek güç sisteminin güvenilirliği sağlanmaktadır. Bu yönüyle, kritik zamanlarda fiyat kontrol sinyali olarak kullanılmaktadır [64]. Program kapsamında gerçekleştirilecek fiyat değişimi Şekil 2.6'da temsili olarak gösterilmektedir (Çalışma [65]'den uyarlanmıştır).

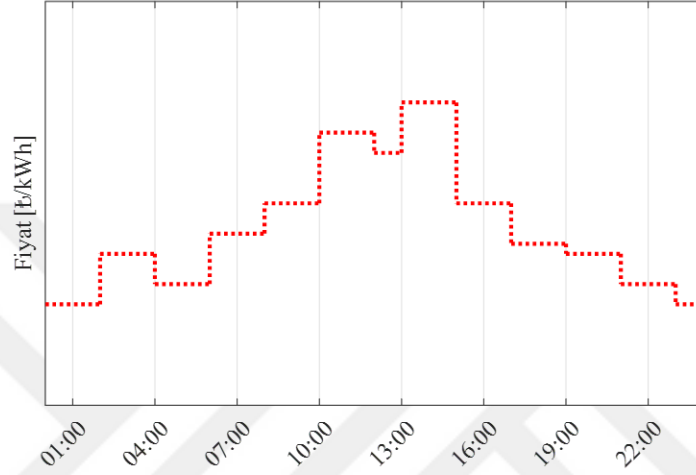
Kritik Tepe Fiyatlandırması, sistem veya piyasa koşullarında oluşacak olağan üstü durumlarda çalıştığından dolayı sınırlı sayıda gün için kullanılmaktadır.



Şekil 2.6 Kritik tepe fiyatlandırması

2.3.2.3 Gerçek Zamanlı Fiyatlandırma

Gerçek Zamanlı Fiyatlandırma (Real Time Pricing), veya Dinamik Fiyatlandırma, programında elektrik perakende fiyatı, arz fiyatındaki dalgalanmaya bağlı olarak sürekli güncellenmektedir (tipik olarak saatlik) [64]. Bu programda oluşabilecek tarife fiyatları Şekil 2.7’de temsili olarak gösterilmektedir (Çalışma [65]’den uyarlanmıştır). Böylece, tüketiciler fiyat değişimini takip ederek yüklerini yönetebilmekte ve elektrik maliyetlerini düşürebilmektedir.



Şekil 2.7 Gerçek zamanlı fiyatlandırma

Bu programda fiyatlar dinamik olarak değiştiğinden dolayı, akıllı sayaç ve iletişim sistemi altyapısına ihtiyaç duyulmaktadır. Bununla birlikte, fiyatların sürekli değişecek olması tüketicilerin bu programı kabul etmelerini sınırlandırmaktadır. Bu sebeple, etkili bir yük yönetimi için enerji yönetim sistemleri gibi otomatize sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır [20].

2.3.2.4 Eğimli Blok Oranı

Eğimli Blok Oranı (Inclining Block Rate) programında, belirli bir dönem boyunca (gün, hafta, ay vb.) toplam tüketim dikkate alınarak, kademeli tarife üretilmektedir [19, 66]. Her kademe için bir eşik tüketim değeri belirlenmekte ve tüketicilerin elektrik maliyetleri bu eşik değerlere göre hesaplanmaktadır. Diğer bir ifadeyle, tüketicinin dönem boyunca toplam tüketiminin eşik değeri aşması durumunda, bir üst kademe fiyatı devreye gireceği için maliyeti artmaktadır. Böylece, tüketicilerin toplam tüketimlerini azaltmaları teşvik edilmektedir.

2.4 Talep Yanıtı Yönetimi

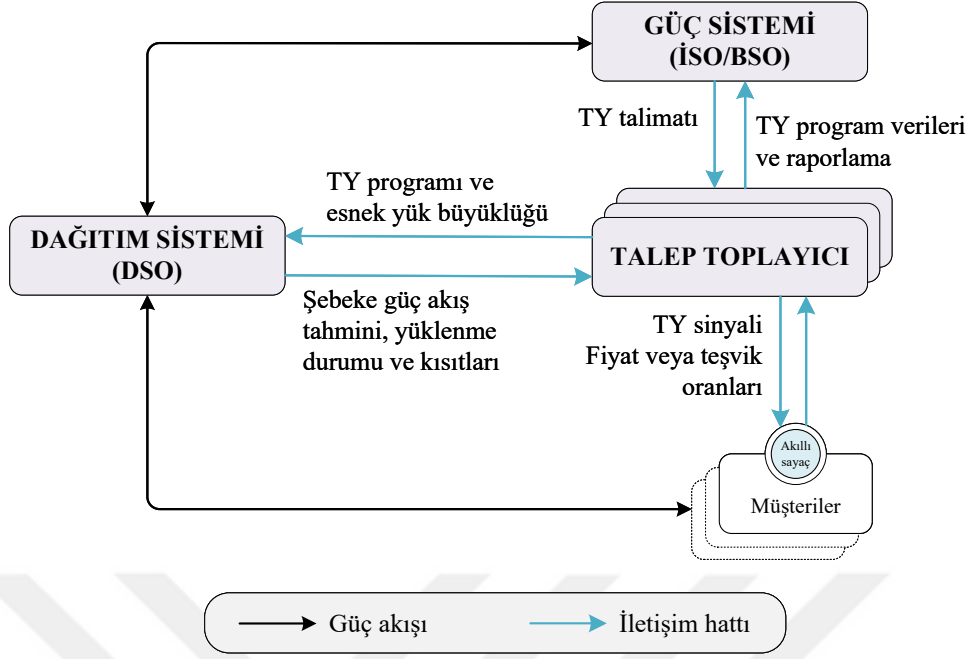
Genel olarak geleneksek enerji piyasası elektriği üreten satıcı ve onu kullanan alıcılardan oluşmaktadır. Satıcılar, elektrik güç santralleri ve alıcılar ise dağıtım şebekesi operatörleridir. Her iki taraf gün öncesi pazarda, tekliflerine göre eşleşerek arz-talep dengesi sağlanmakta ve piyasa takas fiyatları oluşmaktadır. Gün içerisinde oluşabilecek farklılıklar ise gün içi piyasasında ve dengeleme güç piyasasında giderilerek denge sağlanmaktadır. TY uygulama süreci ise genellikle, geleneksel piyasa yapısı içerisinde bir servis olarak konumlandırılmaktadır. Bu servisin katılımcıları dört sınıfta toplanmaktadır [67]. Bunlar:

1. *TY müşterileri*, TY programlarına katılan mesken, ticari veya sanayi tüketicileridir.
2. *Talep toplayıcı (Aggregator)*, tüketiciler veya tüketici grupları adına hareket eden bir piyasa katılımcısıdır. Müşterilerin taleplerini toplar, anlaşmalar yapar ve TY programını yürütür.
3. *Dağıtım sistemi operatörü (DSO)*, dağıtım sisteminin işletmesinden ve tüketicilere ulaştırılmasından sorumlu kuruluştur.
4. *Bağımsız sistem operatörü (BSO) veya iletim sistemi operatörü (İSO)*, güç sisteminin işletmesinden sorumlu kuruluştur.

Katılımcılar arasında TY sürecini başlatan ve yöneticisi konumunda olan katılımcı İSO/BSO'dur. Ancak, müşterilerle anlaşmalar yapan ve müşterilerle toptan satıcılar arasında iletişime geçen katılımcı ise talep toplayıcıdır.

TY süreci, İSO'nun ihtiyaç duyulan talep hacmini ve süresini belirlemesiyle başlamaktadır. Belirlenen bilgiler, talep toplayıcıya gönderilir. Talep toplayıcı, dağıtım sisteminde oluşabilecek problemlere karşı esnek yük büyüklüğünü ilk olarak DSO ile paylaşmaktadır. Buna karşılık olarak DSO ise, güç talebi hakkında uygun trafo merkezilerini bilgilendirmektedir. TY yönetim sürecini belirten şema Şekil 2.8'de sunulmaktadır (Çalışma [20]'den uyarlanmıştır).

Talep toplayıcı, İSO ve DSO'dan topladığı bilgileri değerlendirerek TY süreci için uygun müşterileri seçer ve TY hesaplamalarını gerçekleştirir. Kullanılan TY modeline bağlı olarak Talep toplayıcı, müşterilerin esnek yüklerini topladığı gibi kullanılabilir yenilenebilir kaynak bilgilerini de toplayarak sisteme dahil edebilmektedir. Sürecin devamında ise DSO TY hesaplamalarını, dağıtım şebekesinde meydana gelebilecek problemler için kullanmaktadır [20].



Şekil 2.8 Talep Yanıtı genel yönetim şeması

Yukarıda bahsedilen dört katılımcıya sahip model genel bir modeldir. Kullanılacak programa veya bölgeye göre katılımcıların rollerinde değişimler olabilmektedir.

2.5 Talep Yanıtının Faydaları

Talep Yanıtı (TY) uygulaması sayesinde üretim tarafında kaynak verimliliğinin artırılması sağlanmaktadır. Artan verimliliğin katılımcılara, çevreye, elektrik piyasasına ve şebekeye çeşitli faydaları bulunmaktadır. Bunların bir kısmı ekonomik getiri sağlayan ölçülebilir faydalardır. Bazıları ise elektrik piyasasının işleyişi üzerinde etkiye sahip ölçülemeyen ve izlenemeyen faydalardır.

Tüketici yüklerinin yönetimi sayesinde, yenilenebilir kaynakların ve batarya depolama sistemlerinin şebekeye entegrasyonu sağlanmakta ve maksimum verim elde edilebilmektedir [55]. Bu da geleneksel kaynakların kullanımını azaltacağından karbon salınımını da azaltacaktır.

İyi tasarlanan ve uygulanan TY programları bölge tüketicilerinin tümünü kapsayacaktır. Bu da yönetilebilecek yükün miktarının büyük olmasını sağlamaktadır. Bu sayede, sistem operatörlerinin şebeke güvenilirliğini korumak için daha fazla seçeneğe sahip olması sağlanmaktadır. Bunun sonucu olarak, tüketicilerin zorunlu kesintilere maruz kalma riski azaltılmakta ve elektrik enerjisinin kaliteli ve kararlı olarak tedariki desteklenmektedir [58].

Diğer bir yönden TY sayesinde tüketim profillerindeki dalgalanmaların azaltılması sağlanmaktadır. Bu da yüksek maliyetli elektrik santrallerine olan ihtiyacı azaltacak ve tedarik maliyetlerinin düşürülmesine yardımcı olacaktır. Dahası, programların kademeli etkisi sayesinde iletim ve dağıtım altyapısına yapılması gereken harcamalarda azalma, erteleme veya daha uzun zamana yayılması sağlanacaktır. Buradan sağlanacak maliyet düşüşleri de tüketicilerin elektrik fiyatlarına yansıtacaktır [58].

Tüketici tarafında ise TY programlarına katılarak, pik periyotta tüketimlerini azaltmaları durumunda elektrik faturalarında tasarruf sağlayabilmektedirler. Pik periyottaki tüketim davranışları düşük olan müşteriler ise herhangi bir yük azaltma/kaydırma yapmadan bile tasarruf sağlayabilmektedir. Bunun yanı sıra, pik periyot dışındaki diğer periyotlarda ise uygun maliyetlerle elektrik tüketimi gerçekleştirebilmektedirler.

3

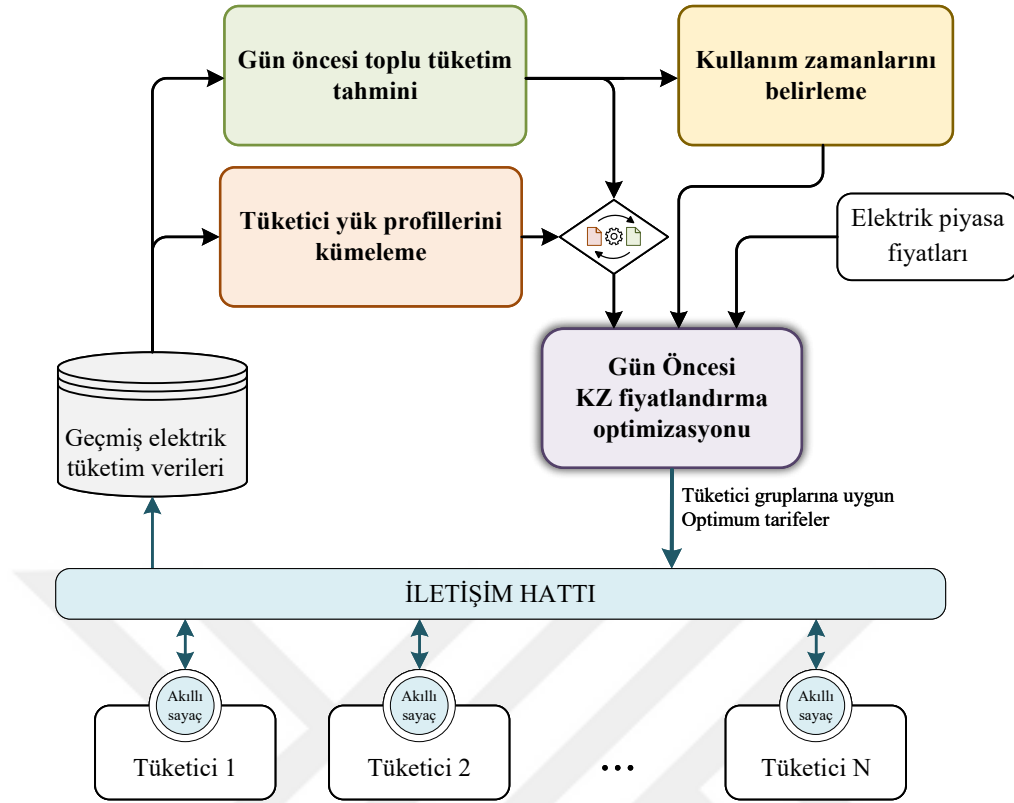
GELİŞTİRİLEN KULLANIM ZAMANI FİYATLANDIRMA MODELİ

Bu bölümde akıllı şebeke altyapısına sahip bir dağıtım bölgesinin toplu tüketim profilini değiştirmeye yönelik geliştirilen Kullanım Zamanı (KZ) fiyatlandırmasına dayalı TY programının adımları sunulmaktadır.

3.1 Geliştirilen Model

Kullanım Zamanı Fiyatlandırma modelinde, tarifeler belirli bir tarife dönemi boyunca ve dönem başlamadan tüketicilere sunulmaktadır. Elektrik enerjisi talebi tüketici tipine, davranışına; mevsime, güne, sıcaklık değişimine vb. birçok etkene bağlı olarak değişmektedir. Bu etkenlerin tamamını dikkate alabilmek amacıyla modelin tarife dönemi gün olarak belirlenmiştir. Bununla birlikte, dağıtım bölgesinin günlük temsili profili için literatür çalışmalarında sıklıkla tercih edilen geçmiş tüketim verileri yerine tüketim tahmini kullanılmaktadır. Temsili tüketim profilleri analiz edilerek Kullanım Zamanları (pik, orta ve dip tüketim periyodu) ve sınır değerleri her güne özel olarak belirlenmektedir. Bu sayede, gerçek tüketime en yakın sonuçlarla çalışılması ve şebekenin ihtiyacına göre günlük olarak güncellenmesi amaçlanmaktadır. Devamında ise tahmin edilen günlük tüketim profili ve tüketicilerin geçmiş tüketim verileri kullanılarak, her tüketiciye profillerine uygun yük kaydirmayı teşvik edici tarifeler üretilmektedir. Modelde, tüketici tepkisi için çoğunlukla tercih edilen yük esnekliği kullanılmamaktadır. Yerine, tüketicilerin tüketim profillerindeki kaydırılabilir tüketimler ve boşluklardan elde edilen katsayılar kullanılmaktadır. Bu sayede, bölge tüketicilerinin tamamını kapsayacak, tarifeler üretilebilmektedir.

Geliştirilen KZ Fiyatlandırma modeli, dört ana bileşenden oluşmaktadır. İlk olarak, dağıtım bölgesinin gün öncesi toplu tüketim tahmini üretilmektedir. Daha sonra, tahmin verileri üzerinden günün pik, orta ve dip tüketim periyotları dinamik olarak belirlenmektedir. Üçüncü aşamada bölge tüketicileri, tüketim davranışlarına göre



Şekil 3.1 Geliştirilen Kullanım Zamanına dayalı TY modelinin akış şeması

kümelenmektedir. Son olarak her kümeye, ikinci aşamada belirlenen KZ'lere katkılarına göre optimum tüketim fiyatları üretilmektedir. Böylece, pik tüketime katkısı yüksek olan tüketicilere tüketimlerini diğer zamanlara kaydırmalarını teşvik etmek amacıyla pik tüketim zamanında daha yüksek, diğer zamanlarda ise daha düşük fiyat öneren tarifeler üretilmektedir. Modelin bileşenlerine ait akış şeması Şekil 3.1'de sunulmuştur.

Geliştirilen modelin bileşenlerinin çalışma prensipleri ve kullanılan yöntemler bölümün devamında detaylı olarak açıklanmıştır.

3.2 Talep Tahmini

Bir dağıtım bölgesinde Kısa Vadeli Talep Tahmini (Short-Term Load forecasting), sistem operatörünün şebekeyi planlaması ve yönetimi açısından çok önemlidir. Dağıtım şirketleri için güvenilir tahminler, maliyet hesaplamasını ve karlılığı desteklemektedir [68]. Daha da önemlisi tüketicilerin, tüketim profillerini bireysel ihtiyaçlarına ve şebeke koşullarına göre değiştirmeye teşvik eden özelleştirilmiş KZ tarifeleri üretilmesine olanak tanımaktadır. Ancak tahminde oluşacak hata, yanıltıcı

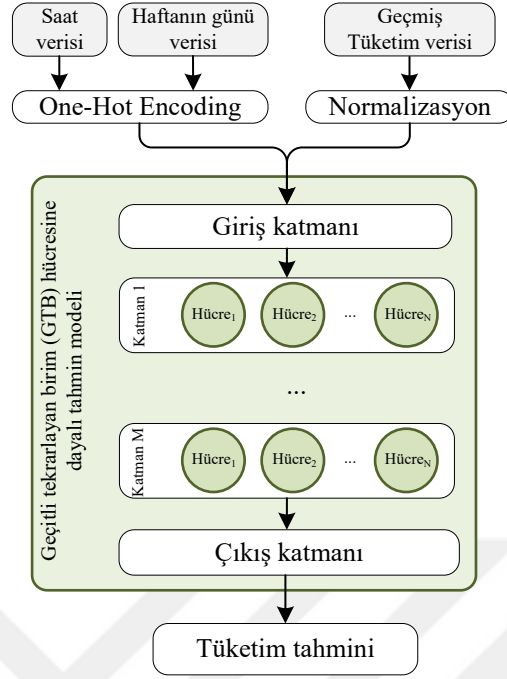
tarifeler üretilmesine sebep olacak ve hem sistem operatörleri (verimsiz kaynak tahsisi veya arz-talep dengesizliği) hem de tüketiciler (adil olmayan fiyatlandırma veya maliyet tasarrufu için kaçırılan fırsatlar) için ekonomik kayıplara neden olarak programın işlevselliğini zayıflatacaktır. Özetle, tahminin tutarsızlığı TY programının başarısını tehlikeye atacaktır.

Dağıtım bölgeleri genel olarak tüketici tiplerinin hepsini barındırmaktadır. Ancak, mesken ağırlıklı bölgelerdir. Bu tipteki tüketicilerin elektrik tüketimleri yüksek oranda rastgeleliğe ve anlık davranışa sahip olduklarından tahmin doğruluk oranları diğer tüketici tiplerine göre daha düşük olmaktadır. Bu sebeple tahmin başarısı göz önünde bulundurularak, daha az değişkenlik sergilemesi sebebiyle ve döngüsellikleri daha net yansıttığı için tahmin modelinin tasarımında bireysel veya grup tüketimleri yerine dağıtım bölgesinin toplu tüketimi kullanılmaktadır.

Güvenilir talep tahmini için geçmiş tüketim verileri, modele gönderilmeden önce ön işleme tabi tutulmaktadır. Bu sayede, eksik ve aykırı veriler tespit edilerek düzeltilmektedir. Ayrıca gerekli ölçeklendirme düzenlemeleri de ön işlem adımı uygulanmaktadır. Bu adımlar, önceki çalışmalarda kanıtlandığı şekilde, veri kalitesi sorunlarının model performansı üzerindeki etkilerini azaltmada kritik öneme sahiptir [69, 70].

Kısa Vadeli Talep Tahmini çalışmalarında, tahmin başarısı modele göre değişmektedir. Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde, geçmiş yıllarda istatistik ağırlıklı (ARMA, ARIMA vb.) tahmin yöntemleri kullanılmaktadır [71]. Bilgisayar teknolojilerinin gelişmesine paralel olarak daha karmaşık yapılara sahip, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinin tercih edildiği görülmektedir. Özellikle derin öğrenmeye dayalı tahmin modelleri, geçmiş veri noktalarıyla ilişki kurabilen sezgisel öğrenmeye dayalı yapıları nedeniyle gün öncesi Talep Tahminlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır [72, 73].

Bu çalışma kapsamında, tahmin için zaman serisi içerisindeki uzun ve kısa süreli bağımlılıkları da ağırlıklandırarak tahmine dahil eden Tekrarlayan Sinir Ağı'nın (Recurrent Neural Network) gelişmiş versiyonlarından biri olan Geçitli Tekrarlayan Birim (Gated Recurrent Unit) hücrelerinden oluşan bir ileri beslemeli Yapar Sinir Ağı (YSA) modeli kullanılmaktadır. Akış şeması Şekil 3.2'de sunulan tahmin modeli, bir giriş katmanı, gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanında ön işlem adımından gelen veriler kabul edilmekte ve diğer katmanlara iletilmektedir. GTB hücrelerinden oluşan gizli katmanlar gelen verileri öğrenerek işlemekte ve sonuçları çıktı katmanına iletmektedir. Çıkış katmanı ise gizli katmandan gelen verileri birleştirerek sonuçları üretmektedir.



Şekil 3.2 Geliştirilen Kullanım Zamanına dayalı TY modelinin akış şeması

Tahmin modeli ileri beslemeli çok katmanlı bir yapay sinir ağıdır. Ağdaki gizli katman sayısı, katmanlardaki hücre sayısı ve öğrenme oranı hiperparametreler olarak adlandırılmaktadır. hiperparametrelerin ayarlanmasında deneysel bir yaklaşım tercih edilmiş ve en uygun değerlerin belirlenmesi için çeşitli konfigürasyonlar sistematik denemelerle araştırılmıştır.

Ağdaki katmanlar arasında veri iletimi ağırlık ve sapma katsayıları kullanılarak sağlanmaktadır. Bu ağırlıklar ve sapmalar için en uygun değerleri belirlemek amacıyla model, eğitilmektedir. Bu amaçla mevcut veriler üç farklı gruba ayrılmaktadır. Bunlar:

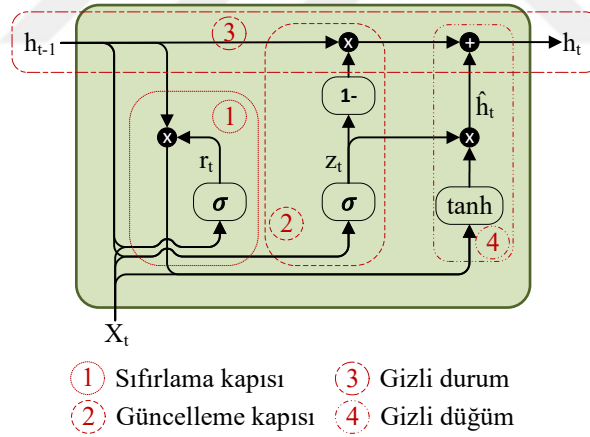
- *Eğitim Seti*: Ağırlıkların ve sapma katsayılarının optimum değerlerini belirlemek amacıyla ağın eğitimi için kullanılmaktadır.
- *Doğrulama Seti*: Eğitim sırasında model performansını izlemek ve değerlendirmek için kullanılmaktadır.
- *Test Seti*: Eğitilmiş modelin performansının ve genelleştirme yeteneklerinin değerlendirilmesi amacıyla kullanılmaktadır.

Eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama setleri kullanılarak ağırlıklar ve sapma

katsayıları geri yayılım yoluyla optimum değerlerine ayarlanmaktadır. Eğitim aşaması tamamlandığında model, optimum ağırlık ve sapma katsayıları ile donatılmaktadır. Eğitilmiş model, yeni verileri etkili bir şekilde alabilmekte, karmaşıklıklarını ortaya çıkarabilmekte ve doğru tahminler üretebilmektedir [74].

3.2.1 Geçitli Tekrarlayan Birim

Tekrarlayan Sinir Ağları, genel olarak ileri beslemeli Yapay Sinir Ağlarına (YSA) benzer yapıdadır. İleri beslemeli YSA'lerden farklı olarak ardışık zaman adımları arasında ilişki kurma yeteneğine sahiptirler. Bu özellikleri sayesinde, doğal dil işleme, metin çevirisi, zaman serisi verilerinin tahmin edilmesi ve sınıflandırılması için yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak bu ağların eğitimi aşamasında, çok fazla veri ile çalışıldığından dolayı, kaybolan veya patlayan gradyan problemleri ile karşılaşmaktadır. Bu durum, ağın eğitilmesinin ve doğru sonuçlar üretilmesinin önünde büyük bir engeldir. Bu sorunun çözümü amacıyla Tekrarlayan Sinir Ağlarının gelişmiş bir versiyonu olan Geçitli Tekrarlayan Birim (GTB), 2014 yılında farklı bir sinir ağı birimi olarak önerilmiştir [75]. GTB hücresinin yapısı Şekil 3.3'de sunulmuştur [76].



Şekil 3.3 GTB hücresinin yapısı

Bir GTB hücresinin girdileri, önceki zaman adımının gizli durum çıkışı (h_{t-1}) ve şimdiki zaman adımı verisi (x_t)'dir. Hücresinin iç yapısında sıfırlama kapısı (r_t), güncelleme kapısı (z_t), gizli düğüm ($\hat{h}_t$) ve gizli durum (h_t) bulunmaktadır. Hücresinin girdileri bu bileşenlerde çeşitli işlemlerden geçerek çıkışa iletilmektedir.

- Sıfırlama kapısı (r_t), gelen verilerin ne kadarının unutulacağını belirlemektedir. Bu kapının fonksiyonu Denklem 3.1'de belirtildiği

üzere, h_{t-1} ve x_t verilerini ve kendi ağırlıklarını kullanarak, h_{t-1} verisinin ne kadarının unutulacağına karar vermektedir. İçerisinde, sigmoid aktivasyon fonksiyonu (σ) bulunduğundan dolayı 0-1 arasında değer almaktadır.

- Güncelleme kapısı (z_t), gelen verilerin ne kadarının ileri ki zaman adımına aktarılacağını belirlemektedir. Bu kapının fonksiyonu Denklem 3.2’de ifade edildiği üzere, h_{t-1} , x_t ve kendi ağırlıklarını kullanarak, gizli durumu (h_t) güncellemektedir. Sigmoid aktivasyon fonksiyonunu (σ) kullandığından dolayı 0-1 arasında değer almaktadır.
- Hücrenin çıkışı belirleyen gizli durum (h_t) ise Denklem 3.3’de ifade edildiği üzere h_{t-1} , gizli düğüm ($\hat{h}_t$) ve güncelleme kapısı (z_t) kullanılarak belirlenmektedir. Gizli düğüm ($\hat{h}_t$) ise Denklem 3.4’de sunulduğu üzere x_t , h_{t-1} ve Sıfırlama kapısı (r_t) verileri ve kendi ağırlıkları kullanılarak belirlenmektedir. Gizli düğümde $\tanh$ aktivasyon fonksiyonu kullanıldığı için çıkışı -1 ile 1 arasında değişmektedir.

$$r_t = \sigma[(u_r.h_{t-1}) + (w_r.x_t) + b_r] \quad (3.1)$$

$$z_t = \sigma[(u_z.h_{t-1}) + (w_z.x_t) + b_z] \quad (3.2)$$

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \hat{h}_t \quad (3.3)$$

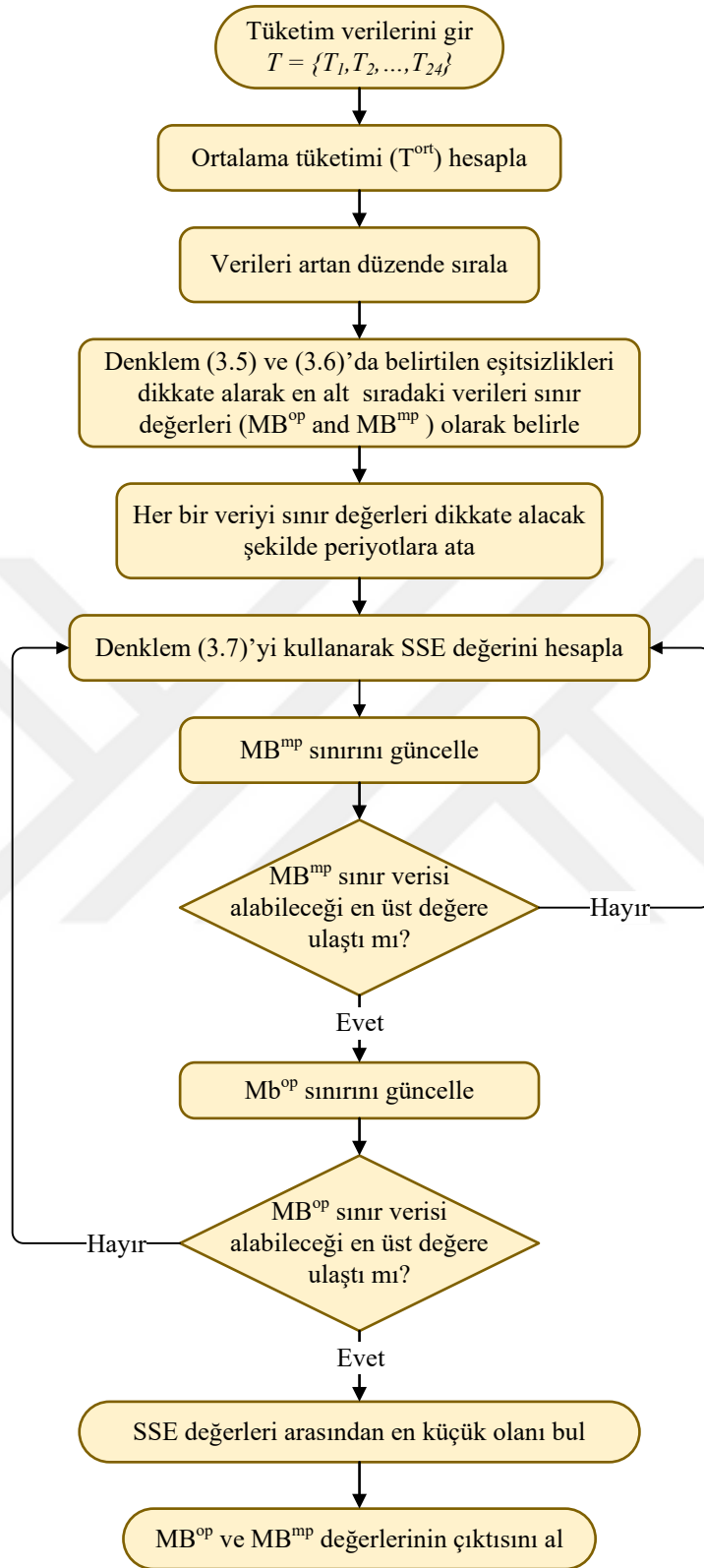
$$\hat{h}_t = \tanh[(u_h(r_t \otimes h_{t-1}) + (w_h.x_t) + b_h)] \quad (3.4)$$

Denklemlerde w , u ve b harfleriyle belirtilen değişkenler ağırlıkları ($u_z, w_z, u_r, w_r, u_h, w_h$) ve sapmaları (b_z, b_r, b_h) temsil etmektedir. $\otimes$ sembolü ise eleman bazında çarpmayı ifade etmektedir.

3.3 Kullanım Zamanı Belirleme

Saatlik çözünürlükte üretilen gün öncesi toplu tüketim tahmini (24 saatlik veri) kullanılarak, günün saatleri üçe bölünmekte ve pik, orta ve dip tüketim periyotları belirlenmektedir. Her güne özel olarak kullanım zamanlarının belirlenmesi amacıyla, Hareketli Sınır Metodu (HSM) modele dahil edilmiştir.

HSM, KZ’leri belirlemek amacıyla sınır değerler kullanmaktadır. Günün saatlerini üç periyoda bölmek için dip tüketim periyodunun en yüksek tüketim değerini (MB^{op}) ve orta tüketim periyodunun en yüksek tüketim değerini (MB^{mp}) sınır değerleri olarak kullanmaktadır. Geliştirilen modelde kullanılan HSM’ye, literatür çalışmalarında kullanılan metottan farklı olarak Denklem 3.5 ve Denklem 3.6’da belirtilen kısıtlar dahil edilmiştir. Bu kısıtlar altında en uygun pik, orta ve dip



Şekil 3.4 Hareketli sınır metodu (HSM) akış şeması

tüketim periyotlarını belirlemek için periyotlardaki saatlik tüketim değerlerinin benzerliğini maksimuma çıkarmayı amaçlayan bir yaklaşım benimsenmektedir.

$$MB^{op} \leq T^{ort} \quad (3.5)$$

$$T^{ort} \leq MB^{mp} \quad (3.6)$$

Denklemlerde belirtilen T^{ort} , 24 saatlik toplu tüketim tahmininin ortalama değerini ifade etmektedir. Bu yaklaşımın akış şeması Şekil 3.4’de belirtilmiştir [48, 49]. Yöntemin uygulama adımları ise aşağıdaki akışta sunulmuştur.

1. Saatlik çözünürlükteki günlük tüketim verileri $T = \{T_1, T_2, \dots, T_{24}\}$ artan düzende sıralanır.
2. Veri setindeki en düşük tüketim değerinden başlanarak olası tüm MB^{op} ve MB^{mp} değerleri sırasıyla test edilir.
3. Sıralanan tüketimler, MB^{op} ve MB^{mp} sınırlarına uygun olarak periyotlara atanır.
4. Periyotların ortalama değerleri (T_{KZ}^{ort}), atanan tüketimler kullanılarak hesaplanır. Saatlik tüketim değerleri ile (T_{KZ}^{ort}) arasındaki mesafeler hata olarak kullanılır.
5. Denklem 3.7’de belirtilen kare hata fonksiyonu (J) ile bütün sınır değer kombinasyonlarının hataları hesaplanır.
6. En küçük hataya sahip sınır değer kombinasyonu, optimum KZ sınırları olarak belirlenerek, periyot saatleri tanımlanmaktadır.

$$J = \sum_{KZ} \sum_t (T_t^{tahmin} - T_{KZ}^{ort})^2 \quad (3.7)$$

Denklemden kullanılan KZ ifadesi tarife sayısını ($T \in \{1, 2, 3\}$, dip, orta ve pik tüketim periyodu), T_t^{tahmin} ise t ’nci saatteki tahmin tüketimini belirtmektedir ($t \in \{1, 2, \dots, 24\}$).

3.4 Kümeleme

Geliştirilen model, tarifeleri gün öncesinde ürettiği için tüketicilerin gerçek tüketim profili bulunmamaktadır. Bu sebeple, tüketim profillerine ulaşmak amacıyla geçmiş tüketim verileri kullanılmaktadır. Buna yönelik olarak, her tüketicinin temsili tüketim profili, TY çalışılan günün mevsimine ve gün tipine karşılık

gelen bir önceki yıl içerisindeki tüketimlerinin ortalaması üzerinden tanımlanmaya çalışılmıştır. Örneğin yaz mevsimi içerisinde çarşamba günü için tarife üretilecekse, bir önceki yılın yaz mevsimi içerisinde bulunan çarşamba günlerinin saatlik ortalamaları alınarak tüketicilerin tüketim profilleri üretilmektedir. Elde edilen tüketim profillerinin doğrudan kümeleme analizine gönderilmesi, yüksek tüketim değerlerine sahip tüketicilerin, düşük tüketim değerlerine sahip tüketicilerin profillerini baskılamasına ve tüketim davranışına göre kümelemeye engel olacaktır. Bu nedenle tüketim profillerine min-max normalizasyonu uygulanarak 0 – 1 arasında ölçeklendirilmiştir.

Tüketicileri tüketim profillerinin benzerliklerine/farklılıklarına göre etkili bir şekilde sınıflandırmak için kullanılabilecek çeşitli kümeleme algoritmaları bulunmaktadır [77]. Bu analizde güçlü bir denetimsiz makine öğrenme tekniği olan K-Medoids algoritması kullanılmıştır. K-Medoids algoritmasında küme sayısı (k), algoritmaya dışarıdan eklenen bir değişkendir ve analizin başarısı için esastır. Küme sayısının küçük seçilmesi küme içi benzerliği azaltarak profillerin daha geniş bir şekilde gruplandırılmasına neden olmaktadır. Tersine, küme sayısının artırılması küme içi benzerliği artırmaktadır. Ancak, bu durumda kümeler arası benzerlik de artmaktadır. Bu nedenle k sayısının optimize edilmesi, kümelemenin başarısı için son derece önemlidir. Çalışmalarda küme sayısının belirlenmesi amacıyla farklı algoritmalar ve modeller kullanılmaktadır [78, 79]. Bunlardan bir tanesi olan ve yaygın olarak tercih edilen Dirsek Yöntemi (Elbow method) bu çalışmaya dahil edilmiştir. Bu yöntemin amaç fonksiyonu Denklem 3.8’de sunulmuştur.

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{T_{n,t} \in C_{i,t}} \sum_{t=1}^{24} |T_{n,t} - C_{i,t}|^2 \quad (3.8)$$

Denklemden SSE kare hata fonksiyonunu, $C_{i,t}$ küme merkezlerini ve $T_{n,t}$ tüketicilerin temsili profillerini ifade etmektedir. Bu fonksiyon, tüketicilerin atandıkları kümelerin merkezlerine olan mesafelerinin kare toplamını hesaplamaktadır. Küme sayısı arttıkça bu fonksiyonun değeri azalmaktadır. Küme sayısı artırılırken, SSE değerleri önce exponansiyel azalış eğilimi göstermekte, optimum değere yaklaşıldıkça SSE değerleri arasındaki fark küçülerek doğrusal azalış eğilimine girmektedir. Küme sayılarına karşılık gelen SSE değerleri grafiğe aktarıldığında, SSE ’ler arasındaki farkların azalışı dirsek noktası oluşturmaktadır. Dirsek noktasına karşılık gelen küme sayısı optimum küme sayısı olarak kabul edilmektedir [80, 81].

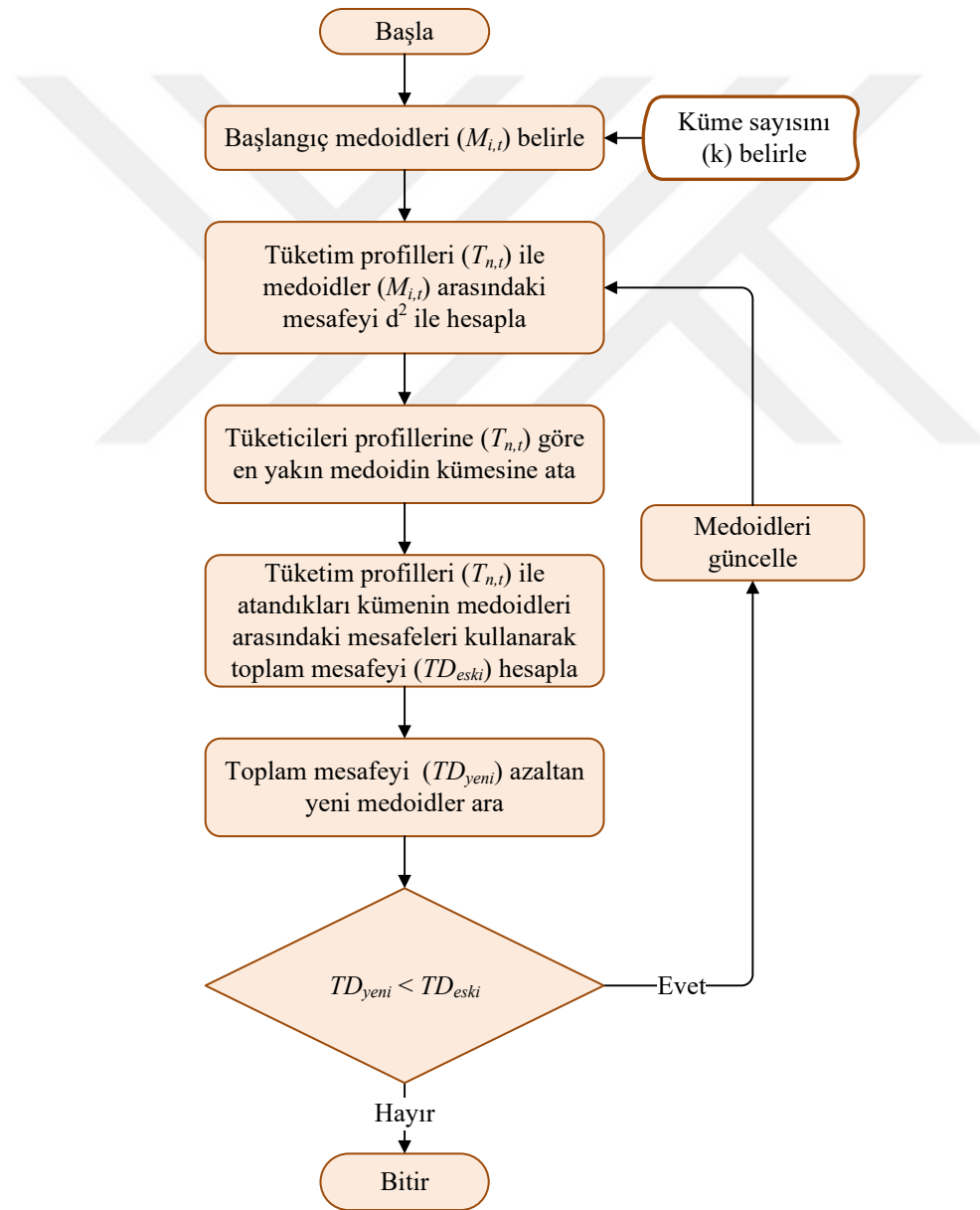
Buna yönteme göre tüketicilerin profillerini optimum sayıda kümeye bölmek amacıyla, küme sayısı 2-40 arasındaki değerler için K-Medoids algoritması ile

kümeleme gerçekleştirilerek optimum küme sayıları belirlenmiştir.

3.4.1 K-Medoids Kümeleme Algoritması

K-Medoids algoritması, veri setini önceden belirlenen k adet kümeye bölen denetimsiz bir makine öğrenmesi yöntemidir. Bölme yapılırken küme içi benzerliğin maksimum, kümeler arası benzerliğin ise minimum düzeyde tutulması amaçlanmaktadır [82].

K-Medoids algoritmasında küme merkezi, kümeye atanan veriler içerisindeki



Şekil 3.5 K-Medoids kümeleme algoritması akış şeması

bir veridir ve medoid olarak isimlendirilmektedir. Medoid, küme içerisindeki verilere mesafesi en az olan veridir. Akış şeması Şekil 3.5’de sunulan K-Medoids algoritmasının adımları sırasıyla aşağıdaki gibidir [83].

1. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri ve k sayısı algoritmaya girdi olarak iletilir.
2. Algoritma k adet rastgele günlük tüketim profilini medoid olarak belirler.
3. Tüketim profillerinin medoidlere olan uzaklıkları, Denklem 3.9’da belirtilen Kare Öklid Uzaklığı (d^2) fonksiyonu kullanılarak hesaplanır ve tüketiciler en yakın medoid ile temsil edilen kümeye atanır.
4. Kümeler içerisinde o kümedeki tüketim profillerine daha yakın bir tüketim profili varsa yeni medoid olarak belirlenir.
5. Profillerin yeni medoidlere uzaklıkları hesaplanır ve yeni medoidlere göre küme atamaları yapılır.
6. Yeni medoid belirleme ve atama süreci kümeler arasında hareket eden nesne kalmayınca kadar devam eder.

$$d_{n,i}^2 = \sum_t (T_{n,t} - M_{i,t})^2, \quad t \in \{1, 2, \dots, 24\} \quad (3.9)$$

Denklemden belirtilen $T_{n,t}$, n ’inci tüketicinin t ’inci saatteki ortalama tüketimini; $M_{i,t}$, i ’inci medoidin t ’inci saatteki tüketimini ifade etmektedir.

3.5 Tüketim Profili Adaptasyonu

Tüketici kümelemede geçmiş yıla ait uygun özelliklere sahip tüketim profillerinin ortalaması kullanılmıştır. Bu sayede çalışılan gün içerisinde benzer tüketim davranışları sergilemesi beklenen tüketicilerin gruplandırılması mümkün olmaktadır. Ancak ortalama tüketim profillerinin, doğrudan optimizasyon girdisi olarak kullanılması maliyetlerin yanlış hesaplanmasına sebep olacaktır. Bu nedenle, talep tahmini ile ortalama tüketimlerin toplamı birbirine eşitlenerek, tarife fiyatlandırmasının çalışıldığı güne uyarlanması gerekmektedir. Bu amaçla, öncelikle uyarlama oranı (R_a), Denklem 3.10’da belirtildiği şekilde hesaplanmaktadır.

$$R_a = T_t^{tahmin} / T_t \quad (3.10)$$

$$T_t = \sum_{n=1}^N T_{t,n} \quad (3.11)$$

Denklemden belirtilen T_t^{tahmin} , tahmin adımıyla elde edilen saatlik çözünürlükteki toplu tüketim tahminini ve T_t saatlik çözünürlükte ortalama tüketimlerin toplamını ifade etmektedir. Ortalama tüketimlerin toplamı (T_t), Denklem 3.11’de belirtildiği üzere, geçmiş yılın tüketimi üzerinden belirlenen ortalama tüketim profillerinin ($T_{t,n}$) toplamından elde edilmektedir.

$$T'_{t,n} = T_{t,n} \cdot R_a \quad (3.12)$$

Denklem 3.12’de sunulan eşitlik kullanılarak, her bir ortalama tüketim profili ($T_{t,n}$) uyarlama oranı (R_a) ile çarpılarak, uyarlanmış tüketim profilleri ($T'_{t,n}$) elde edilmektedir.

$$C'_{t,i} = \sum_n T'_{t,n}, \quad n \in \{i. kümedeki tüketiciler\} \quad (3.13)$$

Son olarak kümeleme adımıyla, kümelere atanan tüketicilerin uyarlanmış tüketim profilleri ($T'_{t,n}$)’ler toplanarak, saatlik çözünürlükte küme toplam tüketimleri ($C'_{t,i}$) Denklem 3.13’de belirtildiği şekilde hesaplanmakta ve uyarlama işlemi tamamlanmaktadır.

3.6 Kaydırılabilir Tüketimleri ve Boşlukları Belirleme

Periyot tarifeleri, tüketicilerin elektrik yüklerini yoğun tüketim periyodundan (pik periyot) yoğun olmayan periyotlara (orta ve dip periyot) kaydırmayı teşvik etmeye dayanmaktadır. Kümeleme adımıyla, atamalar sonucunda elde edilen küme toplam tüketim profillerinin uyarlanmış halleri ($C'_{t,i}$) tarife sınırlarını belirlemede esas alınmaktadır. Tarifelerin işlevselliği açısından bu profillerin uygun şekilde hesaplamalara dahil edilmesi önemlidir.

Bu bağlamda her kümenin profili üzerinde kaydırılabilecek tüketim miktarı ve tüketimin kaydırılabileceği farkın büyüklüğü belirlenmektedir. Üretilecek tarifelerin yeni pikler üretmesini önlemek için periyot bölütlemeye belirlenen alt ve üst tüketim limitleri (MB^{mp} ve MB^{op}) sınır değerler olarak kullanılmaktadır. Ancak periyot bölütleme adımıyla, alt ve üst tüketim limitlerinin belirlenmesinde tahmin tüketimleri (Dağıtım bölgesinin toplu tüketimleri) kullanılmaktadır. Bu değerler küme toplam tüketimlerinden daha yüksek olacağı için uyarlanmış küme toplam tüketim profilleri ($C'_{t,i}$) ve sınır değerleri normalize edilerek aynı aralığa (0 – 1 aralığına) ölçeklenmektedir. Böylece toplam tüketim profili için geçerli olan limitler, küme toplam tüketim profilleri için de kullanılabilir. Potansiyel kaydırılabilir tüketimlerin hesaplanmasında pik periyot ve orta

periyot dikkate alınmaktadır. Pik periyottaki kaydırılabilir tüketim miktarları, Denklem 3.14’de belirtildiği üzere, her kümenin pik periyottaki saatlik tüketimleri ile alt sınır değerleri (MB^{op}) arasındaki farkların toplamından elde edilmektedir. Orta periyotta ise, Denklem 3.15’de belirtildiği üzere, bu periyottaki saatlik tüketimler ile üst sınır değerleri (MB^{mp}) arasındaki farkların toplamından elde edilmektedir. Tüketime aşırı kaydırılması, tüketim profilinde yeni piklerin oluşmasına neden olabileceği endişesinden dolayı, potansiyel kaydırılabilir tüketimler belirtilen sınır değerlerin üzerindeki miktarlar olarak alınmaktadır.

$$\Delta OnP_i = \sum_t C'_{t,i} - MB^{op}, \quad t \in \{pik \text{ periyot saatleri}\} \quad (3.14)$$

$$\Delta MP1_i = \sum_t C'_{t,i} - MB^{mp}, \quad t \in \{orta \text{ periyot saatleri}\} \quad (3.15)$$

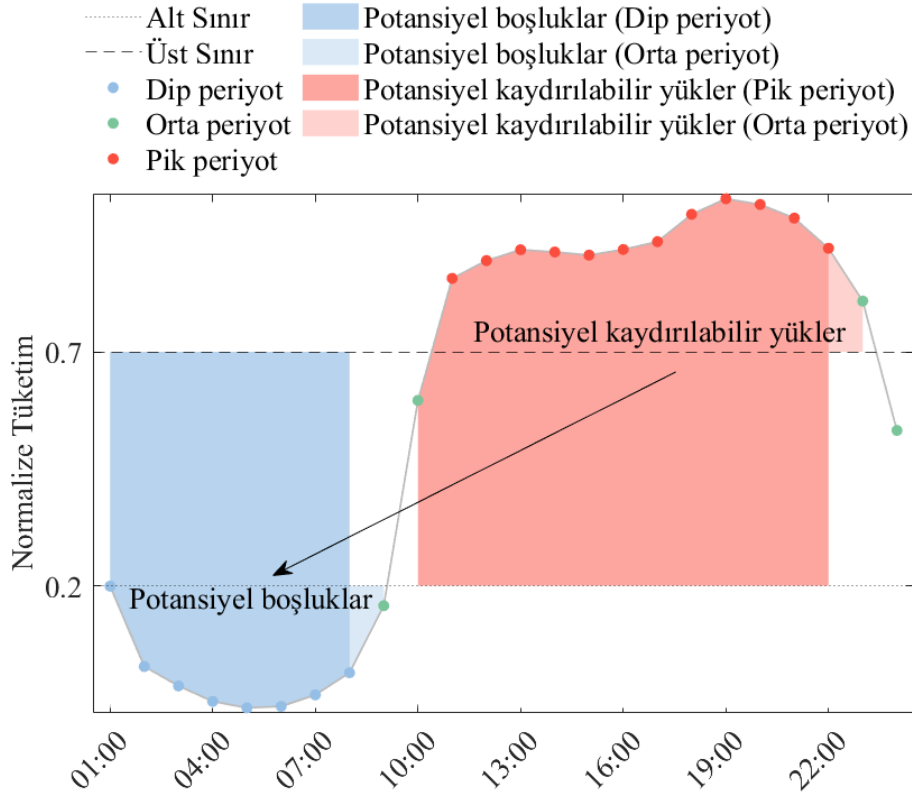
Potansiyel boşlukların hesaplanmasında ise orta periyot ve dip periyottaki, boşluklar dikkate alınmaktadır. Bu boşlukların hesaplanmasında da benzer yaklaşım kullanılarak alt ve üst tüketim limitleri dikkate alınmaktadır. Orta periyottaki potansiyel boşluklar, alt sınır değerleri ile bu periyottaki saatlik tüketim farklarının toplamaları, Denklem 3.16’da belirtildiği üzere, hesaplanarak belirlenmektedir. Dip periyotta ise, üst sınır değerleri ile bu periyottaki saatlik tüketim farklarının toplamaları, Denklem 3.17’de belirtildiği şekilde, hesaplanarak belirlenmektedir.

$$\Delta MP2_i = \sum_t MB^{op} - C'_{t,i}, \quad t \in \{orta \text{ periyot saatleri}\} \quad (3.16)$$

$$\Delta OffP_i = \sum_t MB^{mp} - C'_{t,i}, \quad t \in \{dip \text{ periyot saatleri}\} \quad (3.17)$$

Yukarıda belirtilen bölgelerin ve sunulan denklemlerin daha anlaşılır şekilde ifade edilebilmesi amacıyla, örnek bir uyarlanmış küme profili verileri kullanılarak kaydırılabilecek potansiyel tüketimler ve bunların kaydırılabileceği potansiyel boşluklar Şekil 3.6’da belirtilmiştir. Şekilde sunulan profile göre orta periyot saatleri yeşil renkte gösterilmektedir. Bu saatler toplu tüketim profilinde alt ve üst sınır değerleri arasında kalmakla birlikte, örnekteki profile bazı saatler sınır değerlerinin belirlediği aralığın dışında kalmaktadır. Yukarıda açıklanan yaklaşıma uygun olarak ilgili limitler arasındaki fark alınarak bu tüketimlerin de potansiyel kaydırılabilir tüketime ve boşluğa eklenmesi sağlanmaktadır.

Her bir küme tüketim profilinin potansiyel kaydırılabilir tüketim ve boşluk miktarları belirlendikten sonra, bu verilerin tarife fiyatlarını belirlemede kullanımını sağlamak amacıyla kümelere özel tüketim değişim oranları (R_i) belirlenmektedir.



Şekil 3.6 Örnek bir küme toplam tüketim profilinin, potansiyel kaydırılabilecek tüketimlerinin ve bu tüketimlerin kaydırılabileceği boşlukların gösterimi

Bu oran Denklem 3.18’de belirtildiği üzere, potansiyel kaydırılabilir tüketim miktarının potansiyel kaydırılabilir boşluğa bölünmesiyle elde edilmektedir.

$$R_i = \begin{cases} (\Delta OnP_i + \Delta MP1_i) / (\Delta OffP_i + \Delta MP2_i), & 0 < \Delta OffP_i + \Delta MP2_i \\ 0, & 0 = \Delta OffP_i + \Delta MP2_i \end{cases} \quad (3.18)$$

Bu oranın sıfır olması ya kaydırılabilecek tüketimin olmadığını ya da kaydırılabilir bir boşluğun olmadığını ifade etmektedir. Bu oranın 1’den büyük olması ise kaydırılabilir tüketim potansiyelinin, kaydırılabilir boşluk potansiyelinden daha büyük olduğunu ifade etmektedir. Bu sebeple, tüketim değişim oranı 1’den büyük olan küme tüketicileri için tarifelerin daha teşvik edici olması gerekmektedir.

$$\beta_i = \sum_{t=1}^{24} C'_{t,i} / \sum_{t=1}^{24} T_t \quad (3.19)$$

Tüketim değişim oranları (R_i), yukarıda açıklandığı üzere normalize değerler kullanılmaktadır. Dolayısıyla bu oran periyotlar arası farkları içerirken dağıtım bölgesinin toplam tüketimine olan katkıyı içermemektedir. Bu sebeple, tarife

fiyatlandırma için tek başına kullanılmaları teşvik edici olamayabilir. Bu oranla birlikte küme toplam tüketimlerinin, dağıtım bölgesinin toplam tüketimi içerisindeki payı da dikkate alınarak β_i katsayıları da Denklem 3.19'da belirtildiği şekilde hesaplanarak eşitsizliklere dahil edilmektedir.

3.7 Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu

Kullanım Zamanı (KZ) Fiyatlandırma optimizasyonu, gün öncesi tüketim tahmini, KZ'ler, uyarlanmış tüketim profilleri, tedarik maliyetleri ve tek zamanlı tarife fiyatlarını kullanarak belirli kısıtlar altında kümelerle özel teşvik edici fiyatların üretilmesini sağlamaktadır.

3.7.1 Amaç Fonksiyonu

Kullanım zamanı (KZ) fiyatlandırma optimizasyon modelinin amaç fonksiyonu, sistem operatörünün kar maksimizasyonu olarak belirlenmiştir. Denklem 3.20'de sunulan amaç fonksiyonunda sistem operatörünün karlılığı, dağıtım bölgesinin günlük üç zamanlı tarife fiyatlarından elde edilen gelir ile günlük enerji tedarik maliyeti arasındaki fark olarak tanımlanmaktadır.

$$\max (TG - TM) \quad (3.20)$$

$$TG = \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^{24} F_{t,i}^{KZ} \cdot C'_{t,i} \quad (3.21)$$

$$TM = \sum_{t=1}^{24} F_t^{maliyet} \cdot T_t^{tahmin} \quad (3.22)$$

Denklem 3.21'de belirtilen toplam gelir (TG), i 'nci kümenin uyarlanmış toplam tüketimi ($C'_{t,i}$) ile önerilen tarife fiyatı ($F_{t,i}^{KZ}$) kullanılarak elde edilmektedir. Denklem 3.22'de belirtilen enerji tedarik maliyeti (TM) ise t 'nci saatteki tahmini toplam tüketim (T_t^{tahmin}) ve ikili anlaşmalar yoluyla belirlenen tedarik fiyatı ($F_t^{maliyet}$) kullanılarak elde edilmektedir.

3.7.2 Kısıtlar

Tasarlanan modelde, üç zamanlı tarife fiyatlandırması uygulanmaktadır. Dolayısıyla, her günün KZ (pik, orta ve dip periyot) fiyatları kümelerle özel olarak Denklem 3.23'de ifade edildiği şekilde elde edilmektedir. Kümelerle teşvik edici tarifeler sunabilmek için tarife fiyat sınırlarına ve maliyetlere yönelik kısıtlar

modele eklenmiştir.

$$F_{t,i}^{KZ} = \begin{cases} F_i^{(pik)}, & t \in KZ_{pik} \\ F_i^{(orta)}, & t \in KZ_{orta} \\ F_i^{(dip)}, & t \in KZ_{dip} \end{cases} \quad (3.23)$$

Her küme için tarife alt ve üst sınırları, belirlenen R_i ve β_i katsayıları ile tek zamanlı tarife fiyatı esas alınarak genişletilmektedir. Dolayısıyla Denklem 3.24 dip periyot fiyatının alt sınırını belirlemek, Denklem 3.25 ise pik periyot fiyatının üst sınırını belirlemek için tasarlanmıştır.

$$F(1 - R_i\beta_i) \leq F_i^{(dip)} \quad (3.24)$$

$$F_i^{(pik)} \leq F(1 + R_i\beta_i) \quad (3.25)$$

Orta periyottaki fiyat kısıtları, bu periyottaki tüketimin alt ve üst sınır değerlerinin dışına çıkmasını önlemek amacıyla, yalnızca orta periyottaki potansiyel kaydırılabilir tüketimi içerecek şekilde sınırlandırılmıştır. Böylece kümelerin orta periyot tarifi alt sınırı Denklem 3.26 ile üst sınırı ise Denklem 3.27 ile belirlenecek şekilde tarife limitlerine ilişkin eşitsizlikler tasarlanmıştır.

$$F(1 - (\Delta MP1_i / \Delta Off P_i)\beta_i) \leq F_i^{(orta)} \quad (3.26)$$

$$F_i^{(orta)} \leq F(1 + (\Delta MP1_i / \Delta Off P_i)\beta_i) \quad (3.27)$$

Ayrıca tarife fiyatlarının doğruluğunu desteklemek amacıyla Denklem 3.28 ve Denklem 3.29’da verilen eşitsizlikler optimizasyona eklenmiştir.

$$F_i^{(dip)} \leq F_i^{(orta)} \quad (3.28)$$

$$F_i^{(orta)} \leq F_i^{(pik)} \quad (3.29)$$

Belirtilen kısıtlar ile tüketim kaydırma potansiyeli veya toplam tüketime katkısı düşük olan kümeler için oluşturulacak tarifeler tek zamanlı tarifeye çok yakın, hatta aynı olacaktır. Aksine, toplam tüketime katkısı yüksek olan ve periyotlar arasında tüketim farklılıklarına sahip küme tüketicilerine, pik periyot saatlerinde daha yüksek diğer saatlerde ise daha düşük fiyatlar sunularak tüketimlerini değiştirmeleri teşvik edilmektedir.

Tasarlanan modelde, tarifelerin tüketiciler için çekiciliğini artırmak ve sistem operatörünün karlılığını makul seviyede korumaya ve sınırlandırmaya yönelik çeşitli maliyet kısıtları eklenmiştir. TY programının cezbediciliğini ayarlamak amacıyla, Denklem 3.30’da belirtilen kısıt oluşturulmuştur. Burada, i . kümenin

toplam tüketiminin üç zamanlı tarife ($F_{t,i}^{KZ}$) maliyeti ile tek zamanlı tarife (F) maliyeti karşılaştırılmıştır. Denklemin tek zamanlı tarife tarafındaki θ katsayısı bir yeterlilik faktörüdür. Tüketici açısından avantajlı tarife sunulabilmesi için bu değerin 1'i geçmemesi gerekmektedir. Bu değer azaltıldıkça tüketiciler açısından karlılık artmaktadır. Öte yandan bu değerin çok düşük seçilmesi sistem işletmecisinin karlılığının azalmasına da sebep olmaktadır.

$$\sum_{t=1}^{24} F_{t,i}^{KZ} \cdot C'_{t,i} \leq \theta \sum_{t=1}^{24} F \cdot C'_{t,i} \quad (3.30)$$

Sistem operatörünün tedarik maliyetini ve karını temel düzeyde korumak amacıyla Denklem 3.31'de belirtilen kısıt modele eklenmiştir. Bu kısıta göre, üç zamanlı tarifeye göre hesaplanan kümenin toplam geliri, tedarik maliyetinin en az α katına eşittir. İfadedeki alfa katsayısı 1'den büyük değer almaktadır.

$$\alpha \sum_t F_t^{maliyet} \cdot C'_{t,i} \leq \sum_t F_{t,i}^{KZ} \cdot C'_{t,i} \quad (3.31)$$

4

SAYISAL UYGULAMA

Tez çalışması kapsamında geliştirilen kullanım zamanı fiyatlandırmasına dayalı Talep Yanıtı (TY) programının uygulaması tüketim verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen programın bileşenlerinde kullanılan bütün algoritmalar, modeller ve optimizasyon çalışması MATLAB ortamında hazırlanmış ve uygulanmıştır.

Uygulama çalışması kapsamında ilk olarak veri seti incelenerek gerekli görülen ön işlem adımları uygulanmış ve modele uygun hale getirilmiştir. Sonrasında, talep tahmini gerçekleştirilerek tahmin verileri üretilmiştir. Modelin kalan bileşenleri güne özel olarak üretildiği için tahmin gerçekleştirilen test verisi içerisinde mevsime ve gün tipine göre dört örnek gün seçilerek uygulamaya devam edilmiştir. 4 örnek durum için modelin bileşenleri olan kümeleme, adaptasyon ve tarife optimizasyonları adım adım uygulanmış ve üç zamanlı tarifeler üretilmiştir. Bu tarifelerin maliyet analizleri genel olarak ve tüketici temelinde incelenerek, tek zamanlı tarife maliyetleri ile karşılaştırılmıştır. Modelin bileşenlerinde elde edilen sonuçlar sunulmuştur.

4.1 Veri Seti ve Veri Ön İşleme Adımı

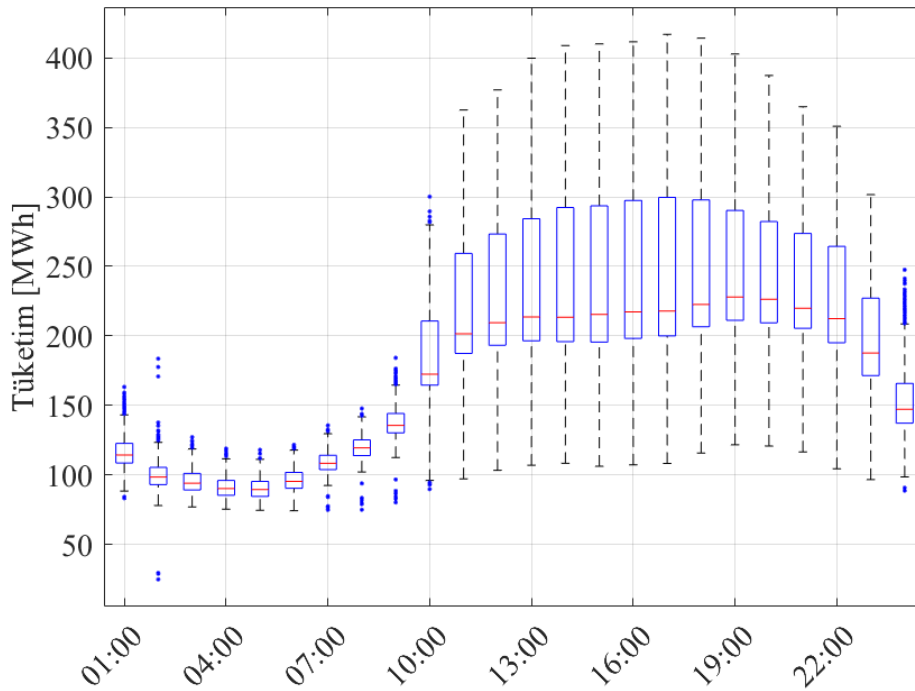
Çalışmada 370 tüketicinin 2011-2014 yıllarını kapsayan 4 yıllık tüketim verileri kullanılmıştır [84]. Veri setine ait genel bilgiler Tablo 4.1’de sunulmuştur. Veri seti içerisinde bulunan eksik ve hatalı veriler analiz edilerek, ele alınan veri seti azaltılmış ve akıllı şebeke uygulamalarına uygun hale getirilmiştir. Bu kapsamda 279 tüketicinin iki yıllık tüketim verileri dikkate alınarak çalışma gerçekleştirilmiştir.

Modelin optimizasyon bileşeninde bulunan gün öncesi piyasa takas fiyatları saatlik çözünürlükte olduğundan dolayı, bütünlüğü sağlamak adına veri seti çözünürlüğü 15 dakikadan 1 saate düşürülecek şekilde işlenmiştir. Bu amaçla ardışık olarak dört veri noktasının ortalaması alınarak saatlik tüketim değeri elde edilmiştir.

Tablo 4.1 Veri setine ait genel bilgiler

Boyut	140256 x 371
Veri noktası başlangıç tarihi	1 Ocak 2011, 00:15
Veri noktası bitiş tarihi	1 Ocak 2015, 00:00
Çözünürlük	15 dk
Örnek sayısı	370
Örnek başına özellik sayısı	140256
Toplam özellik sayısı	51894720
Özellik birimi	kW
Eksik veri sayısı	0
En küçük veri noktası	0 kW
En büyük veri noktası	192,8 MW

Modelin tahmin adımında toplu tüketim verileri üzerinden tahmin gerçekleştirileceği için toplu tüketimi elde etmek amacıyla 279 tüketicinin verileri saatlik olarak toplanarak 26304x1 boyutunda toplu tüketim verisi elde edilmiştir. Şekil 4.1, elde edilen toplu tüketim verisinin saatlik dağılımını göstermektedir. Ön işlem adımlarında uygulanan işlemler sonucunda veri setinin

**Şekil 4.1** Toplu tüketim verisinin saatlik dağılımı

Tablo 4.2 Ön işlem öncesinde ve sonrasında veri setinin boyutsal değişimi

Ham veri seti	140256x370
Temizlenmiş veri seti (15 dk. çözünürlükte)	70080x279
Çözünürlüğü azaltılmış veri seti (Saatlik çözünürlükte)	17520x279
Toplu tüketim verisi (Saatlik çözünürlükte)	17520x1

boyutsal değişimi Tablo 4.2’de belirtilmiştir.

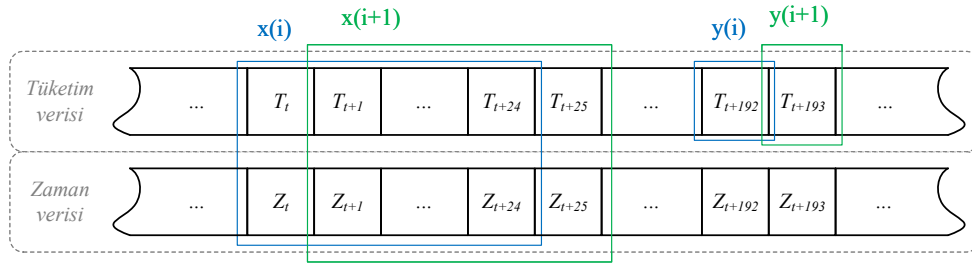
4.2 Gün Öncesi Talep Tahmini

Tahmin modelinin girdisi olarak geçmiş tüketim, haftanın günü ve günün saati verileri kullanılmaktadır. Buna karşılık, tahmin modelinin çıktısı ise bir saatlik tüketim verisidir. Geçmiş tüketim verileri, tahmin verisinde geriye doğru 200 zaman adımına kadar (saat) incelenerek, tahmin verisi ile korelasyonu yüksek olan bir hafta önceki veri noktası ($t - 168$) girdi verisi olarak belirlenmiştir. Girdi verilerini tutarlı bir şekilde tahmin modeline aktarabilmek amacıyla verilere çeşitli dönüşümler uygulanmıştır. Bu bağlamda geçmiş tüketim verilerine, eğitim seti dikkate alınacak şekilde min-max normalizasyonu uygulanarak 0-1 aralığında ölçeklendirilmiştir. Diğer verilere ise one-hot encoding dönüşümü uygulanarak 0 ve 1 ile ifade edilecek şekilde sayısal gösterime dönüştürülmüştür. Bunun sonucunda gün verisi 7, saat verisi ise 24 boyutlu matrise dönüştürülmüştür. Girdi ve çıktı verileri ve bunlara uygulanan ön işlemler Tablo 4.3’de sunulmuştur.

Girdi verileri tahmin modeline hazırlanırken kayan pencere (sliding window) yöntemi kullanılarak, 24 saatlik paketler halinde düzenlenmiştir. Toplu tüketim verisinin belirtilen yöntemle göre girdileri ($x(i)$) ve çıktıları ($y(i)$) Şekil 4.2’de belirtilmiştir. Böylece iki yıllık veri seti, her biri 32x24 boyutuna sahip 17329 girdi

Tablo 4.3 Tahmin modelinin girdilerine ve çıktısına ait bilgiler

Girdi	Veri zamanı	Ön işlem	Ön işlem sonucunda veri boyutu
Geçmiş tüketim verisi	t-168	Normalizasyon	1
Haftanın günü	t	One-hot encoding	7
Günün saati	t	One-hot encoding	24
Çıktı			
Tahmin verisi	t	Gerçek veriyi üretme (Denormalizasyon)	1



Şekil 4.2 Veri setinin tahmin için bileşenlere ayrılması

verisine dönüştürülerek tahmin modeli için hazırlanmıştır.

Bölüm 3.2’de ifade edildiği üzere veri seti eğitim, doğrulama ve test verisi olarak bölünmektedir. Veri setinin 18 Ağustos 2014 – 31 Aralık 2014 aralığındaki son 136 günü (3264 girdi verisi) test, geri kalanı ise eğitim verisi (14065 girdi verisi) olarak bölünmüştür. Eğitim verisinin %20’lik kısmı ise doğrulama için kullanılmıştır.

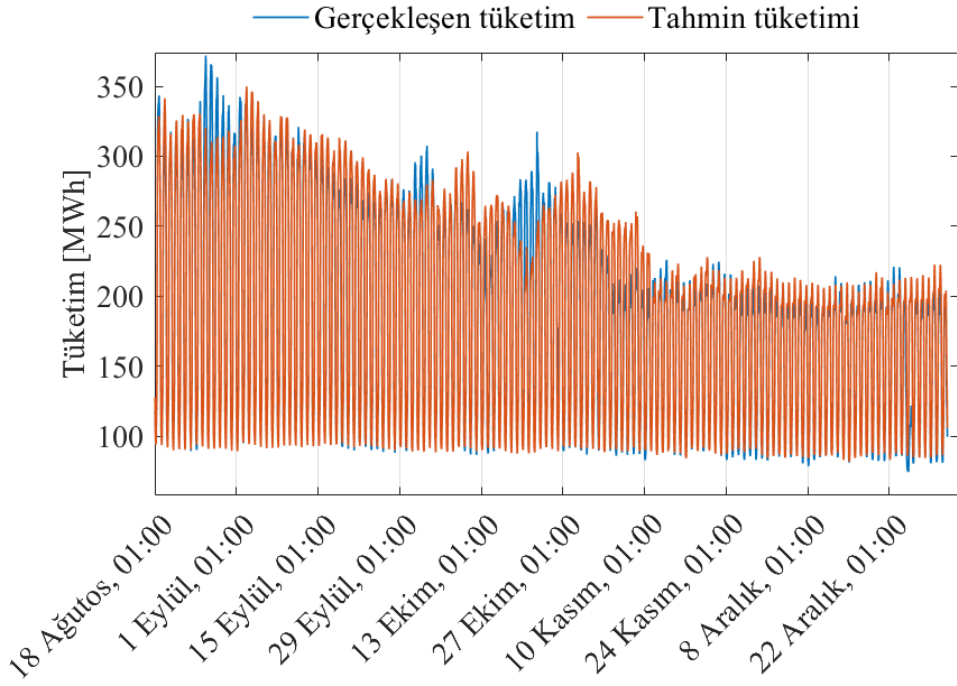
Tahmin modelinin hiperparametreleri, başarısı literatür çalışmalarında test edilmiş olan doğrulama verilerinin performansı dikkate alınacak şekilde deneysel olarak belirlenmiştir [85]. Belirlenen hiperparametreler Tablo 4.4’de sunulmuştur.

Elde edilen girdi verileri ve hiperparametreler kullanılarak Bölüm 3.2’de detayları paylaşılan GRU-RNN temelli tahmin modeli eğitilmiştir. Eğitilen ağ üzerinden test verisi tahmin edilmiştir. Uygulama sonucunda elde edilen tahmin verisi ile gerçek test verisi profilleri Şekil 4.3’de sunulmuştur.

Test ve tahmin verisi arasında, Denklem 4.1’de belirtilen MAPE metriğine göre

Tablo 4.4 Tahmin modelinde kullanılan hiperparametreler

Girdi bileşeni sayısı	24
Hücre tipi	GTB
Katman sayısı	2
Katmanlardaki hücre sayısı	16/16
Öğrenme oranı	0.05
Optimizör	Adam
Epoch sayısı	100
Hata fonksiyonu	MSE



Şekil 4.3 Test veri setinin gerçekleşen ve tahmin edilen tüketim profilleri

%5,69 oranında fark oluşmuştur.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{T_t - x_t}{x_t} \right| \times 100 \quad (4.1)$$

4.3 Durum Analizleri

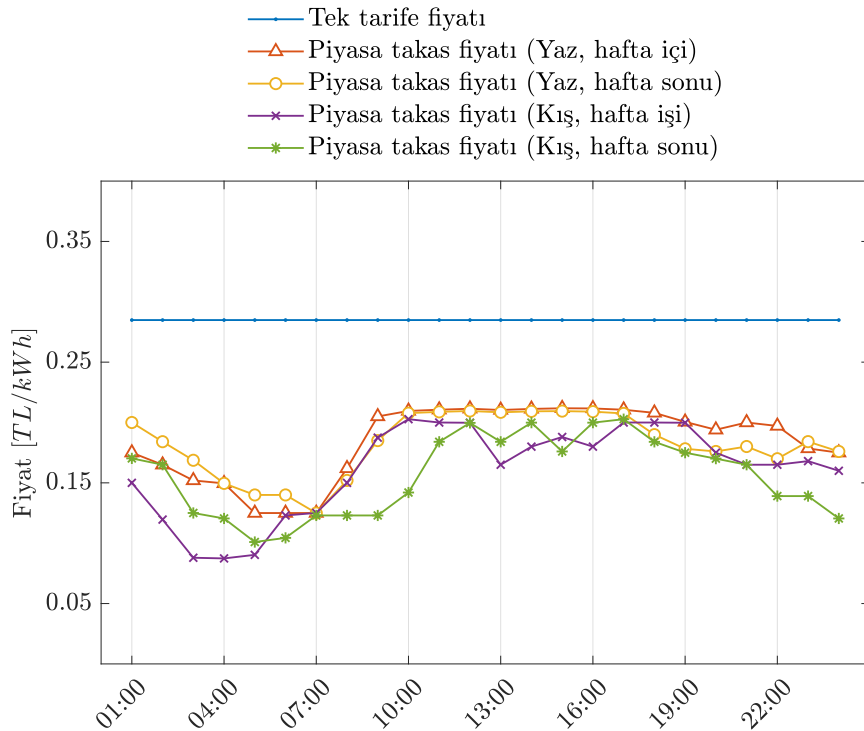
Modelin bundan sonraki adımları her güne özel olarak değişmektedir. Bu sebeple, yaz ve kış mevsimlerinin hafta içi ve hafta sonu günlerinden birer örnek seçilerek, dört özel durum için Kullanım Zamanı (KZ) tarifeleri üretilmiş ve sonuçları değerlendirilmiştir. Seçilen örnek günler:

- **Durum 1:** 20 Ağustos 2014, Çarşamba
- **Durum 2:** 23 Ağustos 2014, Cumartesi
- **Durum 3:** 26 Aralık 2014, Cuma
- **Durum 4:** 28 Aralık 2014, Pazar

Modelin optimizasyon bileşenindeki girdi verileri içerisinde, maliyet ve gelir hesaplamalarında kullanılmak üzere saatlik enerjinin birim fiyatına ve gün

öncesi enerji arz fiyatlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Örnek günlerin tek zamanlı tarife fiyatı Enerji Piyasası Düzenleme Kurumunun (EPDK) sitesinden [86] ve gün öncesi tedarik fiyatları ise Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ)'nin şeffaflık platformu üzerinde bulunan piyasa takas fiyatları [87] kullanılarak tedarik edilmiştir. Elde edilen fiyatlar Şekil 4.4'de sunulmuştur.

Ayrıca optimizasyon denklemlerinde bölgeye ve politikalara bağlı olarak belirlenmesi gereken parametreler bulunmaktadır. Denklem 3.30'daki θ katsayısı, üç zamanlı tarife üzerinden hesaplanan küme toplu tüketimlerinin enerji maliyetinin üst sınırını belirlemektedir. Bu katsayının değeri, tek zamanlı tarifeden üç zamanlı tarifeye geçiş yapan tüketiciye, aynı tüketim profili için tek zamanlı tarife üzerinden hesaplanan tutardan fazla fatura edilmeyeceğini garanti etmek üzere 1 olarak ayarlanmıştır. Denklem 3.31'deki α katsayısı ise dağıtım operatörünün işletme maliyetini ve kar marjını temel düzeyde korumayı amaçlamaktadır. Bu değer sisteme özel bir değer olarak belirlenmektedir. Bu çalışmada işletme maliyeti, tedarik maliyetinin %30'u olarak alınmış ve bu katsayı 1,3 olarak hesaplamalara dahil edilmiştir.



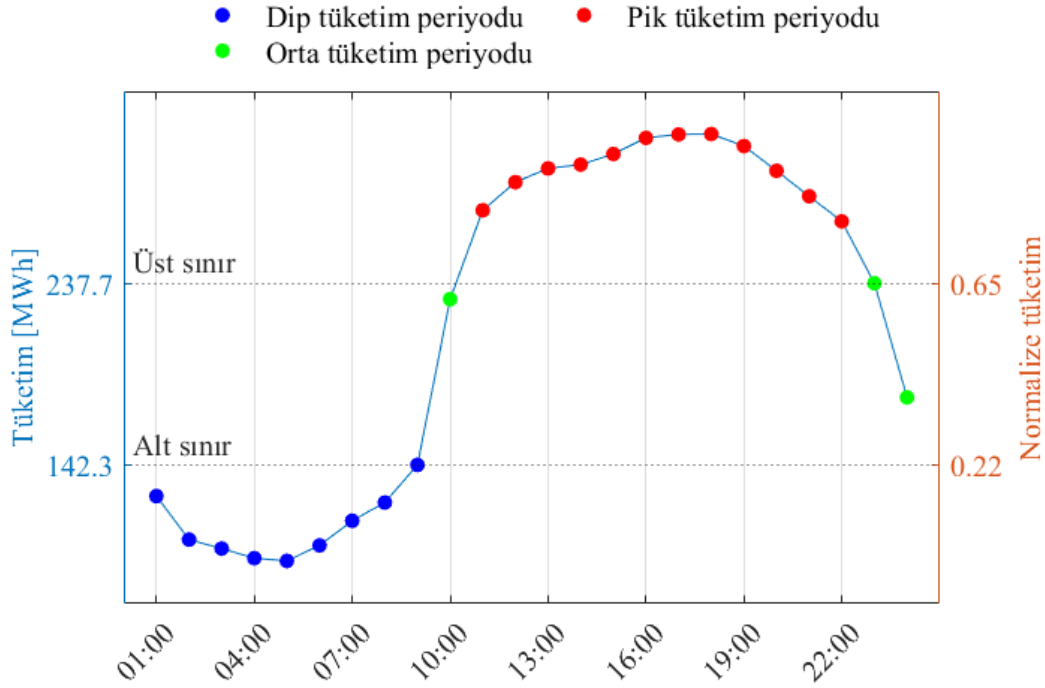
Şekil 4.4 Örnek günler için toptan elektrik fiyatları ve tek zamanlı tarife fiyatı

4.3.1 Durum 1 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması

Geliştirilen modeli yaz mevsiminin hafta içi durumu için test etmek amacıyla tahmin verisinden 20 Ağustos 2014 Çarşamba günü seçilmiştir.

4.3.1.1 Kullanım Zamanlarını Belirleme

Seçilen günün tahmini tüketim profiline, HSM uygulanarak sınır değerleri ve KZ'ler belirlenmiştir. Şekil 4.5'de tüketim tahmini, tanımlanmış kullanım zamanları, alt ve üst tüketim sınırları yer almaktadır. Belirtildiği üzere alt sınır değeri 142,3 MWh (09:00 verisi) ve üst sınır değeri 237,7 MWh (23:00 verisi), bunların normalize karşılıkları ise sırasıyla 0,22 ve 0,65 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.5 Durum 1 için kullanım zamanları

Belirlenen sınır değerleri çalışılan günün periyot sınırlarının oluşmasını sağlamaktadır. Buna göre alt sınır verisinin bulunduğu saat ve altında kalan tüketim verilerine sahip saatler dip tüketim periyodunu ifade etmektedir. Bu durumda gece 00:00 ile 09:00 arasındaki 9 saatlik süre dip periyot bölgesidir. Benzer yaklaşımla, aynı günün üst sınır verisinin bulunduğu saat ve iki sınır verisi arasında tüketime sahip saatler orta tüketim periyodunu oluşturmaktadır. 09:00-10:00 ve 22:00-00:00 aralığındaki 3 saatlik süre orta periyot bölgesidir. Üst sınırdan yüksek tüketime sahip saatler olan 10:00-22:00 aralığındaki 12 saatlik süre ise pik periyodu oluşturmaktadır. Durum 1 için belirlenen periyot zaman dilimleri ve süreleri Tablo 4.5'de belirtilmiştir.

Tablo 4.5 Durum 1 için belirlenen kullanım zamanları

Periyot	Zaman dilimi	Süre
Dip	00:00 – 09:00	9 saat
Orta	09:00 – 10:00 22:00 – 00:00	3 saat
Pik	10:00 – 22:00	12 saat

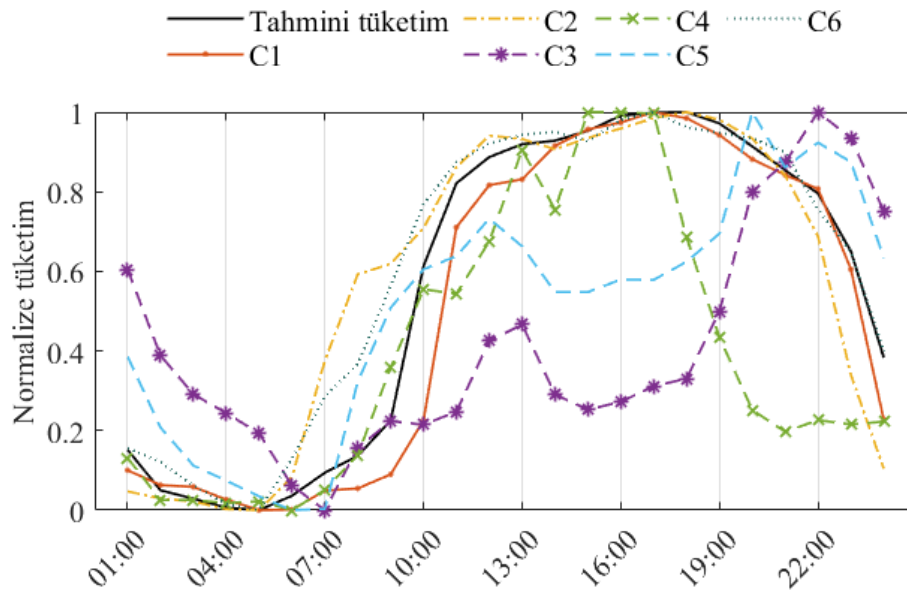
4.3.1.2 Kümeleme Analizi

Tüketiciler K-Medoids algoritması kullanılarak, günlük tüketim profillerine göre kümelenebilmektedir. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri, her tüketici için ayrı ayrı bir önceki yılın (2013) aynı mevsiminde bulunan (yaz) ve çalışılan gününe karşılık gelen (çarşamba) günlük tüketim profillerinin saatlik olarak ortalamaları hesaplanarak bulunmaktadır.

Tablo 4.6 Durum 1 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları

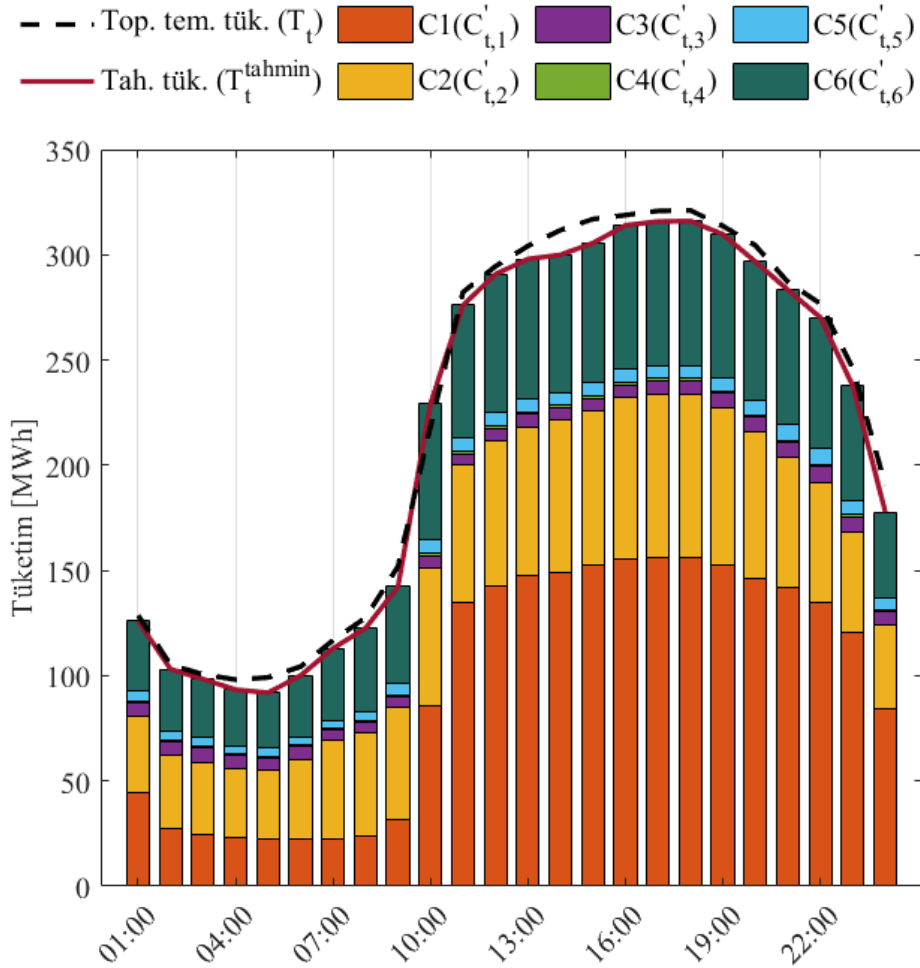
Küme 1 (C1)	Küme 2 (C2)	Küme 3 (C3)	Küme 4 (C4)	Küme 5 (C5)	Küme 6 (C6)
31	93	43	13	38	61

Kümeleme algoritmasının diğer girdisi olan küme sayısının optimum değeri ise Elbow Metodu yardımıyla 6 olarak belirlenmiştir. Optimum küme sayısı

**Şekil 4.6** Durum 1 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri

kullanılarak gerçekleştirilen kümeleme analizinde 279 tüketicinin kümelere dağılımı Tablo 4.6'da sunulmuştur. Kümelerin temsili tüketim profilleri ise normalize olarak Şekil 4.6'da belirtilmiştir.

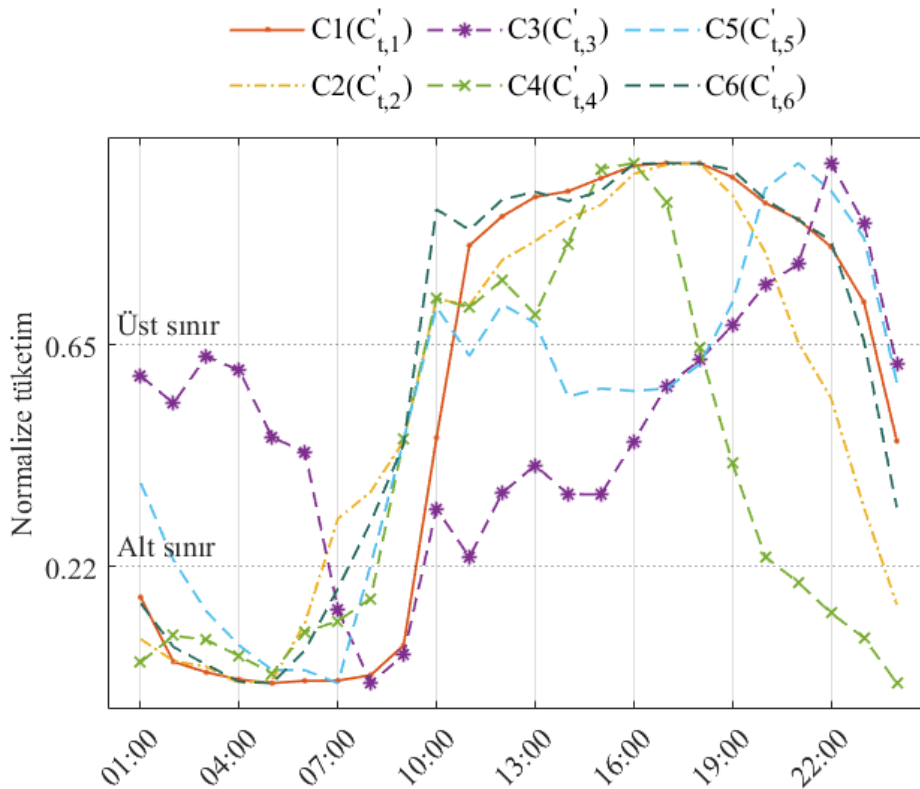
Kümeleme için geçmiş tüketim verileri kullanıldığı için bu verilerin tarife üretilecek güne uyarlanması gerekmektedir. Adaptasyon işleminin detayları Bölüm 3.5'de açıklanmıştır. Bu kapsamda uyarlanmış tüketici verileri kullanılarak, kümelere atanan tüketicilerin tüketimleri saatlik çözünürlükte toplanmış ve küme tüketimleri ($C'_{t,i}$) hesaplanmıştır. Şekil 4.7, küme tüketimlerinin toplu tüketime katkılarını, toplu tüketim (T_t^{tahmin}) ve adaptasyon öncesi toplu tüketim (T_t) verilerini saatlik çözünürlükte göstermektedir. Bu sayede, kümelerin toplu tüketime katkıları açıkça belirlenebilmektedir.



Şekil 4.7 Durum 1 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları

Küme tüketimlerinin KZ'lere katkılarını optimizasyon modelinde kullanabilmek amacıyla, bu tüketimlerin periyot sınırlarına olan farkı hesaplanmaktadır. Geliştirilen modelde, periyot sınırları dağıtım bölgesinin toplu tüketimi

kullanılarak belirlenmektedir. Küme tüketimleri, toplu tüketimin küçük bir parçasını oluşturduğundan dolayı, KZ'lere katkılarını görebilmek amacıyla gerçek değerler yerine, sınır değerlerinin ve küme tüketimlerinin normalize değerleri kullanılmaktadır. Böylece kümelerin tahmin tüketimine katkılarındaki farklılık ölçülebilmektedir. KZ'lerin belirlenmesinde kullanılan alt ve üst tüketim sınırlarının normalize değerleri ve kümelerin tüketimleri normalize değerleri Şekil 4.8'de sunulmuştur. Buradan hareketle, kümelerin pik periyottaki veya dip periyottaki tüketim davranışları gözlemlenebilmektedir.



Şekil 4.8 Durum 1 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri

Küme tüketimlerinin normalize değerlerine göre C3 ve C5 kümelerine atanan toplam 81 tüketicinin pik periyot oluşumuna katkılarının diğer kümelere göre daha az olduğu sonucuna varılmaktadır. C4 küme profilinin de pik periyoda katkısının görece az olduğu görülmektedir. Pik periyot oluşumunda asıl katkıyı ise C1, C2 ve C6 kümelerindeki tüketicilerin davranışsal olarak etkili olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Küme tüketimlerinin, tahmin tüketimine ve pik, orta ve dip periyotlara katkıları Tablo 4.7'de sunulmuştur. Buna göre toplam tüketime katkıda C1 kümesi 0,442'lik oranla en yüksek paya sahiptir. Ayrıca, bu kümenin pik, orta ve dip periyottaki

Tablo 4.7 Durum 1 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları

	Küme toplam tüketiminin, Toplam tüketime oranı	Küme pik periyot tüketiminin, pik periyot toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketiminin, dip periyot toplam tüketimine oranı	Küme pik periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme Pik periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme dip periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme orta periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme orta periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)
C1	0,442	0,495	0,245	0,768	0,934	0,105	0,036	0,126	0,556
C2	0,26	0,236	0,36	0,623	0,845	0,263	0,158	0,112	0,409
C3	0,028	0,021	0,052	0,515	0,555	0,351	0,385	0,132	0,61
C4	0,004	0,003	0,007	0,584	0,633	0,301	0,126	0,113	0,276
C5	0,026	0,021	0,039	0,569	0,711	0,287	0,175	0,143	0,719
C6	0,238	0,221	0,294	0,637	0,939	0,234	0,141	0,128	0,635

ortalama tüketim değerleri ve periyot tüketimlerinin küme tüketimine oranlarının, tüketiminin esas olarak pik periyotta gerçekleştiğini göstermektedir. Küme pik tüketimlerinin pik periyot toplam tüketime katkılarının sunulduğu verilerden, bu kümenin pik periyota katkısının da en yüksek olduğu görülmektedir. TY hedefine ulaşmak için bu kümede bulunan tüketicilerin daha fazla teşvik edilmesi doğru bir yaklaşım olacaktır.

C2 ve C6 kümeleri toplam tüketime sırasıyla 0,26 ve 0,238'lik oranlarla katkı sağlamaktadırlar. Bunun yanı sıra pik tüketimlere katılımlarda da 0,236 ve 0,221'lik oranlarla C1 kümesinden düşük kalmakla birlikte önemli katkı sağlamaktadırlar. Bu kümelere de C1 kümesi kadar olmasa da teşvik edici fiyatların sunulması TY programının başarısını destekleyecektir.

C3, C4 ve C5 kümeleri ise pik periyot tüketimine katkıları en düşük kümelerdir. Bu kümelerin toplam tüketime katkıları da düşük kalmaktadır. Bu sebeple bu kümelerde bulunan tüketicilere sunulacak tarifeler, diğer küme tüketicilerine sunulan tarifeler kadar teşvik edici olmayacaktır. Hatta tek zamanlı tarife fiyatlarına

çok yakın kalmalarının TY programına bir katkısı ya da zararı bulunmayacaktır.

4.3.1.3 Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu

Modelin bileşenleri olan talep tahmini, KZ belirleme ve kümeleme analizi bileşenlerinde elde edilen veriler KZ fiyatlandırma optimizasyonunun girdilerini oluşturmaktadır. Bu girdiler ve fiyat verilerinin Bölüm 3.7’de belirtilen kısıtlar altında ve amaç fonksiyona yönelik olarak optimize edilmesi sonucunda her küme için üretilen KZ tarifeleri Tablo 4.8’de sunulmuştur.

Tablo 4.8 Durum 1 için üretilen tarifeler [TL/kWh]

	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5	Küme 6
Dip	0,169	0,211	0,281	0,284	0,282	0,194
Orta	0,284	0,283	0,284	0,284	0,284	0,281
Pik	0,3	0,316	0,287	0,285	0,286	0,319

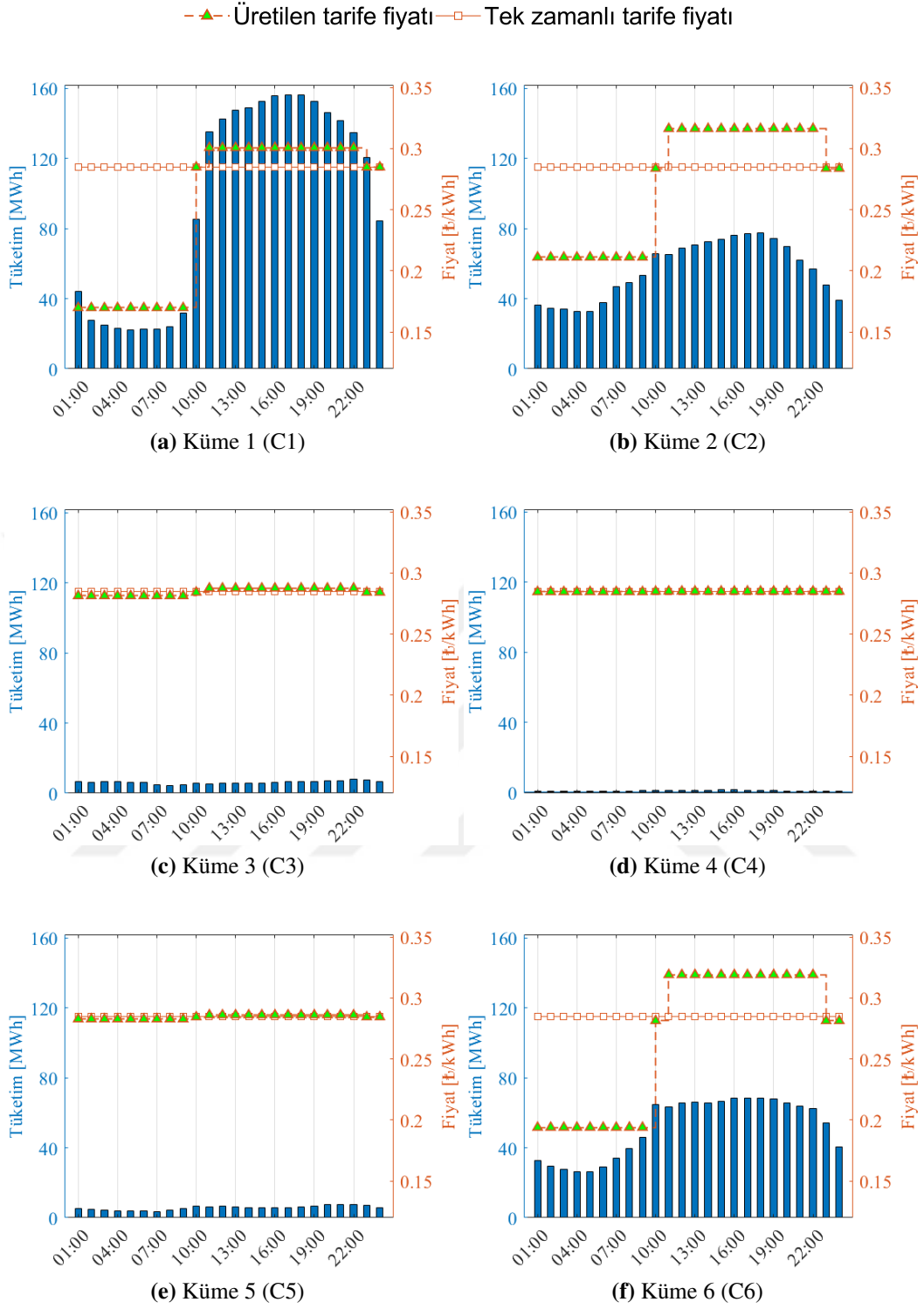
KZ tarifeleri, küme tüketimleri kullanılarak elde edilmektedir. Dolayısıyla, geliştirilen modelin tutarlılığını analiz edebilmek amacıyla elde edilen tarife fiyatları Şekil 4.9’da küme tüketim profilleri ile beraber sunulmuştur. Bu sayede, tüketim profillerinin tarifeler üzerindeki etkileri açıkça analiz edilebilmektedir.

Önceki bölümde sunulan sonuçlara paralel olarak küme tüketimlerinin KZ’lere katkıları oranlarında fiyatlar üretilmiştir. Bu sonuçlara göre en yüksek teşvikin uygulanacağı tüketiciler C1 kümesinde bulunmaktadır. Bu küme dışında C2 ve C6 kümesinde bulunan tüketiciler için de teşvik edici tarifeler üretilmiştir. Ancak diğer üç küme için üretilen tarifeler ise tek zamanlı tarifeye çok yakındır.

4.3.1.4 Maliyet Analizi

Tarifeleri değerlendirmek amacıyla çeşitli senaryolar belirlenerek maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. İlk senaryoda tüketimde herhangi bir değişim olmadığı, tüketicilerin yalnızca KZ programına katıldıkları varsayılarak üretilen üç zamanlı tarifelerin tüketicilere maliyetleri hesaplanmıştır. Diğer senaryolarda ise tüketicilerin, pik periyottan dip periyoda tüketimlerini %5, %10 ve %20 oranında kaydıracağı durumlar dikkate alınarak maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu senaryoların dışında, tüketicilerin KZ programına katılmayıp tek zamanlı tarife devam etmeleri durumundaki maliyetler de hesaplanmıştır.

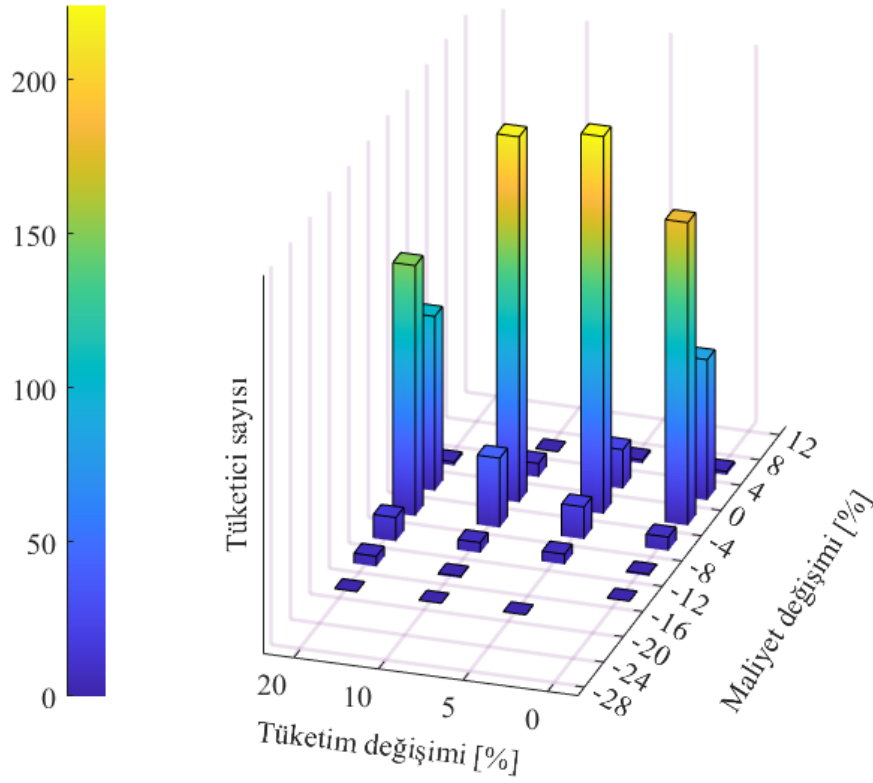
Senaryoların gerçekleşen tüketim verileri kullanılarak maliyetleri elde edilmiştir. Maliyetler, tek zamanlı tarife maliyetleri ile karşılaştırılarak kar oranları yüzde



Şekil 4.9 Durum 1 için kümelerin Toplam Tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları

olarak Şekil 4.10’da sunulmuştur.

Tüketimlerini değiştirmeden yalnızca KZ programına katıldıkları varsayılan senaryo 1’e göre, 192 tüketicinin maliyetlerinde azalma meydana gelmektedir. Bununla birlikte, 70 tüketicinin maliyetleri ise yüzde 1’in altında kalarak sınırlı



Şekil 4.10 Durum 1 için pik periyottan dip periodya yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri

bir artış göstermiştir.

Tüketimlerin pik periyottan dip periodya %5 oranında değiştirildiği senaryoda 252 tüketicinin maliyeti düşerken, 23'ünün maliyet artışı %2'nin altında kalmakta ve geri kalan 4 tüketicinin maliyeti ise %2 ile %6 arasında artmaktadır. Tüketicilerin elektrik yüklerini pik periyottan dip periodya %10 ve %20 oranında kaydardıkları senaryolarda ise daha yüksek kazanımlar elde ettikleri görülmektedir.

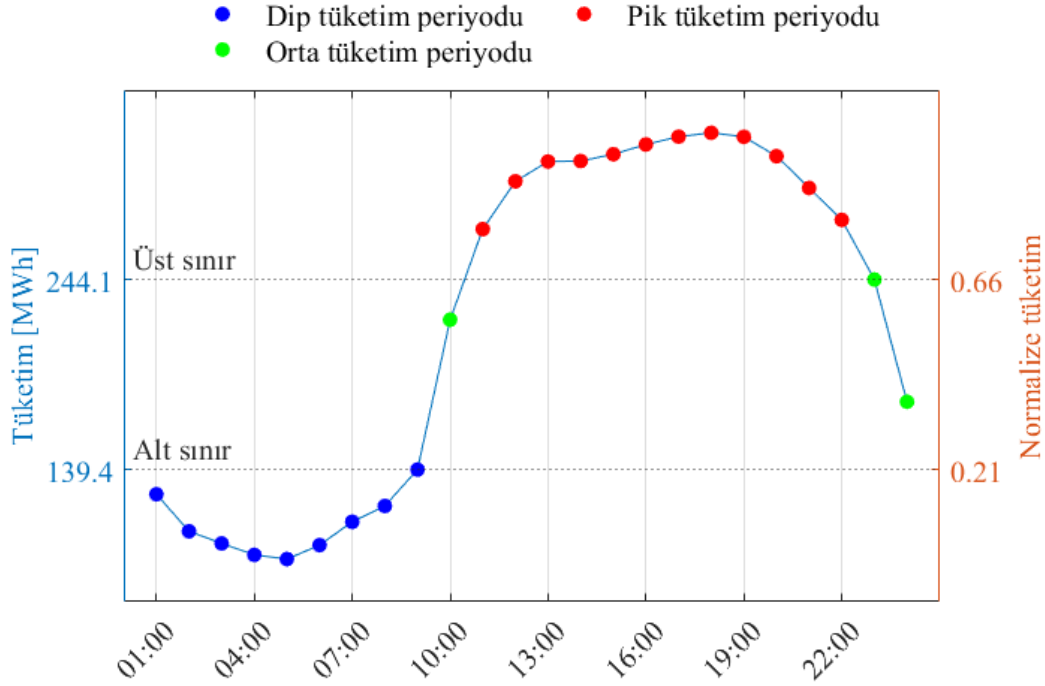
4.3.2 Durum 2 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması

Modelin sonuçlarını yaz mevsiminin hafta sonu durumu için analiz etmek amacıyla tahmin bileşenindeki test verisinden 23 Ağustos 2014 Cumartesi günü seçilmiştir.

4.3.2.1 Kullanım Zamanlarını Belirleme

Seçilen günün tahmini tüketim profiline, HSM uygulanarak sınır değerleri ve KZ'ler belirlenmiştir. Şekil 4.11'de tüketim tahmini, elde edilmiş Kullanım Zamanları, alt ve üst tüketim sınırları yer almaktadır. Belirtildiği üzere alt sınır değeri 139,4 MWh (09:00 verisi) ve üst sınır değeri 244,1 MWh (23:00 verisi), bunların normalize

karşılıkları ise sırasıyla 0,21 ve 0,66 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.11 Durum 2 için kullanım zamanları

Elde edilen sınır değerleri çalışılan günün pik, orta ve dip periyotlarının oluşumunu sağlamaktadır. Buna göre alt sınır değerinin bulunduğu saat ve altında kalan tüketim verilerine sahip saatler dip tüketim periyodunu ifade etmektedir. Bu durumda gece 00:00 ile 09:00 arasındaki 9 saatlik süre dip periyot bölgesidir. Benzer yaklaşımla, aynı günün üst sınırı olan 237,7 MWh verisinin bulunduğu saat ve iki sınır verisi arasında tüketime sahip saatler orta tüketim periyodunu oluşturmaktadır. Yani, 09:00-10:00 ve 22:00-00:00 aralığındaki 3 saatlik süre orta periyot bölgesidir. Üst sınırdan yüksek tüketime sahip saatler olan 10:00-22:00 aralığındaki 12 saatlik süre ise pik periyodu oluşturmaktadır. Durum 2 için belirlenen periyot zaman dilimleri ve süreleri Tablo 4.9'da belirtilmiştir.

Tablo 4.9 Durum 2 için belirlenen kullanım zamanları

Periyot	Zaman dilimi	Süre
Dip	00:00 – 09:00	9 saat
Orta	09:00 – 10:00 22:00 – 00:00	3 saat
Pik	10:00 – 22:00	12 saat

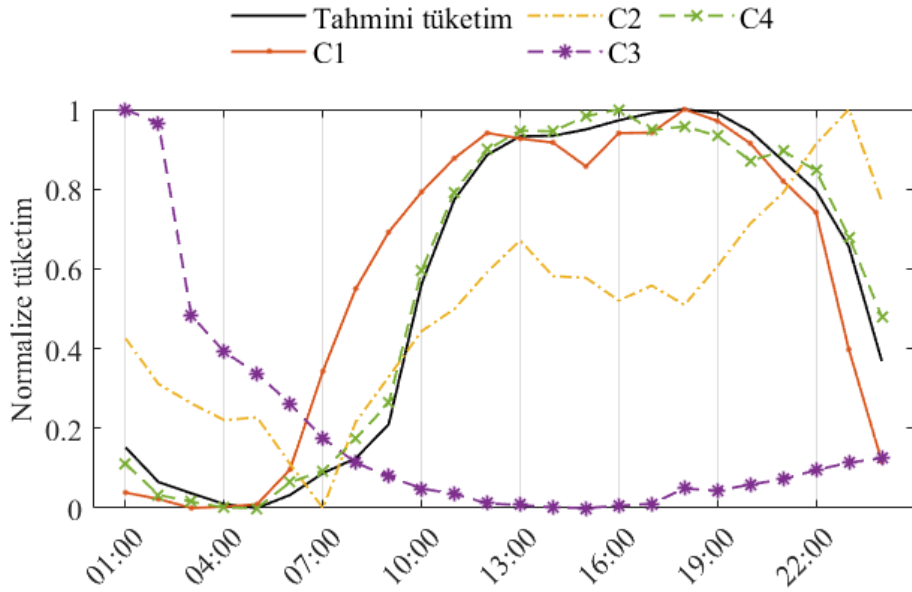
4.3.2.2 Kümeleme Analizi

Tüketiciler K-Medoids algoritması kullanılarak, günlük tüketim profillerine göre kümelenebilmektedir. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri, her tüketici için ayrı ayrı bir önceki yılın (2013) aynı mevsiminde bulunan (yaz) ve çalışılan güne karşılık gelen (Cumartesi) günlük tüketim profillerinin saatlik olarak ortalamaları hesaplanarak belirlenmiştir.

Tablo 4.10 Durum 2 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları

Küme 1 (C1)	Küme 2 (C2)	Küme 3 (C3)	Küme 4 (C4)
112	77	14	76

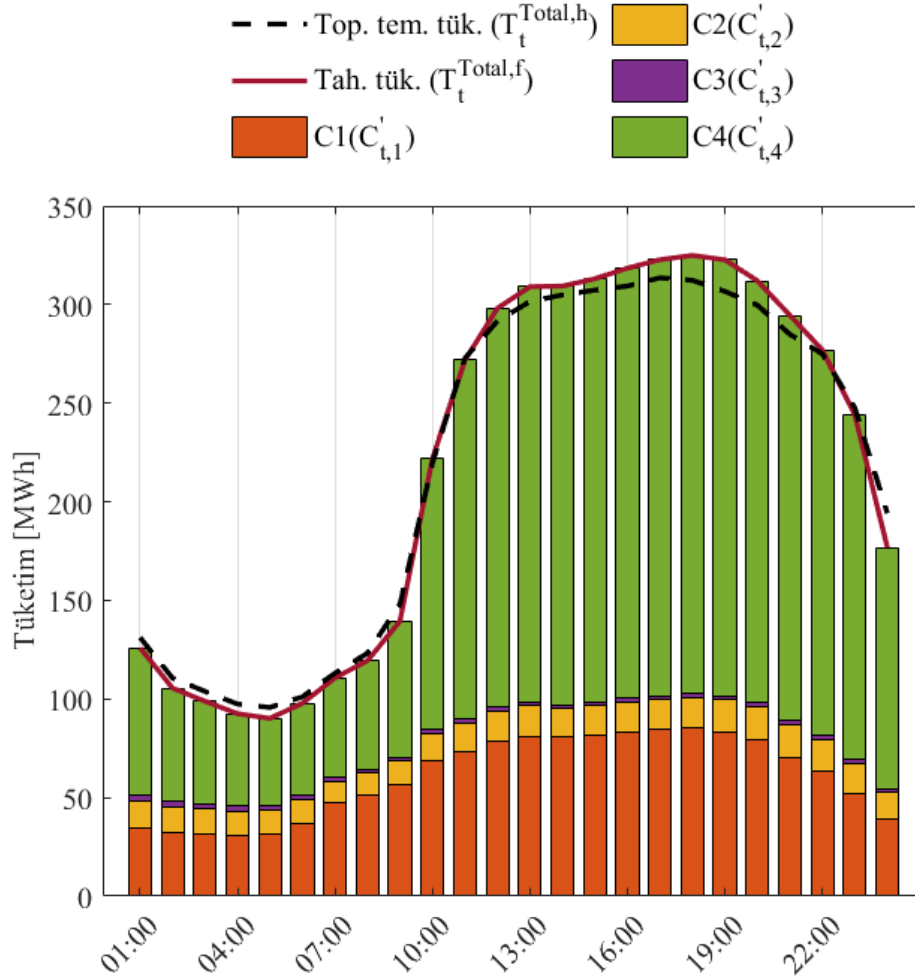
Kümeleme algoritmasının diğer girdisi olan küme sayısının optimum değeri ise Elbow Metodu yardımıyla 4 olarak belirlenmiştir. Optimum küme sayısı kullanılarak gerçekleştirilen kümeleme analizinde 279 tüketicinin kümelere dağılımı Tablo 4.10’da sunulmuştur. Kümelerin temsili tüketim profilleri ise normalize olarak Şekil 4.12’de belirtilmiştir.



Şekil 4.12 Durum 2 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri

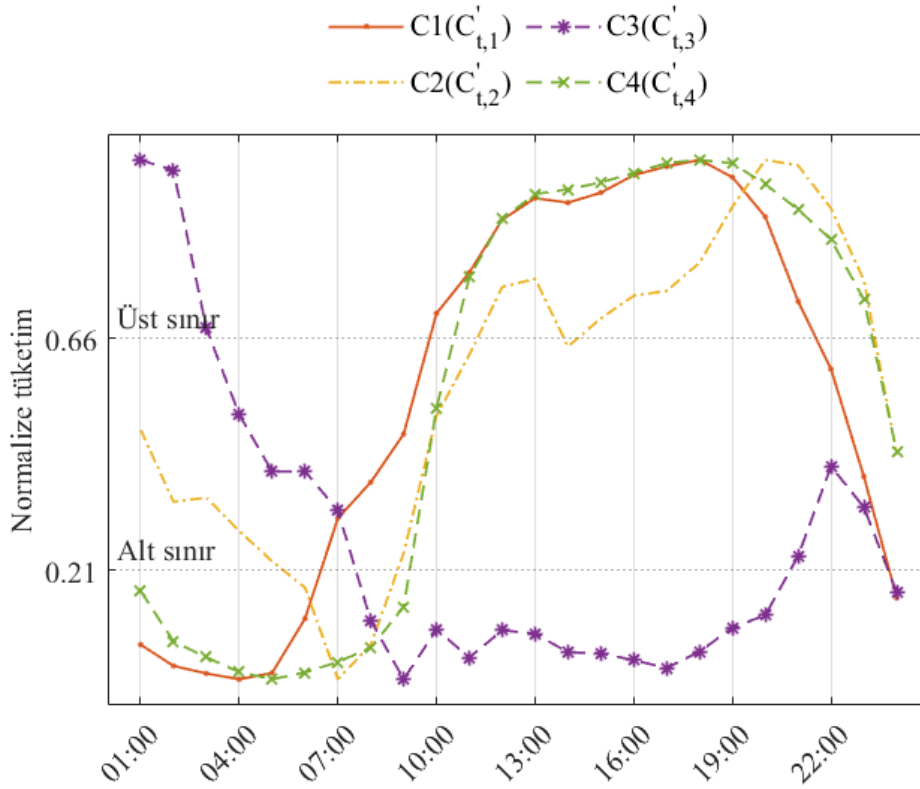
Kümeleme için geçmiş tüketim verileri kullanıldığından dolayı, tüketicilerin tüketim profillerinin tarife üretilecek güne uyarlanması gerekmektedir. Bu işlemin detayları bölüm 3.5’de açıklanmıştır. Bu kapsamda uyarlanmış tüketici verileri kullanılarak, kümelere atanan tüketicilerin tüketimleri saatlik çözünürlükte toplanmış ve küme tüketimleri ($C'_{t,i}$) hesaplanmıştır. Şekil 4.13, küme

tüketimlerinin toplu tüketime katkılarını, toplu tüketim (T_t^{tahmin}) ve adaptasyon öncesi toplu tüketim (T_t) verilerini saatlik çözünürlükte göstermektedir. Bu sayede, kümelerin toplu tüketime katkıları açıkça belirlenebilmektedir.



Şekil 4.13 Durum 2 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları

Küme tüketimlerinin KZ'lere katkılarını optimizasyon modelinde kullanabilmek amacıyla, bu tüketimlerin periyot sınırlarına olan farkı hesaplanmaktadır. Geliştirilen modelde, periyot sınırları toplu tüketim kullanılarak belirlenmektedir. Küme tüketimleri, toplu tüketiminin küçük bir parçasını oluşturduğundan dolayı, KZ'lere katkılarını görebilmek amacıyla gerçek değerler kullanılamamaktadır. Bunun yerine, sınır değerlerinin ve küme tüketimlerinin normalize değerleri kullanılmaktadır. Böylece kümelerin tahmin tüketimine katılımlarındaki farklılık ölçülebilmektedir. KZ'lerin belirlenmesinde kullanılan alt ve üst tüketim sınırlarının normalize değerleri ve küme tüketimlerinin normalize değerleri Şekil 4.14'de sunulmuştur. Buradan hareketle, kümelenmelerin pik periyottaki veya dip periyottaki tüketim profilleri gözlemlenebilmektedir.



 ekil 4.14 Durum 2 i in uyarlanm   k me toplam t ketimleri ve sınırların normalize de erleri

K me t ketimlerinin normalize de erlerine g re C3 k mesine atanan toplam 14 t keticinin pik periyot olu umuna katkılarının davranı sal olarak di er k melere g re daha az oldu u sonucuna varılmaktadır. Bu k menin dı ında kalan di er    k medeki t keticilerin ise davranı sal olarak pik periyoda etkilerinin oldu u sonucuna ula ılmaktadır.

K me t ketimlerinin, tahmin t ketimine ve pik, orta ve dip periyotlara katkıları Tablo 4.11’de sunulmu tur. Bu oranlara g re C4 k mesinin toplam t ketime katkısı 0,651’lik oranla en y ksektir. Ayrıca bu k menin pik, orta ve dip periyottaki ortalama t ketim de erleri ve periyot t ketimlerinin k me t ketimine oranlarının, t ketiminin esas olarak pik periyotta ger ekle ti ini g stermektedir. K me pik t ketimlerinin pik periyot toplam t ketime katkılarının sunuldu u verilerden, bu k menin pik periyota katkısının da en y ksek oldu u g r lmektedir. TY hedefine ula mak i in bu k mede bulunan t keticilerin daha fazla te vik edilmesi do ru bir yakla ım olacaktır.

C1 k mesi toplam t ketime sırasıyla 0,275’lik oranla C4’ten sonra ikinci sırada katkı sa lamaktadırlar. Pik t ketimine katılımda da ikinci sırada katkı sa lamaktadır. Bu k meye de C4 k mesi kadar olmasa da te vik edici fiyatların

Tablo 4.11 Durum 2 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları

	Küme toplam tüketiminin, Toplam tüketime oranı	Küme pik periyot tüketiminin, pik periyot toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketiminin, dip periyot toplam tüketimine oranı	Küme pik periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme Pik periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme dip periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme orta periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme orta periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)
C1	0,275	0,257	0,36	0,647	0,882	0,242	0,154	0,11	0,417
C2	0,063	0,05	0,11	0,553	0,798	0,32	0,241	0,125	0,569
C3	0,01	0,006	0,023	0,449	0,109	0,43	0,489	0,119	0,197
C4	0,651	0,685	0,506	0,73	0,93	0,144	0,06	0,125	0,563

sunulması TY programının başarısını destekleyecektir.

C2 ve C3 kümelerinin pik periyota katkıları ise en düşük kümelerdir. Bu kümelerin toplam tüketime katkıları da düşük kalmaktadır. Bu sebeple bu kümelerde bulunan tüketicilere sunulacak tarifeler, diğer küme tüketicilerine sunulan tarifeler kadar teşvik edici olmayacaktır. Hatta tek zamanlı tarife fiyatlarına çok yakın kalmalarının TY programına bir katkısı ya da zararı bulunmayacaktır.

4.3.2.3 Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu

Modelin bileşenleri olan talep tahmini, KZ belirleme ve kümeleme analizi bileşenlerinde elde edilen veriler KZ fiyatlandırma optimizasyonunun girdilerini oluşturmaktadır. Bu girdiler ve fiyat verilerinin Bölüm 3.7’de belirtilen amaç fonksiyonu ve kısıtlar altında optimize edilmesi sonucunda 4 küme için elde edilen KZ tarifeleri Tablo 4.12’de sunulmuştur.

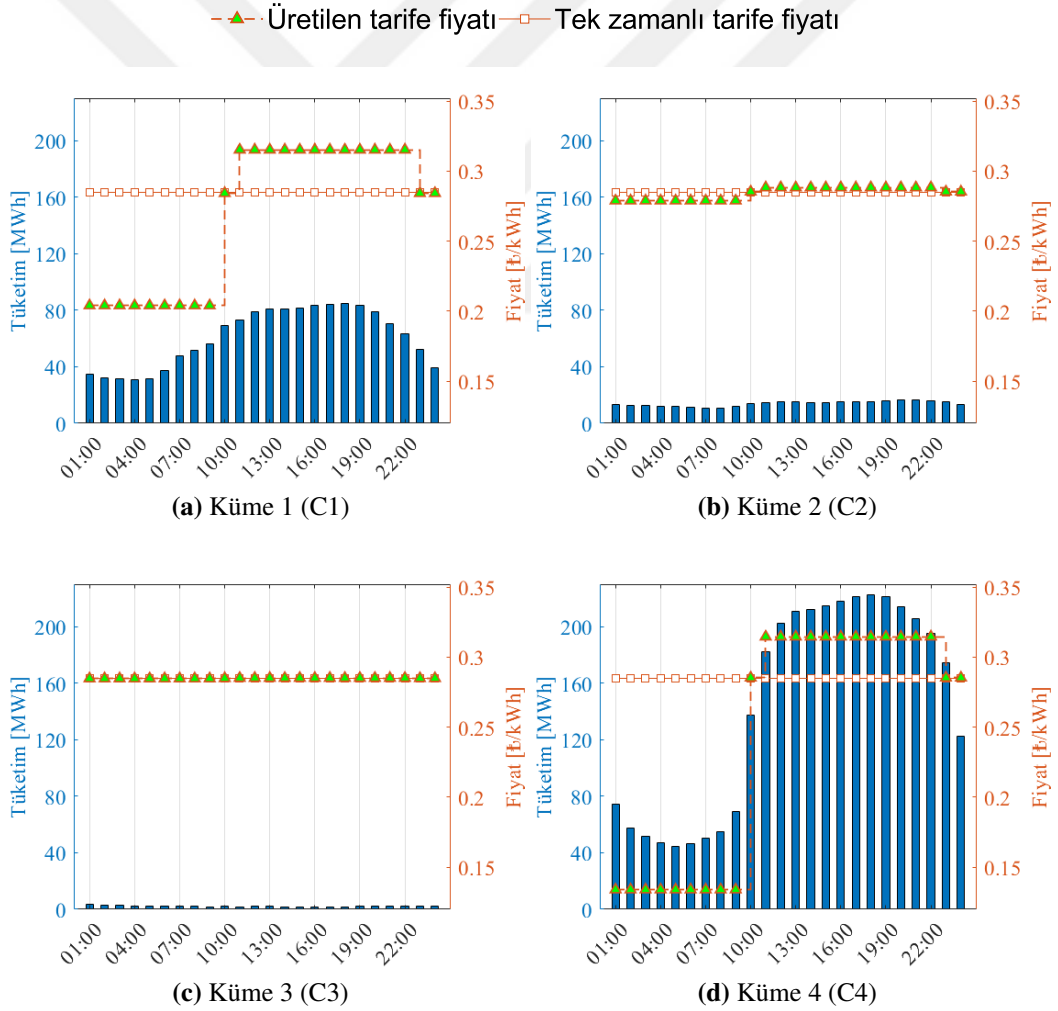
Kümelere özel olarak üretilen KZ tarifeleri, kümelerin toplam tüketimleri kullanılarak elde edilmektedir. Dolayısıyla, geliştirilen modelin tutarlılığını inceleyebilmek amacıyla tarife fiyatları Şekil 4.15’de küme tüketim profilleri ile beraber sunulmuştur. Bu sayede, tüketim profillerinin tarifeler üzerindeki etkileri

Tablo 4.12 Durum 2 için üretilen tarifeler [TL/kWh]

	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Dip	0,204	0,278	0,284	0,134
Orta	0,284	0,285	0,284	0,285
Pik	0,315	0,288	0,285	0,314

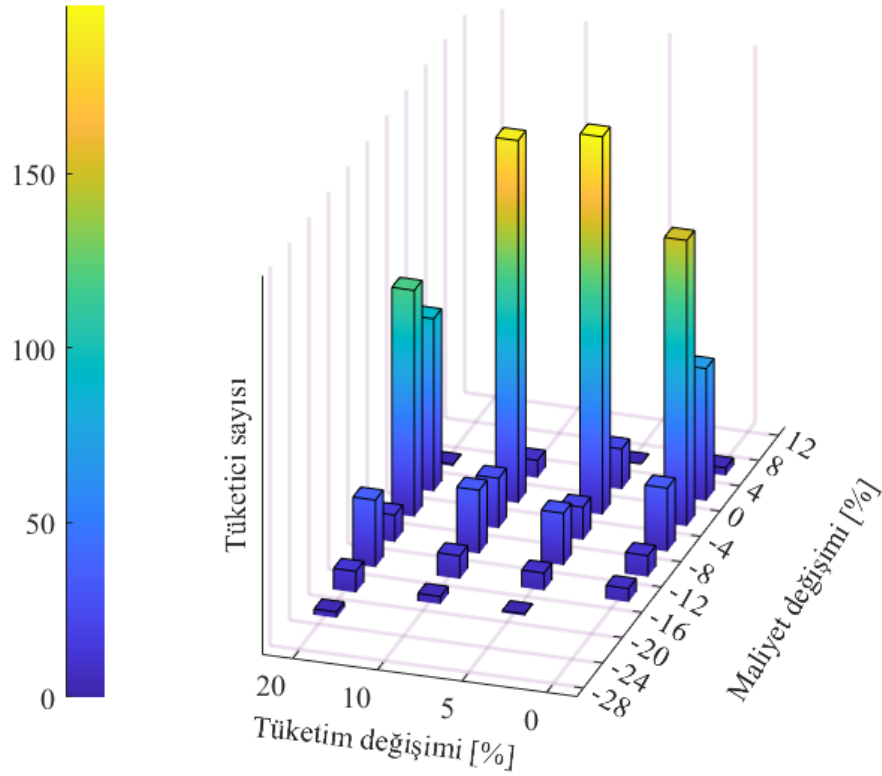
belirgin olarak gözlemlenebilmektedir.

Üretilen tarifelere göre en yüksek teşvikin uygulanacağı tüketiciler C4 kümesinde bulunmaktadır. Bunun dışında C1 kümesindeki tüketicilere de teşvik edici tarife üretilmiştir. Ancak, C2 ve C3 kümelerinde bulunan tüketiciler için üretilen tarifeler ise teşvik edici değildir.

**Şekil 4.15** Durum 2 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları

4.3.2.4 Maliyet Analizi

Tarifeleri değerlendirmek amacıyla Durum 1’de uygulanan senaryolar Durum 2 için de kullanılarak maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda hesaplanan maliyetlerin, tek zamanlı tarife maliyetlerine göre değişim oranları yüzde olarak Şekil 4.16’da sunulmuştur.



Şekil 4.16 Durum 2 için pik periyottan dip periyoğa yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri

Tüketimlerini değiştirmeden yalnızca KZ programına katıldıkları varsayılan senaryo 1’e göre, 204 tüketicinin maliyetlerinde azalma meydana gelmektedir. Bununla birlikte, 54 tüketicinin maliyetleri ise yüzde 1’in altında kalarak sınırlı bir artış göstermiştir.

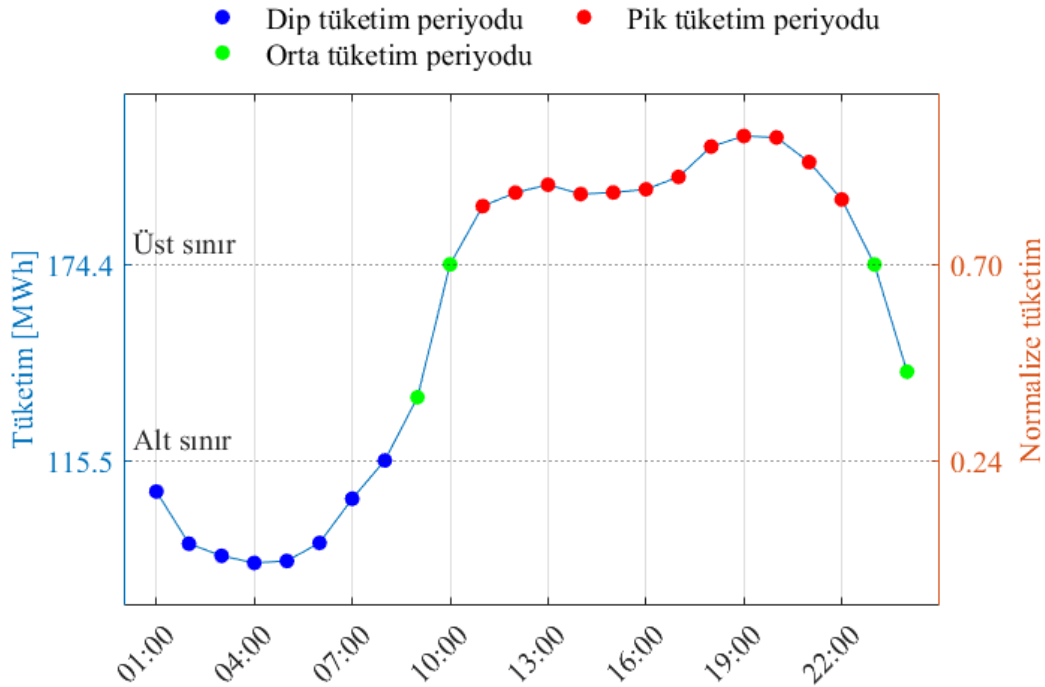
Tüketimlerin pik periyottan dip periyoğa %5 oranında değiştirildiği senaryoda 256 tüketicinin maliyeti düşerken, kalan 23 tüketiciden 20’sinin maliyetlerinin %2’ye kadar arttığı, geri kalan 3 tüketicinin ise %2 ile %6 arasında arttığı görülmektedir. Tüketicilerin elektrik yüklerini pik periyottan dip periyoğa %10 ve %20 oranında kaydardıkları senaryolarda ise daha yüksek kazanımlar elde ettikleri görülmektedir.

4.3.3 Durum 3 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması

Geliştirilen modeli kış mevsiminin hafta sonu durumu için test etmek amacıyla tahmin verisinin 26 Aralık 2014 Cuma günü seçimiştir.

4.3.3.1 Kullanım Zamanlarını Belirleme

Seçilen günün tahmini tüketim profiline, HSM uygulanarak sınır değerleri ve KZ'ler belirlenmiştir. Şekil 4.17'de tüketim tahmini, tanımlanmış Kullanım zamanları, alt ve üst tüketim sınırları yer almaktadır. Belirtildiği üzere alt sınır değeri 115,5 MWh (08:00 verisi) ve üst sınır değeri 174,4 MWh (10:00 verisi), bunların normalize karşılıkları ise sırasıyla 0,24 ve 0,7 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.17 Durum 3 için kullanım zamanları

Belirlenen sınır değerleri çalışılan günün pik, orta ve dip periyotlarının oluşmasını sağlamaktadır. Buna göre alt sınır verisinin bulunduğu saat ve altında kalan tüketim verilerine sahip saatler dip tüketim periyodunu ifade etmektedir. Bu durumda gece 00:00 ile 08:00 arasındaki 8 saatlik süre dip periyot bölgesidir. Benzer yaklaşımla, aynı günün üst sınır verisinin bulunduğu saat ve iki sınır verisi arasında tüketime sahip saatler orta tüketim periyodunu oluşturmaktadır. Yani, 08:00-10:00 ve 22:00-00:00 aralığındaki 4 saatlik süre orta periyot bölgesidir. Üst sınırdan yüksek tüketime sahip saatler olan 10:00-22:00 aralığındaki 12 saatlik süre ise pik periyodu oluşturmaktadır. Durum 3 için belirlenen periyot zaman dilimleri ve süreleri Tablo 4.13'de belirtilmiştir.

Tablo 4.13 Durum 3 için belirlenen kullanım zamanları

Periyot	Zaman dilimi	Süre
Dip	00:00 – 08:00	8 saat
Orta	08:00 – 10:00 22:00 – 00:00	4 saat
Pik	10:00 – 22:00	12 saat

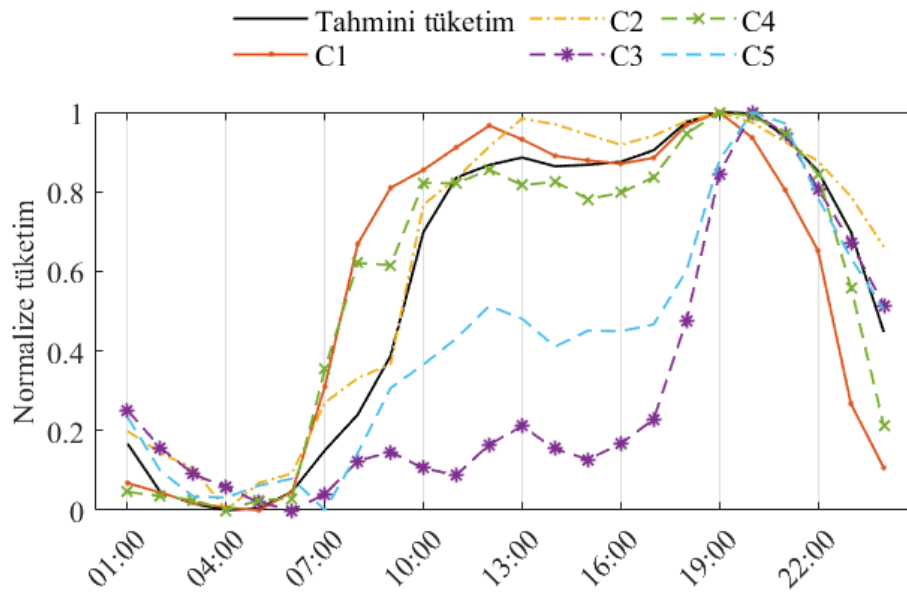
4.3.3.2 Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi için K-Medoids algoritması kullanılarak, günlük tüketim profillerine göre kümelenmektedir. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri, her tüketici için ayrı ayrı bir önceki yılın (2013) aynı mevsiminde bulunan (kış) ve çalışılan güne karşılık gelen (Cuma) günlük tüketim profillerinin saatlik olarak ortalamaları hesaplanarak belirlenmiştir.

Tablo 4.14 Durum 3 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları

Küme 1 (C1)	Küme 2 (C2)	Küme 3 (C3)	Küme 4 (C4)	Küme 5 (C5)
72	53	32	68	54

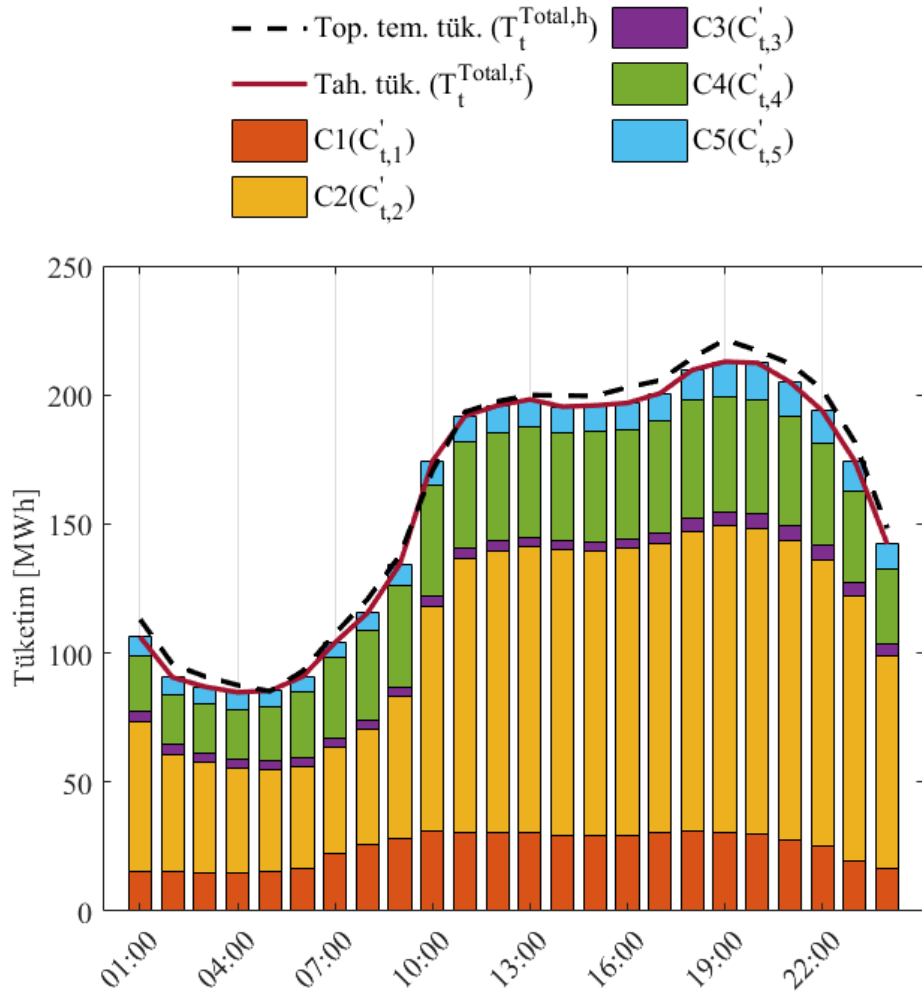
Kümeleme algoritmasının diğer girdisi olan küme sayısının optimum değeri ise Elbow Metodu yardımıyla 5 olarak belirlenmiştir. Optimum küme sayısı

**Şekil 4.18** Durum 3 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri

kullanılarak gerçekleştirilen kümeleme analizinde 279 tüketicinin kümelere dağılımı Tablo 4.14’de sunulmuştur. Kümelerin temsili tüketim profilleri ise normalize olarak Şekil 4.18’de belirtilmiştir.

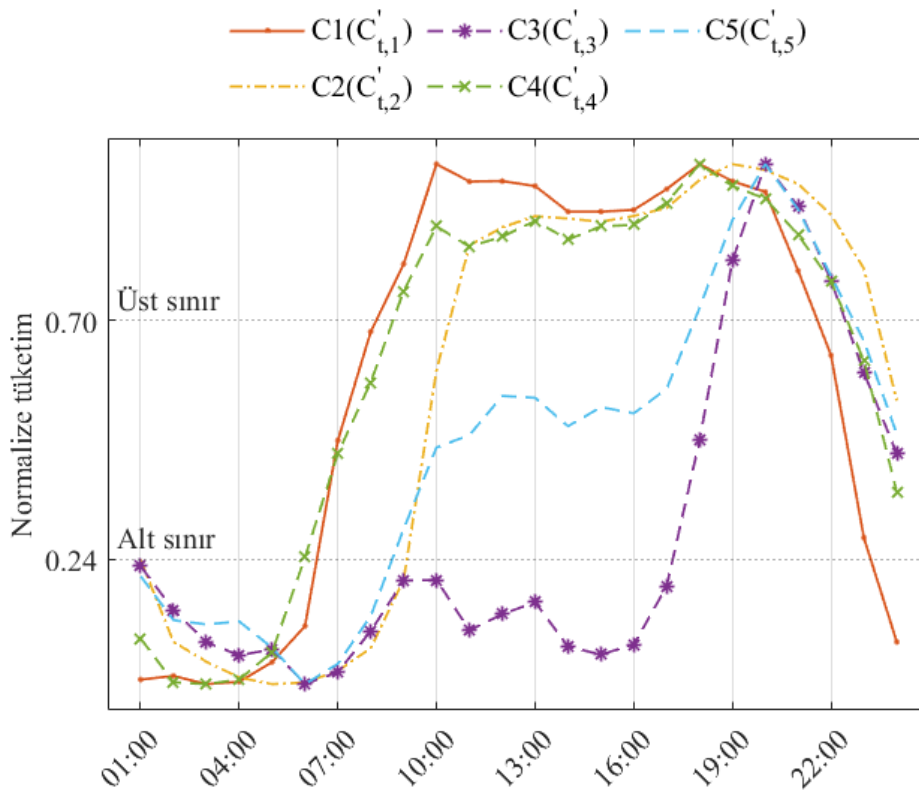
Tüketiciler, geçmiş tüketim verileri vasıtasıyla kümelendiğinden dolayı, tarife tekliflerinin çalışıldığı güne adaptasyonu gerekmektedir. Adaptasyon işleminin detayları bölüm 3.5’de açıklanmıştır. Bu kapsamda uyarlanmış tüketici verileri kullanılarak, saatlik çözünürlükte kümeler atanan tüketicilerin tüketimleri toplanarak küme tüketimleri ($C'_{t,i}$) elde edilmiştir. Şekil 4.19, küme tüketimlerinin toplu tüketime katkılarını, toplu tüketim (T_t^{tahmin}) ve adaptasyon öncesi toplu tüketim (T_t) verilerini saatlik çözünürlükte göstermektedir. Bu sayede, kümelerin toplu tüketime katkıları açıkça belirlenebilmektedir.

Küme tüketimlerinin periyotlara katkılarını optimizasyon modelinde kullanabilmek amacıyla, bu tüketimlerin periyot sınırlarına olan farkı hesaplanmaktadır.



Şekil 4.19 Durum 3 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları

Geliştirilen modelde, periyot sınırları toplu tüketim kullanılarak belirlenmektedir. Küme tüketimleri, toplu tüketiminin küçük bir parçasını oluşturduğundan dolayı, KZ'lere katkılarını görebilmek amacıyla gerçek değerler kullanılamamaktadır. Bunun yerine, sınır değerlerinin ve küme tüketimlerinin normalize değerleri kullanılmaktadır. Böylece kümelerin tahmin tüketimine katılımlarındaki farklılık ölçülebilmektedir. KZ'lerin belirlenmesinde kullanılan alt ve üst tüketim sınırlarının normalize değerleri ve kümelerin uyarlanmış tüketimlerinin normalize değerleri Şekil 4.20'de sunulmuştur. Buradan hareketle, kümelerin pik periyottaki veya dip periyottaki tüketim profilleri gözlemlenebilmektedir.



Şekil 4.20 Durum 3 için uyarlanmış küme toplam tüketimleri ve sınırların normalize değerleri

Küme tüketimlerinin normalize değerlerine göre C3 ve C5 kümesine atanan tüketicilerin pik periyot oluşumuna katkılarının davranışsal olarak diğer kümelere göre daha az olduğu sonucuna varılmaktadır. Bu kümelerin dışındaki diğer üç kümedeki tüketicilerin ise davranışsal olarak pik periyoda etkilerinin daha fazla olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Küme tüketimlerinin, tahmin tüketimine ve pik, orta ve dip periyotlara katkıları Tablo 4.15'de sunulmuştur. Buna göre küme tüketimlerinin, toplam tüketime oranlarında C2 kümesi 0,533'lük oranla en yüksek paya sahiptir. Ayrıca, Küme pik

Tablo 4.15 Durum 3 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları

	Küme toplam tüketiminin, Toplam tüketime oranı	Küme pik periyot tüketiminin, pik periyot toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketiminin, dip periyot toplam tüketimine oranı	Küme pik periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme Pik periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme dip periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme orta periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme orta periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)
C1	0,155	0,147	0,184	0,600	0,909	0,239	0,166	0,16	0,542
C2	0,533	0,56	0,458	0,665	0,92	0,173	0,059	0,161	0,537
C3	0,026	0,022	0,038	0,534	0,397	0,291	0,087	0,174	0,36
C4	0,224	0,213	0,25	0,603	0,888	0,224	0,178	0,172	0,656
C5	0,06	0,056	0,068	0,6	0,667	0,228	0,1	0,17	0,473

tüketimlerinin pik periyot toplam tüketime katkılarının sunulduğu verilerden, bu kümenin pik periyota katkısının da en yüksek olduğu görülmektedir. Dolayısıyla, 53 tüketicinin atandığı C2 kümesinin daha fazla teşvik edilmesi TY programının başarısı için daha doğru olacaktır.

Bu kümeyi 0,224'lük oranla C4 kümesi ve 0,155'lik oranla C1 kümesi takip etmektedir. Pik periyotlara katkılar incelendiğinde de aynı sıralamanın geçerli olduğu görülmektedir. Bu kümedeki tüketicilerin de C2 kümesi kadar olmasa da katkıları oranlarında teşvik edici tarifeler sunulması programın başarısını destekleyecektir.

C3 ve C5 kümeleri ise pik periyot tüketimine katkıları en düşük kümelerdir. Bu kümelerin toplam tüketime katkıları da düşük kalmaktadır. Bu sebeple bu kümelerde bulunan tüketicilere sunulacak tarifeler, diğer kümelere sunulan tarifeler kadar teşvik edici olmayacaktır. Hatta tek zamanlı tarife fiyatlarına çok yakın kalmalarının TY programına bir katkısı ya da zararı bulunmayacaktır.

4.3.3.3 Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu

Modelin talep tahmini, KZ belirleme ve kümeleme analizi bileşenlerinde elde edilen veriler KZ fiyatlandırma optimizasyonunun girdilerini oluşturmaktadır. Bu girdiler ve fiyat verilerinin bölüm 3.7’de belirtilen kısıtlar altında ve amaç fonksiyonuna yönelik olarak optimize edilmesi sonucunda her küme için üretilen KZ tarifeleri Tablo 4.16’da sunulmuştur.

Tablo 4.16 Durum 3 için üretilen tarifeler [TL/kWh]

	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
Dip	0,242	0,115	0,283	0,258	0,266
Orta	0,28	0,282	0,284	0,281	0,284
Pik	0,302	0,329	0,285	0,295	0,291

Kümelere özel olarak üretilen tarifelerin tutarlılığını analiz edebilmek amacıyla, tarifeler küme tüketim profilleri ile beraber Şekil 4.21’de sunulmuştur.

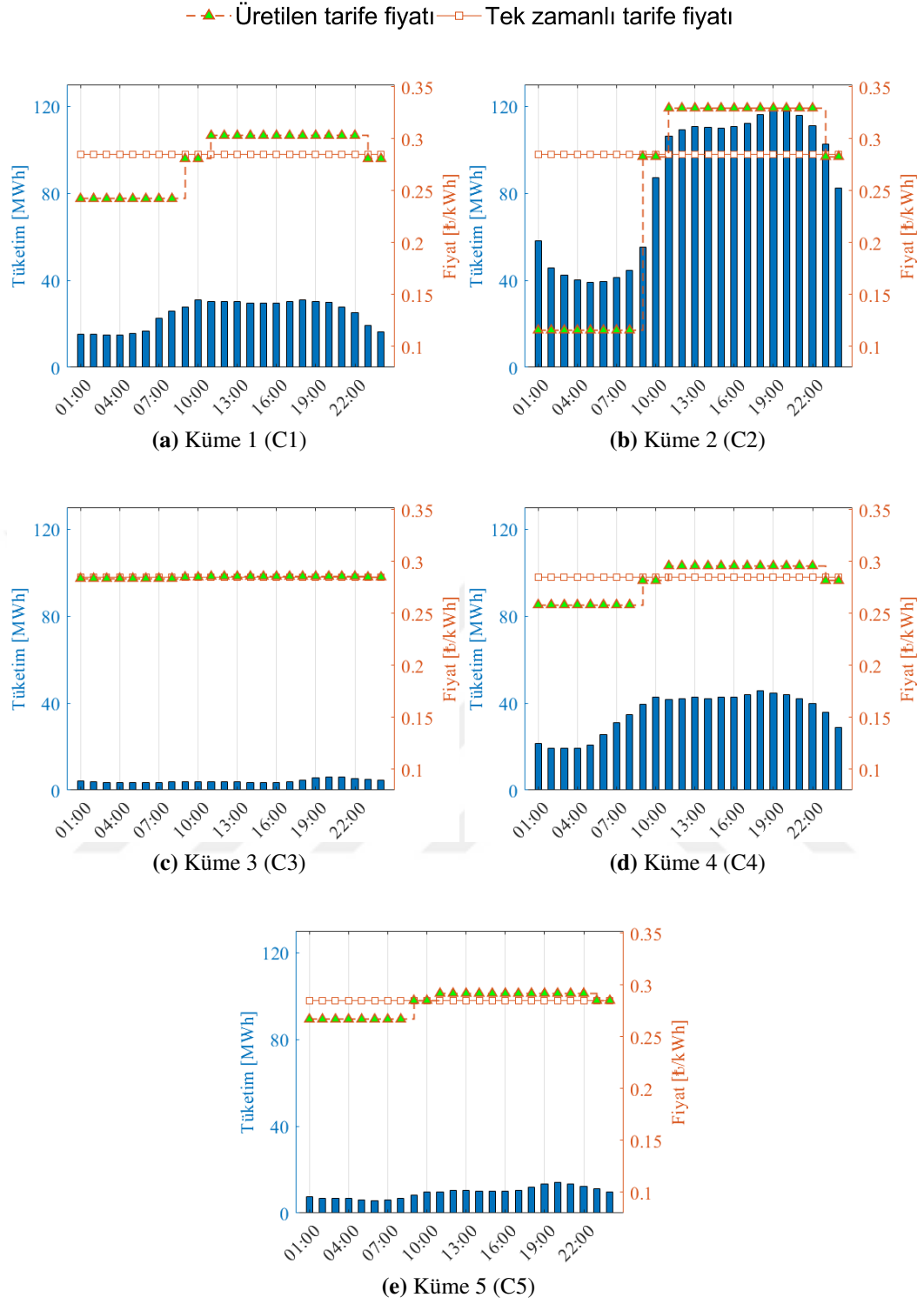
Üretilen tarifelere göre en yüksek teşvikin uygulanacağı tüketiciler C2 kümesinde bulunmaktadır. Bu kümeyi takiben C1 ve C4 kümelerindeki tüketicilere de teşvik edici tarifeler üretilmiştir. Fakat, C3 ve C5 kümelerinde bulunan tüketiciler için üretilen tarifeler ise teşvik edici değildir.

4.3.3.4 Maliyet Analizi

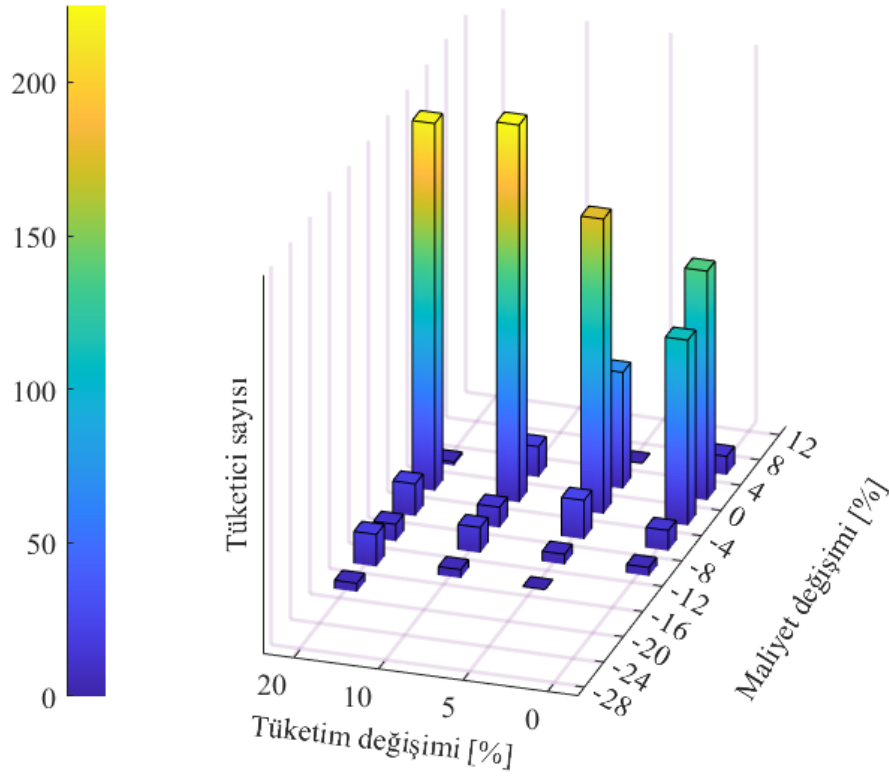
Tarifeleri değerlendirmek amacıyla Durum 1’de uygulanan senaryolar Durum 3 için de kullanılarak maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda hesaplanan maliyetlerin, tek zamanlı tarife maliyetlerine göre değişim oranları yüzde olarak Şekil 4.22’de sunulmuştur.

Tüketimlerini değiştirmeden yalnızca KZ programına katıldıkları varsayılan senaryo 1’e göre, 130 tüketicinin maliyetlerinde azalma meydana gelmektedir. Bununla birlikte, 113 tüketicinin maliyetleri ise yüzde 1’in altında kalarak sınırlı bir artış göstermiştir.

Tüketimlerin pik periyottan dip periyoda %5 oranında değiştirildiği senaryoda 208 tüketicinin maliyetinin düştüğü, 71 tüketiciden 63’ünün maliyetinin %2’nin altında arttığı, geri kalan 8 tüketicinin ise %2 ile %4 arasında arttığı görülmüştür. Tüketicilerin elektrik yüklerini pik periyottan dip periyoda %10 ve %20 oranında kaydardıkları senaryolarda ise daha yüksek kazanımlar elde ettikleri görülmektedir.



Şekil 4.21 Durum 3 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları



Şekil 4.22 Durum 3 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri

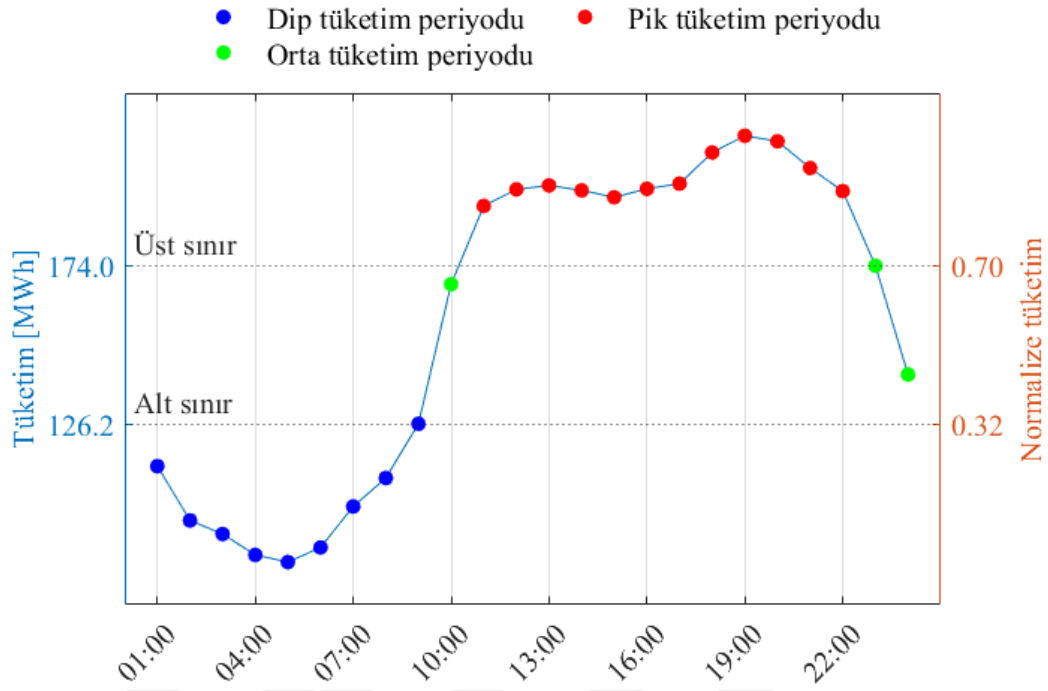
4.3.4 Durum 4 için Kullanım Zamanı Fiyatlandırması

Modeli kış mevsiminin hafta sonu durumu için test etmek amacıyla tahmin verisinden 28 Aralık 2014 Pazar günü seçilmiştir.

4.3.4.1 Kullanım Zamanlarını Belirleme

Seçilen günün tahmini tüketim profiline, HSM uygulanarak sınır değerleri ve KZ'ler belirlenmiştir. Şekil 4.23'de tüketim tahmini, tanımlanmış Kullanım zamanları, alt ve üst tüketim sınırları yer almaktadır. Belirtildiği üzere alt sınır değeri 126,2 MWh (09:00 verisi) ve üst sınır değeri 174 MWh (23:00 verisi), bunların normalize karşılıkları ise sırasıyla 0,32 ve 0,7 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen sınır değerleri çalışılan günün pik, orta ve dip periyotlarının oluşmasını sağlamaktadır. Buna göre alt sınır verisinin bulunduğu saat ve altında kalan tüketim verilerine sahip saatler dip tüketim periyodunu ifade etmektedir. Bu durumda gece 00:00 ile 09:00 arasındaki 9 saatlik süre dip periyot bölgesidir. Benzer yaklaşımla, aynı günün üst sınır verisinin bulunduğu saat ve iki sınır verisi arasında tüketime sahip saatler orta tüketim periyodunu oluşturmaktadır. Yani, 09:00-10:00



Şekil 4.23 Durum 4 için kullanım zamanları

ve 22:00-00:00 aralığındaki 3 saatlik süre orta periyot bölgesidir. Üst sınırdan yüksek tüketime sahip saatler olan 10:00-22:00 aralığındaki 12 saatlik süre ise pik periyodu oluşturmaktadır. Durum 4 için belirlenen periyot zaman dilimleri ve süreleri Tablo 4.17'de belirtilmiştir.

Tablo 4.17 Durum 4 için belirlenen kullanım zamanları

Periyot	Zaman dilimi	Süre
Dip	00:00 – 09:00	9 saat
Orta	09:00 – 10:00 22:00 – 00:00	3 saat
Pik	10:00 – 22:00	12 saat

4.3.4.2 Kümeleme Analizi

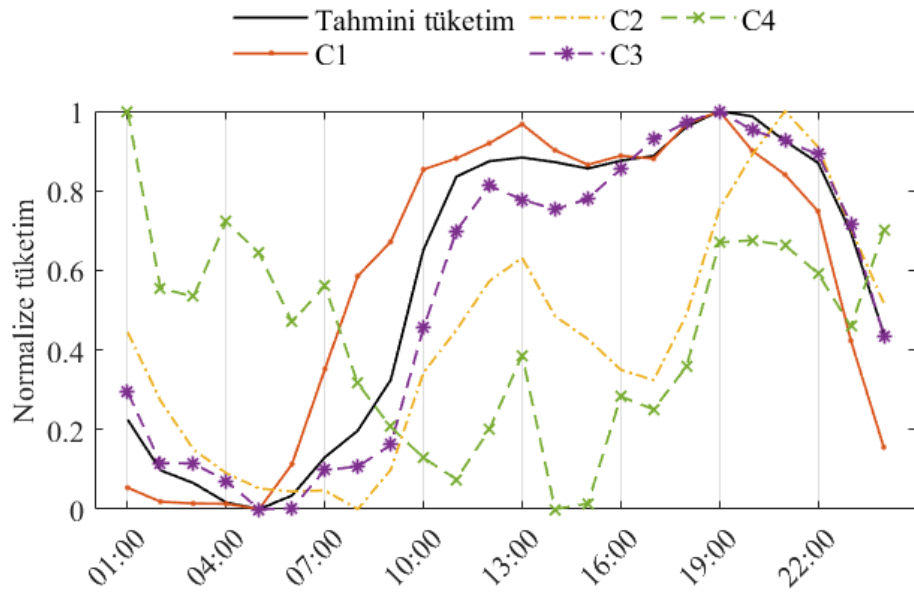
Kümeleme analizi için K-Medoids algoritması kullanılarak, tüketiciler günlük tüketim profillerine göre kümelanmektedir. Tüketicilerin günlük tüketim profilleri, her tüketici için ayrı ayrı bir önceki yılın (2013) aynı mevsiminde bulunan (kış) ve çalışılan güne karşılık gelen (Pazar) günlük tüketim profillerinin saatlik olarak ortalamaları hesaplanarak belirlenmiştir.

Kümeleme algoritmasının diğer girdisi olan küme sayısının optimum değeri

Tablo 4.18 Durum 4 için kümeleme analizi sonucunda kümelere atanan tüketici sayıları

Küme 1 (C1)	Küme 2 (C2)	Küme 3 (C3)	Küme 4 (C4)
141	78	37	23

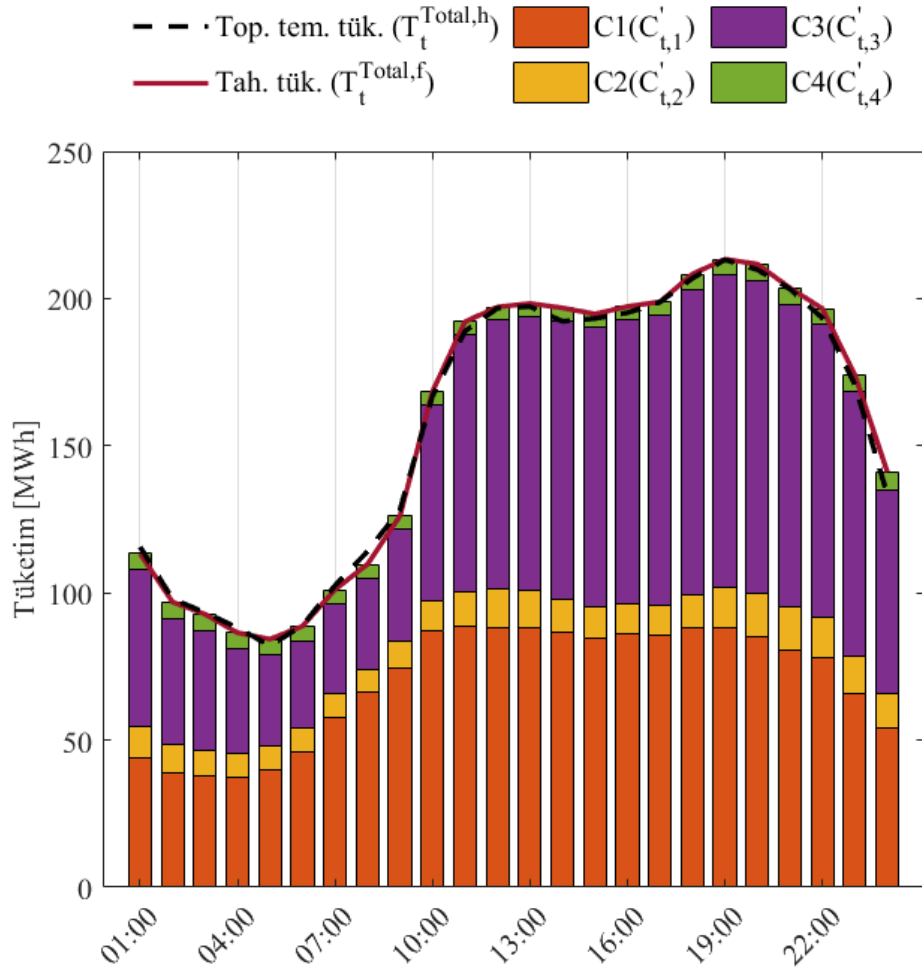
ise Elbow Metodu yardımıyla 4 olarak belirlenmiştir. Optimum küme sayısı kullanılarak gerçekleştirilen kümeleme analizinde 279 tüketicinin kümelere dağılımı Tablo 4.18’de sunulmuştur. Kümelerin temsili tüketim profilleri ise normalize olarak Şekil 4.24’de belirtilmiştir.



Şekil 4.24 Durum 4 için kümeleme analizi sonucunda elde edilen normalize küme temsili tüketim profilleri

Tüketiciler, geçmiş tüketim verileri vasıtasıyla kümelendiğinden dolayı, tarife tekliflerinin çalışıldığı güne uyarlanması gerekmektedir. Bu işlemin detayları bölüm 3.5’de açıklanmıştır. Bu kapsamda uyarlanmış tüketici verileri kullanılarak, kümelere atanan tüketicilerin tüketimleri saatlik çözünürlükte toplanmış ve küme tüketimleri ($C'_{t,i}$) hesaplanmıştır. Şekil 4.25, küme tüketimlerinin toplu tüketime katkılarını, toplu tüketim (T_t^{tahmin}) ve adaptasyon öncesi toplu tüketim (T_t) verilerini saatlik çözünürlükte göstermektedir. Bu sayede, kümelerin toplu tüketime katkıları açıkça belirlenebilmektedir.

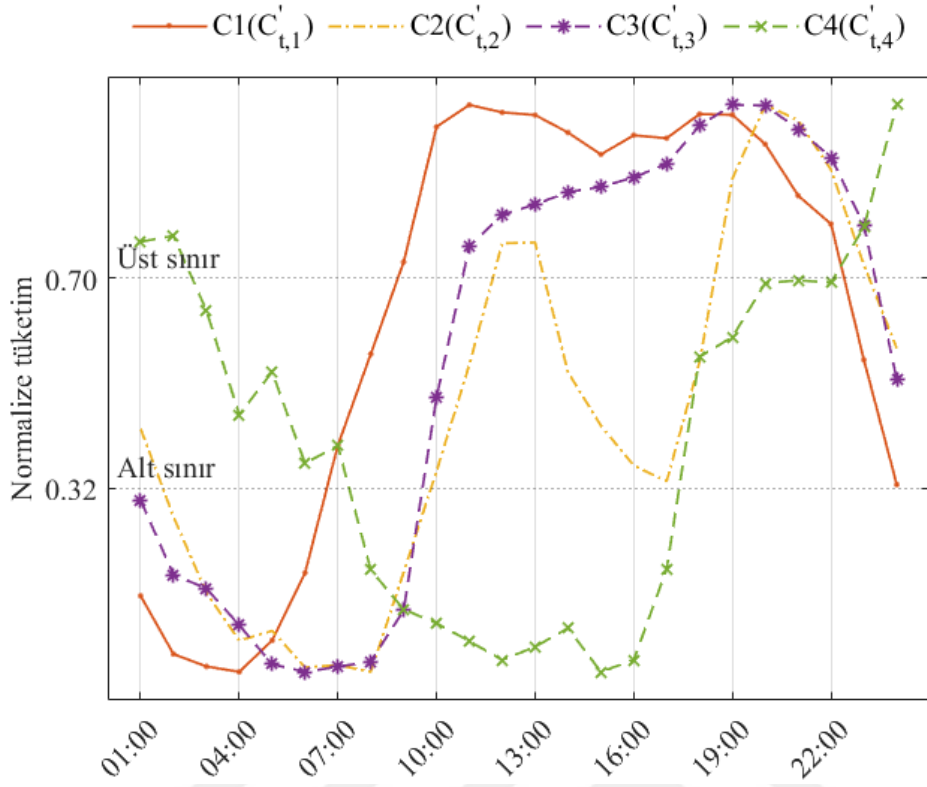
Küme tüketimlerinin periyotlara katkılarını optimizasyon modelinde kullanabilmek amacıyla, bu tüketimlerin periyot sınırlarına olan farkı hesaplanmaktadır. Geliştirilen modelde, periyot sınırları toplu tüketim kullanılarak belirlenmektedir.



Şekil 4.25 Durum 4 için küme toplam tüketimlerinin tahmin tüketimine katkıları

Küme tüketimleri, toplu tüketiminin küçük bir parçasını oluşturduğundan dolayı, KZ'lere katkılarını görebilmek amacıyla gerçek değerler kullanılamamaktadır. Bunun yerine, sınır değerlerinin ve küme tüketimlerinin normalize değerleri kullanılmaktadır. Böylece kümelerin tahmin tüketimine katılımlarındaki farklılık ölçülebilmektedir. KZ'lerin belirlenmesinde kullanılan alt ve üst tüketim sınırlarının normalize değerleri ve kümelerin uyarlanmış toplam tüketimlerinin normalize değerleri Şekil 4.26'da sunulmuştur. Buradan hareketle, kümelerin pik periyottaki veya dip periyottaki tüketim profilleri gözlemlenebilmektedir.

Küme tüketimlerinin normalize değerlerine göre C4 kümesine atanan tüketicilerin pik periyot oluşumuna katkılarının davranışsal olarak diğer kümelere göre daha az olduğu sonucuna varılmaktadır. Bu kümelerin dışındaki diğer üç kümedeki tüketicilerin ise davranışsal olarak pik periyoda etkilerinin daha fazla olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.



 ekil 4.26 Durum 4 i in uyarlanm   k me toplam t ketimleri ve sınırların normalize de erleri

K melerin toplam t ketimlerinin, tahmin t ketime ve pik, orta ve dip periyotlara katkıları Tablo 4.19'da sunulmu tur. Buna g re k me t ketimlerinin, toplu t ketime oranlarında C3 ve C1 k meleri 0,456 ve 0,442'lik oranlarla en y ksek paya sahiptir. Ayrıca, bu k melerin pik, orta ve dip periyottaki ortalama t ketim de erleri ve periyot t ketimlerinin k me t ketime oranlarının, t ketime esas olarak pik periyotta ger ekle ti ini g stermektedir. K me pik t ketimlerinin pik periyot toplam t ketime katkılarının sunuldu u verilerden, bu k melerin pik periyota katkılarının da en y ksek oldu u g r lmektedir. TY hedefine ula mak i in bu k melerde bulunan t keticilerin daha fazla te vik edilmesi do ru bir yakla ım olacaktır.

C2 ve C4 k melerinin pik periyota katkıları ise d  y kt r. Bu k melerin toplam t ketime katkıları da d    k kalmaktadır. Bu sebeple bu k melerde bulunan t keticilere sunulacak tarifeler, di er k me t keticilerine sunulan tarifeler kadar te vik edici olmayacaktır. Hatta tek zamanlı tarife fiyatlarına  ok yakın kalmalarının TY programına bir katkısı ya da zararı bulunmayacaktır.

Tablo 4.19 Durum 4 için küme toplam tüketimlerinin pik, orta ve dip periyotlara katkıları

	Küme toplam tüketiminin, Toplam tüketime oranı	Küme pik periyot tüketiminin, pik periyot toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketiminin, dip periyot toplam tüketimine oranı	Küme pik periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme Pik periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme dip periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme dip periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)	Küme orta periyot tüketiminin, küme toplam tüketimine oranı	Küme orta periyot tüketim ortalaması (Normalize veriler)
C1	0,442	0,426	0,492	0,612	0,937	0,263	0,232	0,123	0,614
C2	0,068	0,061	0,085	0,57	0,666	0,296	0,129	0,132	0,547
C3	0,456	0,487	0,37	0,677	0,889	0,192	0,094	0,13	0,595
C4	0,032	0,024	0,051	0,484	0,3	0,382	0,467	0,133	0,623

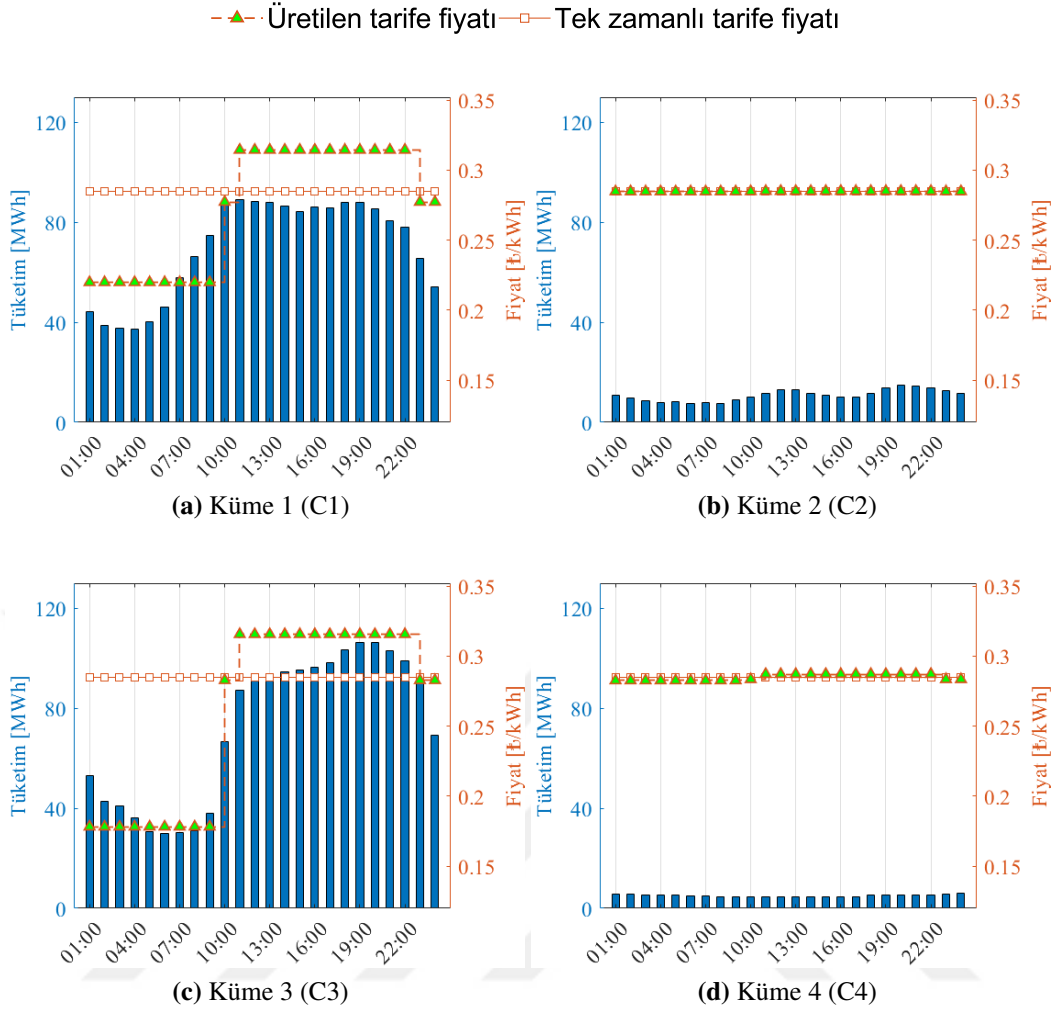
4.3.4.3 Kullanım Zamanı Fiyatlandırma Optimizasyonu

Modelin talep tahmini, KZ belirleme ve kümeleme analizi bileşenlerinde elde edilen veriler KZ fiyatlandırma optimizasyonunun girdilerini oluşturmaktadır. Bu girdiler ve fiyat verilerinin Bölüm 3.7’de belirtilen kısıtlar altında ve amaç fonksiyonuna yönelik optimize edilmesi sonucunda her küme için üretilen KZ tarifeleri Tablo 4.20’de sunulmuştur.

KZ tarifeleri, küme tüketimleri kullanılarak elde edilmektedir. Dolayısıyla, geliştirilen modelin tutarlılığını inceleyebilmek amacıyla üretilen tarife fiyatları Şekil 4.27’de küme tüketim profilleri ile beraber sunulmuştur. Bu sayede, tüketim profillerinin tarifeler üzerindeki etkileri açıkça analiz edilebilmektedir.

Tablo 4.20 Durum 4 için üretilen tarifeler [TL/kWh]

	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Dip	0,219	0,284	0,178	0,282
Orta	0,277	0,284	0,282	0,283
Pik	0,314	0,285	0,315	0,287



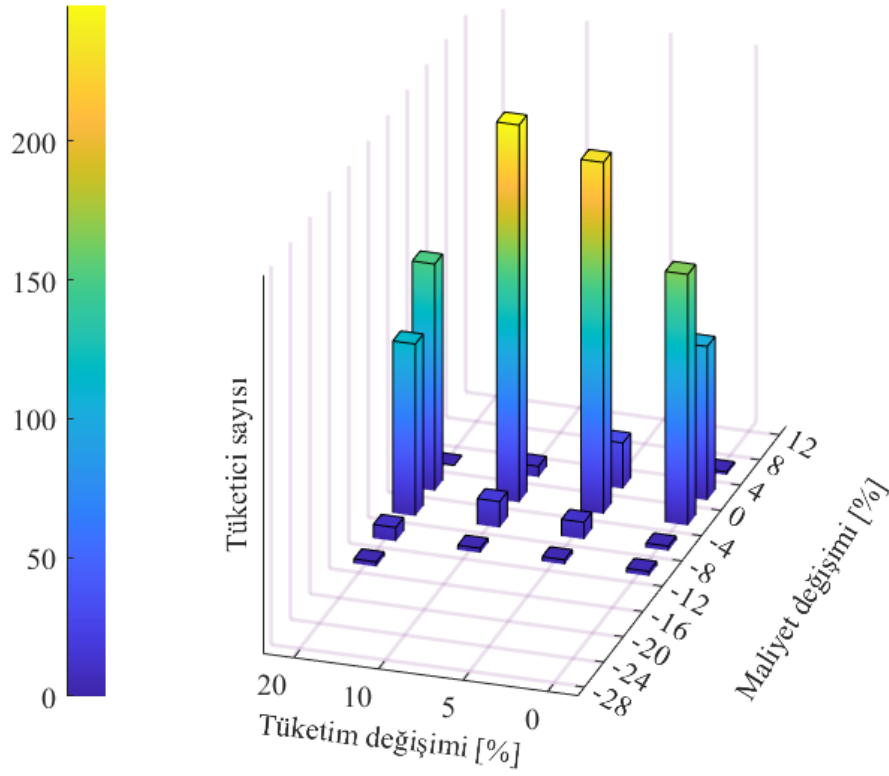
Şekil 4.27 Durum 4 için kümelerin toplam tüketimleri ve üretilen tarife fiyatları

Üretilen tarifeler içerisinde en yüksek teşvik C1 ve C3 kümelerindeki tüketicilere sunulmuştur. C2 ve C4 kümelerinde bulunan tüketiciler için üretilen tarifeler ise teşvik edici değildir.

4.3.4.4 Maliyet Analizi

Tarifeleri değerlendirmek amacıyla Durum 1’de uygulanan senaryolar Durum 4 için de kullanılarak maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda hesaplanan maliyetlerin, tek zamanlı tarife maliyetlerine göre değişim oranları yüzde olarak Şekil 4.28’de sunulmuştur.

Tüketimlerini değiştirmeden yalnızca KZ programına katıldıkları varsayılan senaryo 1’e göre, 174 tüketicinin maliyetlerinde azalma meydana gelmektedir. Bununla birlikte, 79 tüketicinin maliyetleri ise yüzde 1’in altında kalarak sınırlı bir artış göstermiştir.



Şekil 4.28 Durum 4 için pik periyottan dip periyota yüzde tüketim değişimlerine karşılık gelen yüzde maliyet değişimleri

Tüketimlerin pik periyottan dip periyoda %5 oranında değiştirildiği senaryoda 248 tüketicinin maliyetinin düştüğü, 31 tüketiciden 26'sının maliyetinin %2'nin altında arttığı, geri kalan 5 tüketicinin ise %2 ile %4 arasında arttığı görülmüştür. Tüketicilerin elektrik yüklerini pik periyottan dip periyoda %10 ve %20 oranında kaydardıkları senaryolarda ise daha yüksek kazanımlar elde ettikleri görülmektedir.

4.4 Tartışma

Geliştirilen modelin çok katmanlı yapısı ve parametreleştirme karmaşık görünmekle birlikte, bu karmaşık yapı algoritmanın otonom yapısı ile çözümlenmektedir. Sistem operatörleri ve tüketiciler, kolaylaştırılmış bir deneyimle etkileşime girmektedir. Sistem operatörü yalnızca giriş verilerini sağlarken, tüketiciler ise sadece sunulan tarifelerle muhatap olmaktadır. Model tüketim tahmini, KZ belirleme, tüketici kümeleme ve tarife üretme gibi görevleri otomatik olarak gerçekleştirmektedir. Böylece tüketicilere net seçenekler sunulmakta ve hem sistem operatörlerini hem de tüketicileri karmaşık parametreleri doğrudan yönetme yükünden kurtarmaktadır.

Modelin tahmin adımımda bazı karşılaştırılabilir yöntemler çeşitli meteorolojik veri girdilerini içerse de bunların etkinlikleri çeşitli nedenlerden dolayı sınırlı olabilmektedir. İlk olarak, hava durumunun tüketim kalıpları üzerindeki etkisi, çok sayıda kullanıcının bulunduğu geniş ve çeşitli dağıtım bölgelerinde önemli ölçüde değişiklik gösterebilir. İkinci olarak, meteorolojik verilerin kendisi tahminlere dayanır ve doğası gereği talep tahminlerine yansıyan potansiyel yanlışlıklar ortaya çıkarmaktadır. Bunun aksine, yöntemimiz yalnızca geçmiş tüketim verilerine odaklanarak daha az veriyle çalışmanın avantajını sunmaktadır. Bu yaklaşım veri hacmini, hesaplama çabalarını ve zamanı büyük ölçüde azaltır. Öte yandan meteorolojik verilerin çeşitli tahmin süreçleri sonucunda elde edildiği dikkate alındığında bu verilerin tüketim tahminine dahil edilmemesi, sonuçların diğer tahmin süreçlerindeki hata oranlarından etkilenme riskini ortadan kaldırmaktadır.

Geliştirilen yöntem kapsamında tarife optimizasyonu hem sistem işletmecisinin karlılığını hem de tüketicilere sunulacak tarifelerin sağlayacağı tasarrufu ön planda tutmaktadır. Bu, amaç fonksiyonunun ve kısıtların dikkatli bir şekilde tasarlanmasıyla elde edilmektedir. Geliştirilen yöntemle elde edilen tarifelerin (örnek durumlar için) dört farklı senaryoya göre incelenmesi sonucunda elde edilen bulgular bu taahhüdü vurgulamaktadır. Bazı tüketiciler belirli senaryolarda maliyetlerin değişmediğini veya hatta biraz arttığını deneyimlerken, bu durum nadiren (%5'ten az) yaşanmaktadır. Tarife fiyatlarının gün öncesi talep tahminlerine ve temsili geçmiş tüketimlere dayanılarak oluşturulması bu durumun sebepleri arasında gösterilebilir. Yük kaydırma sayesinde tüketicilerin büyük çoğunluğunun maliyet düşüşü yaşadığı gözlemlenmektedir. Üstelik sistem operatörünün karlılığı da bozulmadan kalmaktadır. Bu sonuçlar, önerilen yöntemin tüketici katılımı için cazip teşvikler sunduğunu ve amaçlanan hedeflere ulaşma potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Ek olarak, optimizasyon kısıtlarında bulunan ve ayarlanabilir alfa, beta ve R katsayıları, belirli bir bağlama ve istenen sonuçlara bağlı olarak sistem operatörünün kârlılığını veya tüketici maliyetlerinin azaltılmasını önceliklendirmenin daha esnek yapılmasına olanak sağlamaktadır.

5

SONUÇ

Elektrik güç sisteminde arz-talep dengesi, enerjinin kaliteli ve güvenilir şekilde tüketiciye ulaştırılması açısından son derece önemlidir. Geleneksel güç sisteminde talep edilen elektrik enerjisi, merkezi santrallerde üretilerek şebekenin dengesi sağlanmaktadır. Ancak, YEK'lerin yaygınlaşması ve DÜ sistemlerinin üretim tarafındaki paylarının artması üretim tarafının yönetimini zorlaştırmaktadır. Bunun yanı sıra elektrik talebinin artarak devam etmesi geleneksel yapıda arz-talep dengesini sağlamayı hem daha zor hem de daha pahalı hale getirmektedir. Öte yandan arz-talep dengesinin sağlanmasında elektrik talebinin yönetimi yaklaşımı da yıllar içerisinde olgunlaşarak ve çeşitlenerek, akıllı şebeke altyapısının desteğiyle birlikte popüler hale gelmiştir. Talep tarafının yönetimi arz-talep dengesi perspektifinden ele alındığında, TY uygulamaları işin merkezinde yer almaktadır. Bu uygulamalarda tüketici yüklerinin, sistemin ihtiyacına uygun olarak, istenilen zamanda ve süre boyunca azaltılması ve/veya ötelenebilmesi için çeşitli TY programları kullanılmaktadır.

Üretim tarafında YEK'lerin stokastik yapısı, talep tarafında ise birçok kriterin tüketim davranışlarını değiştirdiği dikkate alındığında talebin yönetimi için gerçekleştirilecek bir TY programının dinamik yapıda çalışması bir zorunluluktur. Bunun yanı sıra dağıtım bölgeleri farklı tipte ve tüketim seviyelerinde çok sayıda tüketiciyi barındırmaktadır. Bu sebeple talebin yönetimi için tüketicilerin geneline hitap edecek programların üretilmesi TY'nin başarısı için önemli bir kriterdir. Değinilen durumlar dikkate alınarak, bu tez çalışmasında gerek arz-talep dengesinin sağlanması noktasında gerekse şebekenin gün içerisinde dengeli yüklenmesini sağlamak amacıyla bütüncül bir bakış açısıyla tüketici talebini yönetmek için bir TY programının geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Tez çalışmasının ilk kısmında, amaçlanan hedefler doğrultusunda bir dağıtım bölgesine hitap edebilecek doğru programın bulunabilmesi amacıyla TY programları incelenerek KZ fiyatlandırma programına karar verilmiştir. Literatür çalışmalarında, bu programda üretilen tarifeler genellikle uzun dönemler boyunca

tüketicilere sunulmaktadır. Ancak tüketicilerin elektrik tüketim davranışları, mevsim, gün tipi, tatil, sıcaklık değişimi vb. çeşitli etkenlere bağlı olarak değişmektedir. Dönemin uzun tutulması bu etkenlerden kısa vadeli olanların etkisini programa yansıtamamaktadır. Diğer taraftan, tarife optimizasyonu gerçekleştirilirken tüketicilerin tarife fiyatlarına vereceği tepkiler fiyat esneklik matrisi üzerinden hesaplanmaktadır. Fiyat esneklik matrisinin belirlenmesinde geçmiş tüketim verileri ve saha çalışmalarından elde edilen veriler kullanılmaktadır. Ancak binlerce kişinin bulunduğu bir bölgede tek bir esneklik matrisinin kullanımı doğru bir yaklaşım olmayacaktır. Tüketici tipine ve tüketim davranışlarına göre esneklik matrisi hesaplamaları ise kompleks bir veri işleme becerisi gerektirmektedir. Bu da programın zorluk derecesini yükseltmektedir.

KZ fiyatlandırmasının temel bileşenleri ve bu bileşenlere yönelik alternatif yöntemler literatür çalışmalarında belirlendikten sonra, yukarıda bahsedilen hedeflere uygun olarak dağıtım bölgesinin tamamını kapsayacak bir model geliştirilmiştir. Geliştirilen model çok katmanlı yapıda tasarlanmıştır. Model öncelikle bölgenin elektrik enerjisi talebini, derin öğrenmeye dayalı bir tahmin modeli ile gün öncesinden tahmin etmektedir. Algoritma tabanlı bir yöntemle tüketim tahminleri dip, orta ve pik periyot olacak şekilde üç KZ'ye bölünmektedir. Bölge tüketicileri KZ'lere farklı oranlarda katkı sağladıkları için bütün tüketicilere ortak bir tarife sunmak yerine, tüketiciler geçmiş tüketim verileri yardımıyla kümelenmekte ve bunun sonucunda tüketim davranışlarındaki benzerliklerine göre gruplandırılmaktadır. Devamında, kümelerin KZ'lere potansiyel katkıları belirlenmektedir. Modelin son katmanında ise her küme için KZ tarifesi bir optimizasyon modeli üzerinden oluşturulmaktadır. Tarife optimizasyonunda küme tüketimlerinin günlük toplu tüketim içindeki payları ve her bir KZ'deki tüketimleri dikkate alınmaktadır. Böylece hem kümeler arasında hem de KZ'ler arasında bir nevi tüketim ağırlıklandırması sağlanmış olmaktadır. Ayrıca sistemin işletme maliyeti ve sistem işletmecisinin karlılığı gibi kalemlerin optimizasyon modeli içerisinde hesaplamalara dahil edilmesi, geliştirilen modelin esnekliğini ve farklı sistemlere uyarlanabilir olmasını sağlamaktadır.

Modelin başarısı, farklı tipte tüketicilerin bir arada bulunduğu tüketim verileri üzerinde test edilmiştir. Tarife fiyatları, geliştirilen model kullanılarak yaz ve kış mevsimlerinin hafta içi ve hafta sonu günlerinden dört örnek gün seçilerek üretilmiştir. Üretilen tarifeler kullanılarak tüketicilerin pik periyottaki tüketimlerini %0 (tüketim davranışlarını değiştirmedikleri), %5, %10 ve %20 oranında dip periyoda kaydırdıkları 4 farklı senaryoya göre maliyet analizleri gerçekleştirilmiştir. Farklı senaryolar için hesaplanan maliyetler, tüketicilerin TY programına katılmayıp tek zamanlı tarifeye tabi oldukları durumdaki maliyetleri

ile karşılaştırılmıştır. Değişimin olmadığı durumda (%0) bile tüketicilerin çoğunluğunun enerji tüketim maliyetlerinin düştüğü görülmektedir. Bu senaryoda sistem işletmecisinin karlılığı da korunmaktadır. Diğer senaryolarda ise enerji maliyetlerindeki düşüş belirgin olarak gözlemlenmektedir.

Geliştirilen model sayesinde, çalışılan bölgenin her gününe özel olarak, bölge tüketicilerinin çalışılan günün pik periyoduna katkılarına göre teşvik edici tarifeler üretilmektedir. Bu sayede, örneğin bir tüketici pik periyoda hafta içi yüksek katkı yapıyorken, hafta sonu düşük katkı yapıyorsa, tüketim davranışına paralel olarak pik tarife/dip tarife oranı hafta içi daha yüksek, hafta sonu ise daha düşük olarak önerilebilmektedir. Böylece bir TY programında bulunmasının önemli olan, dinamik yapıda olması ve tüketicilere özel yaklaşım sunulması hedefleri sağlanmaktadır.

Geliştirilen TY modeli günümüz şebekelerinin ihtiyaçlarını karşılamakla birlikte DÜ sistemleri ve elektrikli araç entegrasyonu durumlarının da gelecek çalışmalar açısından önem arz ettiği görülmektedir. Elektrikli araç kullanımının yaygınlaşması gibi elektrifikasyonu artıran sebepler, yük çeşitliliğini ve talebi artırmaktadır. Artan çeşitlilik karşısında, tüketicileri gruplandıran kümelemenin başarısı, TY'nin başarısı için çok önemli bir bileşen haline gelmektedir. Öte yandan, DÜ'nün yaygınlaşmasına bağlı olarak geliştirilen modele DÜ kaynaklarının eklenmesi modelin kapsayıcılığı ve gelişen teknolojilere ayak uydurması açısından önemlidir. Bu tür kaynakların modele entegrasyonunda kapasite tespiti ve gün öncesi üretim tahmini gerçekleştirilmelidir. Ayrıca bu kaynakların dinamik olarak maliyet analizlerinin yapılarak, kaynak yönetimi de modele eklenmelidir. Dağıtım bölgesinde bulunan DÜ kaynaklarının toplam kapasitesine bağlı olarak şebekenin aşırı yüklenmesi ihtimaline karşı güç akış analizinin de modele eklenmesi gerekebilir. Ek olarak, DÜ kaynaklarından yüksek fayda elde edebilmek amacıyla KZ periyot aralıklarının kısaltılması ve/veya uygun tüketicilere farklı programların da sunulabileceği alternatifler eklenebilir. Bahsedilen noktalar, modelin gelecek vizyonu açısından odak noktalarını oluşturmaktadır.

- [1] I. E. A. (IEA), *World energy outlook 2023*, 2023. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>.
- [2] I. E. A. (IEA), *Electricity market report 2023*, 2023. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/electricity-market-report-2023>.
- [3] I. E. A. (IEA), *Renewable energy market update*, 2023. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/renewable-energy-market-update-june-2023>.
- [4] Y. Parag, B. K. Sovacool, “Electricity market design for the prosumer era,” *Nature Energy*, vol. 1, p. 16032, 4 Mar. 2016. doi: 10.1038/nenergy.2016.32.
- [5] D. Botelho, B. Dias, L. de Oliveira, T. Soares, I. Rezende, T. Sousa, “Innovative business models as drivers for prosumers integration - enablers and barriers,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 144, p. 111057, Jul. 2021. doi: 10.1016/j.rser.2021.111057.
- [6] Q. Cai, Q. Xu, J. Qing, G. Shi, Q.-M. Liang, “Promoting wind and photovoltaics renewable energy integration through demand response: Dynamic pricing mechanism design and economic analysis for smart residential communities,” *Energy*, vol. 261, p. 125293, Dec. 2022. doi: 10.1016/j.energy.2022.125293.
- [7] E. J. Coster, J. M. A. Myrzik, B. Kruimer, W. L. Kling, “Integration issues of distributed generation in distribution grids,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, pp. 28–39, 1 Jan. 2011. doi: 10.1109/JPROC.2010.2052776.
- [8] H. Farhangi, “The path of the smart grid,” *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 8, pp. 18–28, 1 Jan. 2010. doi: 10.1109/MPE.2009.934876.
- [9] U. D. of Energy, *Smart grid system report*, 2018. [Online]. Available: https://www.energy.gov/sites/prod/files/2019/02/f59/Smart%20Grid%20System%20Report%20November%202018_1.pdf.
- [10] X. Fang, S. Misra, G. Xue, D. Yang, “Smart grid—the new and improved power grid: A survey,” *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 14, no. 4, pp. 944–980, 2011. doi: 10.1109/SURV.2011.101911.00087.
- [11] A. Albert, R. Rajagopal, “Smart meter driven segmentation: What your consumption says about you,” *IEEE Transactions on power systems*, vol. 28, no. 4, pp. 4019–4030, 2013. doi: 10.1109/TPWRS.2013.2266122.

- [12] G. Strbac, "Demand side management: Benefits and challenges," *Energy policy*, vol. 36, no. 12, pp. 4419–4426, 2008. doi: 10.1016/j.enpol.2008.09.030.
- [13] P. Warren, "A review of demand-side management policy in the uk," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 29, pp. 941–951, Jan. 2014. doi: 10.1016/j.rser.2013.09.009.
- [14] P. Palensky, D. Dietrich, "Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 7, pp. 381–388, 3 Aug. 2011. doi: 10.1109/TII.2011.2158841.
- [15] T. Logenthiran, D. Srinivasan, T. Z. Shun, "Demand side management in smart grid using heuristic optimization," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, pp. 1244–1252, 3 Sep. 2012. doi: 10.1109/TSG.2012.2195686.
- [16] I. Lampropoulos, W. L. Kling, P. P. van den Bosch, P. F. Ribeiro, J. van den Berg, "Criteria for demand response systems," in *2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, IEEE, 2013, pp. 1–5. doi: 10.1109/PESMG.2013.6672715.
- [17] M. Behrangrad, "A review of demand side management business models in the electricity market," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 47, pp. 270–283, Jul. 2015. doi: 10.1016/j.rser.2015.03.033.
- [18] C. Eid, E. Koliou, M. Valles, J. Reneses, R. Hakvoort, "Time-based pricing and electricity demand response: Existing barriers and next steps," *Utilities Policy*, vol. 40, pp. 15–25, Jun. 2016. doi: 10.1016/j.jup.2016.04.001.
- [19] R. Deng, Z. Yang, M.-Y. Chow, J. Chen, "A survey on demand response in smart grids: Mathematical models and approaches," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 570–582, 2015. doi: 10.1109/TII.2015.2414719.
- [20] J. S. Vardakas, N. Zorba, C. V. Verikoukis, "A survey on demand response programs in smart grids: Pricing methods and optimization algorithms," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 17, no. 1, pp. 152–178, 2014. doi: 10.1109/COMST.2014.2341586.
- [21] B. S. K. Patnam, N. M. Pindoriya, "Demand response in consumer-centric electricity market: Mathematical models and optimization problems," *Electric Power Systems Research*, vol. 193, p. 106923, Apr. 2021. doi: 10.1016/j.epsr.2020.106923.
- [22] M. A. Sonmez, M. Bagriyanik, "Generating manageable electricity demand capacity for residential demand response studies by activity-based load models," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol. 21, 1 2021. doi: 10.4316/AECE.2021.01011.
- [23] M. H. Shoreh, P. Siano, M. Shafie-khah, V. Loia, J. P. Catalão, "A survey of industrial applications of demand response," *Electric Power Systems Research*, vol. 141, pp. 31–49, Dec. 2016. doi: 10.1016/j.epsr.2016.07.008.

- [24] T. Samad, S. Kiliccote, "Smart grid technologies and applications for the industrial sector," *Computers Chemical Engineering*, vol. 47, pp. 76–84, Dec. 2012. doi: 10.1016/j.compchemeng.2012.07.006.
- [25] X. Huang, S. H. Hong, M. Yu, Y. Ding, J. Jiang, "Demand response management for industrial facilities: A deep reinforcement learning approach," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 82 194–82 205, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2924030.
- [26] N. Pourghaderi, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Moeini-Aghtaie, M. Kabirifar, "Commercial demand response programs in bidding of a technical virtual power plant," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, pp. 5100–5111, 11 Nov. 2018. doi: 10.1109/TII.2018.2828039.
- [27] N. Radhakrishnan, Y. Su, R. Su, K. Poolla, "Token based scheduling of hvac services in commercial buildings," *IEEE*, Jul. 2015, pp. 262–269. doi: 10.1109/ACC.2015.7170746.
- [28] Z. Luo et al., "Demand flexibility of residential buildings: Definitions, flexible loads, and quantification methods," *Engineering*, vol. 16, pp. 123–140, Sep. 2022. doi: 10.1016/j.eng.2022.01.010.
- [29] H. Li, Z. Wang, T. Hong, M. A. Piette, "Energy flexibility of residential buildings: A systematic review of characterization and quantification methods and applications," *Advances in Applied Energy*, vol. 3, p. 100 054, Aug. 2021. doi: 10.1016/j.adapen.2021.100054.
- [30] M. A. F. Ghazvini, J. Soares, O. Abrishambaf, R. Castro, Z. Vale, "Demand response implementation in smart households," *Energy and Buildings*, vol. 143, pp. 129–148, May 2017. doi: 10.1016/j.enbuild.2017.03.020.
- [31] S. Khanna et al., "Demand response model development for smart households using time of use tariffs and optimal control—the isle of wight energy autonomous community case study," *Energies*, vol. 13, p. 541, 3 Jan. 2020. doi: 10.3390/en13030541.
- [32] H. Li, Z. Wan, H. He, "Real-time residential demand response," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, pp. 4144–4154, 5 Sep. 2020. doi: 10.1109/TSG.2020.2978061.
- [33] S.-V. Oprea, A. Bâra, G. A. Ifrim, "Optimizing the electricity consumption with a high degree of flexibility using a dynamic tariff and stackelberg game," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 190, pp. 151–182, 1 Jul. 2021. doi: 10.1007/s10957-021-01876-1.
- [34] O. Alrumayh, K. Bhattacharya, "Flexibility of residential loads for demand response provisions in smart grid," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, pp. 6284–6297, 6 Nov. 2019. doi: 10.1109/TSG.2019.2901191.
- [35] H. C. Gils, "Assessment of the theoretical demand response potential in europe," *Energy*, vol. 67, pp. 1–18, Apr. 2014. doi: 10.1016/j.energy.2014.02.019.

- [36] Y. Wang, L. Li, "Critical peak electricity pricing for sustainable manufacturing: Modeling and case studies," *Applied Energy*, vol. 175, pp. 40–53, Aug. 2016. doi: 10.1016/j.apenergy.2016.04.100.
- [37] B. Zhou et al., "Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 61, pp. 30–40, Aug. 2016. doi: 10.1016/j.rser.2016.03.047.
- [38] M. Ruppert, M. Hayn, V. Bertsch, W. Fichtner, "Impact of residential electricity tariffs with variable energy prices on low voltage grids with photovoltaic generation," *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, vol. 79, pp. 161–171, Jul. 2016. doi: 10.1016/j.ijepes.2016.01.017.
- [39] Y. Wang, L. Li, "Time-of-use electricity pricing for industrial customers: A survey of u.s. utilities," *Applied Energy*, vol. 149, pp. 89–103, Jul. 2015. doi: 10.1016/j.apenergy.2015.03.118.
- [40] C. L. Dewangan, S. Singh, S. Chakrabarti, K. Singh, "Peak-to-average ratio incentive scheme to tackle the peak-rebound challenge in tou pricing," *Electric Power Systems Research*, vol. 210, p. 108 048, 2022. doi: 10.1016/j.epsr.2022.108048.
- [41] S. S. Kholerdi, A. Ghasemi-Marzbali, "Interactive time-of-use demand response for industrial electricity customers: A case study," *Utilities Policy*, vol. 70, p. 101 192, Jun. 2021. doi: 10.1016/j.jup.2021.101192.
- [42] J. Priolkar, E. S. Sreeraj, "Analysis of price based demand response program using load clustering approach," *IETE Journal of Research*, vol. 0, pp. 1–14, 0 Jan. 2023. doi: 10.1080/03772063.2022.2161956.
- [43] T. Chen, K. Qian, A. Mutanen, B. Schuller, P. Jarventausta, W. Su, "Classification of electricity customer groups towards individualized price scheme design," *IEEE*, Sep. 2017, pp. 1–4. doi: 10.1109/NAPS.2017.8107189.
- [44] S. Taik, B. Kiss, "Selective and optimal dynamic pricing strategy for residential electricity consumers based on genetic algorithms," *Heliyon*, vol. 8, no. 11, 2022. doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e11696.
- [45] S.-V. Oprea, A. Bara, "Setting the time-of-use tariff rates with nosql and machine learning to a sustainable environment," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 25 521–25 530, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969728.
- [46] W. Xue et al., "Research on the optimal design of seasonal time-of-use tariff based on the price elasticity of electricity demand," *Energies*, vol. 16, p. 1625, 4 Feb. 2023. doi: 10.3390/en16041625.
- [47] P. K. Wesseh, B. Lin, "A time-of-use pricing model of the electricity market considering system flexibility," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 1457–1470, Nov. 2022. doi: 10.1016/j.egyrs.2021.12.027.
- [48] H. Yang, L. Wang, Y. Ma, "Optimal time of use electricity pricing model and its application to electrical distribution system," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 123 558–123 568, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2938415.

- [49] S. Liu, Y. Gao, H. Yang, X. Xie, Y. Ma, "Optimal guidance strategy for flexible load based on hybrid direct load control and time of use," *Global Energy Interconnection*, vol. 6, pp. 297–307, 3 Jun. 2023. doi: 10.1016/j.gloe.2023.06.004.
- [50] H. Yang, X. Zhang, Y. Ma, D. Zhang, "Critical peak rebate strategy and application to demand response," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 6, p. 28, 1 Dec. 2021. doi: 10.1186/s41601-021-00206-x.
- [51] F. Hu, X. Feng, H. Cao, "A short-term decision model for electricity retailers: Electricity procurement and time-of-use pricing," *Energies*, vol. 11, p. 3258, 12 Nov. 2018. doi: 10.3390/en11123258.
- [52] S. Fan, R. J. Hyndman, "The price elasticity of electricity demand in south australia," *Energy Policy*, vol. 39, pp. 3709–3719, 6 Jun. 2011. doi: 10.1016/j.enpol.2011.03.080.
- [53] V. M. Balijepalli, V. Pradhan, S. A. Khaparde, R. Shereef, "Review of demand response under smart grid paradigm," in *ISGT2011-India*, IEEE, Dec. 2011, pp. 236–243. doi: 10.1109/ISGT-India.2011.6145388.
- [54] A. Asadinejad, K. Tomsovic, "Optimal use of incentive and price based demand response to reduce costs and price volatility," *Electric Power Systems Research*, vol. 144, pp. 215–223, Mar. 2017. doi: 10.1016/j.epsr.2016.12.012.
- [55] K. M. R. Pothireddy, S. Vuddanti, S. R. Salkuti, "Impact of demand response on optimal sizing of distributed generation and customer tariff," *Energies*, vol. 15, p. 190, 1 Dec. 2021. doi: 10.3390/en15010190.
- [56] M. Eissa, "Demand side management program evaluation based on industrial and commercial field data," *Energy Policy*, vol. 39, pp. 5961–5969, 10 Oct. 2011. doi: 10.1016/j.enpol.2011.06.057.
- [57] M. H. Albadi, E. F. El-Saadany, "Demand response in electricity markets: An overview," *IEEE*, Jun. 2007, pp. 1–5. doi: 10.1109/PES.2007.385728.
- [58] M. Albadi, E. El-Saadany, "A summary of demand response in electricity markets," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, pp. 1989–1996, 11 Nov. 2008. doi: 10.1016/j.epsr.2008.04.002.
- [59] M. Vahid-Ghavidel, M. S. Javadi, M. Gough, S. F. Santos, M. Shafie-khah, J. P. Catalão, "Demand response programs in multi-energy systems: A review," *Energies*, vol. 13, p. 4332, 17 Aug. 2020. doi: 10.3390/en13174332.
- [60] C. Chen, J. Wang, S. Kishore, "A distributed direct load control approach for large-scale residential demand response," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, pp. 2219–2228, 5 Sep. 2014. doi: 10.1109/TPWRS.2014.2307474.
- [61] H. Aalami, M. P. Moghaddam, G. Yousefi, "Demand response modeling considering interruptible/curtailable loads and capacity market programs," *Applied Energy*, vol. 87, pp. 243–250, 1 Jan. 2010. doi: 10.1016/j.apenergy.2009.05.041.

- [62] A. Ng'uni et al., "Interruptible load and demand response: Worldwide picture and the situation in sweden," in *2006 38th North American Power Symposium*, IEEE, Sep. 2006, pp. 121–127. doi: 10.1109/NAPS.2006.360133.
- [63] A. R. Jordehi, "Optimisation of demand response in electric power systems, a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 103, pp. 308–319, Apr. 2019. doi: 10.1016/j.rser.2018.12.054.
- [64] X. Yan, Y. Ozturk, Z. Hu, Y. Song, "A review on price-driven residential demand response," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 96, pp. 411–419, Nov. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2018.08.003.
- [65] S. Gyamfi, S. Krumdieck, T. Urmee, "Residential peak electricity demand response—highlights of some behavioural issues," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 25, pp. 71–77, Sep. 2013. doi: 10.1016/j.rser.2013.04.006.
- [66] A. Shaban, M. Salhen, M. A. Shalaby, T. F. Abdelmaguid, "Optimal household appliances scheduling for smart energy management considering inclining block rate tariff and net-metering system," *Computers Industrial Engineering*, vol. 190, p. 110073, Apr. 2024. doi: 10.1016/j.cie.2024.110073.
- [67] C. Silva, P. Faria, Z. Vale, "Demand response implementation: Overview of europe and united states status," *Energies*, vol. 16, no. 10, p. 4043, 2023. doi: 10.3390/en16104043.
- [68] M. A. Hammad, B. Jereb, B. Rosi, D. Dragan, "Methods and models for electric load forecasting: A comprehensive review," *Logistics Sustainable Transport*, vol. 11, pp. 51–76, 1 Feb. 2020. doi: 10.2478/jlst-2020-0004.
- [69] S. García, J. Luengo, F. Herrera, *Data Preprocessing in Data Mining*. Springer International Publishing, 2015, vol. 72. doi: 10.1007/978-3-319-10247-4.
- [70] M. Ş. Yıldız, K. Doğanşahin, B. Kekezoğlu, "Data preprocessing in electrical energy consumption profile clustering studies," *International Journal of Advances in Computer and Electronics Engineering*, vol. 8, pp. 1–13, 4 2023.
- [71] A. Baliyan, K. Gaurav, S. K. Mishra, "A review of short term load forecasting using artificial neural network models," *Procedia Computer Science*, vol. 48, pp. 121–125, 2015. doi: 10.1016/j.procs.2015.04.160.
- [72] A. Al Mamun, M. Sohel, N. Mohammad, M. S. H. Sunny, D. R. Dipta, E. Hossain, "A comprehensive review of the load forecasting techniques using single and hybrid predictive models," *IEEE access*, vol. 8, pp. 134911–134939, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010702.
- [73] M. Akhtaruzzaman, M. K. Hasan, S. R. Kabir, S. N. H. S. Abdullah, M. J. Sadeq, E. Hossain, "Hsic bottleneck based distributed deep learning model for load forecasting in smart grid with a comprehensive survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 222977–223008, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3040083.

- [74] D. Syed et al., "Deep learning-based short-term load forecasting approach in smart grid with clustering and consumption pattern recognition," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 54 992–55 008, 2021. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3071654.
- [75] K. Cho et al., "Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation," *arXiv preprint arXiv:1406.1078*, 2014.
- [76] H. Hua, M. Liu, Y. Li, S. Deng, Q. Wang, "An ensemble framework for short-term load forecasting based on parallel cnn and gru with improved resnet," *Electric Power Systems Research*, vol. 216, p. 109 057, Mar. 2023. doi: 10.1016/j.epsr.2022.109057.
- [77] D. Xu, Y. Tian, "A comprehensive survey of clustering algorithms," *Annals of data science*, vol. 2, pp. 165–193, 2015. doi: 10.1007/s40745-015-0040-1.
- [78] M. Ş. Yıldız, K. Bedri, "Kümeleme doğruluk indisleri ile elektrik yük verilerinin optimum küme adedinin belirlenmesi," in *International Symposium of Scientific Research and Innovative Studies (ISSRIS'21)*, 2021, pp. 895–905.
- [79] C. Yuan, H. Yang, "Research on k-value selection method of k-means clustering algorithm," *J*, vol. 2, no. 2, pp. 226–235, 2019. doi: 10.3390/j2020016.
- [80] F. Liu, Y. Deng, "Determine the number of unknown targets in open world based on elbow method," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 29, no. 5, pp. 986–995, 2020. doi: 10.1109/TFUZZ.2020.2966182.
- [81] M. Syakur, B. K. Khotimah, E. Rochman, B. D. Satoto, "Integration k-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster," in *IOP conference series: materials science and engineering*, IOP Publishing, vol. 336, 2018, p. 012 017. doi: 10.1088/1757-899X/336/1/012017.
- [82] S. Pelekis et al., "Targeted demand response for flexible energy communities using clustering techniques," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 36, p. 101 134, Dec. 2023. doi: 10.1016/j.segan.2023.101134.
- [83] N. Sureja, B. Chawda, A. Vasant, "An improved k-medoids clustering approach based on the crow search algorithm," *Journal of Computational Mathematics and Data Science*, vol. 3, p. 100 034, Jun. 2022. doi: 10.1016/j.jcmds.2022.100034.
- [84] T. Artur, *Electricityloadaddiagrams20112014*, 2015. [Online]. Available: <http://archive.ics.uci.edu/dataset/321/electricityloadaddiagrams20112014>.
- [85] M. Abumohsen, A. Y. Owda, M. Owda, "Electrical load forecasting using lstm, gru, and rnn algorithms," *Energies*, vol. 16, p. 2283, 5 Feb. 2023. doi: 10.3390/en16052283.
- [86] EPDK, *Electricity market tariff list*. [Online]. Available: <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-0-1-3/elektriktarifeler>.

- [87] EPIAŞ, *Piyasa takas fiyatı (ptf)*. [Online]. Available: [https : / / seffaflik . epias . com . tr / electricity / electricity - markets / day - ahead - market - dam / market - clearing - price - mcp](https://seffaflik.epias.com.tr/electricity/electricity-markets/day-ahead-market-dam/market-clearing-price-mcp).



TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Makale

1. M. Ş. Yıldız, K. Doğanşahin, and B. Kekezoğlu, “Day ahead demand response model with algorithm-based consumption classification and tariff planning,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 38, p. 101295, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.segan.2024.101295.
2. M. Ş. Yıldız, K. Doğanşahin, and B. Kekezoğlu, “Data Preprocessing in Electrical Energy Consumption Profile Clustering Studies,” *International Journal of Advances in Computer and Electronics Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 1–13, 2023.

Konferans Bildirisi

1. M. Sen Yıldız, K. Dogansahin, and B. Kekezoglu, “Cascaded Clustering Analysis of Electricity Load Profile Based on Smart Metering Data,” in *2021 13th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)*, IEEE, Nov. 2021, pp. 62–66. doi: 10.23919/ELECO54474.2021.9677826.
2. M. Ş. Yıldız and B. Kekezoğlu, “Kümeleme Doğruluk İndisleri ile Elektrik Yük Verilerinin Optimum Küme Adedinin Belirlenmesi,” in *International Symposium of Scientific Research and Innovative Studies (ISSRIS'21)*, Bandırma, Feb. 2021, pp. 895–905.