



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



MİKRO ŞEBEKELERDE DERİN ÖĞRENME
DESTEKLİ ENERJİ YÖNETİMİ

Halil ÇİMEN

DOKTORA TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Kasım-2020
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Halil ÇİMEN tarafından hazırlanan “Mikro Şebekelerde Derin Öğrenme Destekli Enerji Yönetimi” adlı tez çalışması 19/11/2020 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Konya Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Hayri ARABACI

.....

Danışman

Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

.....

Üye

Prof. Dr. A. Afşin KULAKSIZ

.....

Üye

Doç. Dr. Bahadır AKBAL

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Mümtaz MUTLUER

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Saadettin Erhan Kesen
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

Bu tez çalışması TÜBİTAK 2214-A Yurt Dışı Doktora Sırası Araştırma Burs Programı 1059B141800527 numaralı proje ile desteklenmiştir.

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Halil ÇİMEN

Tarih: 19.11.2020



ÖZET

DOKTORA TEZİ

MİKRO ŞEBEKELERDE DERİN ÖĞRENME DESTEKLİ ENERJİ YÖNETİMİ

Halil ÇİMEN

**Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

2020, 139 Sayfa

Jüri

**Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA
Prof. Dr. A. Afşin KULAKSIZ
Prof. Dr. Hayri ARABACI
Doç. Dr. Bahadır AKBAL
Dr. Öğr. Üyesi Mümtaz MUTLUER**

Geleneksel elektrik enerjisi sistemlerinin en önemli gereksinimlerinden birisi, üretim ve tüketim dengesinin anlık olarak sağlanmasıdır. Bunu gerçekleştirmek için yüksek kapasiteli güç santralleri kullanılmakla beraber, çok sayıda yenilenebilir enerji santralının şebekeye entegre olması ve bu santrallerin enerji üretiminin belirsiz olması, bu dengenin sağlanmasını riske atmaktadır. Mikro şebekeler, belirli bir alanda bulunan yüklerin ve dağıtılmış üretim santrallerinin koordineli bir şekilde işletilmesi ile bu dengeyi yerel olarak sağlayabilmekte ve dağıtım şebekesi üzerindeki stresi azaltabilmektedir.

Bu tez çalışmasında, konut mikro şebekelerinin optimum şekilde işletilmesi için iki seviyeli Enerji Yönetim Sistemi (EYS) sunulmuştur. Geliştirilen EYS'nin en önemli bileşeni ise, mikro şebekede bulunan tüketicilerin izlenmesini ve kullandıkları cihazların anlık olarak tespitini sağlayabilen Müdahaleci Olmayan Yük İzleme (MOYİ) sistemidir. MOYİ, kullanıcıların ana sayacından okunan toplam tüketim verisinin çeşitli sinyal işleme yöntemleri ile analiz edilerek, cihaz bazında tüketim verilerinin elde edilmesini sağlayan bir yaklaşımdır. Aktif olarak çalışan yüklerin anlık olarak tanınması ve tükettikleri enerjinin tahmini, sunulan iki farklı derin öğrenme modeli ile gerçekleştirilmiştir. Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı, IoT Microgrid Laboratuvarı'nda bulunan dokuz farklı cihaz için Geçitlenmiş Özyinelemeli Birimler (GÖB) tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanılarak gerçek zamanlı bir yük tanıma analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz edilen cihazın tipine bağlı olarak %65 ile %96 arasında bir analiz başarısı elde edilmiştir. Bunun haricinde çevrim dışı ve gerçek zamanlı analiz arasındaki doğruluk farkı test edilmiş ve gerçek zamanlı analiz doğruluk oranının, %5 ila %10 arasında daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Geliştirilecek EYS için sadece yük tanıma analizinin yetersiz olduğu düşünülerek yeni bir GÖB tabanlı derin öğrenme modeli sunulmuş ve cihazların hem açık/kapalı olma durumları hem de tükettikleri güç, çevrim dışı olarak analiz edilmiştir. Sunulan model, iki ayrı analizi aynı anda yapabilecek kapasiteye sahip olduğu için literatürde daha önce kullanılmış derin öğrenme modellerinden daha yüksek performans göstermiştir.

Tezin ikinci kısmında ise MOYİ analizinden elde edilen çıktılar kullanılarak, efektif bir EYS mekanizması tasarlanmıştır. MOYİ analizinin EYS'ye dahil edilmesinin temel amacı, müşterilerin tüketim alışkanlıklarını göz önüne alarak, onların elektrik faturalarını azaltmak, şebekenin sunacağı talep tarafı yönetimi uygulamalarından maksimum şekilde faydalanabilmelerini ve ek teşvikler alabilmelerini sağlamaktır. Her tüketici farklı bir yaşam tarzına, dolayısı ile farklı tüketim alışkanlıklarına sahiptir. MOYİ analizi sayesinde, her müşterinin yaşam alışkanlıkları ve tüketim davranışları öğrenilerek tüketiciye özel bir enerji yönetimi tasarlanabilmektedir. Tezde sunulan iki seviyeli EYS'nin birinci

seviyesinde, MOYİ analizinden elde edilen sonuçlar istatistiksel olarak incelenmiş ve elde edilen veriler kullanılarak, tüketiciye özgü bir maliyet optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Optimum maliyet, cihazların kullanım zamanlarının, elektrik fiyatlarının yüksek olduğu periyotlardan düşük olduğu periyotlara optimum olarak kaydırılması ile sağlanmıştır. Bu sayede tüketicilerin konforu gözetilerek elektrik faturalarının otomatik olarak azaltılması sağlanmıştır. İkinci seviyede ise, mikro şebekede bulunan üretim ve tüketim birimlerinin kapasiteleri ve kısıtları dikkate alınarak, mikro şebekenin optimum şekilde işletilmesi hedeflenmiştir. Bu kapsamda çoklu bir amaç fonksiyonu tanımlanarak hem mikro şebekenin işletme maliyetinin düşürülmesi, hem de şebekede oluşacak yeni piklerin engellenmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen EYS algoritması, Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojisi Departmanı, AC/DC Microgrid Laboratuvarı'nda gerçek zamanlı olarak test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen EYS algoritmasının uygulanabilirliğini ispatlamıştır. Bununla birlikte farklı optimizasyon periyotlarının, EYS performansı üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. Optimizasyon için kullanılan tahminlerin kabul edilebilir doğrulukta olması durumunda, optimizasyon periyodunun uzamasının, EYS performansını arttırdığı gözlemlenmiştir. 6, 12 ve 24 saatlik periyotlar için yapılan deneyler sonucunda, 24 saatlik optimizasyon periyodunun, bataryanın daha efektif bir şekilde kullanılmasını ve mikro şebekenin daha ekonomik olarak işletilmesini sağladığı tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Konut mikro şebekesi, Enerji yönetimi, Müdahaleci olmayan yük izleme, Derin öğrenme, Hibrit AC/DC mikro şebeke, Mikro şebeke kontrolü, Tamsayılı programlama

ABSTRACT

Ph.D. THESIS

DEEP LEARNING ASSISTED ENERGY MANAGEMENT IN MICROGRIDS

Halil ÇİMEN

**Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Electrical-Electronics Engineering**

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

2020, 139 Pages

Jury

Assoc. Prof. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA

Prof. Dr. A. Afşin KULAKSIZ

Prof. Dr. Hayri ARABACI

Assoc. Prof. Dr. Bahadır AKBAL

Asst. Prof. Dr. Mümtaz MUTLUER

One of the most important requirements of traditional electric energy systems is to keep demand and supply balanced at all times. Although large power plants are used to achieve this target, the integration of renewable energy plants into the utility grid and the uncertainty of the energy generation of these plants jeopardizes this balance. Microgrids can achieve this balance locally and reduce the stress on the distribution network by operating the load and distributed generation plants in a specific area in a coordinated manner.

In this thesis, a two-level Energy Management Strategy (EMS) is proposed for optimum operation of a residential microgrid. The most important component of the developed EMS is the Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) module that can monitor consumers in the microgrid and instantly detect the appliances they use. NILM is the process of disaggregating the electricity consumption data of end-users measured by a main meter into its appliance-level components using various signal processing methods. The instant identification of actively operating appliances and the estimation of their energy consumption were made with two different deep learning models. A real-time load identification analysis was performed using a Gated Recurrent Units (GRU) based deep learning model for nine different appliances located in the IoT Microgrid Laboratory, Department of Energy Technology, Aalborg University. Depending on the type of appliance analyzed, an analysis success between 65% and 96% was achieved. Apart from this, the difference in accuracy between offline and real-time analysis was tested and it was observed that the accuracy of real-time analysis was 5% to 10% lower. Considering that only load identification analysis is insufficient for the proposed EMS, a new GRU-based deep learning model has been proposed, and both the on/off state of the appliances and their power consumption are analyzed offline. The proposed model performed better than the deep learning models used previously in the literature, as it has the capacity to perform two separate analyzes simultaneously.

In the second part of the thesis, an effective EMS mechanism is designed by using the output of NILM analysis. The main purpose of including NILM into the EMS is to reduce the electricity bills of customers by taking into account the consumption habits of them, to benefit from the demand-side management applications offered by the utility grid and to get extra incentives. Each consumer has a different lifestyle and therefore, they have different consumption habits. Thanks to the NILM analysis, the life habits and consumption behaviors of each customer can be learned and a consumer-specific energy management can be designed. In the first level of the two-level EMS, the results obtained from the NILM

analysis were statistically analyzed and a consumer-specific cost optimization was performed using the data obtained. The optimum cost is provided by optimally shifting the usage time of the appliances from the periods when electricity prices are high to the periods when the electricity prices are low. In this way, electricity bills were automatically reduced by considering the comfort of consumers. In the second level, it is aimed to operate the microgrid in an optimum manner, taking into account the capacities and constraints of the generation and consumption units existing in the microgrid. In this context, by defining a multi-objective function, it is aimed to reduce the operation cost of the microgrid and to prevent new peaks to be occurred in the utility grid. The developed EMS algorithm has been tested in real-time at Aalborg University, Department of Energy Technology, AC/DC Microgrid Laboratory. The obtained results proved the applicability of the developed EMS algorithm. In addition, the effect of different optimization periods on EMS performance was analyzed. It has been observed that if the estimations used for optimization are of acceptable accuracy, the extension of the optimization period increases the performance of the EMS. As a result of the experiments conducted for 6, 12 and 24 hour periods, it has been observed that the 24 hour optimization period enables the battery to be used more effectively and the microgrid to operate more economically.

Keywords: Residential microgrid, Energy management, Non-intrusive load monitoring, Deep learning, Hybrid AC/DC microgrid, Control of microgrid, Mixed integer programming



ÖNSÖZ

Zorlu geçen doktora çalışmalarım boyunca bana yardımcı olan ve desteğini esirgemeyen danışman hocam, Konya Teknik Üniversitesi öğretim üyesi Sayın Doç. Dr. Nurettin ÇETİNKAYA'ya; doktora tezimin şekillenmesine yardımcı olan, değerli bilgi ve tecrübelerini sürekli benimle paylaşan ve laboratuvar imkanlarını kullanmam için beni çalışma grubuna kabul eden, Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı öğretim üyesi Sayın Prof. Dr. Josep M. GUERRERO ve Prof. Dr. Juan C. VASQUEZ'e; değerli desteklerinden dolayı Aalborg Üniversitesi'ndeki çalışma arkadaşlarım Morten KOLBÆK, Emilio J. PALACIOS-GARCIA, Abderezak LASHAB ve Najmeh BAZMOHAMMADI'ye; Aalborg'da bulunduğum süre boyunca yanımda olan ve yaşadığım şehri anlamlı ve güzel kılan arkadaşlarım Hafsa ABOUADANE, Giuseppe SCIUMÈ, Mashood NASİR ve Nuri GÖKMEN'e; akademik kariyerim boyunca her zaman yanımda olan tüm değerli mesai arkadaşlarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Tez çalışmamı, 2214-A yurt dışı burs programı kapsamında destekleyen ve bu burs sayesinde kendimi geliştirmeme fırsat sağlayan TÜBİTAK kurumuna, verdiği destekten dolayı teşekkür ederim.

Son olarak, ilk adımımı attığım günden beri ellerimi hiç bırakmayan babam İrfan ÇİMEN'e, beni benden çok seven, yaşamımın hiçbir anında sevgisini ve şefkatini esirgemeyen annem Ayşe ÇİMEN'e, hayatım boyunca yanımda olup her vakitte destek olan ağabeyim Birtan ÇİMEN'e ve maddi/manevi desteklerini esirgemeyen diğer tüm aile üyelerine sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Halil ÇİMEN
KONYA-2020

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
ÖNSÖZ	viii
İÇİNDEKİLER	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR	xi
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	6
3. MİKRO ŞEBEKELER	16
3.1. AC Mikro Şebekelerde Dönüştürücülerin Görevleri	20
3.2. Şebeke Senkronizasyonu	24
3.3. Kontrol Yöntemleri	26
3.3.1. Merkezi kontrol.....	26
3.3.2. Merkezi olmayan kontrol.....	27
3.3.3. Dağıtılmış kontrol	28
3.3.4. Hiyerarşik kontrol	28
4. GELİŞMİŞ YÜK İZLEME YÖNTEMLERİ	35
4.1. Müdahaleci Yük İzleme (MYİ)	35
4.2. Müdahaleci Olmayan Yük İzleme (MOYİ).....	36
4.2.1. Tanım	36
4.2.2. MOYİ analizinin faydaları	37
4.2.3. Akademi ve özel sektör ilgisi.....	40
4.2.4. Problem formülasyonu.....	41
4.2.5. Cihaz tipleri.....	42
4.2.6. MOYİ analizinde kullanılan verinin özellikleri.....	43
5. DERİN ÖĞRENME	46
5.1. Derin Öğrenme Metotları.....	49
5.1.1. Yapay sinir ağları (YSA)	49
5.1.2. Özyinelemeli sinir ağları (ÖSA)	54
5.1.3. Evrimsel sinir ağları (ESA).....	59
6. DERİN ÖĞRENME TEMELLİ YÜK İZLEME	64
6.1. Eğitim Verisinin Hazırlanması	65
6.1.1. Verilerin düzenlenmesi	65
6.1.2. Sentetik verilerin oluşturulması	66
6.1.3. Verilerin ölçeklendirilmesi	68

6.1.4. Giriş penceresi boyutunun belirlenmesi	68
6.2. Yük Tanıma Analizi.....	70
6.2.1. Çok etiketli evrimsel GÖB modeli.....	70
6.2.2. Analiz edilecek cihazların seçimi	72
6.2.3. Değerlendirme ölçütleri	73
6.2.4. Analiz sonuçları	75
6.3. Enerji Ayrıştırma Analizi.....	84
6.3.1. Çok görevli evrimsel GÖB modeli	84
6.3.2. Değerlendirme ölçütleri	88
6.3.3. Kullanılan veri setinin tanıtılması.....	89
6.3.4. Analiz sonuçları	90
7. MİKRO ŞEBEKELERDE MOYİ DESTEKLİ ENERJİ YÖNETİMİ.....	95
7.1. Enerji Yönetim Sistemi (EYS)	97
7.1.1. Sunulan EYS'nin çalışma prensibi	97
7.1.2. Optimizasyon probleminin tanımlanması.....	101
7.2. Mikro Şebekenin Kontrolü ve İşletilmesi.....	108
7.2.1. Üç fazlı AC/DC dönüştürücü tasarımı.....	109
7.2.2. Enerji depolama elemanı tasarımı.....	112
7.2.3. Diğer bileşenlerin modellenmesi	114
7.3. Gerçek Zamanlı Analiz Sonuçları.....	114
7.3.1. Tahmin modülü çıktıları	117
7.3.2. MOYİ analizi modülü çıktıları	118
7.3.3. EYS'nin uygulanması ve sonuçlar.....	121
8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	126
KAYNAKLAR	130
ÖZGEÇMİŞ	138

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

a	: Öğrenme oranı
$AF_{1,2}$: Birincil ve ikincil seviye optimizasyon amaç fonksiyonu
b	: Tek katmanlı yapay sinir ağı bias değeri
b_c	: Özyinelemeli sinir ağı saklı durum bias değeri
b_C	: UKSB yeni aday değer bias değeri
b_f	: UKSB unutmaya geçidi bias değeri
b_h	: Özyinelemeli sinir ağı çıktı bias değeri
b_H	: GÖB yeni aday değer bias değeri
b_i	: UKSB giriş geçidi bias değeri
b_o	: UKSB çıkış geçidi bias değeri
b_r	: GÖB reset kapısı bias değeri
b_z	: GÖB güncelleme geçidi bias değeri
C_{dc}	: Dönüştürücü dc-link kapasitans değeri
C_f	: LCL filtresi kapasitans değeri
C_t	: UKSB hafıza hücresi verisi
c_t	: Özyinelemeli sinir ağı t . örnek için saklı durum değeri
\tilde{C}_t	: UKSB yeni aday değerler
DDB	: Düzeltilmiş doğrusal birim aktivasyon fonksiyonu
e	: Aktif sayaçtan okunan verinin hatası
E	: Düşüm hesabı sonrası dönüştürücünün üretmesi gereken gerilim
E^*	: Referans gerilim değeri
E_{bat}	: Bataryanın kapasitesi
$E_{MŞ}, E_{MŞ}^*$: Mikro şebekenin anlık ve referans gerilim değerleri
f	: Dağıtım şebekesinin temel frekans değeri
f_{switch}	: Anahtarlama frekansı
f_t	: UKSB unutmaya geçidi değeri
$f_{MŞ}, f_{MŞ}^*$: Mikro şebekenin anlık ve referans frekans değerleri
$H_{1,2}$: Birincil ve ikincil seviye optimizasyonun periyodu
h_{son}	: Günün son saati
h_t	: Özyinelemeli sinir ağı t . örnek için çıkış değeri
\tilde{h}_t	: GÖB yeni aday değerler
i^*, v^*, f^*	: Akım, gerilim, frekans referans değerleri
i_{dc}	: Dönüştürücü dc-link akım değeri
i_{inv}	: Dönüştürücü anlık çıkış akımı değeri
i_{out}	: LCL filtre anlık çıkış akımı değeri
$i_{out,\alpha,\beta}$: $\alpha\beta$ düzleminde LCL filtresi anlık çıkış akımı değeri

i_t	: UKSB giriş geçidi değeri
$i_{\alpha\beta}, i_{\alpha\beta}^*$: $\alpha\beta$ düzleminde anlık ve referans akım değerleri
$K_{I-PI(P,Q)}$: Aktif ve reaktif güç PI kontrolörünün I kazanç katsayısı
$K_{I-PI(V)}$: Gerilim PI kontrolörünün I kazanç katsayısı
$K_{P-PI(P,Q)}$: Aktif ve reaktif güç PI kontrolörünün P kazanç katsayısı
$K_{P-PR(\alpha, \beta)}$: $\alpha\beta$ düzleminde PR kontrolörünün P kazanç katsayısı
$K_{P-PI(V)}$: Gerilim PI kontrolörünün P kazanç katsayısı
$K_{R-PR(\alpha, \beta)}$: $\alpha\beta$ düzleminde PR kontrolörünün R kazanç katsayısı
KZ, KR	: Kontrol edilemez ve kontrol edilebilir yük sayıları
$k_{p,q}$: P/w ve Q/E düşüm eğrilerinin eğimi
L	: Kayıp fonksiyonu değeri
L_{bce}	: İkili çarpaz entropi kayıp fonksiyonu
L_{grid}	: Şebeke eşdeğer endüktans değeri
L_{inv}	: LCL filtresi dönüştürücü tarafı endüktans değeri
L_{mse}	: Ortalama karesel hata kayıp fonksiyonu
L_{out}	: LCL filtresi şebeke tarafı endüktans değeri
L_{total}	: Toplam kayıp fonksiyonu değeri
M	: Analiz edilecek cihaz sayısı
MAE	: Ortalama mutlak hata
MSE	: Ortalama karesel hata
N	: Evde bulunan toplam cihaz sayısı
NI	: Tek katmanlı yapay sinir ağı girdi sayısı
o_t	: UKSB çıkış geçidi değeri
P, P^*	: Anlık ve referans aktif güç değerleri
P_{AA}	: Asansör/aydınlatma aktif güç tüketim değeri
P_{bat}	: Bataryanın çektiği/enjekte ettiği aktif güç değeri
$P_{bat}^{şarj}(deşarj)$: Bataryanın şarj (deşarj) olurken çektiği güç
$P_{deşarj,max}$: Bataryanındeşarj olurken enjekte edebileceği maksimum aktif güç
P_{EA}	: Elektrikli araç şarj istasyonu aktif güç tüketim değeri
P_{GES}	: Güneş enerjisi santrali aktif güç üretim değeri
$P_{GES}^{max(min)}$: Güneş enerjisi santralinin maksimum (minimum) üretebileceği aktif güç
P_{inv}	: Dönüştürücünün aktif güç kapasitesi
P_n, \hat{P}_n	: n . cihazın gerçek ve tahmini aktif güç tüketim verisi vektörleri
P_{RT}	: Rüzgar türbini aktif güç üretim değeri
$P_{RT}^{max(min)}$: Rüzgar türbinin maksimum (minimum) üretebileceği aktif güç
P_{sayac}	: Merkezi sayaçtan okunan aktif güç tüketim verisi vektörü
$P_{şarj,max}$: Bataryanın şarj olurken çekebileceği maksimum aktif güç
$P_{şeb}$: Şebeke ile takas edilen aktif güç
$P_{şeb_alış}$: Şebekeden çekilen aktif güç

$P_{\text{şeb_alış}}^{\text{ort}}$: Şebekeden çekilen aktif gücün ortalama değeri
$P_{\text{şeb_alış}}^{\text{max(min)}}$: Şebekeden çekilebilecek aktif gücün maksimum (minimum) değeri
$P_{\text{şeb_satış}}$: Şebekeye enjekte edilen aktif güç
$P_{\text{şeb_satış}}^{\text{max(min)}}$: Şebekeye enjekte edilebilecek maksimum (minimum) aktif güç
$P_{\text{yük}}$: Dairelerin toplam aktif güç tüketim değeri
$P_{\text{yük},d}$: d . dairenin aktif güç tüketimi
$P_{\text{yük},d}^{\text{max}}$: d . dairenin anlık çekebileceği maksimum aktif güç
$P_{3\text{ph_inv}}$: AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsünün aktif güç değeri
$PDDDB$: Parametrik Düzeltilmiş doğrusal birim aktivasyon fonksiyonu
Q, Q^*	: Anlık ve referans reaktif güç değerleri
$Q_{\text{şeb}}$: Şebeke ile takas edilen reaktif güç
$RMSE$: Kök ortalama karesel hata
r_t	: GÖB reset kapısı değeri
S_n	: n . cihazın aktivite durumu vektörü (açık-1/kapalı-0)
\hat{S}_n	: n . cihazın aktivite durumu olasılık tahmini vektörü
SOC	: Batarya şarj durumu
$SOC_{\text{başlangıç}}$: Bataryanın başlangıç doluluk durumu
$SOC_{\text{max(min)}}$: Batarya maksimum (minimum) şarj limiti
T	: Sensörlerden okunan toplam örnek sayısı
\tanh	: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu
T_{θ}	: Park dönüşüm sabiti
t_{limit}	: EYS sonlandırma zamanı
$t_{\text{on(off)},m}$: m . cihazın çalışmaya başladığı (bitirdiği) zaman
t_{opt}	: İterasyon adımı
U	: Analiz edilmeyecek cihazların toplam aktif güç tüketim verisi vektörü
u_{bat}	: Batarya güç alışverişi ikili değişkeni
$u_{\text{şeb}}$: Şebeke güç alışverişi ikili değişkeni
$v_{a,b,c}$: A, b, ve c fazlarının anlık gerilim değerleri
v_{Cf}	: LCL filtresi anlık kapasitör gerilimi
$v_{Cf,\alpha,\beta}$: $\alpha\beta$ düzleminde LCL filtresi anlık kapasitör gerilimi
v_{dq}	: dq düzleminde dağıtım şebekesinin anlık gerilim değeri
V_{dc}, V_{dc}^*	: Dönüştürücü anlık ve referans dc-link gerilim değerleri
V_{dc_bara}	: Konut mikro şebekesi DC bara gerilimi
V_{grid}	: Şebekenin faz gerilimi değeri
v_{grid}	: Dağıtım şebekesinin anlık gerilim değeri
$v_{\alpha\beta}, v_{\alpha\beta}^*$: $\alpha\beta$ düzleminde anlık ve referans gerilim değerleri
v^+	: Anlık geriliminin pozitif bileşen değeri
$w_{1,2}$: İkincil seviye optimizasyonun MF ve TOF için ağırlık faktörleri

W_C	: UKSB yeni aday deęer aęırlık matrisi
W_{cx}	: Özyinelemeli sinir aęı girdi aęırlık matrisi
W_{cc}	: Özyinelemeli sinir aęı saklı durum aęırlık matrisi
W_f	: UKSB unutma geidi aęırlık matrisi
W_H	: GÖB yeni aday deęer aęırlık matrisi
W_{hc}	: Özyinelemeli sinir aęı ıktı aęırlık matrisi
W_i	: UKSB giriş geidi aęırlık matrisi
W_o	: UKSB ıkış geidi aęırlık matrisi
W_r	: GÖB reset kapısı aęırlık matrisi
W_z	: GÖB güncelleme geidi aęırlık matrisi
w_n	: Tek katmanlı yapay sinir aęı n . girdinin aęırlık deęeri
x_n	: Tek katmanlı yapay sinir aęı n . girdinin deęeri
\hat{y}	: Yapay sinir aęı ıkış deęeri
Z_{grid}	: Şebeke eşdeęer empedans deęeri
z_t	: GÖB güncelleme geidi deęeri
ω	: Düşüm hesabı sonrası dönüştürücü akımının açısız frekans deęeri
ω^*	: Referans açısız frekans deęeri
ω_c	: Daęıtım şebekesinin temel açısız frekans deęeri
ω_{inv}	: Dönüştürücü ıkış akımının açısız frekans deęeri
θ_{FKD}	: FKD bloęu tarafından tahmin edilen faz açısı deęeri
θ_{grid}	: Daęıtım şebekesi geriliminin faz açısı
θ_{inv}	: Dönüştürücü ıkış akımının faz açısı
ΔE	: Mikro şebekenin referansı ile mevcut gerilimi arasındaki fark
Δf	: Mikro şebekenin referansı ile mevcut frekansı arasındaki fark
Δh_{sim}	: Simülasyon adımı
$\Delta \omega$: Mikro şebekenin referansı ile mevcut açısız frekansı arasındaki fark
σ	: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu
σ_s	: Örneklerin standart sapma deęeri
μ	: Örneklerin ortalama deęeri
α	: Çoklu öğrenme kayıp fonksiyonu aęırlık faktörü
γ	: Birim basamak fonksiyonu
λ	: 1'den küçük pozitif bir sayı
$\eta_{şarj}(deşarj)$: Bataryanın şarj (deşarj) verimi

Kısaltmalar

ATY	: Aktif Talep Yönetimi (Active Demand Management - ADM)
BD	: Buzdolabı
BM	: Bulaşık Makinesi
ÇM	: Çamaşır Makinesi
ÇS	: Cihazların Ortalama Çalışma Süresi
DDB	: Düzeltilmiş Doğrusal Birim (Rectified Linear Unit - ReLU)
DN	: Doğru Negatif (True Negative - TN)
DP	: Doğru Pozitif (True Positive - TP)
DSO	: Dağıtım Sistem Operatörü (Distribution System Operator - DSO)
DÜS	: Dağıtılmış Üretim Santralleri (Distributed Generation Plants)
D2D	: Diziden Diziye (Sequence-to-Sequence - S2S)
D2N	: Diziden Noktaya (Sequence-to-Point - S2P)
EI	: Elektrikli Isıtıcı
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks - CNN)
ET	: Cihazların Ortalama Enerji Tüketimi
EYS	: Enerji Yönetim Sistemi (Energy Management System - EMS)
FKD	: Faz Kilitleme Döngüsü (Phase Locked Loop - PLL)
GAMS	: General Algebraic Modeling System
GEF	: Gerçek Zamanlı Elektrik Fiyatı (Real Time Price - RTP)
GÖB	: Geçitlenmiş Özyinelemeli Birim (Gated Recurrent Unit - GRU)
IoT	: Nesnelerin İnterneti (Internet of Things)
KM	: Kahve Makinesi
KS	: Cihazların Ortalama Kullanım Sayısı
MD	: Mikrodalga Fırın
MF	: Maliyet Fonksiyonu (Cost Function)
MOYİ	: Müdahaleci Olmayan Yük İzleme (Non-Intrusive Load Monitoring - NILM)
MYİ	: Müdahaleci Yük İzleme (Intrusive Load Monitoring - ILM)
ÖSA	: Özyinelemeli Sinir Ağları (Recurrent Neural Networks - RNN)
PI	: Proportional-Integral
PR	: Proportional-Resonant
REFIT	: Personalised Retrofit Decision Support Tools for UK Homes using Smart Home Technology
SI	: Su Isıtıcısı
SKP	: Cihazların En Sık Kullanıldığı Periyot
SMM	: Saklı Markov Model (Hidden Markov Model - HMM)
SOC	: State-of-Charge (Bataryanın Şarj Durumu)
SRF-PLL	: Synchronous Reference Frame - Phase Locked Loop
TKS	: Cihazın Toplam Kullanım Sayısı
TM	: Tost Makinesi
TOF	: Tepe Gücü/Ortalama Güç Oranı Fonksiyonu (Peak-to-Average Ratio - PAR)
TTY	: Talep Tarafı Yönetimi (Demand Side Management - DSM)
UK-DALE	: UK Domestic Appliance-Level Electricity
UKSB	: Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short Term Memory - LSTM)
YN	: Yanlış Negatif (False Negative - FN)
YP	: Yanlış Pozitif (False Positive - FP)
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks - ANN)

1. GİRİŞ

Günümüzde adını sıklıkla duymaya başladığımız *büyük veri* terimi, her ne kadar son yıllarda ortaya çıkmış gibi gözükse de, uzun zamandır bilinen, fakat gelişiminden geniş çevrelerin haberdar olmadığı bir olgudur. Google'ın araştırma direktörü Peter Norvig, verinin önemi ile ilgili olarak “*Diğerlerinden daha iyi algoritmalarımız yok, sadece daha fazla veriye sahibiz*” demektedir. Bu düşündürücü ifade, daha fazla veriye sahip olmanın daha iyi kararlar alabilme ile doğrudan ilişkili olduğunu göstermektedir. Çünkü, veriye sahip olabilmek ve onu verimli şekilde işleyebilmek, gelecek hakkında bir fikir ve öngörüye sahip olmak demektir. Nesnelerin internetinin (IoT) gelişimi ile birlikte veriye ulaşmak oldukça kolay hale gelmiştir. Her geçen saniye, dünyanın her köşesinde yeni veriler üretilmektedir. Sosyal medya uygulamaları, internet siteleri, akıllı telefonlar, akıllı saatler, güvenlik kameraları gibi pek çok teknolojik nesne, günümüzün veri jeneratörleri olarak düşünülebilir. Enerji sektörü göz önüne alındığında ise, bu jeneratörlerden birinin, belki de en önemlisinin *akıllı sayaçlar* olduğu rahatlıkla görülebilmektedir.

Akıllı sayaçlar, pek çok gelişmiş fonksiyonu bünyesinde barındıran, hem dağıtım şirketleri hem de tüketiciler için büyük fırsatlar sunabilen teknolojik ölçüm cihazlarıdır. Ülkelerin uygulamış olduğu kararlı politikalar sayesinde akıllı sayaç altyapısı, çoğu ülkede gelişmekte ve kurulan sayaç sayısı her geçen gün artmaktadır. Örneğin, Avrupa Birliği ülkelerinin temel hedefi, tüketicilerinin en az %80'inin akıllı sayaç kullanmasıdır. Danimarka, İsveç, İtalya gibi bazı ülkeler bu hedeflerine çoktan ulaşmış vaziyettedirler. Üye ülkelerin kalanı ise, 2020-2025 yılları arasında bu hedefe ulaşabileceklerini beyan etmektedirler (Engie, 2019). Bu sayaçların geniş çapta kullanımı demek, tüketicilerin enerji tüketim verilerine daha kolay erişilebilmesi anlamına gelmektedir. Bu tezin temel motivasyonu, akıllı sayaçlardan elde edilen verilerin efektif bir şekilde kullanılarak enerji alanında yeni atılımlar yapmanın mümkün olup olmadığının araştırılmasıdır.

Akıllı sayaçlar, *akıllı* olarak adlandırılmasına rağmen, son kullanım amacına bağlı olarak yeterince akıllı değildir. Tüketicilere kıyasla genellikle dağıtım şirketlerine daha fazla fayda (gelişmiş kesinti yönetimi ve restorasyonu, sayaç okuma maliyetinin azaltılması, enerji hırsızlığının kolay tespiti vs.) sağlamaktadırlar (Accenture, 2013). Ancak, akıllı sayaçlardan elde edilen veriler ile müşterilere, özellikle enerji tasarrufu alanında büyük katkılar sağlanabilir. Örneğin, sayaçlardan alınan

tüketim verileri ev içi gösterim (in-home display) cihazları yardımıyla müşterilere anlık olarak bildirilebilir. 2018 yılında meskenler üzerinde yapılan araştırmalar, tüketim verisinin kullanıcılara anlık olarak bildirilmesi durumunda hane başına %20'lik bir tasarruf yapmanın mümkün olduğunu göstermektedir (Aydın ve ark., 2018). Bu tasarruf, dünyanın toplam elektrik enerjisi üretiminin yaklaşık %5,5'ine (1.500TWh) tekabül etmektedir. 2018 yılında yapılan elektrik enerjisi üretiminin %10'unun nükleer santraller tarafından karşılandığı göz önüne alındığında, meskenlerde yapılacak %20'lik enerji tasarrufu, aktif olarak çalışan nükleer santrallerin yarısına olan ihtiyacı ortadan kaldıracak kapasiteye sahiptir (Agency, 2020). Tüketimin anlık olarak geri bildirilmesi uygulaması bir adım ileriye götürülerek, meskenlerde tüketilen enerji, cihaz bazında elde edilebilir ve müşteri ile paylaşılabilir. Örneğin, müşteriye ay sonunda verilecek elektrik faturasında, toplam elektrik tüketim verisinin yanı sıra, her bir cihazın tükettiği enerji verisi de paylaşılabilir. Dolayısıyla hangi cihazın aylık ne kadar enerji tükettiği ve elektrik faturasının yüzde kaçını oluşturduğu kolaylıkla anlaşılabilir. Bu şekilde müşterilerin enerji tüketimi konusunda daha bilinçli kararlar alması ve tüketim davranışlarını değiştirmesi beklenmektedir (Neenan ve ark., 2009). Buna ek olarak, Talep Tarafı Yönetimi (TTY) alanında da büyük katkılar sağlanabilir. TTY, enerji fiyatlarının pik saatlere göre düzenlenmesi, müşterilere ekstra teşvikler verilmesi gibi pek çok farklı önlem ile müşterilerin enerji yönetim programlarına katılmasını hedefleyen uygulamalar olarak adlandırılabilir. TTY'nin temel amacı, dağıtım şebekesinin ihtiyacına göre müşterilerin, belirli bir teşvik karşılığında enerji tüketim profillerini değiştirmelerini sağlamaktır. Evlerde veya sanayi kuruluşlarında bulunan cihazların enerji tüketimlerinin detaylı olarak bilinmesi, daha hassas ve başarılı bir TTY planı oluşturulabilmesine de büyük katkılar sağlayabilir (Palensky ve Dietrich, 2011). Fakat akıllı sayaçlar, sadece toplam enerji tüketimini ölçtükleri için, bu ihtiyaçlara cevap verememektedir.

Meskenlerde bulunan cihazlar, yük izleme yöntemleri kullanılarak takip edilebilmektedir. Bu yöntemlerden ilki, *Müdahaleci Yük İzleme* (MYİ) olarak isimlendirilmektedir. MYİ yönteminde, evlerde bulunan cihazlara akıllı prizler sayesinde uzaktan erişim sağlanabilmekte, cihazlar hakkında detaylı bilgi (anlık tüketim, açık/kapalı durum bilgisi vs.) edinilebilmekte ve bu cihazlar uzaktan kontrol edilebilmektedir. Fakat bu sistemin kurulumu, güçlü bir iletişim altyapısı, her bir cihaz için bir akıllı priz, akıllı cihazlar, sensörler (sıcaklık ve hava durumu takibi vs.), kontrol merkezi, veri depolama merkezi gibi bileşenler gerektirdiği için maliyetli olmaktadır.

Bununla beraber kullanıcının veri gizliliği, kurulan sistemin güncelleme ve bakım gereksinimleri, MYİ sisteminin en büyük dezavantajlarıdır. Bu dezavantajları ortadan kaldırmak için *Müdahaleci Olmayan Yük İzleme* (MOYİ) yöntemi sunulmuştur (Hart, 1992). Evde bulunan cihazların tükettiği enerjinin akıllı prizler ile tek tek ölçülmesi yerine, toplam tüketim, merkezi bir sayaç ile ölçülmektedir. Bu sayaçtan okunan sinyaller, çeşitli optimizasyon, sinyal işleme veya makine öğrenmesi gibi metotlar yardımıyla analiz edilmekte ve bileşenlerine ayrılmaktadır. MOYİ yöntemi kullanılarak, evde bulunan cihazların tükettikleri enerji ve aktivasyon durumları (açık/kapalı), bireysel olarak elde edilmeye çalışılmaktadır. Bu sayede daha az maliyet ile yükler izlenebilecek, kullanıcı veri gizliliği sorunu kısmen ortadan kalkacak, tüketiciye daha detaylı faturalar sunulabilecektir. Cihaz bazında tüketim verilerinin elde edilebilmesi, tüketicilere büyük yararlar sağladığı gibi dağıtım şirketlerine de önemli katkılar sağlayabilmektedir. Elde edilen veriler, müşterilerin günlük enerji tüketim alışkanlıklarını yansıtacağı için, Dağıtım Sistem Operatörünün (DSO) daha hassas bir enerji yönetim stratejisi oluşturmasına katkı sağlayabilir. Özellikle kontrol edilebilir yükler sınıfında yer alan bulaşık makinesi, çamaşır makinesi, kurutma makinesi gibi cihazların kullanım profilleri, DSO tarafından tasarlanacak TTY uygulamaları için bir referans teşkil edebilir.

Hanelerde bulunan yüklerin bireysel olarak izlenebilmesi, cihazların arızalarının önceden tespit edilerek güvenliğin sağlanması, kısa süreli yük tahmini, ev enerji yönetim sistemlerinin dizayn edilmesi gibi pek çok alanda kolaylıklar sağlayabilir. Kullanıcıların son yıllarda küçük kapasiteli güneş enerji santralleri veya rüzgar türbinleri gibi üretim birimlerini evlerine kurarak daha ucuz elektrik enerjisi kullanmak istemeleri, hanelerde yapılacak enerji yönetimini daha ilgi çekici hale getirmektedir. Çünkü yenilenebilir enerji santrallerinden üretilen enerjinin optimum şekilde kullanılması (depolanması, şebekeye satılması vs.), kullanıcıların önemli miktarlarda tasarruf etmelerini sağlayabilir. Bununla birlikte sadece üretim birimlerinin optimize edilmesi yerine, hem üretim hem de tüketim birimlerinin koordineli olarak kontrolü, enerji kullanımının verimini daha da arttırabilecektir. Üretim ve tüketimin koordineli bir şekilde yapılması hem tüketicilerin enerji kullanım maliyetini azaltabilecek hem de dağıtım şirketlerine ekstra katkılar sağlayabilecektir. Özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının sebep olduğu dalgalı üretim veya akşam saatlerinde oluşan pik tüketim gibi problemlerin, kullanıcıların tüketim alışkanlıklarını değiştirmesi sayesinde azaltılabileceği düşünülmektedir (Palensky ve Dietrich, 2011). Fakat gelecek güç

sistemlerinin çok fazla sayıda dağıtılmış üretim santrali barındıracağı göz önüne alındığında, üretim ve tüketim birimlerinin, tek bir DSO tarafından aktif olarak kontrol edilmesi pek de mümkün gözükmemektedir. Bunun yerine küçük çaplı mikro şebekeler oluşturularak, her bir mikro şebekenin kendi içerisinde kontrol edilmesi, DSO üzerindeki stresi azaltarak koordinasyonun daha kolay biçimde gerçekleştirilmesini sağlayacaktır. Bu sayede hem yenilenebilir enerji santrallerinin sebep olduğu dalgalı üretim etkisi daha rahat ortadan kaldırılabilecek hem de müşterilerin aktif birer katılımcı olması kolaylaşacaktır (Guerrero ve ark., 2010).

Bu tez çalışmasında, konut mikro şebekelerinin optimum şekilde işletilmesi için MOYİ destekli bir Enerji Yönetim Sistemi (EYS) sunulmuştur. Tez kapsamında ilk olarak, meskenlerde ve sanayi kuruluşlarında yük izleme çalışmalarına büyük katkı sağlayabilecek MOYİ yöntemi detaylı bir şekilde incelenmiş ve MOYİ analizi için, iki farklı derin öğrenme modeli sunulmuştur. Makine öğrenmesi metodunun bir alt dalı olan derin öğrenme, görüntü işleme, ses tanıma, sağlık yönetimi gibi pek çok alanda elde ettiği üstün başarılarından dolayı en çok ilgi gören ve araştırılan konuların başında gelmektedir (Li ve ark., 2019; Peng ve ark., 2020). Derin öğrenme yönteminin başarısının arkasındaki sır ise, yüksek miktarda veri ile eğitilmesi ve bu sayede, bünyesinde bulunan derin katmanlardaki ağırlık değerlerinin, optimum şekilde eğitilebilmesidir. Günümüzde dünya çapında milyonlarca akıllı sayaç kurulmasının yapıldığı ve bu sayaçların her geçen saniye veri ürettiği göz önüne alındığında, derin öğrenme metodunun MOYİ analizinde kullanılacak en uygun yöntemlerden biri olduğu aşikardır. Tezde sunulan ilk derin öğrenme modeli ile, evlerde aktif olarak çalışan cihazlar tespit edilmeye çalışılmıştır. Sunulan model, gerçek zamanlı olarak laboratuvar ortamında test edilmiştir. Sunulan ikinci model ise, literatürde yer alan çalışmaların aksine, cihazların hem enerji tüketimlerini hem de aktivite durumları analiz edebilecek şekilde dizayn edilmiştir.

Tezin ikinci kısmında ise, MOYİ analizi sonucu elde edilen verilerin, mikro şebekelerin verimli olarak işletilmesindeki rolü araştırılmıştır. MOYİ yöntemi ile elde edilen veriler analiz edilerek meskenlerde bulunan cihazların enerji tüketim profilleri, çalışma süreleri, gün içerisinde en çok tercih edilen çalışma zamanları ve kullanım sayıları gibi parametreler, müşteriye özgü olarak tespit edilmiştir. Bu parametreler kullanılarak, mikro şebekelerin hem müşteri hem de dağıtım şebekesi odaklı bir şekilde işletilmesi hedeflenmiştir. Müşterilerin konfor seviyeleri, mikro şebekenin yönetim kısıtları ve şebekenin ihtiyaçları dikkate alınarak etkin bir enerji yönetimi algoritması

sunulmuştur. Sunulan algoritma, gerçek zamanlı olarak Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı, AC/DC Microgrid Laboratuvarı'nda uygulanmıştır.



2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

MOYİ analizinin en önemli bileşeni, merkezi bir sayaçtan okunan ve tüm evin toplam elektrik enerjisi tüketimini gösteren sinyaldir. Bu sinyal, farklı sensörler yardımıyla okunabildiği için farklı örnekleme frekansına (sampling frequency) sahip olabilmektedir. Literatürde yapılan çalışmalar örnekleme frekansı açısından ikiye ayrılmaktadır: Alçak frekans ve Yüksek frekans. 1 Hz ve daha düşük frekansa sahip ölçümler alçak, 1 Hz'den daha yüksek frekansa sahip olan ölçümler ise yüksek frekanslı ölçümler olarak tanımlanmaktadır (Liang ve ark., 2009). Yüksek frekanslı ölçümler (kHz, MHz), saniye başına birden fazla örnek (sample) içerdikleri için cihazların enerji tüketimleri hakkında daha fazla detay içermektedir. Buna bağlı olarak, yapılan analizler yüksek doğruluk ile sonuçlanmaktadır ve cihazlar başarılı olarak sınıflandırılabilir (Zeifman ve Roth, 2011). Fakat bu ölçümü yapmak için gelişmiş sensörlere ihtiyaç vardır. Bununla birlikte, saniye başına ölçülen veri miktarı daha fazla olacağı için, ekstra depolama donanımına ihtiyaç vardır. Tüm bunlar yüksek frekansa dayalı MOYİ analizinin maliyetini arttırmaktadır. Halbuki akıllı sayaçların kurulumu her geçen gün artmaktadır ve hali hazırda milyonlarca akıllı sayaç kurulu vaziyettedir. Dolayısı ile tüketim verisini elde etmek için binalara ekstra sensörler yerleştirmek hem maliyetli hem de gereksizdir. Bununla birlikte akıllı sayaçlar, alçak frekansta ölçüm yaptığı için verilerin depolanması daha kolaydır. Dolayısıyla MOYİ metodunun gerçek hayatta uygulanabilirliği göz önüne alınırsa, akıllı sayaçlardan elde edilen alçak frekanslı ölçümler ile analiz yapılmasının daha mantıklı olduğu görülecektir. MOYİ analizinde göz önüne alınması gereken diğer bir önemli parametre ise veri türüdür. Aktif güç tüketim değerleri, MOYİ probleminin çözümünde en sık kullanılan veri türüdür. Bununla birlikte reaktif güç, harmonik bileşenler, gerilim veya akımın rms/tepe değerleri, güç faktörü gibi özellikler kullanılarak da analizler genişletilebilir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, genel olarak aktif güç sinyalinin kullanıldığı görülmektedir. Bunun temel nedeni ise, akıllı sayaçların aktif güç ölçme kapasitesine sahip olmasıdır. Buna karşın reaktif güç ölçümü tüm akıllı sayaçlarda bulunan bir özellik değildir (Armel ve ark., 2013). Bu sebeple, sadece alçak frekansta aktif güç ölçümleri kullanılarak yapılmış çalışmalar bu başlık altında incelenecektir. Farklı veri tipleri veya yüksek frekanslı ölçümler kullanılarak yapılmış çalışmalar ile ilgili detaylı bilgi, Zeifman ve Zoha'nın yapmış olduğu derleme çalışmalarında bulunabilir (Zeifman ve Roth, 2011; Zoha ve ark., 2012).

MOYİ analizinin çözümünde kullanılan metotlar iki alt başlıkta toplanabilir. Bunlar optimizasyon temelli ve örüntü tanıma temelli metotlardır. Optimizasyon temelli metotlar, MOYİ problemini bir minimizasyon problemi olarak tanımlar. Temel amaç, mümkün olan en iyi cihaz kombinasyonunu bularak sayaçtan okunan toplam tüketim verisi ile cihazların tükettiği toplam enerji arasındaki farkı minimize etmektir. Merkezi sayaçtan okunan veri ile cihazların bireysel tüketimleri arasındaki fark, aşağıdaki formül ile ifade edilebilir:

$$\text{Min} \left\{ p_{\text{sayaç}}(t) - \sum_{n \in N} s_n(t) \cdot p_n(t) \right\} \quad (2.1)$$

Yukarıdaki denklemde $p_{\text{sayaç}}(t)$, t . örnek için sayaçtan okunan aktif güç tüketimini ifade etmektedir. $s_n(t)$, n . cihazın durumunu (açık-1/kapalı-0) ve $p_n(t)$, n . cihazın aktif güç tüketimini göstermektedir. N ise evde bulunan toplam cihaz sayısıdır. Denklem (2.1)'deki $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ değerleri, kombinasyonel olarak değiştirilerek, mümkün olan minimum değer elde edilmeye çalışılır (Baranski ve Voss, 2004; Liang ve ark., 2009). Fakat bu metodun kullanılabilmesi için, evdeki tüm cihazların güç tüketiminin önceden bilinmesi gerekmektedir. Fakat her cihazın tüketim verisinin elde edilmesi, hem zahmetli hem de her zaman için mümkün olmayan bir yaklaşımdır. Bunun yanında evde bulunan cihaz sayısı arttıkça, çözüm uzayı eksponansiyel olarak artacaktır. En büyük dezavantajı ise benzer güç tüketen cihazların ayırt edilmesi zorluğudur. Tüm bu dezavantajları sebebiyle optimizasyon temelli çalışmalar çok sık tercih edilmemektedir.

Örüntü tanıma temelli metotlar, sinyallerin tanımlanmasını ve sınıflandırılmasını mümkün kıldığı için MOYİ çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Basitçe açıklamak gerekirse, cihazların önceden kaydedilen sinyalleri, bir *referans sinyal kütüphanesi*'nde depolanır. Sonrasında ise gerçek zamanlı olarak sensörlerden okunan sinyaller, kütüphanede bulunan sinyaller ile kıyaslanır ve birbirine benzeyen sinyaller sınıflandırılır. MOYİ analizini literatür ile tanıştıran ilk isim olan Hart, örüntü tanıma temelli bir yaklaşım sunmuştur (Hart, 1992). 1 Hz frekansında ölçülen aktif ve reaktif güç sinyallerindeki kararlı hal değişimlerini inceleyerek çalışmasını gerçekleştirmiştir. Benzer güç değişimlerini (örneğin su ısıtıcısı devreye girdiğinde çektiği güç 2kW, devreden çıkarıldığında azalan güç -2kW) bir P-Q düzleminde sınıflayarak cihazları

sınıflandırmayı denemiştir. Sunulan algoritma, tüketim profili basit olan cihazları tanımda başarılı olmasına karşın kompleks ve benzer güç tüketen cihazları tanımlamakta yetersiz kalmıştır. İlerleyen yıllarda analiz başarısını arttırmak için daha farklı modeller sunulmuştur. Bunlardan birisi de Saklı Markov Modeli (SMM)'dir.

SMM, zaman serisi verilerinin modellenmesinde kullanılan istatistiksel bir modeldir. Bu sebeple MOYİ probleminin analizinde sıklıkla kullanılmaktadır. Kim ve ark., Faktöriyel SMM, Koşullu SMM, Faktöriyel saklı yarı-markov model ve Koşullu faktöriyel saklı yarı-markov modellerini, gözetimsiz öğrenme yaklaşımı ile eğiterek sınıflandırma başarısını arttırmayı denemişlerdir (Kim ve ark., 2011). Benzer bir çalışmada, evde bulunan tüm cihazların güç tüketimlerinin önceden bilinmesini gerektirmeyen veya analiz edilecek cihazların verisine ihtiyaç duymayan SMM destekli bir model sunulmuştur (Parson ve ark., 2012). Bu çalışmalar, cihazların durumlarını modellediği için buzdolabı gibi tüketim profili basit olan cihazlar için iyi sonuçlar vermiştir. Fakat kurutma makinesi gibi çok durumlu kompleks cihazların analizinde yetersiz kalmıştır. Kong ve ark., çamaşır makinesi gibi kompleks güç tüketim profiline sahip olan cihazları daha iyi temsil edebilmek için Hiyerarşik SMM modelini kullanmışlardır (Kong ve ark., 2016). Dinamik bayes ağını kullanarak cihazları modellemiş ve başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Bundan başka, geleneksel SMM, Süper durum SMM ve Eklemeli faktöriyel SMM gibi modeller kullanılarak MOYİ analizinin sonuçları geliştirilmek istenmiştir (Kolter ve Jaakkola, 2012; Parson ve ark., 2014; Makonin ve ark., 2015). SMM temelli yaklaşımlar ile geliştirilen modellerden bazıları başarılı sonuçlar vermesine rağmen, bu modellerin en büyük dezavantajı tasarım karmaşıklığıdır. Modellenmesi gereken cihaz sayısı arttıkça sistem karmaşıklığı üstel olarak artmaktadır. Bununla beraber her cihazın ayrı ayrı modellenmesi gerekliliği bu modelin kullanılabilirliğini kısıtlamaktadır (Zeifman ve Roth, 2011).

Akıllı sayaçların kullanımı ile birlikte verilerin ulaşılabilirliğinin artması sonucu, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri, MOYİ analizinde sıklıkla uygulanmaya başlanmıştır. Destek vektör makineleri (support vector machines) (Figueiredo ve ark., 2011; Barker ve ark., 2014; Basu ve ark., 2014; Mocanu ve ark., 2016; Tabatabaei ve ark., 2016), K-en yakın komşu algoritması (k-nearest neighbors) (Figueiredo ve ark., 2011; Weiss ve ark., 2012; Basu ve ark., 2014; Mocanu ve ark., 2016; Tabatabaei ve ark., 2016), Karar ağacı (decision tree) (Basu ve ark., 2014; Liao ve ark., 2014), Naive bayes (Mocanu ve ark., 2016), Ortalama kayma kümeleme (mean shift clustering) (Wang ve Zheng, 2011), AdaBoost (Mocanu ve ark., 2016) gibi makine

öğrenmesi algoritmaları literatürde sıklıkla çalışılmıştır. Bunlarla beraber Korelasyonsuz spektral bileşenler (uncorrelated spectral components) (Dinesh ve ark., 2015), Dinamik zaman bükme (dynamic time warping) (Liao ve ark., 2014), Çizge işaret işleme (graph signal processing) (He ve ark., 2016) gibi sinyal işleme algoritmaları da MOYİ çözümünde kullanılmıştır. Bu algoritmaların en büyük dezavantajı ise, başarı oranlarının doğrudan özellik setlerine bağlı olmasıdır (Blum ve Langley, 1997). Özellik setleri, ham verilerin manuel olarak işlenmesi sonucu, veriler hakkında daha detaylı bilgiler sunan ve makine öğrenmesi algoritmalarının performansını arttıran setlerdir. Fakat, makine öğrenmesi için hangi özellik setlerinin daha etkili olduğunu tahmin etmek ve model başarısını artırmak uzun süren analizler gerektirmektedir. Özellikle karmaşık sistemlerde, özellik çıkarma çok uzun bir zaman ve yoğun çaba gerektirmektedir. Tüm bu dezavantajlar, özellik setlerinin otomatik olarak çıkarılması ile ortadan kaldırılabılır.

Derin öğrenme, verileri temsil eden özellikleri otomatik olarak çıkarabilecek kapasitede, güçlü ve esnek bir mimariye sahiptir. Derin öğrenme tarafından öğrenilen özellikler çoğunlukla manuel olarak çıkarılan özelliklerden daha iyi performans göstermektedir (Goodfellow ve ark., 2016). Derin öğrenme modelleri, akıllı sayaç verilerini kullanarak kendilerini eğitebilecekleri için MOYİ analizinde kullanılabilir. Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde 3 farklı derin öğrenme modelinin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Bunlar Evrişimsel Sinir Ağları (ESA), Özyinelemeli Sinir Ağları (ÖSA) ve Otomatik Kodlayıcılar'dır.

ESA, özellikle görüntü sınıflandırma ve görüntü işleme alanında elde edilen başarılı sonuçlar ile ön plana çıkmaktadır (Krizhevsky ve ark., 2012). Bir görüntü, ESA tarafından analiz edilirken, öncelikle resimde bulunan yatay ve dikey çizgiler gibi basit öğeler, çok sayıda küçük evrişim filtreleri kullanılarak tespit edilir. Bu öğeler birleştirilerek daha karmaşık kavramlar elde edilir ve verileri temsil eden hiyerarşik özellikler çıkarılır. Literatürde, ESA tabanlı MOYİ analizi için iki farklı yaklaşım kullanılmaktadır: Diziden Noktaya (D2N) (Zhang ve ark., 2018a) ve Diziden Diziye (D2D) (Chen ve ark., 2018). Bu yöntemlerin her ikisi de aynı girdi verilerini kullanmaktadır. Bu girdiler, uzunluğu daha önceden belirlenmiş (15,30,45 dk. gibi) zaman serileridir. Eğer tasarlanan ESA modeli, çıktı olarak bir dizi tahmin ediyorsa D2D, tek bir nokta tahmin ediyorsa D2N olarak adlandırılır. Zhang ve ark.'nın 2018 yılında yaptığı çalışmada, bir D2N modeli tasarlanmış ve eğitilen model, su ısıtıcısı, mikrodalga fırın, buzdolabı, bulaşık makinesi ve çamaşır makinesi üzerinde test

edilmiştir (Zhang ve ark., 2018a). Geliştirilen modelin, D2D ve Eklemeli Faktöriyel SMM modellerinden daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Chen ve ark. ise, D2D modelini, geçitlenmiş doğrusal birimler ve artık bloklar ile destekleyerek daha kapsamlı bir model ortaya koymuşlardır (Chen ve ark., 2018). Elde edilen sonuçlar, geliştirilmiş D2D modelinin, D2N modelinden daha başarılı sonuçlar verdiğini, üstelik düşük güç tüketimine sahip aydınlatma elemanlarını analiz etmede de başarılı olduğunu göstermektedir. Fakat D2D ve D2N modelleri, son katmanlarında tam bağlantılı katmanlar kullandıkları için eğitim süresi kısmen uzamaktadır. Brewitt ve Goddard, eğitim süresini azaltmak için, sadece evrişim katmanlarından oluşan bir ESA modeli sunmuşlar ve benzer sonuçlar elde etmişlerdir (Brewitt ve Goddard, 2018). Başlangıçta ham ses üretimi için geliştirilen bir model olan Wavenet modeli, MOYİ analizinde kullanılmıştır (Jiang ve ark., 2019). Bu modelin avantajı, daha az parametre ile daha uzun girdi dizilerini analiz edebilmesidir. Çamaşır ve bulaşık makinesi gibi uzun süreli çalışan cihazların analiz başarısının artırılması için tercih edilmiştir. Bunlardan başka, orijinalinde görüntü işleme için geliştirilen AlexNet ve VGG-16 modelleri, MOYİ analizine adapte edilmiş ve umut vaat edici sonuçlar elde edilmiştir (Cui ve ark., 2019; Kong ve ark., 2019). Yukarıda belirtilen yöntemlerin birbirine göre kısmi avantajları olsa da, ESA, geçmiş ve gelecek veriler arasında bağlantı kurmadığı için zamana bağlı değişiklikleri analiz edecek bir mimariye sahip değildir.

ÖSA, geleneksel ileri beslemeli sinir ağının dahili hafızaya sahip olan bir versiyonudur. Bu hafıza sayesinde dizi modellerini veya zaman serilerini daha kolay analiz edebilmektedir. Dolayısıyla MOYİ analizinde akla ilk gelen çözüm yöntemlerinden birisidir. Mauch ve Yang, üç farklı cihaz (buzdolabı, bulaşık makinesi ve mikrodalga fırın) için ÖSA'nın modifiye edilmiş versiyonu olan Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB) modelini uygulamışlardır (Mauch ve Yang, 2015). Bir evin toplam tüketim verileri kullanılarak eğitilen model başka bir ev üzerinde test edilmiş ve modelin genelleme kapasitesi ölçülmüştür. Cihazların aktif olarak çalıştığı süreler kısmen tespit edilebilmesine rağmen enerji tüketimi tahmini yetersiz kalmıştır. Başka bir yayında yazarlar, Mauch ve Yang'ın sunmuş olduğu model tek boyutlu evrişim katmanı ile birleştirerek geliştirmişlerdir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a). Yazarlar, kendi oluşturdukları *UK Domestic Appliance-Level Electricity* (UK-DALE) veri setini kullanarak çift yönlü UKSB modelini, MOYİ analizi üzerinde test etmişlerdir. Geliştirilen model, Eklemeli faktöriyel SMM modelinden daha iyi sonuçlar vermesine karşın, kompleks güç tüketimine sahip çamaşır makinesi gibi cihazların analizinde

yetersiz kalmıştır (Kelly ve Knottenbelt, 2015a; Mauch ve Yang, 2015). Murray ve ark., ESA ile ÖSA'nın modifiye edilmiş başka bir versiyonu olan Geçitlenmiş Özyinelemeli Birimler'i (GÖB) birleştirerek yeni bir model önermişlerdir (Murray ve ark., 2019). Yazarlar, ÖSA'nın zaman analizi yeteneğini kullanarak enerji ayrıştırma sonuçlarını iyileştirmeyi amaçlamışlardır. Yukarıda belirtilen çalışmalar incelendiğinde, ÖSA tabanlı yaklaşımların MOYİ problemlerinin çözümünde başarılı sonuçlar verebildiği görülmektedir. ÖSA temelli modelleri evrişim katmanları ile birleştirmek model başarısını artırabilmektedir. Bununla birlikte ÖSA tabanlı yöntemler, özellikle kompleks güç tüketen cihazlar için hala yetersizdir ve daha fazla analiz gerektirmektedir.

MOYİ analizinde kullanılan üçüncü derin öğrenme yöntemi ise, Otomatik Kodlayıcılar'dır. Otomatik Kodlayıcılar, bir kodlayıcı ve bir kod çözücü birimlerinden oluşmaktadır. Kodlayıcı kısmı, giriş verilerini analiz ederek ayırt edici özelliklerini içeren yeni konsantre vektör gösterimi oluşturmaktadır. Kod çözücü kısmı ise, bu vektör gösterimini istenen formatta yeniden oluşturur ve çıktı olarak verir. MOYİ problemi göz önüne alındığında, toplam tüketim verileri gürültülü girdi olarak kabul edilebilir (buradaki gürültü, hedef cihaz dışındaki cihazların enerji tüketimidir). Model, çıktı olarak, analiz edilmek istenen cihazın enerji tüketimini vermektedir. Kelly ve Knottenbelt, hedef cihazın tükettiği enerjinin haricindeki tüketimi gürültü olarak varsayarak yeni bir gürültü arındırıcı Otomatik Kodlayıcı önermişlerdir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a). Sirojan ve ark. ise modelin analiz kapasitesini geliştirmek için ESA ile birleştirilmiş yeni bir Otomatik Kodlayıcı modeli sunmuştur (Sirojan ve ark., 2018). Farklı Otomatik Kodlayıcı versiyonları ile yapılan analizler, ESA ve ÖSA ile benzer sonuçlar verebilmektedir. Elde edilen sonuçlar, Otomatik Kodlayıcılar'ın, MOYİ probleminin çözümünde kullanılabilir yöntemlerden biri olduğunu göstermektedir.

Yukarıda bahsedilen çalışmalar, farklı derin öğrenme modelleri kullanarak cihazların enerji tüketimini tahmin etmeyi ve başarı oranını arttırmayı hedeflemektedir. Fakat analiz sonuçlarının kısmen birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Dolayısı ile bu sonuçlar, sadece farklı modeller deneyerek daha başarılı sonuçlar elde etmeyi ummak yerine, yeni fikirlerin dahil edildiği, yeni analiz metotlarına ihtiyaç olduğunu göstermektedir. Bu kapsamda Shin ve ark., MOYİ analizi sonuçlarını incelemiş ve hatalı çıktıların çoğunun cihazın çalışmadığı dönemlerdeki gürültülü tahminlerden kaynaklandığı sonucuna varmıştır (Shin ve ark., 2019). Bunu önlemek için, cihaz başına iki farklı ESA tabanlı derin öğrenme modeli uygulanmıştır. İlk modelin amacı, enerji

tüketimini tahmin etmek iken ikinci model, yüklerin açık veya kapalı olma durumlarını analiz etmektedir. Her iki derin öğrenme modelinin kayıp fonksiyonları toplanarak, çıktıda tahmin edilen gürültüler ortadan kaldırılmak ve daha kararlı bir enerji tüketimi tahmini elde edilmek istenmiştir. İkinci model, birinci model için bir düzenleyici görevi görmektedir. Sunulan model ile, D2D (Zhang ve ark., 2018a) ve gürültü arındırıcı Otomatik Kodlayıcı (Kelly ve Knottenbelt, 2015a) modellerinden daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu yaklaşımdan farklı olarak, MOYİ analiz başarısını artırmak için, analiz sonrası elde edilen sonuçların iyileştirilmesine yönelik çalışmalar yapılmaktadır. Çeşitli optimizasyon veya yeni derin öğrenme modelleri kullanılarak, bir önceki aşamada elde edilen çıktılar yeniden değerlendirilmektedir ve hatalı tahminler düzeltilmek istenmektedir. Kong ve ark., kompleks güç tüketimine sahip cihazların analiz başarı oranlarını artırmak için ESA tabanlı bir sonuç iyileştirme (post-processing) yaklaşımı sunmuştur (Kong ve ark., 2019). Yazarlar, cihaz başına iki adet ESA modeli eğitmiş ve bunları UK-DALE veri seti üzerinde test etmiştir. İlk olarak, birinci ESA modeli kullanılarak kompleks güç tüketimine sahip cihazlar için bir analiz gerçekleştirilmiştir. Birinci modelden elde edilen ve gürültülü tahminler barındırın çıktılar, ikinci ESA modeli tarafından filtrelenerek yeni çıktılar elde edilmiştir. Filtreleme, hedef cihaza ait olmayan tahminleri ortadan kaldırma işlemidir. İkinci ESA yardımı ile gürültülü tahminler filtrelenerek analiz performansı artırılmıştır. Benzer bir çalışmada yazarlar, MOYİ performansını iyileştirmek için optimizasyon temelli bir sonuç iyileştirme yaklaşımı sunmuşlardır. Grafik sinyal işleme ve karar ağacı metotları kullanılarak elde edilen MOYİ sonuçları, optimize edilmiştir. Optimizasyon işlemi sonrası, enerji tahmini sonuçlarının başarısının önemli ölçüde arttığı bildirilmiştir (He ve ark., 2019).

MOYİ analizi ile ilgili diğer bir önemli nokta ise modellerin farklı veri setleri arasında transfer edilebilmesidir. Örneğin, UK-DALE veri setinde eğitilmiş bir modelin *The Reference Energy Disaggregation Data Set (REDD)* (Kolter ve Johnson, 2011) veri seti üzerinde test edilmesi durumunda, analiz doğruluğu ne ölçüde değişecektir? Bu soruyu cevaplamak için yazarlar, ESA ve GÖB tabanlı hibrit bir model kullanarak modellerin farklı veri setleri üzerindeki analiz kabiliyetlerini test etmişlerdir (Murray ve ark., 2019). Sonuçlar, veri setleri arasında aktarımın mümkün olduğunu belirtmektedir. Ancak sonuçların daha fazla veri seti kullanılarak test edilmesi gerekmektedir. Bu analiz daha da derinleştirilerek iki farklı transfer öğrenme modeli kullanılmış ve geliştirilen derin öğrenme modellerinin genelleme kapasitesi incelenmiştir (DIncecco ve

ark., 2019). Cihaz transfer öğrenimi (transfer learning) ve veri setleri arası transfer öğrenme yaklaşımları kullanılarak umut verici sonuçlar elde edilmiştir. Bu konudaki çalışma sayısı az olmakla birlikte önümüzdeki yıllarda daha fazla çalışma yapılacağı ve veri setleri arasında transfer yapabilme kabiliyetinin artırılacağı düşünülmektedir.

Yukarıda bahsedilen çalışmalar, cihazların *enerji tüketimini tahmin etme* üzerine yoğunlaşmıştır. Bununla beraber, toplam tüketim sinyallerini analiz ederek hangi cihazın aktif olduğunu tespit etme çalışmaları da literatürde mevcuttur. Bu çalışmalar *yük tanıma* (load identification) çalışmaları olarak da adlandırılmaktadır. Yük tanıma, açılan veya kapatılan cihazların anında algılanması ve tanımlanması işlemidir. Bu teknik kullanılarak cihazların günlük kullanım sayıları, en sık kullanıldıkları periyotlar ve kullanıcıların günlük davranışları hakkında önemli istatistiksel bilgiler elde edilebilir. Bu bağlamda, Devlin ve Hayes, günlük yaşam aktivitelerini tespit etmek için 3 katmanlı bir yapay sinir ağı modeli sunmuştur (Devlin ve Hayes, 2019). UK-DALE veri seti kullanılarak tüketiciler tarafından kullanılan cihazlar tanımlanmış ve elde edilen verilere göre 24 saat, pişirme süresi, yıkama süresi ve uyku süresi gibi sınıflara ayrılmıştır. Ancak analiz, 1 kW ve daha üzeri aktif güç tüketen cihazlarla sınırlı tutulmuştur. Barsim ve Yang, derin bir evrişimsel gürültü arındırıcı Otomatik Kodlayıcı yapısı sunmuşlardır ve model fizibilitesini 11 farklı cihaz için test etmiştir (Barsim ve Yang, 2018). UK-DALE veri kümesi kullanılarak test edilen model, genellikle başarılı sonuçlar vermesine karşın özellikle düşük güçlü (ışık, TV) ve kompleks güç tüketen cihazlar için yetersiz kalmıştır.

Literatürdeki MOYİ çalışmalarının çok büyük çoğunluğu, cihaz bazında analizin doğruluk oranları ile ilgilenmiştir. Ancak elde edilen sonuçların nerede ve nasıl kullanılacağı ile ilgili yapılan araştırma sayısı yok denecek kadar azdır. Halbuki MOYİ analizi, cihazların izlenebilmesini mümkün kıldığı için, enerji yönetimi, cihaz güvenliği, yük tahmini gibi pek çok alanda tüketiciye ve dağıtım şirketlerine katkı sağlayabilir. Dolayısı ile bu tezde, literatürde yapılan çalışmalardan farklı olarak MOYİ analizi sonrası elde edilen verilerin kullanılabilirliği araştırılmıştır. He ve ark., MOYİ analizinin, bina seviyesinde yapılacak olan TTY uygulamalarına sağlayacağı katkıyı araştırmışlardır (He ve ark., 2013). Binalarda TTY'nin uygulanabilmesi için, ev sahipleri ile dağıtım şebekesi arasında bilgi alışverişini sağlayacak bir *Bina Yük Kontrol Merkezi* olması gerektiğini belirtmişlerdir. Bu merkez, şebekeden gelen fiyat veya acil durum sinyallerini tüketicilere iletmek ve tüketicilerden gelen cevabı koordineli bir şekilde şebekeye iletmekten sorumlu tutulmuştur. Bu şekilde binalar, şebekenin

taleplerine cevap verebilen birer yük veya jeneratör olarak değerlendirilmiştir. Gerçek zamanlı ve çevrim dışı MOYİ analizinin avantajları ve dezavantajları ortaya konularak, yüksek frekanslı ölçümler ile gerçek zamanlı bir MOYİ analizi gerçekleştirilmiştir. Yükleri yüksek güç ve düşük güç tüketenler olarak iki gruba ayıran yazarlar, MOYİ analizinin gerçek zamanlı olarak uygulanabilmesi için gereken yazılım/donanım gereksinimlerini belirtmişlerdir. Lin ve Tsai ise, MOYİ analizi destekli bir ev enerji yönetim sistemi tasarlamışlardır (Lin ve Tsai, 2015). K-en yakın komşu algoritması kullanılarak MOYİ analizi gerçekleştirilmiş ve cihazların en çok kullanıldıkları periyotlar belirlenmiştir. Belirlenen bu periyotlar göz önüne alınarak, genetik algoritma ile bir maliyet optimizasyonu gerçekleştirilmiş ve cihazların, elektrik fiyatlarının ucuz olduğu periyotlara kaydırılması (load shifting) sağlanmıştır. Bu sayede tüketicilerin otomatik olarak enerji maliyetlerini düşürebilecekleri gösterilmiştir. Geliştirilen algoritma, laboratuvar ortamında elde edilen yüksek frekanslı ölçümler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Fakat sunulan yöntemin evlerde uygulanabilmesi için ekstra sensörler kullanılarak yüksek frekanslı ölçümlerin elde edilmesi gerekmektedir. Bunun haricinde sunulan makine öğrenimi algoritması, uzun süren özellik çıkarma işlemleri gerektirmektedir. Bu dezavantajlara rağmen sunulan çalışma, MOYİ analizinin evlerin enerji yönetiminde kullanılabileceğini göstermektedir.

Ev enerji yönetimi, uzun zamandır çalışılan ve iyi bilinen bir konudur. En yaygın olarak kullanılan enerji yönetimi metotlarından birisi de, evde bulunan cihazların planlanarak çalıştırılması ve tüketilen enerjiden tasarruf edilmesidir. Yapılan yayınlar incelendiğinde, programlanacak cihazların parametrelerinin (enerji tüketimi, çalışma süresi vs.) göz ardı edildiği, sadece varsayımlar yapılarak optimizasyonun gerçekleştirildiği görülmektedir. Fakat optimizasyonun sonucu, direk olarak cihazların parametrelerine bağlıdır ve bu noktada varsayım yapmak, sonuçları tamamen değiştirebilmektedir. Örneğin Setlhaalo ve ark., TTY alanında kullanmak üzere evlerde bulunan cihazların optimum olarak planlanmasını hedeflemişlerdir (Setlhaalo ve ark., 2014). Bu doğrultuda, cihazların tükettikleri güç, kullanım kılavuzları yardımıyla elde edilirken, cihazların kullanıldıkları periyotlar, her cihaza yerleştirilen sensörler yardımıyla elde edilmiştir. Adika ve Wang'ın yaptığı çalışmada ise, ev ve evde bulunan cihazlar, sensörler yardımıyla bir ay boyunca takip edilmiş, ve cihazların en sık kullanıldığı zaman aralıkları olasılıksal olarak elde edilmiştir (Adika ve Wang, 2013). Başka bir çalışmada ise Zhao ve ark., cihazların çalışma zamanlarını optimize ederken, bu cihazların günde toplam 16 kere çalışacağını varsayarak optimizasyon

işlemini gerçekleştirmiştir (Zhao ve ark., 2013). Buna benzer olarak Anvari-Moghaddam ve ark., her cihazın günde bir kere çalışacağını varsayarak cihaz planlamasını gerçekleştirmişlerdir (Anvari-Moghaddam ve ark., 2014). Halbuki mikrodalga fırın, tost makinesi gibi cihazlar, gün içerisinde birden fazla kez çalışabiliyorken, çamaşır makinesi gibi cihazlar, evde yaşayan kişi sayısına göre 2-3 günde bir çalışabilmektedir. Yukarıda incelenen çalışmalarda da görüldüğü gibi, tasarlanan ev enerji yönetim stratejilerinin çoğunluğu ya cihazların parametrelerini elde etmek için ekstra sensörler kullanmakta, ya da varsayımlar yapmaktadır. Fakat varsayımlara dayalı optimizasyon, müşterilerin konfor ve önceliklerini göz ardı etmek demektir. Çünkü bir sanatçı ile bir öğrencinin yaşam tarzı birbirinden tamamen farklıdır. Dolayısı ile MOYİ analizinin enerji yönetimine dahil edilmesi, hem müşterilerin konfor seviyelerinin göz önüne alınması hem de daha kesin bir yönetim oluşturulması için büyük yararlar sağlayabilmektedir.

3. MİKRO ŞEBEKELER

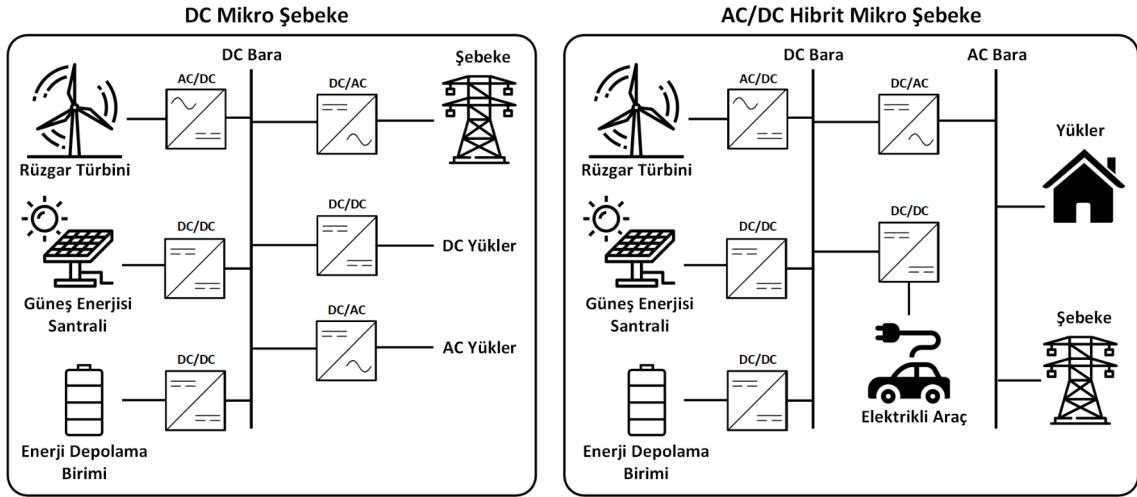
Elektrik enerjisinin kullanım oranı, ülkelerin refah ve gelişmişlik seviyelerini gösteren en önemli faktörlerden birisidir. Popülasyonun hızlı bir şekilde artması, sanayileşme, teknolojik gelişmeler gibi etmenler sonucunda elektrik enerjisi tüketimi artmaya devam etmektedir. Uluslararası Enerji Ajansı'nın (International Energy Agency) raporuna göre, 1974 yılında 6,298TWh olan dünya çapı elektrik enerjisi üretimi, 2018 yılında 26,730TWh'e yükselmiştir. Veriler incelendiğinde, 1974-2018 yılları arasındaki yıllık büyümenin ortalama %3.3 civarında olduğu görülmektedir. 2018 yılındaki üretim ise bir önceki yıla kıyasla %3.9 daha fazladır (Agency, 2020). Tüketilen enerjinin her geçen yıl artması ve buna bağlı olarak fosil yakıtların azalması, enerji sektöründe yeni önlemlerin alınmasını kaçınılmaz bir hale getirmektedir (Üney ve Çetinkaya, 2014).

Geleneksel olarak elektrik enerjisi, zengin doğal kaynakların bulunduğu ve genellikle tüketicilerin yaşadığı bölgelerden uzak yerlerde üretilip, uzun iletim hatlarıyla müşteriye ulaştırılmaktadır. Bu üretim sistemine, *Merkezi Üretim Sistemi* adı verilmektedir. Fakat elektrik sektöründe, teknolojinin gelişmesine paralel olarak önemli değişimler yaşanmaktadır. Dağıtılmış üretim santralleri (DÜS), elektrik enerjisi depolama birimleri, talep yönetimi uygulamaları, mikro şebeke yapıları, bilgi ve iletişim teknolojileri gibi farklı tip teknolojik araç ve çözümlerin şebekeye dahil edilmesi, geleneksel güç sistemlerinin daha verimli ve esnek çalışabilmesine olanak sağlamaktadır (Ekanayake ve ark., 2012). Nihai hedef, enerji verimliliğini en üst düzeye çıkarmak ve tüketicilerin enerji pazarına katılımını mümkün kılabilmeğdir.

Bu teknolojik değişimin en önemli aktörlerinden birisi olan DÜS'ler, genel olarak dağıtım şebekesine veya elektrik sayacının tüketici tarafına bağlanan üretim birimleri olarak tanımlanmaktadır (Ackermann ve ark., 2001). Rüzgar türbinleri, güneş enerjisi santralleri, geleneksel gaz türbinleri, gaz motorları, mikro türbinler, biyokütle enerjisi santralleri, kojenerasyon santralleri gibi üretim santralleri, birer DÜS örneği olarak gösterilebilirler (van Gerwen, 2006). Merkezi üretim santrali olarak tasarlanmayan bu santraller, çoğunlukla bağımsız üreticiler veya müşteriler tarafından işletilmektedir. Tüketime veya müşteriye yakın olması sayesinde iletim kayıpları minimize edilebilmekte, enerji verimliliği ve güvenilirliği artırılabilenekte ve daha düşük dağıtım/iletim altyapısına ihtiyaç duyulmaktadır. Geleneksel üretim santralleri ile kıyas edildiğinde ise işletme maliyetleri daha düşüktür. DÜS'lerin şebeke

entegrasyonunun artması, şebekeden talep edilecek enerji miktarını da azaltacağı için, yapılması gereken iletim ve dağıtım hattı yatırımları da ötelenabilmektedir. Bununla beraber yenilenebilir enerji gibi çevre dostu kaynakları kullanarak üretim yapılabildiği için hem ithal kaynaklara olan bağımlılığı azaltmakta hem de sera gazı salımını engellemektedir. Ancak DÜS'ler, bazı dezavantajları da beraberinde getirmektedir. Bu ufak çaplı santraller, maksimum gücü üretebilmek (rüzgar ve güneş santralleri) veya şebeke ile koordineli bir şekilde çalışabilmek için genellikle güç elektroniği dönüştürücüleri ile şebekeye bağlanmaktadır. Bu dönüştürücülerin bünyesinde bulunan yarı iletken anahtarlar, yüksek frekanslı PWM sinyalleri ile kontrol edilmektedir. Bu işlem, harmonik bileşenlerin üretilmesine neden olduğu için dağıtım şirketleri ve tüketiciler için sorun teşkil edebilmektedir. Diğer bir dezavantaj ise, yenilenebilir temelli DÜS'lerin şebeke entegrasyonunun hızlı bir şekilde artmasıdır. Rüzgar türbini ve güneş enerjisi santrallerinin üretimi, doğrudan hava koşullarına bağlıdır ve önceden tahmin edilmesi zordur. Dolayısı ile çok sayıda yenilenebilir enerji santralinin kurulması, dalgalı ve sürekli olarak değişebilen bir enerji üretimine sebebiyet verebilmektedir. Bu belirsizlik, üretim/tüketim dengesinin ayarlanmasını ve dolayısı ile şebekenin ekonomik bir şekilde işletilmesini zorlaştırmaktadır. Bu dengeyi sağlayabilmek için devamlı yedek kapasite bulundurmak, dağıtım şirketleri için ekstra bir maliyet oluşturmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarına en fazla yatırım yapan ülkelerden olan Almanya ve Danimarka, bu problem ile karşılaşmaktadır (van Gerwen, 2006). Şebekeye dahil olan DÜS sayısının az olması, genel olarak sistem açısından önemli bir problem teşkil etmemekle birlikte entegre edilen DÜS sayısı arttıkça, bu santrallerin şebekeye yaptıkları etkiler de artmakta, kontrol ve koordinasyonu zorlaşmaktadır. Güvenilir, verimli ve sürdürülebilir bir enerji yönetimi için bu santrallerin koordineli bir biçimde kontrol edilmesi ve işletilmesi büyük önem arz etmektedir.

Mini şebekeler olarak da adlandırılan mikro şebekeler, bünyesinde çeşitli DÜS'ler, enerji depolama birimleri, elektrikli araç şarj istasyonları, doğrusal veya doğrusal olmayan yükler gibi elemanlar barındıran ufak çaplı şebekelerdir. Bu konsept, yenilenebilir enerji santrali entegrasyonunun getirdiği olumsuz etkileri hafifletmek, DÜS'lerin bir arada ve etkin bir şekilde işletilmesini sağlamak için geliştirilmiştir (Guerrero ve ark., 2010). Basit bir AC mikro şebeke mimarisi Şekil 3.1'de görülmektedir.



Şekil 3.2. Farklı tip mikro şebeke mimarileri

Enerji depolama birimleri, yenilenebilir enerji santralleri içeren mikro şebekelerin en önemli elemanlarından birisidir. Rüzgar türbinleri veya güneş enerjisi santralleri tarafından üretilen kesintili enerji, bataryalar yardımıyla dengelenerek daha stabil çalışan bir mikro şebeke elde edilebilir. Bununla beraber depolama birimleri, mikro şebekelerin daha ekonomik bir şekilde işletilmesine önemli katkılar sağlamaktadır. Enerji üretiminin, tüketimden fazla olduğu zaman dilimlerinde, artan enerji depolanabilir veya şebekeye geri satılabilir. Üretim yetersiz kaldığı zamanlarda ise gereken enerji şebekeden veya enerji depolama birimlerinden karşılanabilir. Mikro şebekenin üretim/tüketim dengesinin sağlanması için yapılan bu işlemler, bir enerji yönetimi algoritması ile gerçekleştirilirse mikro şebekenin işletme maliyeti önemli derecede azaltılabilir (Luna ve ark., 2016). Enerji depolama elemanlarının mikro şebekeye dahil edilmesi sayesinde hem sistemde oluşan güç dalgalanmaları azaltılabilecek hem de şebekenin esnekliği ekonomik bir biçimde artırılabilir. Kimyasal, elektrokimyasal, mekanik, elektriksel ve termal olmak üzere farklı tip depolama teknolojileri, güç sistemlerinin tasarımında sıklıkla kullanılmaktadır (Amrouche ve ark., 2016).

Mikro şebekede yer alan diğer bir eleman ise yüklerdir. Yükler, tüketici tiplerine göre mesken, ticari binalar ve sanayi kuruluşları gibi farklı sınıflara ayrılmaktadır. Bu noktada meskenlere ayrı bir parantez açmak gerekmektedir. Sadece tüketici olarak gözü önüne alınan meskenler, son yıllarda küçük kapasiteli güneş enerji sistemleri ve rüzgar türbinlerinin monte edilmesi ile aynı zamanda birer üretici haline gelmektedirler. Dolayısı ile müşteriler, aktif birer katılımcı konumuna gelerek ürettikleri enerjiyi

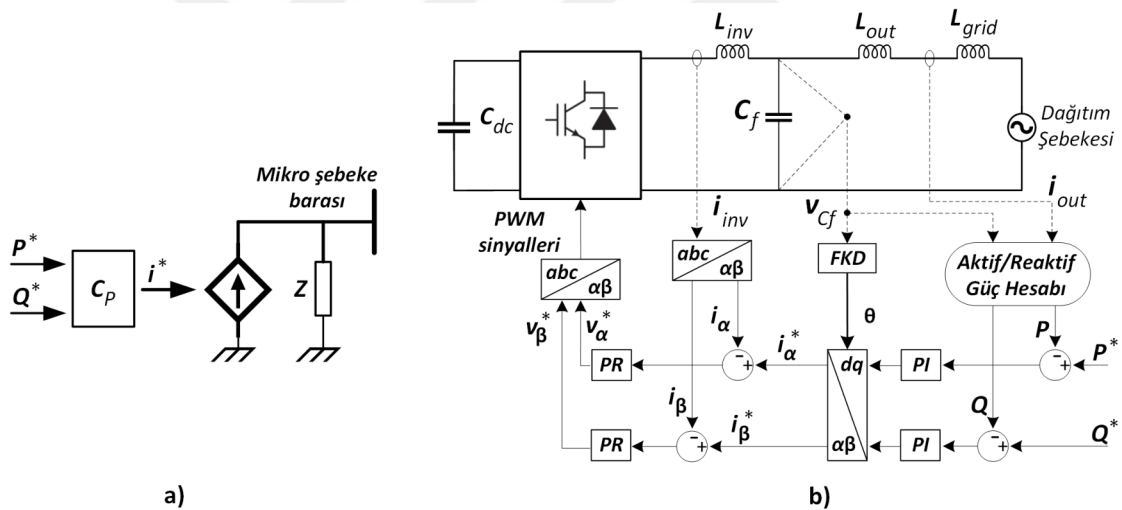
depolayabilme, kontrol edebilme ve şebekeye geri satabilme imkanına sahip olmaktadırlar. Bununla beraber tüketiciler, TTY uygulamalarına katılarak ekstra teşvik alma gibi şanslara da sahip olabilmektedir (Palensky ve Dietrich, 2011). Tüm bu gelişmeler, tüketicilerin gelecek mikro şebeke tasarımlarında aktif birer katılımcı olarak değerlendirilebileceğini göstermektedir.

Mikro şebekelerin, gelecek elektrik sistemlerinin en önemli aktörlerinden biri olacağı düşünülmektedir (Guerrero ve ark., 2010). Yukarıda detaylı bir şekilde analiz edildiği gibi, her bir mikro şebekenin kendi içerisinde işletilmesi ve bünyesinde bulunan DÜS'lerin koordineli bir şekilde kontrol edilmesi sonucu, dağıtım şebekelerinin yükü hafifletilmiş olacak ve daha esnek bir dağıtım şebekesi modeli oluşturulabilecektir. Bununla beraber, yenilenebilir enerji santrallerinin belirsiz ve dalgalı üretimi, bataryalar veya diğer üretim birimleri tarafından dengelenebileceği için yenilenebilir enerji santrali entegrasyonunun olumsuz etkileri azaltılabilecektir. Belirtilen bu avantajların elde edilmesi, ancak güç elektroniği dönüştürücülerinin gelişmiş bir şekilde kontrol edilmesi ile mümkündür.

3.1. AC Mikro Şebekelerde Dönüştürücülerin Görevleri

Mikro şebeke bünyesinde bulunan DÜS'ler tarafından yapılan üretimin geleneksel jeneratörler ile yapılan üretimden en büyük farkı, DÜS'lerin yüksek bir kontrol ve işletme esnekliğine sahip olmasıdır. Bu özellik sayesinde DÜS'ler, gelecek elektrik şebekelerinin kontrol ve koordinasyonunda önemli bir role sahip olacaktır. Şüphesiz DÜS'lere bu esnekliği ve kontrol kabiliyetini getiren birim, güç elektroniği dönüştürücüleridir. Mikro şebeke bünyesinde bulunan DÜS'lerin hemen hemen hepsi, sisteme veya ortak bağlantı noktası (point of common coupling) olarak adlandırılan baraya, bir veya birden fazla dönüştürücü ile bağlanmaktadır. Bu sayede birincil kaynaklardan (prime mover) elde edilen enerji, arzu edilen gerilim ve frekans değerlerine sahip olacak şekilde dönüştürülebilmektedir. Tasarlanan mikro şebekenin tipine veya kullanılan DÜS tipine bağlı olarak AC/AC, AC/DC, DC/AC ve DC/DC dönüştürücüler kullanılmaktadır. Bu tezde temel olarak üç fazlı DC/AC dönüştürücüler kullanıldığı için, bu başlık altında DC/AC dönüştürücüler analiz edilecektir. Bu dönüştürücüler, AC mikro şebekede üstlendikleri görevlere göre üç farklı sınıfa ayrılmaktadırlar (Rocabert ve ark., 2012).

Şebeke Besleyici (Grid Feeding): Bu tip dönüştürücülerin temel görevi, stabil bir şekilde çalışan şebekelere, aktif veya reaktif güç enjekte etmektir. Bunu sağlayabilmek için Şekil 3.3(a)'da görüldüğü gibi bir akım kaynağı olarak tasarlanmaktadır. Şekilde görülen P^* ve Q^* sembolleri, şebekeyle takas edilmesi beklenen aktif ve reaktif güç referans değerlerini göstermektedir. Günümüzde kullanılan yenilenebilir enerji santrallerinin çoğu, şebekeye bu tip dönüştürücüler ile bağlanmaktadır (Guerrero ve ark., 2010). Çünkü rüzgar türbini ve güneş enerjisi santralleri, maksimum güç noktası izleme (maximum power point tracking) algoritmaları yardımıyla mümkün olan maksimum gücü üretmek için tasarlanırlar. Üretilen güç, şebeke besleyici dönüştürücülere referans olarak verilerek şebekeye veya sisteme enjekte edilir. Şebekeye akım veya güç enjekte etmenin ilk ve en önemli şartı ise şebeke ile senkronize olmaktır. Bunu sağlamak için faz kilitleme döngüleri (FKD) kullanılmaktadır. Şebeke besleyici bir dönüştürücünün genel kontrol yapısı Şekil 3.3(b)'de gösterilmektedir.



Şekil 3.3. Şebeke besleyici dönüştürücü yapısı a) Basitleştirilmiş temsil (Rocabert ve ark., 2012), b) Detaylı kontrol mimarisi

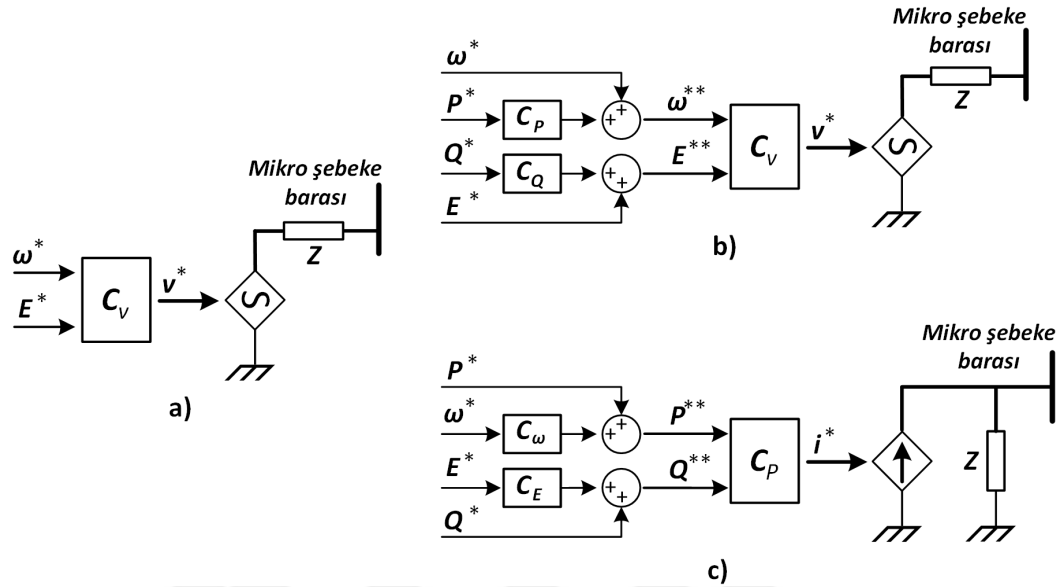
Şekil 3.3'te gösterilen kontrol yapısı, kaskat kontrol (cascade control) veya iç içe kontrol (nested control) olarak da adlandırılmaktadır. Bunun sebebi, iç içe bulunan iki adet döngü ile kontrolün sağlanmasıdır. Bu döngüler, sırası ile dış döngü (outer loop) ve iç döngü (inner loop) olarak adlandırılmaktadır. Kontrol mekanizmasını basitçe açıklamak gerekirse, ilk olarak dönüştürücünün ürettiği aktif ve reaktif güç değerleri, çıkış akımı ve kondansatör gerilimi kullanılarak hesaplanır ve referans değerler ile karşılaştırılır. Karşılaştırma sonucu elde edilen hata, bir *Oransal-İntegral* (PI-Proportional Integral) kontrolör yardımıyla kontrol edilerek referans akım değerleri

$i_{\alpha}^*, i_{\beta}^*$ belirlenir. Bu referans akım değerleri, şebeke ile senkron olabilmek için FKD'den elde edilen faz açısı ile belirlenmektedir. Bu işlem dış döngü olarak adlandırılmaktadır. Dış döngüde aktif ve reaktif güç kontrol edildiği için, *P/Q güç kontrol döngüsü* olarak da adlandırılmaktadır. Dış döngüden elde edilen referans akım değerleri, dönüştürücünün çıkış akımı değerleri ile kıyaslanır ve bir *Oransal-Rezonans* (Proportional Resonant-PR) kontrolör ile kontrol edilir. Bu kontrolörün çıkışında ise referans gerilim değerleri $v_{\alpha}^*, v_{\beta}^*$ elde edilir. Bu işlem ise iç döngü olarak adlandırılmaktadır. İç döngüde akım değeri kontrol edildiği için, *akım kontrol döngüsü* olarak da adlandırılmaktadır. İç döngüden elde edilen değerler, ters clarke dönüşümü (inverse clarke transform) ile üç faz sinyaline dönüştürülür. Elde edilen bu sinyal, DC bağlantı (DC-link) barasının gerilim değeri kullanılarak PWM sinyallerine dönüştürülür ve dönüştürücünün, istenilen aktif ve reaktif güç değerlerini üretmesi sağlanır.

Şebeke besleyici dönüştürücülerin doğru bir şekilde çalışması için, sistemin gerilim ve frekans değerlerinin başka dönüştürücüler veya şebeke tarafından kontrol edilmesi gerekmektedir. Aksi takdirde, senkron olacak bir gerilim bulamayacakları için kararlı bir şekilde çalışamazlar. Ayrıca bu dönüştürücüler, diğer şebeke besleyici dönüştürücüler ile rahatlıkla paralel çalışabilmektedir (Rocabert ve ark., 2012).

Şebeke Düzenleyici (Grid Forming): Bu tip dönüştürücülerin temel görevi, mikro şebekenin gerilim ve frekans değerlerini (E^*, ω^*) düzenlemektir. Şebeke bağlantılı çalışan mikro şebekelerin gerilim ve frekans değerleri, dağıtım şebekesi tarafından kontrol edildiği için şebeke düzenleyici tip dönüştürücüye ihtiyaç bulunmamaktadır. Fakat ada modunda çalışan mikro şebekelerin dağıtım şebekesi ile bağlantısı olmadığından, gerilim ve frekans değerleri belirlenen limitlerin dışına çıkmaktadır. Bu değerleri arzu edilen aralıklara çekmek ve orada sabit tutmak için şebeke düzenleyici tip dönüştürücüler kullanılmaktadır. Bu dönüştürücülerin kontrol mekanizması, şebeke besleyici tip dönüştürücüler ile büyük benzerlik göstermektedir. Aralarındaki en önemli fark ise dış döngüde aktif ve reaktif güç yerine, gerilim ve frekans değerlerinin kontrol edilmiş oluşudur. Temel amacı şebekenin gerilimini kontrol etmek olduğu için Şekil 3.4(a)'daki gibi seri empedanslı bir gerilim kaynağı olarak modellenmektedir. Kesintisiz güç kaynakları (uninterruptible power source), şebeke düzenleyici dönüştürücülere örnek olarak gösterilebilir. Bu dönüştürücülerin diğer bir görevi ise mikro şebekenin ada modundan şebeke bağlantılı moda geçişini sağlamaktır. Bunu sağlayabilmek için

dağıtım şebekesinin gerilim, frekans ve faz açısı değerleri tespit edilerek, mikro şebekenin referans değerleri bu değerler ile eşleştirilir. Her iki şebekenin de değerleri eşitlendiğinde anahtar kapatılarak şebeke bağlantılı moda geçiş sağlanır.



Şekil 3.4. Dönüştürücü tiplerinin basitleştirilmiş gösterimleri, a) Şebeke düzenleyici, b) Gerilim kaynaklı şebeke destekleyici, c) Akım kaynaklı şebeke destekleyici (Rocabert ve ark., 2012)

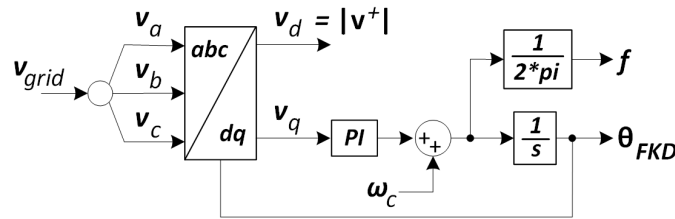
Şebeke Destekleyici (Grid Supporting): Bu tip dönüştürücülerin temel görevi ise, ürettikleri aktif ve reaktif gücü, mikro şebekenin gerilim ve frekans değerlerinin düzenlenmesine katkı sağlayacak şekilde kontrol etmektir. Şekil 3.4 (b) ve (c)'de görüldüğü gibi, hem gerilim kaynaklı hem de akım kaynaklı olmak üzere iki farklı şekilde tasarlanabilmektedir. Akım kaynaklı olarak tasarlanmaları durumunda şebekenin gerilim ve frekans değerlerinin en az bir şebeke düzenleyici dönüştürücü ile kontrol ediliyor olması gerekmektedir. Fakat gerilim kaynaklı olarak tasarlanırlarsa, hem sistemde bulunan yükleri besleyebilmekte hem de şebekenin gerilim ve frekans değerlerini kontrol edebilmektedirler. Bu sebeple şebeke besleyici dönüştürücüler ile şebeke düzenleyici dönüştürücülerin bir kesişimi olarak düşünülebilir. Kontrol mekanizmaları diğer tip dönüştürücüler ile benzerdir. Temel fark, dış döngüde yer alan referans değerlerinin aktif güç/frekans ve reaktif güç/gerilimin birer fonksiyonu olarak belirlenmesidir.

3.2. Şebeke Senkronizasyonu

Dağıtım şirketleri, tüketicilere sürekli ve kaliteli bir elektrik enerjisi sağlamakla yükümlüdür. Fakat elektrik şebekeleri, doğası gereği dinamiktir ve pek çok bozucu etki ile karşılaşabilmektedir. Şebekede oluşabilecek jeneratör ve hat arızaları, ani yük değişimleri, harmonik akımların artması gibi bazı durumlar, şebekenin güç kalitesini etkileyebilmekte ve gerilim, faz açısı gibi parametrelerin değişmesine sebebiyet verebilmektedir. Şebekeye entegre edilen DÜS'ler, şebekeyi besleyebilmek veya destekleyebilmek için dağıtım şebekesi ile senkron bir biçimde işletilmektedirler. Bu sebeple şebekenin elektrik enerjisi anlık olarak takip edilmekte ve DÜS'ler, anlık değişimlere uyum sağlayacak şekilde kontrol edilmektedir. Örneğin bir arıza durumunda, DÜS'lerin arıza noktasını besleyerek kısa devre akımının artmasına sebebiyet vermemesi için arıza tespit edilmeli ve DÜS'lerin bağlantısı kesilmelidir. Ya da arıza tespit edildiğinde DÜS'lerin işletme modu değiştirilmeli ve ada modunda çalışabilecek şekilde koordinasyon sağlanmalıdır. Bu gibi anlık değişimlerin tespit edilebilmesi için şebeke sürekli olarak izlenmeli ve güç elektroniği dönüştürücülerinin senkronizasyonu sağlanmalıdır.

Şebeke bağlantılı dönüştürücülerin senkronizasyonu, şebeke geriliminin doğru bir şekilde analiz edilmesi ile sağlanmaktadır. Temel frekanstaki şebeke geriliminin faz açısı, genliği ve frekansı, şebekeye bağlı çalışan dönüştürücülerin çalışması için gerekli parametrelerdir. Kontrol algoritmalarında kullanılan referans sinyallerinin doğru bir şekilde elde edilmesini sağlamak için, şebeke geriliminin faz açısının, doğru ve hızlı bir şekilde tespiti oldukça önemlidir. Bu değişkenleri elde edebilmek için sıfır geçiş tespiti (zero crossing detection) ve FKD yöntemleri sıklıkla kullanılmaktadır. Sıfır geçiş tespiti metodunda, şebeke geriliminin işaret değiştirdiği sıfır noktaları tespit edilir ve faz açısı belirlenmeye çalışılır. Fakat sıfır noktaları, her yarım periyotta bir tespit edilebileceği için analiz cevabı yavaştır. Bununla beraber şebekede meydana gelebilecek gerilim dengesizliği veya harmonik içerme gibi durumlarda analiz başarısı düşebilmektedir (Teodorescu ve ark., 2011). Günümüzde en çok kullanılan ve kabul görmüş senkronizasyon yöntemi ise FKD'dir (Golestan ve ark., 2019). FKD, dahili bir osilatör tarafından üretilen sinyalin fazını, referans olarak verilen sinyalin fazı ile eşleştirecek şekilde otomatik olarak ayarlayan geri beslemeli bir kontrol sistemidir. Şebeke bağlantılı güç elektroniği uygulamalarında FKD, şebekenin gerilim açısı θ_{grid} 'i tespit

ederek, dönüştürücünün çıkış akımının faz açısı θ_{inv} değerinin, θ_{grid} ile senkronize edilmesine yardımcı olur. Dönüştürücü akımının ve şebeke geriliminin aynı fazda olmadığı durumlarda dönüştürücü akımının frekansı ω_{inv} değiştirilerek senkronizasyon sağlanır. Eğer dönüştürücü akımı şebeke geriliminin gerisinde ise fazlar eşitleninceye kadar ω_{inv} değeri azaltılır. Eğer dönüştürücü akımı şebeke geriliminin ilerisinde ise ω_{inv} değeri artırılır (Ciobotaru ve ark., 2005). θ_{grid} değerinin tespit edilmesi için Şekil 3.5'te gösterilen FKD yapısı sıklıkla kullanılmaktadır.



Şekil 3.5. Genel bir FKD mimarisi

Şebekenin faz açısı θ_{grid} 'in tespit edilebilmesi için öncelikle, şebekenin gerilim değerleri sensörler yardımıyla ölçülür ve denklem (3.1) kullanılarak dq bileşenlerine dönüştürülür. Bu sebeple Şekil 3.5'te gösterilen mimari, dq-FKD yada SRF-PLL (synchronous reference frame-phase locked loop) olarak da adlandırılmaktadır. Analizin üç faz yerine dq eksenleri kullanılarak yapılmasının temel sebebi, üç fazlı analizde ortaya çıkan ve temel frekansın iki katına eşit olan yüksek frekans osilasyonunun elimine edilebilmesidir. Bu sayede bant genişliği azaltılmadan hızlı ve daha doğru sonuçlar elde edilebilmektedir (Teodorescu ve ark., 2011; Sevilmış ve Karaca, 2020).

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = [T_\theta] \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix}, \quad [T_\theta] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta') & \cos(\theta' - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta' + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta') & -\sin(\theta' - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta' + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Dönüşüm sonrası elde edilen d bileşeni v_d , şebeke geriliminin pozitif dizi (positive sequence) bileşen değerinin genliğini göstermektedir. Şebeke geriliminin q bileşeni v_q ise, Şekil 3.5'te gösterildiği gibi bir PI kontrolörü aracılığıyla sıfır değerine yakınsamaya çalışır. PI kontrolörünün çıkışı, dinamik cevabı hızlandırmak için şebeke açısal frekansı ile toplanır. Burada kullanılan açısal frekans $\omega_c = 2\pi f$, f ise şebekenin

temel frekans değeridir. Toplama işleminden sonra elde edilen açısal frekansın integralinin alınmasıyla θ_{FKD} açısı elde edilir. θ_{FKD} , denklem 3.1'deki park dönüşümünün yapılabilmesi için geri besleme yapılıır. Gerilimin dengeli olduğu ideal koşullar altında v_q bileşeni sıfırdır ve θ_{FKD} , şebeke geriliminin faz açısına eşittir.

Şebeke voltajının harmonik bozulma veya gerilim dengesizliklerinden etkilenmediği ideal koşullarda, yüksek bant genişlikli dq-FKD, şebeke voltajının faz açısını ve genliğini, hızlı ve hassas bir şekilde tespit edilebilmektedir. Ancak gerilim çökmesi veya gerilim dengesizliği gibi durumlarda, dq-FKD istenilen performansı verememektedir. Bunun en büyük nedeni ise negatif dizi (negative sequence) bileşeni tarafından üretilen ve temel frekansın iki katına sahip olan osilasyonun doğru bir şekilde filtrelenememesidir. Bu osilasyonun etkisi, hem pozitif hem de negatif dizi bileşenlerinin ayrı ayrı analiz edilmesi mantığına dayalı olarak çalışan *Decoupled Double Synchronous Reference Frame FKD* yöntemi ile azaltılabilmektedir (Rodríguez ve ark., 2007). Bu sayede ideal olmayan şebeke koşulları altında da faz açısı doğru bir şekilde tespit edilebilmektedir.

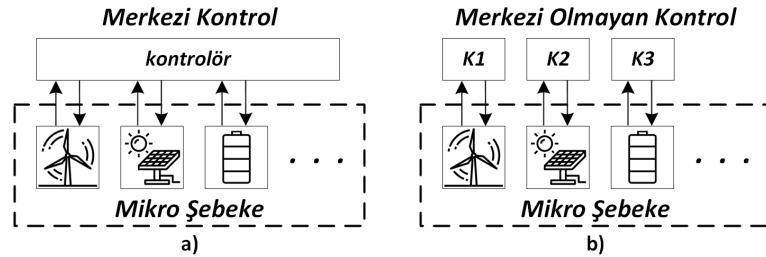
3.3. Kontrol Yöntemleri

Günümüzde kullanılan güç elektroniği dönüştürücüleri, anahtarlama olarak çalışan modern yarı iletken cihazlar kullanılarak tasarlanmaktadır. Bu sayede dönüştürücüler, yüksek kontrol kabiliyetine sahip olmaktadır. Mikro şebekelerin esnek ve şebeke uyumlu olarak çalışabilmesi için bu dönüştürücülerin gelişmiş bir şekilde kontrol edilmesi gerekmektedir. Bu sayede mikro şebekenin gerilim/akım regülasyonu, güç paylaşımı, güç akışı kontrolü ve diğer yüksek seviyeli kontrolleri rahatlıkla sağlanabilir. Literatürde çalışılan dört farklı kontrol yöntemi bulunmaktadır. Bunlar *Merkezi* (centralized), *Merkezi olmayan* (Decentralized), *Dağıtılmış* (distributed) ve *Hiyerarşik* (hierarchical) kontrol metotlarıdır.

3.3.1. Merkezi kontrol

Merkezi kontrol, mikro şebekede bulunan elemanların kontrolünün tek bir merkezden sağlanması yaklaşımıdır. Sistemde bulunan DÜS, enerji depolama elemanı gibi bileşenlerin işletme bilgileri, yüksek hızlı bir iletişim altyapısı kullanılarak merkezi

bir kontrolöre gönderilir. Merkezi kontrolör gerekli analizleri yapar ve mikro şebekenin arzu edildiği gibi çalışabilmesi için gerekli sinyalleri geri gönderir. Merkezi kontrolün genel yapısı Şekil 3.6 (a)'da görülmektedir.



Şekil 3.6. a) Merkezi kontrol mimarisi, b) Merkezi olmayan kontrol mimarisi (Meng ve ark., 2017)

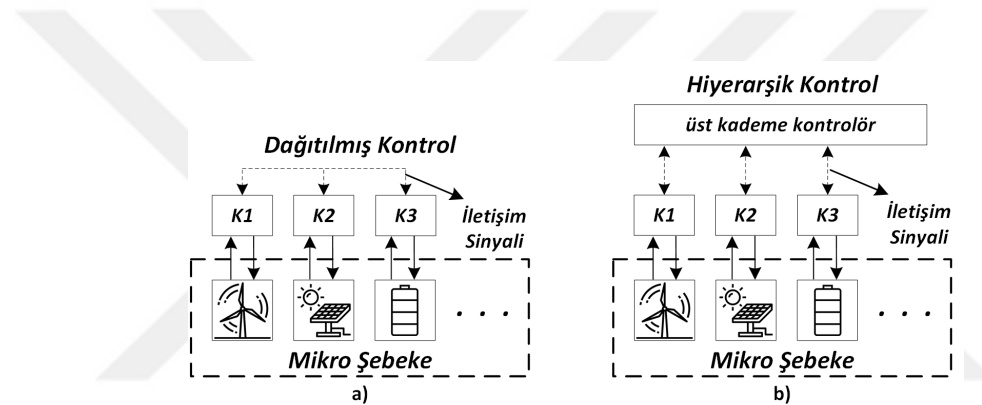
Mikro şebeke hakkında gereken tüm bilgilerin merkezi bir noktada toplanması, sistemin işletilmesini ve kontrol edilmesini kolaylaştırmaktadır. Yenilenebilir enerji üretimi, batarya şarj durumu, şebeke elektrik fiyatları, kontrol edilebilir yük bilgileri gibi veriler toplanarak, mikro şebekenin enerji yönetimi ve şebeke ile güç alışverişi tek bir merkezden kontrol edilebilir. Fakat tüm bunların sağlanması için kaliteli ve güvenilir bir iletişim altyapısına ihtiyaç bulunmaktadır. Çünkü mikro şebeke kontrol sinyallerinin milisaniyelik periyotlar ile gönderilmesi gerekebilmektedir. Bunun haricinde merkezi kontrolörde meydana gelebilecek bir arızanın tüm sistemin kararlılığını etkilemesi de göz önünde bulundurulması gereken diğer bir dezavantajdır (Tsikalakis ve Hatziargyriou, 2011).

3.3.2. Merkezi olmayan kontrol

Bu kontrol yaklaşımında, her birim kendi kendini kontrol etmektedir. Dolayısı ile her birim, kendi gerilim/frekans ölçümlerini baz alarak kendi çıkışını regüle etmektedir. Birimler birbirinden bağımsız çalıştığı için uygulanması pratik bir metottür. Mikro şebekeye yeni dahil edilecek birimler rahatlıkla entegre edilebilir. Fakat, her ne kadar üretim birimleri bağımsız çalışabilse de, sistemde bulunan yükleri paralel olarak beslemektedirler. Dolayısı ile üretim birimleri arasında doğru bir güç paylaşımı yapılabilmesi için dönüştürücüler koordine edilmelidir. Bunun için ise minimum düzeyde de olsa bir iletişim gerekmektedir (Guerrero ve ark., 2012). Merkezi olmayan kontrol sisteminin genel yapısı Şekil 3.6 (b)'de gösterilmektedir.

3.3.3. Dağıtılmış kontrol

Kontrol mekanizması bakımından merkezi olmayan kontrol sistemine benzemektedir. En önemli farkı ise, dönüştürücüler arası haberleşmenin, WiFi veya Zigbee gibi iletişim protokollerinin kullanılarak sağlanmasıdır. Bu sayede harmoniklerin veya doğrusal olmayan yüklerin güç paylaşımı üzerindeki etkileri azaltılabilmektedir. Tamamen dağıtılmış bir kontrol şemasının temel dezavantajı, tüm birimlerin birbirleri ile olan koordinasyonunu, sadece iletişim kanalı üzerinden düzenleyebilmektir. Bu ise dönüştürücüler arası gelişmiş bilgi alışverişi şemalarının sisteme dahil edilmesi ile mümkündür (Meng ve ark., 2017). Dağıtılmış kontrol sisteminin genel yapısı Şekil 3.7 (a) 'da gösterilmektedir.

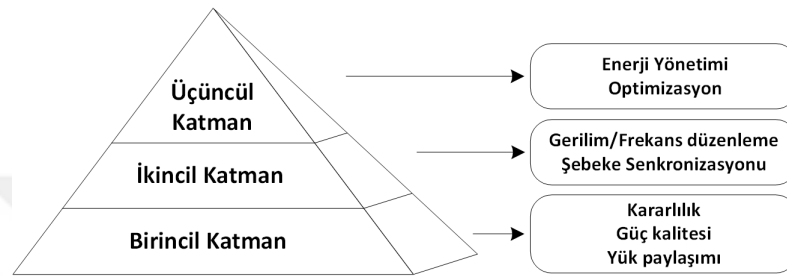


Şekil 3.7. a) Dağıtılmış kontrol mimarisi, b) Hiyerarşik kontrol mimarisi (Meng ve ark., 2017)

3.3.4. Hiyerarşik kontrol

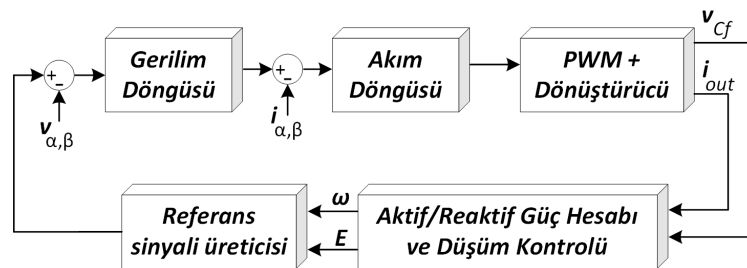
Mikro şebekelerde kullanılan DÜS ve enerji depolama elemanlarının sayısındaki artış, dönüştürücüler arasındaki koordinasyonun dağıtılmış kontrol metodunda olduğu gibi sadece iletişim sinyali ile sağlanmasını zorlaştırmaktadır. Frekans/gerilim regülasyonu, DÜS'ler arası aktif/reaktif güç paylaşımı, dağıtım şebekesi ile senkronizasyon, enerji yönetimi ve ekonomik işletme gibi pek çok amacın gerçekleştirilebilmesi için daha gelişmiş kontrol mimarilerinin kullanılması gerekmektedir. Bunun için çok katmanlı bir kontrol yöntemi olan Hiyerarşik kontrol yapısı önerilmiştir (Guerrero ve ark., 2010). Hiyerarşik kontrol sisteminin basit bir temsili Şekil 3.7 (b)'de gösterilmektedir. Yapısal olarak dağıtılmış kontrole benzemekle birlikte en önemli fark, birimler arası koordinasyonun bir üst kademedeki, yeni bir kontrolör ile sağlanıyor oluşudur. Bu sayede, hem üretim birimlerinin koordinasyonu

daha kolay sağlanmakta hem de yeni bağlanacak DÜS'lerin ve enerji depolama elemanlarının entegrasyonu kolaylaşmaktadır. Merkezi ve dağıtılmış kontrol yaklaşımlarının, hiyerarşik olarak birleştirilmiş bir versiyonu olarak tasarlanmıştır. Birincil (primary), ikincil (secondary) ve üçüncül (tertiary) olmak üzere üç farklı kontrol katmanından oluşan bir mimariye sahiptir. Katmanlar, görevlere ve kontrol sinyallerinin gönderilme frekansına bağlı olarak ayrılmaktadır. Kontrol katmanları ve her katmanın genel görevleri Şekil 3.8'de gösterilmektedir.



Şekil 3.8. Mikro şebeke hiyerarşik kontrol katmanları

Birincil katman hiyerarşinin en altında yer alan fakat en hızlı çalışması gereken katmandır. Mikro şebekenin kararlılığını sağlamak ve işletme şartlarını yerine getirmek için her bir dönüştürücü, birbirinden bağımsız olarak kendi içerisinde kontrol edilir. Bu kontrol, dönüştürücülerin yerel ölçümleri baz alınarak ve herhangi bir iletişim altyapısı ihtiyacı gerekmeden gerçekleştirilmektedir. Dönüştürücülerin gerilim ve akım kontrolü bu katmanda yapılmaktadır. Bunun yanında mikro şebekede yer alan yüklerin tükettiği güç, her bir üretim biriminin kapasitesi göz önünde tutularak dönüştürücüler arasında paylaşılır. Bu katmanda uygulanan kontrol mekanizmasının genel yapısı Şekil 3.9'da görülmektedir.

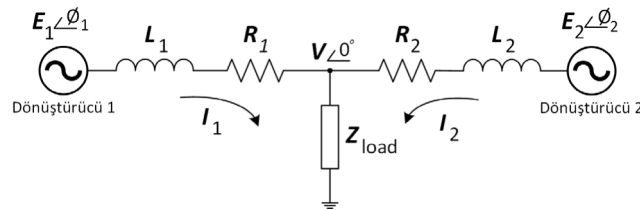


Şekil 3.9. Birincil katmanda uygulanan kontrol döngüsü (Guerrero ve ark., 2010)

Şekil 3.9'da görülen kontrol yapısı, dönüştürücünün kullanım amacına göre değişebilmektedir. Başlık 3.1'de de açıklandığı gibi dönüştürücüler akım kaynaklı veya

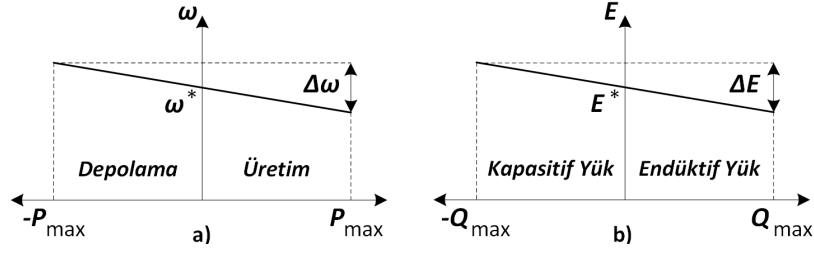
gerilim kaynaklı olarak çalışabilmektedir. Güneş enerjisi santralleri veya rüzgar türbinlerinde olduğu gibi dönüştürücülerin akım kaynaklı olarak tasarlanması durumunda, Şekil 3.9’da görülen gerilim döngüsü, aktif/reaktif güç kontrolü sağlayan bir P/Q güç döngüsü ile değiştirilir. Akım kaynaklı dönüştürücülerde sadece enjekte edilecek akım kontrol edildiği için düşüm kontrolüne (droop control) gerek kalmadan paralel çalışma sağlanabilir (Rocabert ve ark., 2012). Mikro şebekenin gerilim ve frekansının kontrol edilmesi gereken sistemlerde olduğu gibi dönüştürücülerin gerilim kaynaklı olarak tasarlanması durumunda, akım döngüsünden önce gerilim döngüsünün kullanılması gerekmektedir. Bu sayede şebeke arzu edilen gerilim/frekans limitleri dahilinde çalışacak şekilde işletilebilir. Mikro şebekelerde birden fazla akım ve gerilim kaynaklı dönüştürücü beraber çalışabilmektedir. Bu dönüştürücülerin paralel çalışabilmesi için düşüm kontrol metodu kullanılmaktadır.

Şekil 3.10’da görüldüğü gibi birden fazla gerilim kaynaklı dönüştürücünün paralel bağlanması durumunda, dönüştürücüler arasında sirkülasyon akımları meydana gelebilmektedir. Bunu engellemek ve üretim birimleri arasında doğru bir yük paylaşımı sağlamak için, senkron jeneratörlerin paralel çalışması için de kullanılan düşüm kontrolü kullanılmaktadır.



Şekil 3.10. Paralel bağlı dönüştürücüler

Mikro şebekelerde düşüm kontrolünün temel amacı, çekilen yüke bağlı olarak frekans ve gerilim değerlerinin değişimine sebep olan senkron jeneratörlerin davranışını taklit etmektir. Senkron jeneratörler, şebeke frekansı arttığı zaman üretilen aktif gücü, şebeke gerilimi arttığı zaman da üretilen reaktif gücü azaltarak sistem kararlılığını sağlamaktadır. Düşüm kontrolünün uygulanmasıyla dönüştürücülerin anma gücüne göre paralel bağlı dönüştürücüler arasında güç paylaşımı yapılmaktadır. Üretim birimlerinin çıkış empedansının veya hattın empedansının endüktif olduğu AC mikro şebekelerde, aktif güç/frekans (P/f) ve reaktif güç/gerilim (Q/V) düşümleri kullanılmaktadır. Şekil 3.11’de gösterilen bu düşümler, hatların baskın şekilde endüktif olduğu ($X \gg R$) orta gerilim şebekelerinin gerilim ve frekans değerlerini düzenlemek için kullanılmaktadır.



Şekil 3.11. a) P/w düşüm karakteristiği, b) Q/E düşüm karakteristiği (Guerrero ve ark., 2010)

Düşüm hesabını yapabilmek için öncelikle dönüştürücünün ürettiği aktif ve reaktif güç değerleri, yerel olarak ölçülen gerilim ve akım değerlerinin clarke dönüşümü sonrası elde edilen bileşenleri ile aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$P = v_{Cf,\alpha} \cdot i_{out,\alpha} + v_{Cf,\beta} \cdot i_{out,\beta} \quad (3.2)$$

$$Q = v_{Cf,\beta} \cdot i_{out,\alpha} - v_{Cf,\alpha} \cdot i_{out,\beta} \quad (3.3)$$

Burada v_{Cf} dönüştürücü çıkışında kullanılan LCL filtresinin kapasitörünün gerilimini gösterirken, i_{out} ise filtrenin çıkış akımını ifade etmektedir. Elde edilen bu güç değerleri, bir alçak geçiren filtre yardımıyla filtrelenir ve içerisinde yer alan gürültüler azaltılır. Daha sonra aşağıda gösterilen düşüm denklemleri kullanılarak yeni gerilim ve frekans değerleri elde edilir (Chandorkar ve ark., 1993).

$$\omega = \omega^* - k_p (P - P^*) \quad (3.4)$$

$$E = E^* - k_q (Q - Q^*) \quad (3.5)$$

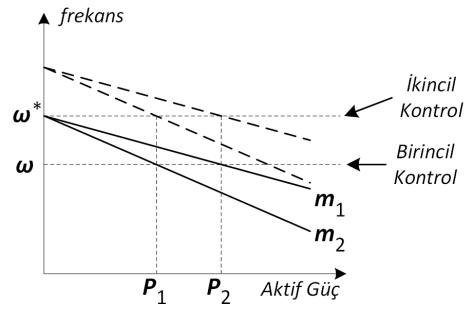
Burada ω^* ve E^* referans açısal frekans ve gerilim değerlerini, ω ve E ise düşüm hesabı sonrası dönüştürücünün üretmesi gereken gerilim ve açısal frekans değerlerini göstermektedir. P^* ve Q^* ise referans aktif ve reaktif güç değerlerini ifade etmektedir. Şekil 3.11'de gösterilen frekans ve gerilim düşüm karakteristiklerinin eğimleri k_p ve k_q değerleri, kazanç değeri olarak kullanılır. Bu nedenle, mikro şebekede paralel olarak çalışan gerilim kaynaklı dönüştürücüler, P/f ve Q/V düşüş karakteristiklerine göre çıkış güçlerini düzenlemektedir.

Düşüm kontrolü ile güç paylaşımı sağlıklı bir biçimde yapılabilse de bu metodun bazı dezavantajları bulunmaktadır (Planas ve ark., 2013). Bunlardan ilki hat

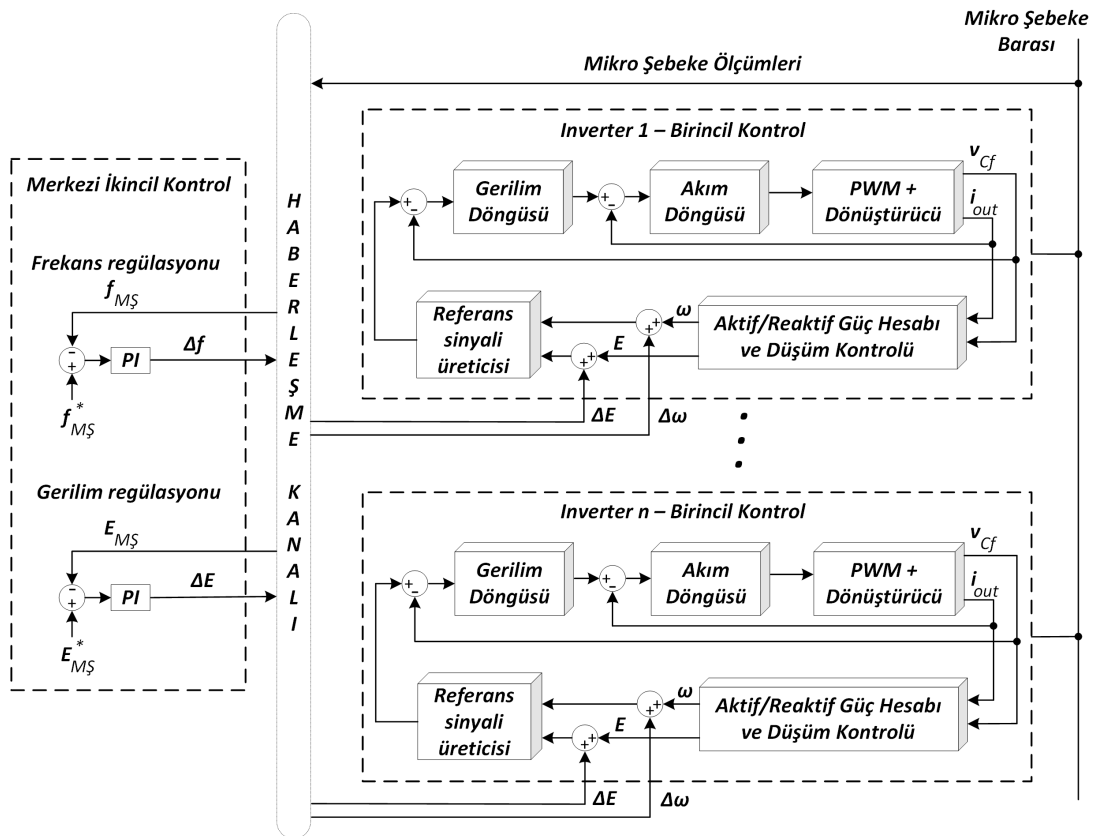
empedansının endüktif olması durumunda yukarıdaki denklemlerin geçerli olmasıdır. Fakat hatların baskın şekilde rezistif olduğu ($R \gg X$) alçak gerilim şebekelerinde ise bu düşümler tam tersi olacak şekilde, aktif güç/gerilim (P/V) ve reaktif güç/frekans (Q/f) olarak değişmektedir. Dolayısı ile düşümler, hattın R/X oranına direkt bağlıdır (Yao ve ark., 2010). Bu sebeple, geleneksel P/f ve Q/V düşümleri her şebekeye doğrudan uygulanamaz. Bu sorunu çözenin en kolay yolu, hattın empedansını endüktif yapabilmek için dönüştürücünün çıkışına yüksek değerli bir endüktans eklemektir. Ancak bu yöntem hem maliyeti arttıracığı hem de ekstra gerilim düşümüne sebebiyet vereceği için kullanışlı değildir. Bunun yerine dönüştürücü, sanki çıkışında sanal bir endüktans (virtual impedance) varmış gibi modellenir ve bu sanal empedans, kontrol döngülerinin içerisine dahil edilir. Sanal empedans değeri yüksek seçildiği için hat endüktifmiş gibi kontrol sağlanır. Böylece dönüştürücüler arası güç paylaşımı, hattın R/X oranına bakılmaksızın doğru bir şekilde sağlanabilmektedir (Guerrero ve ark., 2005).

Hiyerarşik kontrolün sonraki kontrol katmanı İkincil katmandır. Yukarıda detaylı olarak belirtildiği gibi birincil katmanda her bir birim yerel olarak kontrol edilmektedir ve birimler arasında herhangi bir haberleşme veya iletişim bulunmamaktadır. Güç paylaşımı için kullanılan düşüm kontrolü ise, gerilim ve frekans değerlerinin sapmasına sebebiyet verebilmektedir (Vasquez ve ark., 2012). Bu sapmaların etkisini azaltmak ve şebekeyi istenilen limitler dahilinde çalıştırmak için ikincil kontrol kullanılır. İkincil kontrol, tüm üretim birimlerinin işletimini koordine etmek için iletişim ve geniş alan izleme (wide area monitoring) sistemlerini kullanır. Sinyalleri birkaç dakika aralıklar ile gönderdiği için birincil kontrol ile karşılaştırıldığında yavaş bir dinamiğe sahiptir (Rocabert ve ark., 2012). Şekil 3.12’de paralel bağlı iki dönüştürücünün aktif güç paylaşımı ve ikincil kontrolün etkisi gösterilmektedir.

Merkezi ve Merkezi olmayan olmak üzere iki farklı ikincil kontrol yapısı bulunmaktadır. Merkezi yaklaşımda, mikro şebekenin gerilim ve frekans değerleri ölçülerek bir iletişim sistemi vasıtasıyla kontrol merkezine iletilir. Bu değerler, referans değerler ile kıyaslanarak bir PI denetleyici yardımıyla gerilim ve frekans sapmaları hesaplanır. Elde edilen sapma değerleri her bir üretim biriminin birincil katmanına geri gönderilir ve mikro şebekenin gerilim ve frekans regülasyonu sağlanır. Merkezi yaklaşımın genel bir yapısı Şekil 3.13’te gösterilmektedir.



Şekil 3.12. Paralel bağlı dönüştürücülerin güç paylaşımı ve ikincil kontrol etkisi (Guerrero ve ark., 2012)



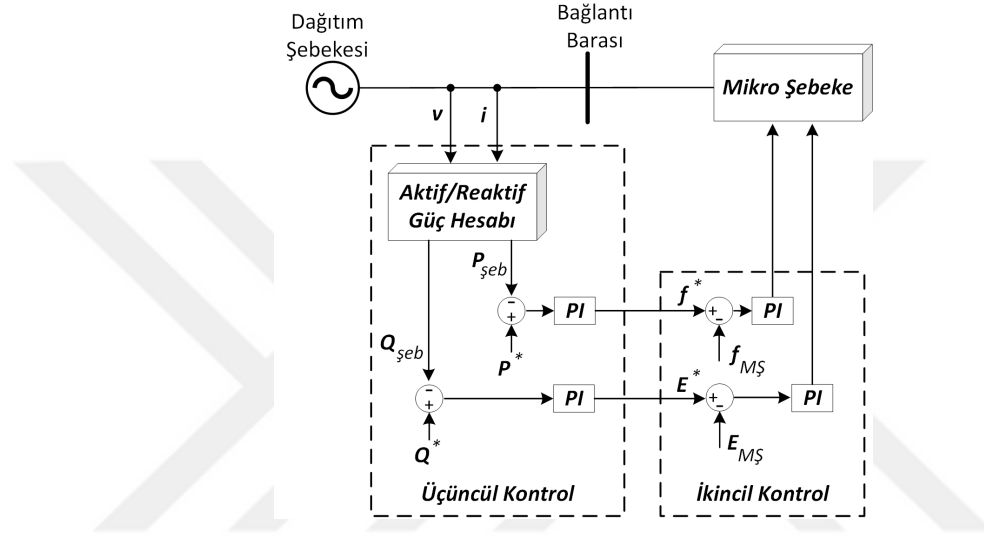
Şekil 3.13. Birincil ve ikincil katman kontrol mekanizması (Shafiee ve ark., 2013)

Merkezi ikincil kontrolün en büyük dezavantajı, tüm sistemin tek bir merkezden kontrol edilmesidir. Meydana gelebilecek herhangi bir arıza, ikincil kontrolün tamamen devre dışı kalmasına ve tüm sistemin etkilenmesine sebebiyet verecektir. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için merkezi olmayan ikincil kontrol mekanizması kullanılmaktadır (Shafiee ve ark., 2013).

Merkezi olmayan ikincil kontrolde, her bir üretim birimi için ayrı bir ikincil kontrol tasarlanmaktadır. İkincil kontrol, iletişim sistemi ile birincil kontrol arasına yerleştirilir. Mikro şebekede bulunan tüm üretim birimlerinin ölçümleri (frekans,

gerilim ve reaktif güç), iletişim sistemi yardımıyla toplanır ve bu değerlerin ayrı ayrı ortalaması alınır. Sonrasında kararlı durum hatalarını ortadan kaldıracak uygun kontrol sinyalleri birincil katmana gönderilir. Bu sayede hem daha güvenilir bir ikincil kontrol sağlanmakta hem de düşüm kontrolünün yetersiz kaldığı reaktif güç paylaşımı sorunu ortadan kaldırılmaktadır (Shafiee ve ark., 2013).

Hiyerarşinin son katmanı ise Şekil 3.14'te gösterilen üçüncül kontrol katmanıdır. Şebeke bağlantılı çalışan mikro şebekelerin kontrolünde kullanılmaktadır.



Şekil 3.14. Üçüncül kontrol katmanı ve şebeke ile etkileşim (Guerrero ve ark., 2010)

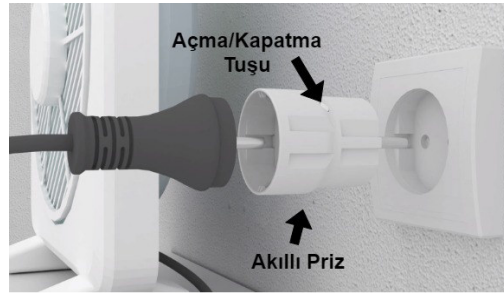
Bu katman, mikro şebekenin optimum olarak işletilmesi için şebeke ile olan güç alışverişini düzenler. Şebekeye enjekte edilmesi veya şebekeden çekilmesi gereken referans güç değerleri, çeşitli optimizasyon yöntemleri ile hesaplanır. Bu hesap, jeneratörlerin üretim maliyeti, üretim tahmini (eğer yenilenebilir santraller bulunuyorsa), enerji alı/satış fiyatları, bataryanın şarj durumu gibi değişkenler dikkate alınarak hesaplanabilmektedir. Mikro şebekenin, hesap sonrası elde edilen referans güç değerlerini üretebilmesi için üçüncül katmanda üretilen kontrol sinyalleri önce ikincil katmana daha sonra ise birincil katmana gönderilir. Birincil katman ise, aldığı sinyallere göre üretim değerlerini revize eder. Bu şekilde mikro şebekenin optimum şekilde işletilmesi sağlanmış olur.

4. GELİŞMİŞ YÜK İZLEME YÖNTEMLERİ

Gelişmiş yük izleme yöntemleri, çeşitli sensörler yardımıyla evlerde, binalarda, sanayi kuruluşlarında veya savaş/yük gemilerinde bulunan cihazların durumunun ve enerji tüketimlerinin ayrı ayrı izlenmesi için kullanılmaktadır. Yukarıda belirtilen alanlarda kullanılan yükler periyodik olarak izlenerek, her cihaz için gerçek zamanlı veya istatistiksel bilgiler kolaylıkla elde edilebilir. Elde edilen veriler kullanılarak kapsamlı enerji yönetim stratejileri, güvenilir yük planlamaları, kısa süreli yük tahminleri gibi pek çok fayda sağlanabilir. Literatürde bilinen iki farklı yük izleme yöntemi bulunmaktadır. Bunlar MYİ ve MOYİ'dir.

4.1. Müdahaleci Yük İzleme (MYİ)

Teknolojinin gelişmesi ile birlikte piyasaya sürülen pek çok teknolojik ekipman sayesinde evlerdeki yükleri uzaktan izlemek mümkündür. Akıllı prizler, bu amaç için sıklıkla tercih edilmektedir ve kullanımı her geçen gün yaygınlaşmaktadır. Gelişmiş bir akıllı priz, bağlı olduğu cihazın aktif güç, reaktif güç, akım, gerilim, frekans değerlerini ve cihazın açık/kapalı olup olmadığını takip edebilecek bir donanıma sahiptir. Bu prizler, Wi-Fi ve Zigbee gibi kablosuz iletişim teknolojilerini kullanarak ölçtükleri değerleri başka cihazlara aktarabilmektedirler. Örnek bir akıllı priz ve kullanılışı Şekil 4.1'de gösterilmektedir.



Şekil 4.1. Akıllı priz ve bağlantı şekli

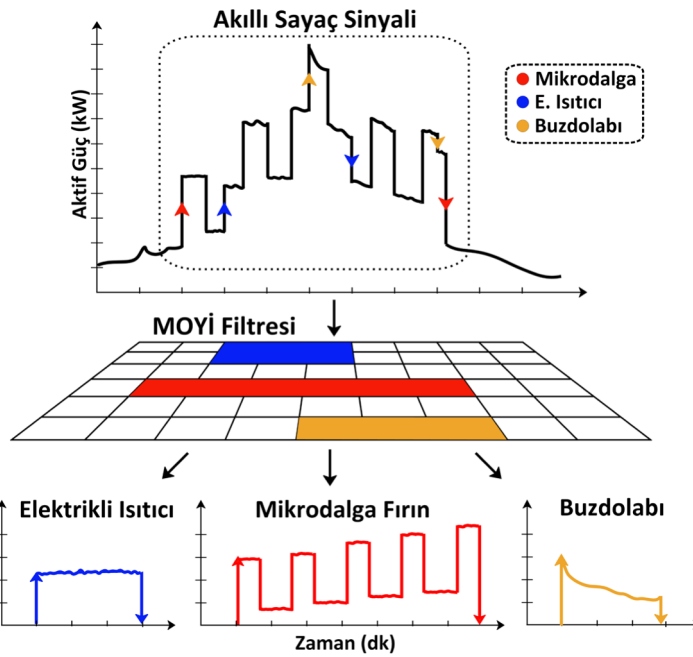
Akıllı prizler, üzerlerinde bulunan ve uzaktan kontrol edilebilen bir açma/kapatma tuşuna sahiptirler. Bir MYİ sisteminde, ev aletlerinin izlenebilmesi için her bir cihaza ayrı bir akıllı priz bağlanmaktadır. Prizler, cihazları 24 saat boyunca izlemektedir ve toplanan veriler bir kontrol merkezine gönderilerek orada

depolanmaktadır. Kontrol merkezinde toplanan veriler çeşitli iletişim protokolleri yardımıyla tüketiciler ve dağıtım şirketleri ile anlık olarak paylaşılabilir. MYİ, gelişmiş, sistematik ve yüksek doğruluk ile çalışan bir yük izleme sistemidir ve günümüzde akıllı evlerde sıklıkla uygulanan bir yöntemdir. Okunan verilerde hata payının düşük olması sayesinde gerçek zamanlı enerji yönetimi rahatlıkla uygulanabilmektedir. Ancak bu sistemin en büyük dezavantajı, birden fazla sensör, kapsamlı bir kurulum, sağlam bir iletişim altyapısı, bakım ve güncelleme gibi gereksinimleri bulunmasıdır. Tüm bu özellikler MYİ'yi yüksek maliyetli bir sistem haline getirmektedir. Diğer bir dezavantajı ise, kullanıcı verilerinin gizliliği olgusudur. Kullanıcılar, tüketim verilerini paylaşma konusunda isteksiz olabilmektedir. Bu dezavantajları azaltabilmek için MOYİ yöntemi, MYİ'ye alternatif olarak sunulmuştur (Hart, 1992).

4.2. Müdahaleci Olmayan Yük İzleme (MOYİ)

4.2.1. Tanım

MOYİ, MYİ'nin yüksek maliyeti nedeniyle geliştirilen alternatif bir yöntemdir. Her cihaz için ayrı bir sensör veya akıllı priz kullanmak yerine tüm evin tükettiği enerji, merkezi bir sayaç yardımıyla ölçülür. Sadece bir sensör (merkezi sayaç) analiz için yeterli olduğundan, MYİ sistemine göre daha az maliyetli bir yöntemdir. Evlerin içine herhangi bir şekilde girilip ekstra sensör yerleştirilmediği için *müdahaleci olmayan* olarak anılmaktadır. MOYİ, evin merkezi sayacından okunan toplam enerji tüketim verisinin, çeşitli matematiksel yöntemler, sinyal işleme algoritmaları veya öğrenme yöntemleriyle analiz edilmesi ve her bir cihazın bireysel enerji tüketim verilerinin elde edilmesi işlemi olarak tanımlanabilir. Diğer bir deyişle MOYİ, merkezi sayaç sinyallerini filtreleyerek analiz edilmesi hedeflenen cihazın enerji tüketim verisinin veya çalışma durumunun elde edilmesini sağlayan bir filtre olarak ifade edilebilir. Şekil 4.2'de, MOYİ analizi sonrası elde edilen bireysel cihaz tüketim verileri gösterilmektedir.



Şekil 4.2. MOYİ yönteminin basit bir gösterimi

4.2.2. MOYİ analizinin faydaları

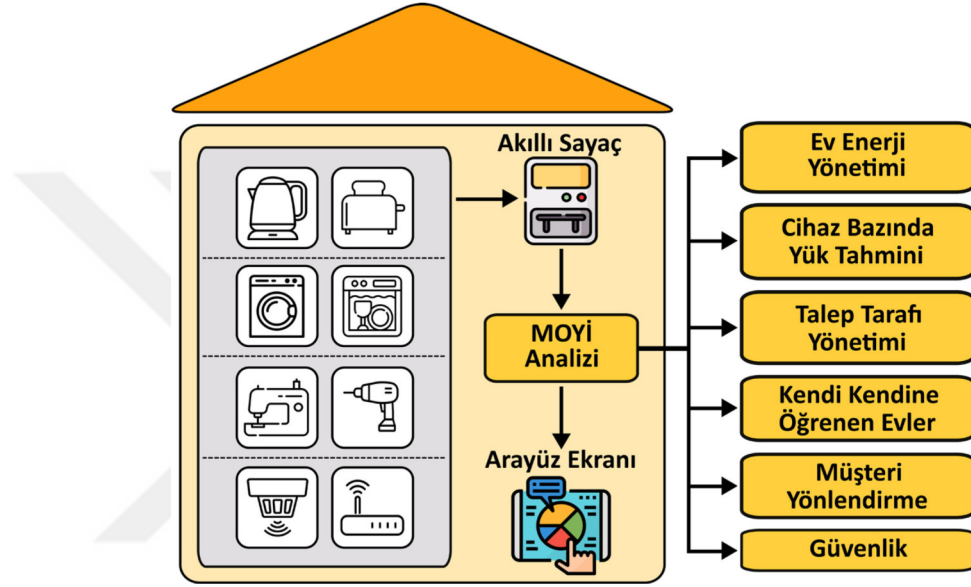
Başarılı bir MOYİ analizinin ardından, cihazlarla ilgili iki önemli çıktı elde edilmektedir. Bunlar:

- **Yük Tanıma (load identification):** Aktif olarak çalışan yüklerin tanımlanması
- **Enerji Ayrıştırması (energy disaggregation):** Toplam tüketim verisinin bileşenlerine ayrılarak her bir cihazın enerji tüketiminin ayrı ayrı tahmin edilmesi

Yukarıda belirtilen verilerin elde edilmesi, tüketiciler ve dağıtım şirketleri için pek çok yarar sağlayabilir. MOYİ'nin genel mimarisi ve analiz sonrası elde edilebilecek bazı faydalar Şekil 4.3'te görülmektedir. Şekilde gösterildiği gibi analiz sonrası elde edilen veriler, müşterilere anlık olarak bildirilerek onların enerji tasarrufu yapması sağlanabilir. Bunun yanında şekilde gösterilen diğer yararlar ise aşağıdaki gibi açıklanabilir:

Ev enerji yönetimi: Cihazların gerçek zamanlı veya istatistiksel verileri kullanılarak, gelişmiş bir ev enerji yönetim sistemi tasarlanabilir. Özellikle küçük kapasitede güneş enerjisi, rüzgar türbini veya bataryanın kurulu olduğu evlerde enerji yönetimi önem arz

etmektedir. Çünkü yenilenebilir kaynaklardan elde edilen enerjinin en verimli şekilde depolanması veya kullanılması gerekmektedir. Bu sebeple enerji fiyatının düşük olduğu saatlerde enerjinin şebekeden alınması, ev cihazlarının bu saatlerde kullanılması ve yüksek olduğu saatlerde ise enerjinin şebekeye geri satılması gibi pek çok tedbir, enerji yönetimi ile otomatik olarak alınabilir. Cihazların çalışma süreleri, tükettikleri enerji gibi veriler kullanılarak daha verimli bir sistem dizayn edilebilir. Bu sayede müşterilerin fatura giderlerinin azalması sağlanabilir.



Şekil 4.3. MOYİ analizinin genel mimarisi ve bazı faydaları

Cihaz bazında yük tahmini: Dağıtım şirketleri, şebeke planlaması yapmak için genellikle gelecekte tüketilecek enerji miktarını bilmek ister. Bu veriyi elde edebilmek için ise tüketicilerin önceki kullanımları baz alınarak yük tahminleri gerçekleştirilir (Cetinkaya, 2013). Tüketicilerin davranışları belli başlı değişkenlere (mevsim, gün, günün vakitleri vs.) göre değişebildiği ve tahmin etmesi kolay olmadığı için bu yük tahmini her zaman belirli bir hata içermektedir. Halbuki, enerji ayrıştırma analizi sonucunda elde edilen veriler kullanılarak yük tahmini daha az hata ile ve daha gerçekçi olacak şekilde gerçekleştirilebilir. Örneğin buzdolabı, çamaşır makinesi, bulaşık makinesi gibi cihazlar genellikle belirli bir alışkanlığa göre ve belirli bir süre boyunca çalıştırılmaktadırlar. MOYİ ile cihazların çalışma süresi, takip eden dakikalarda ne kadar enerji harcanacağı ve ne kadar süre çalışacağı gibi veriler tahmin edilebilir.

Talep Tarafı Yönetimi (TTY): TTY, dağıtım şebekesinin ihtiyaçları doğrultusunda müşterilerin enerji yönetim programlarına katılmasını hedefleyen bir uygulamadır. Bu uygulamalardan bir tanesi ise, şebekenin pik enerji tüketimi veya anlık aşırı yüklenme gibi anlarda müşterilerin yükünün direk olarak kontrol edilebilmesini önermektedir (Palensky ve Dietrich, 2011). Müşteriler ile anlaşmalar yapılarak belirli cihazların kontrolü, ihtiyaç anlarında DSO'ya bırakılır. Bunun karşılığında müşterilere teşvik olarak ödeme yapılmaktadır. Fakat bu uygulamanın hayata geçirilebilmesi için cihazların anlık durumlarının, tükettikleri enerjinin, çalışma süresinin bitimine ne kadar süre kaldığı gibi parametrelerin bilinmesi gerekmektedir. Bu parametreler MOYİ analizi ile elde edilerek DSO'ya bildirilebilir. Anlık yük bilgilerinin DSO ile paylaşılmasıyla daha hassas bir kontrol gerçekleştirilebilir. DSO'nun şebekedeki geçici durumlara tepki vermesi gerektiğinde, ötelenebilir yükler kontrol edilerek şebeke daha verimli ve ekonomik bir şekilde işletilebilir.

Kendi Kendine Öğrenen Evler: Derin öğrenme yöntemleri, yeterli verinin mevcut olduğu durumlarda bu verileri otomatik olarak analiz ederek kullanıcıların tüketim alışkanlıklarını öğrenebilme kapasitesine sahiptir. Derin öğrenme temelli MOYİ analizi ile her cihaz hakkında detaylı istatistiksel bilgiler elde edilebilir ve müşteriye özel bir enerji yönetimi modeli oluşturabilir.

Müşteri Yönlendirme: Evlerde kullanılan cihazların her yıl yeni modelleri piyasaya sürülmekte ve her model, daha az enerji tüketecek şekilde tasarlanmaktadır. Fakat tüketiciler, genellikle cihazlarının enerji tüketimlerinden habersizdir. MOYİ analizi ile evlerde bulunan belirli cihazlar için elektrik tüketim analizi yapılabilir. Bu analiz sonucu cihazların ortalama enerji tüketimleri, piyasada mevcut olan teknolojik ürünler ile kıyas edilerek müşterilere bir rapor verilebilir. Mevcut enerji tüketimi, daha verimli yeni bir cihaz satın alınması durumunda elde edilecek kazanç ve amortisman süresi gibi bilgiler müşteriler ile paylaşılarak onların yeni cihazlara yatırım yapmaları, bu sayede enerjiyi daha verimli kullanmalarını sağlanabilir.

Güvenlik: Evlerde bulunan cihazlar genellikle belirli bir seviyede güç tüketmektedirler. Örneğin buzdolabı 100-150 W, su ısıtıcısı 1000-1500W civarında bir güç tüketimine sahiptir. Cihazlarda herhangi bir arıza meydana geldiğinde ise, alışılmadık bir enerji tüketim profili ortaya çıkar. Genel cihaz tüketim profilleri derin öğrenme yardımıyla

öğrenilerek, cihazların bu profillerin dışında bir güç tüketmesi durumunda kullanıcıya bilgi verilerek cihaz devre dışı bırakılabilir. Bu şekilde arıza büyümeden engellenmiş olur ve müşteri güvenliği sağlanır. Özellikle cihazların veya makinelerin çok pahalı olduğu endüstriyel kuruluşlar için çok faydalı olabilecek bir uygulamadır.

4.2.3. Akademi ve özel sektör ilgisi

MOYİ ile ilgili ilk akademik çalışma, 1992 yılında George W. Hart tarafından yapılan ufuk açıcı bir araştırma ile başlamıştır (Hart, 1992). Bu çalışmada, geniş bir tanımlama yapılmış, problem matematiksel olarak formülize edilmiş ve mümkün olan uygulama alanları hakkında bilgiler verilmiştir. Dahası, cihazlar tüketim profillerine göre modellenerek bir profil sınıflandırması tanımlanmıştır. İlk çalışmadan bu yana yaklaşık 28 yıl geçmiştir. Kaynak araştırması başlığı altında paylaşılan araştırmalar göz önüne alındığında ise, istenilen başarı seviyesine henüz ulaşamadığını söylemek yanlış olmaz. Son yıllarda UK-DALE (Kelly ve Knottenbelt, 2015b), REDD (Kolter ve Johnson, 2011) ve *Personalised Retrofit Decision Support Tools for UK Homes using Smart Home Technology* (REFIT) (Murray ve ark., 2017) gibi halka açık veri setlerinin paylaşılması ve akıllı sayaçlardan elde edilen verilerin artmasıyla çalışmalar ivme kazanmıştır. Bu sebeple MOYİ çalışmaları, akademi camiasında hala yoğun ilgi görmektedir.

MOYİ, akademide olduğu gibi özel sektörde de büyük ilgi görmektedir. Çünkü bu yöntemin aynı zamanda ticari bir boyutu da bulunmaktadır. Şirketler, tüketicilere enerji ayrıştırma ürünleri sunarak kazanç elde etmektedirler. Bugün, enerji ayrıştırma ürünleri sunan 40'tan fazla şirket bulunmaktadır. Bunlardan bazıları Bidgely, Watt-is ve Enetics gibi şirketlerdir. Her firma kendi donanımı/yazılımı ile çözümler sunmaktadır. Bazı firmalar akıllı sayaç verilerini kullanmakta iken, diğerleri ise kendi geliştirdikleri özel sensörler ile verileri toplayarak kullanmaktadırlar. Doğal olarak çoğu firma, geliştirdikleri algoritmalar veya çözüm yöntemleri hakkında detaylı bilgi paylaşmamaktadır. Bilgiler paylaşılmadığı için ise ticari ürünler arasında kıyaslama yapılması pek mümkün değildir. Basitçe ifade etmek gerekirse, ticari MOYİ ürünlerinin reklamlarda belirtildiği kadar başarılı çalışıp çalışmadığını analiz etmek pek mümkün görünmemektedir. Bu soruyu cevaplamak için referans bir veri setine ihtiyaç vardır. Şirketler, geliştirdikleri algoritmaları bu referans veri setleri üzerinde test ederek sonuçlarını halka açık olarak paylaşırlarsa, müşteriler daha başarılı analiz yapan

firmaları görerek tercihlerini ona göre değiştirebileceklerdir. Ayırıştırma şirketlerinden biri olan EEme, 2015 yılında radikal bir karar alarak Pecan Street (Holcomb, 2012) tarafından 264 evden toplanan gerçek zamanlı veri setini kullanarak geliştirdikleri algoritmayı test etmiş ve sonuçlarını paylaşmıştır. 1 yıllık akıllı sayaç verileri kullanılarak (örnekleme frekansı 15 dk) klima, su ısıtıcısı, kurutma makinesi ve çamaşır makinesi için analizler yapılmış ve cihazlar, ortalama %70 başarı oranı ile sınıflandırılabilmiştir. Bu oran, diğer şirketler için bir referans niteliği taşımaktadır. Diğer şirketlerin de bu veri setini kullanarak sonuçları paylaşması durumunda, daha berrak bir vizyon yakalanabilecek ve bu teknolojiyi kullanmak isteyen müşteriler için iyi bir referans elde edilmiş olacaktır.

4.2.4. Problem formülasyonu

MOYİ, *tek kanallı gizli kaynak ayırıştırma* (single channel blind source seperation) problemi olarak göz önüne alınmaktadır. Bu problemde, tek bir sensörden ölçülen sinyal, *karma sinyal* olarak adlandırılmaktadır. Karma sinyal, birden fazla kaynak sinyalin bir araya gelmesiyle oluşmuş tek bir sinyal olarak düşünülebilir. Bu problemin temel amacı ise karma sinyalin analiz edilerek kaynak sinyallerinin elde edilmesidir. Bu açıdan bakıldığında MOYİ problemi ile bire bir örtüştüğü rahatlıkla söylenebilir. MOYİ'deki karma sinyal, merkezi sayaçtan okunan toplam tüketim verisini, kaynak sinyaller ise her bir cihazın bireysel enerji tüketim sinyalini ifade etmektedir.

Temel bir MOYİ probleminde analiz edilecek veri, merkezi sayaçtan okunan aktif güç verisidir ve $P_{sayac} = \{p_{sayac}(1), p_{sayac}(2), \dots, p_{sayac}(T)\}$, $p_{sayac}(t) \in R_+$ vektörü ile ifade edilmektedir. Burada T , okunan örnek sayısını ifade etmektedir. Evde bulunan herhangi bir cihazın elektrik tüketim değerini de $P_n = \{p_n(1), p_n(2), \dots, p_n(T)\}$, $p_n(t) \in R_+$ ile ifade edelim. Her bir örnek için, merkezi sayaç verisinin cihazların bireysel enerji tüketimlerinin toplamına eşit olması beklenmektedir. Fakat bununla birlikte ölçüm ile ilgili ufak bir hata payı da göz önünde tutulmalıdır. Dolayısıyla genel formül aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$p_{sayac}(t) = \sum_{n \in N} s_n(t) \cdot p_n(t) + e(t) \quad (4.1)$$

Denklem (4.1)'de yer alan N , evde bulunan cihaz sayısını, s_n ise cihazların durumunu (açık-1/kapalı-0) göstermektedir. Okuma sırasında oluşabilecek hata payı ise e ile gösterilmektedir. Fakat MOYİ analizi genellikle evde bulunan tüm cihazlar için değil, sadece belirli cihazlar için yapılmaktadır. Analiz edilecek cihaz sayısını M ile, analiz edilmeyecek olan cihazların toplam enerji tüketimini ise $U = \{u(1), u(2), \dots, u(T)\}$, $u(t) \in R_+$ ile ifade edersek, yeni formül aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$p_{\text{sayac}}(t) = \sum_{m \in M} s_m(t) \cdot p_m(t) + u(t) + e(t) \quad (4.2)$$

Eğer m . cihazın çalışmaya başladığı an $t_{on,m}$, çalışmayı bitirdiği an $t_{off,m}$ ve bu süre içerisinde harcadığı enerji vektörü $P_m([t_{on,m}, t_{off,m}])$ ile gösterilirse, cihazın tükettiği toplam enerji aşağıdaki gibi bir formül ile ifade edilebilir:

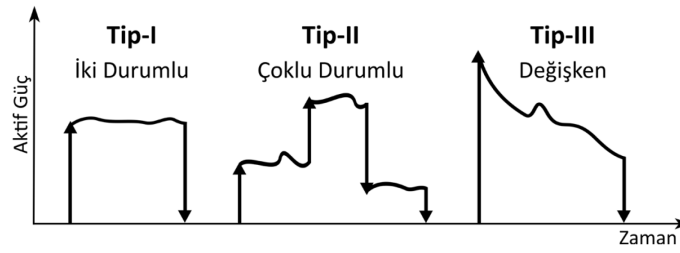
$$P_m(\Delta t) = \sum_{t=t_{on,m}}^{t_{off,m}} p_m(t) \quad (4.3)$$

MOYİ probleminin temel amacı ise, hedeflenen cihazın t_{on} , t_{off} ve $P([t_{on}, t_{off}])$ değerlerini tespit edebilmektir.

4.2.5. Cihaz tipleri

Denklem (4.1) ve (4.2), basit denklemler olmasına rağmen, çok fazla sayıda cihazın bulunması ve bunların çalışma prensiplerinin farklı olması, bu denklemlerin çözülmesini zorlaştırmaktadır. Her cihazın kendine ait bir yük profili vardır. MOYİ problemini sistematik bir şekilde ele almak için cihazların belirli sınıflara ayrılması gerekmektedir. Bu sınıflar Şekil 4.4'te gösterilmektedir. Hart (Hart, 1992), cihazları yük profillerine göre aşağıdaki gibi sınıflandırmıştır:

Tip-I: Bu kategori, iki durumlu (açık/kapalı) cihazları ifade eder. Bu cihazlar, açık oldukları süre boyunca sabit güç tüketirler. Tost makinesi ve su ısıtıcısı, bu tip cihazlara örnek olarak gösterilebilir.



Şekil 4.4. Cihaz tiplerinin sınıflandırılması

Tip-II: Bu kategori, çok durumlu cihazları ifade eder. Bu kategoriye örnek olarak kurutma makinesi verilebilir. Bu makineler genellikle bir motor ve bir ısıtıcıdan oluşur. Birden fazla çalışma durumuna (kapalı, motor çalışma, ısıtıcı çalışma, motor+ısıtıcı çalışma durumları) sahip olduğu için çok durumlu olarak adlandırılmaktadır. Makine, her bir durum için farklı bir tüketim profili sergilemektedir. Çamaşır ve bulaşık makinesi de bu kategoriye örnek olarak verilebilir.

Tip-III: Bu kategoride bulunan cihazların enerji tüketimleri periyodik değildir ve sürekli olarak değişebilmektedir. Kullanıcının müdahalesine göre enerji tüketimi artış veya azalış gösterebilmektedir. Matkap ve aydınlık seviyesi ayarlanabilir ışıklar bu kategoride yer almaktadır.

Tip-IV: Bu kategori sürekli olarak çalışan, sabit ve düşük güç tüketen cihazlar için tanımlanmıştır (Zeifman ve Roth, 2011). Yangın dedektörleri, modemler, çeşitli sensörler bu kategoride değerlendirilebilir.

4.2.6. MOYİ analizinde kullanılan verinin özellikleri

Yukarıdaki bölümlerde de detaylı olarak açıklandığı gibi, MOYİ analizinin önemli parçası merkezi sayaçtan okunan verilerdir. Bu verilerin özellikleri, analiz başarısını doğrudan etkileyen en önemli faktördür.

Sayaçtan okunan verinin tipi, ilk önemli faktördür. Aktif güç, reaktif güç, harmonik bileşenler gibi pek çok değişken, analiz esnasında kullanılabilir. Fakat aktif güç değeri, MOYİ probleminin çözümünde en sık kullanılan veri tipidir. Analiz esnasında aktif güç sinyalindeki değişiklikler takip edilir. Cihaz açıldığında veya kapatıldığında toplam tüketim sinyalinde meydana gelen artış ve azalmalar, çeşitli kenar

algılama algoritmaları tarafından tespit edilir. Algılanan kenarlar, çeşitli kümeleme yaklaşımları ile analiz edilir ve cihaz tanımlanmaya çalışılır. Ancak bazı cihazlar, benzer aktif güç tüketmektedir. Dolayısıyla sadece aktif güç değişimi analiz edilerek, benzer güç tüketen veya aynı anda devreye giren/çıkan cihazları tespit etmek kolay değildir. Bu nedenle, reaktif güç, harmonik bileşenler, gerilim veya akımın rms/tepe değerleri, güç faktörü, akım ve gerilim gürültüleri gibi özellikler kullanılarak analiz daha da derinleştirilebilir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, çalışmaların çoğunluğunda aktif güç sinyalinin kullanıldığı görülmektedir. Bunun temel nedeni ise, akıllı sayaçların hemen hemen hepsinin aktif güç ölçme kapasitesine sahip olmasıdır. Buna karşın reaktif güç ölçümü tüm akıllı sayaçlarda bulunan bir özellik değildir (Armell ve ark., 2013).

Sayaçtan okunan verinin örnekleme frekansı ise diğer bir önemli parametredir. Veriler, cihazlar hakkında yeterli ayırt edici özelliği barındıracak kadar yüksek çözünürlükte, ancak optimum maliyeti sağlayacak kadar da düşük çözünürlükte olmalıdır. Verinin örnekleme frekansı arttıkça cihaz hakkında elde edilen detaylar da artmaktadır. MOYİ alanında yapılan çalışmalar, veri çözünürlüğü açısından ikiye ayrılmaktadır. İlki düşük çözünürlük olarak isimlendirilir. Örnekleme frekansı 1 Hz ve daha düşük olan ölçümler bu sınıfa aittir. Diğerisi ise yüksek çözünürlük olarak bilinir ve örnekleme frekansı 1 Hz'den daha yüksek olan verileri içerir (Liang ve ark., 2009). Yüksek çözünürlüklü veriler, daha detaylı bilgi sağlamasına ve cihaz tanımlama başarısını artırmasına rağmen, yüksek bir donanım maliyetine sahiptir. Düşük çözünürlüklü veriler ise, uygun maliyetli olmasına rağmen, cihazlar hakkında daha sınırlı bilgi sağlamaktadır.

Toplanan verilerin çözünürlüğünü doğrudan etkileyen faktörlerden birisi de veri toplama modülleri veya sayaçlarıdır. Piyasada, farklı frekanslarda ölçüm yapabilen çeşitli enerji sayaçları mevcuttur. Ayrıca enerji ayrıştırma ürünleri satan şirketler tarafından geliştirilen ve detaylı ölçüm yapabilen enerji sayaçları da bulunmaktadır. Bu sayaçların kullanımı, cihazlarla ilgili detaylı verilerin elde edilmesinde faydalı olmasına karşılık müşterilere ekstra maliyet getirmektedir. Ancak, milyonlarca dolar değerinde akıllı sayaç altyapısı çoğu ülkede halihazırda kurulmuş ve kurulmaya devam etmektedir (Engie, 2019). Dahası, kurulumlar dağıtım şirketi tarafından yapılmaktadır ve müşteriye ekstra maliyet getirmemektedir (Accenture, 2013). Dağıtım şirketleri tarafından yapılan bu büyük yatırımın tam potansiyeline ulaşabilmesi için, bu sayaçlardan elde edilen verilerin MOYİ çözümünde kullanılması esastır. MOYİ analizi için kullanılacak

algoritmalar, akıllı sayaçların kapasiteleri ve donanımları dikkate alınarak geliştirilmelidir. Akıllı sayaçlar, bir ölçüm ve bir iletişim kısmı olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Birinci bölüm, akım ve gerilim ölçümleri yardımıyla aktif ve reaktif güç değerlerini hesaplamaktadır. İkinci kısım ise, hesaplanan verileri dağıtım şirketi ile (geniş alan ağı yardımıyla) veya ev içi ekranları gibi evlerin yerel ağıyla (ev alan ağı yardımıyla) paylaşmaktadır. Veriler, dağıtım şirketi ile her 15 dakikada bir, yerel ağ ile de 6-7.5 saniyede bir paylaşılabilir (Armel ve ark., 2013).

Yukarıda detaylı olarak belirtilen gerekçeler sebebiyle, MOYİ analizinin düşük çözünürlüklü aktif güç verileri kullanılarak gerçekleştirilmesi, hem müşteri hem de dağıtım şirketi açısından daha az maliyetli olacaktır. Bu sayede akıllı sayaç altyapısı için yapılan yatırımlar da ekstra değer kazanacaktır.

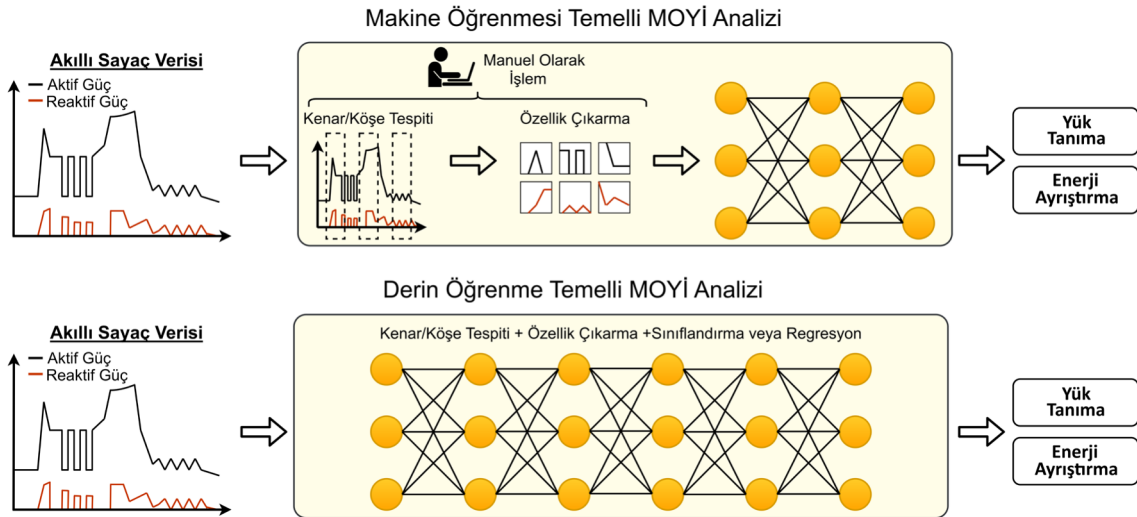


5. DERİN ÖĞRENME

Yapay zeka, insanlar gibi düşünmek ve onların eylemlerini taklit etmek için programlanmış makinelerin, insan zekasını simüle etme işlemi olarak tanımlanabilir (Nilsson, 2014). Günlük hayatta insanlar birçok olayla karşılaşır ve bu olaylar, insanlar tarafından öznel veya nesnel olarak algılanır. Makinelerin “akıllı” kararlar alabilmesi için olayları insanlar gibi algılamaları ve kendi deneyimlerini oluşturmaları gerekmektedir. Makinelerin, günlük hayatta kullanılan çeşitli sensörlerden okunan verileri analiz etme ve bu verileri kullanarak kendi bilgi kütüphanelerini oluşturma becerisine *Makine Öğrenmesi* adı verilmektedir. Uzman görüşlerine göre makine öğrenmesi, gerçek hayatta uygulanabilecek yapay zeka sistemlerini oluşturmak için kullanılabilir en güçlü yöntemdir (Goodfellow ve ark., 2016). Yapay zekanın bir alt başlığı olan makine öğrenmesi, görüntü sınıflandırma (Hatt ve ark., 2019), yük izleme (Tabatabaei ve ark., 2016), konuşma tanıma (Nassif ve ark., 2019) gibi pek çok alanda sıklıkla kullanılmaktadır. Makine öğrenimi algoritmalarının başarısı, analiz edilecek verilerin temsiline bağlıdır (Blum ve Langley, 1997). Veriyi temsil eden her bir bilgiye *özellik* adı verilmektedir. Verinin işlenmesini ve tanımlanmasını kolaylaştırmak için çeşitli özellik seçme algoritmaları kullanılmaktadır. Bu algoritmalar sayesinde makine öğrenmesi aşamasında algoritmanın eğitim süresi kısaltılarak analiz kapasitesi artırılabilir. Ancak, hangi özellik seçme yöntemlerinin problem çözümünde daha etkili olduğunu tahmin etmek çoğu zaman kolay değildir. Ham veriyi en iyi temsil eden özellikleri tespit etmek için ise farklı özellik kümeleri oluşturulmalı ve kümeler makine öğrenmesi algoritmaları ile test edilmelidir. Fakat özellik kümeleri manuel olarak çıkartıldığı için yoğun efor gerektirebilmektedir. Ek olarak, manuel olarak çıkarılan özellikleri yeni modellere uyarlamak kolay olmadığı için, her yeni problem için bu süreç tekrar edilmelidir. Özellikle karmaşık sistemlerde, özellik çıkarımı uzun süren araştırma ve model eğitimi gerektirebilmektedir. Tüm bu dezavantajlar, özellik çıkarımı işleminin otomatik olarak yapılması ile elimine edilebilir.

Derin Öğrenme, verileri temsil eden özellikleri otomatik olarak çıkarabilme kapasitesine sahip bir makine öğrenmesi metodudur (Goodfellow ve ark., 2016). Derin olarak adlandırılmasının sebebi ise normal yapay sinir ağlarına göre bünyesinde daha fazla gizli katman ve nöron bulundurmasıdır. Daha fazla katman bulunması ise, girdi ile çıktı arasında daha hassas bir eşleştirme yapılabilmesini sağlamaktadır. Modellerdeki katman sayısı arttıkça, eğitilebilir parametre sayısı da artacak, dolayısıyla modelin

eđitimi zorlařacaktır. Derin öğrenmenin bu kadar fazla sayıda parametreyi eğitebilmesinin arkasındaki sır ise, büyük miktarda veri ile eğitilmesidir. Eğitim verisi ne kadar büyük ve çeřitli ise, model o kadar iyi öğrenebilmektedir. Derin öğrenmenin en büyük avantajı, makinelerin otomatik olarak öğrenmesini ya da hiyerarřik olarak özellik çıkarabilmesini mümkün kılmasıdır. Özellik çıkarma işlemi gerçekleştirilirken, önce ham verilerdeki en basit özellikler tanımlanır. Sonrasında bu basit özellikler birleştirilerek, verileri temsil eden daha karmařık konseptler oluşturulur. Her katmanda elde edilen temsiller basitten karmařığa doğru birleştirilir ve hiyerarřik özellikler çıkarılmış olur (LeCun ve ark., 2015). Örneđin, bir görüntüyü çok katmanlı bir yapay sinir ađı ile analiz ettiđimizi varsayalım. İlk gizli katman, görüntüde bulunan kenarları (basit yatay ve dikey çizgiler) en basit kavramlar olarak algılamakta ve bunları tespit etmektedir. İkinci katman, uçlar ve köřeler gibi daha genel ayrıntıları algılar. Üçüncü ve sonraki katmanlar ise, řekli neredeyse tüm ayrıntılarıyla temsil edebilmektedir. Derin öğrenme, bu özellik katmanlarını, genel amaçlı bir öğrenme prosedürü kullanarak verilerden öğrenebilmektedir (LeCun ve ark., 2015). Derin öğrenme tarafından öğrenilen temsiller, çođunlukla manuel olarak çıkarılmış özelliklerden daha iyi performans göstermektedir. Örneđin, Krizhevsky ve arkadaşları, 2012 yılında yapılan ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışması'nda (ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition) 7 katmanlı bir derin öğrenme modeli tasarlamıştı ve %15.3 hata ile yarışmayı kazanmıştı. Yarışmada ikinciliđi alan model eğitiminde, manuel olarak çıkarılmış özellikler kullanılmış ve görüntüler %26.2 hata oranı ile tanımlanabilmiştir. Halbuki Krizhevsky, otomatik olarak çıkarılan özellikler ile yarışmaya katılmıştır (Krizhevsky ve ark., 2012). Günümüzde derin öğrenme, görüntü sınıflandırma (Gong ve ark., 2019), nesne tespiti (Zhao ve ark., 2019) ve konuşma iyileřtirme (Kolbæk ve ark., 2020) gibi pek çok alanda sıklıkla kullanılmaktadır. Derin öğrenme ve makine öğrenmesi algoritmalarının temel farkı, MOYİ analizi baz alınarak Şekil 5.1'deki gibi gösterilebilir.



Şekil 5.1. Makine öğrenmesi ve derin öğrenmenin kıyaslanması

Derin öğrenme metodu, derin yapısı ve yüksek analiz kapasitesi nedeniyle MOYİ analizinde büyük kolaylık sağlayabilecek bir yapıya sahiptir. Bu metodu kullanmanın avantajlarından bazıları aşağıdaki gibi listelenebilir:

- Derin öğrenme, bilgisayarların, akıllı sayaç verilerini analiz ederek cihaza özgü enerji tüketimini otomatik olarak öğrenmesine olanak tanıyabilir. Özellikle evlerde kullanılan aletlerin sayısı ve çeşitliliğinin çok fazla olduğu düşünüldüğünde, otomatik özellik çıkarma, hem zaman alan manuel özellik çıkarma işlemini ortadan kaldırabilir, hem de MOYİ performansını artıracak hiyerarşik özellikler çıkarılabilir.
- Derin öğrenmenin en önemli özelliklerinden birisi de genelleme kapasitesidir. Genelleme kapasitesi, daha önceden eğitilmiş bir derin öğrenme modelinin yeni bir veri setini analiz etme kabiliyeti olarak tanımlanabilir. Örneğin, her yıl düzenlenen ImageNet yarışmasında katılımcılar, modellerini yaklaşık 1,2 milyon görüntü ile eğitmektedir. Eğitilen modeller, 150.000 yeni görüntü kullanılarak test edilmekte ve model başarısı ölçülmektedir. MOYİ probleminde de genelleme kapasitesi oldukça önemlidir. Bunun en büyük nedeni ise her ev için ayrı bir model eğitmenin hemen hemen imkansız oluşudur. Dolayısı ile modeller belirli bir sayıda evin akıllı sayaç verisi kullanılarak eğitebilir. Eğitim sonrasında elde edilen model, diğer evleri test etmek için kullanılabilir.
- SMM yönteminde olduğu gibi cihazların ayrı ayrı modellenmesine gerek yoktur. Birden fazla cihaz, sadece bir model ile analiz edilebilir.

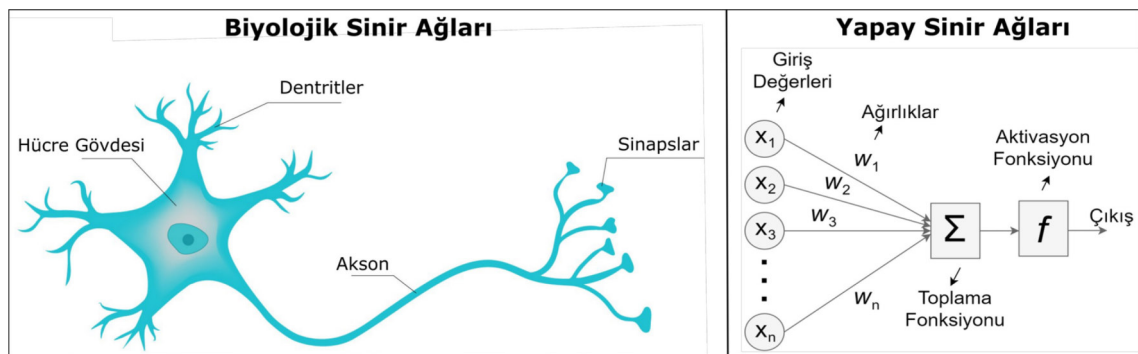
- MOYİ, akıllı sayaç verilerinin analizi temeline dayandığı için bir zaman serisi problemi olarak göz önüne alınabilir. Derin öğrenme alanında kullanılan ÖSA, bellek tabanlı ağları sayesinde zaman serilerini analiz edebilecek bir mimariye sahiptir (Pascanu ve ark., 2013). Bu sayede, analiz edilmesi zor olan Tip II (çok durumlu) ve Tip III (değişken güç) cihazların analizini kolaylaştırması beklenmektedir.
- GPU teknolojisinin gelişmesine paralel olarak, çok sayıda veri daha kısa sürede analiz edilebilir. Veri miktarının fazla olması ise, modelin daha iyi öğrenebilmesini mümkün kılar.

5.1. Derin Öğrenme Metotları

5.1.1. Yapay sinir ağları (YSA)

5.1.1.1. Sinir ağlarının yapısı

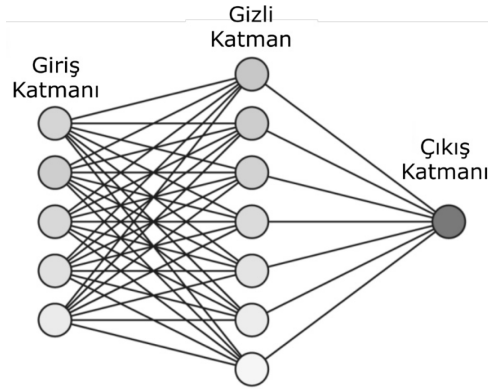
YSA, biyolojik sinir sistemi yapısından esinlenilerek geliştirilmiş bir öğrenme algoritmasıdır. Beyindeki nöronların çalışması, ilk olarak 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından basit bir elektrik devresi ile modellenmiştir (McCulloch ve Pitts, 1943). Basit bir YSA modeli ve ona karşılık gelen biyolojik sinir sistemi Şekil 5.2’de gösterilmektedir.



Şekil 5.2. Biyolojik ve Yapay sinir ağlarının karşılaştırılması

YSA'nın analiz kapasitesi, bünyesinde bulunan katman sayısı ve her katmanda bulunan nöron sayısı ile ilişkilidir. İlk katman giriş katmanı, son katman çıkış katmanı, aradakiler ise gizli (hidden) katmanlar olarak adlandırılmaktadır. Katmanlarda bulunan

her bir hücreye nöron ya da birim adı verilmektedir. Çok katmanlı bir YSA modeli Şekil 5.3'te gösterilmektedir.



Şekil 5.3. Genel bir YSA mimarisi

Genel bir YSA modeli, giriş değerleri, nöronları birbirine bağlayan ağırlık değerleri, bias değerleri, her nöronun çıkışında bulunan bir aktivasyon fonksiyonu ve bir veya birden fazla çıkış değerinden oluşmaktadır. Analiz edilmesi istenen veri, giriş katmanına verilir. Verinin özellik sayısı ile girdi katmanının nöron sayısı birbirine eşit olmalıdır. Girdiler, onlara karşılık gelen ağırlık değerleri ile çarpılarak ölçeklendirilir ve bir bias değeri ile toplanır. Elde edilen değer, bir aktivasyon fonksiyonuna tabi tutularak çıkış değerleri girdilerin bir fonksiyonu olarak elde edilir. Bu işleme ileri yayılım adı verilmektedir. Tek katmanlı bir YSA modeli için çıktı değeri, aşağıdaki formül yardımıyla hesaplanmaktadır:

$$\hat{y} = \sigma \left(\sum_{n \in NI} x_n \cdot w_n + b \right) \quad (5.1)$$

Burada x giriş değerlerini, w ağırlıkları, b bias değerini, NI girdi sayısını ifade etmektedir. Bu değerler çarpılıp toplandıktan sonra σ ile gösterilen bir sigmoid veya başka bir aktivasyon fonksiyonuna tabi tutularak çıkış değeri olan \hat{y} elde edilir. Çıktı değeri, hedeflenen çıktı değeri ile kıyas edilir ve bir kayıp (loss) değeri elde edilir. Bu kayıp değeri, bir geri yayılım algoritması yardımıyla küçültülmeye çalışılır. Böylece modelin öğrenmesi sağlanır.

5.1.1.2. Aktivasyon fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları, bir nöronun çıkışı veya aktivite durumunu belirleyen birimlerdir. Bir model eğitilirken, girdiler ile çıktılar arasındaki kompleks ve doğrusal olmayan ilişkiyi daha doğru bir biçimde modellemek için kullanılmaktadırlar. Bunu sağlamak için genellikle doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları tercih edilmektedir. Böylece nöronların doğrusal olmayan çıkışlar verebilmesi ve modelin daha doğru öğrenebilmesi sağlanmış olmaktadır (Nwankpa ve ark., 2018). Sigmoid ve hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonları, YSA modellerinde sıklıkla kullanılmaktadır ve sırasıyla aşağıdaki formüller ile ifade edilmektedir:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5.2)$$

$$\tanh(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (5.3)$$

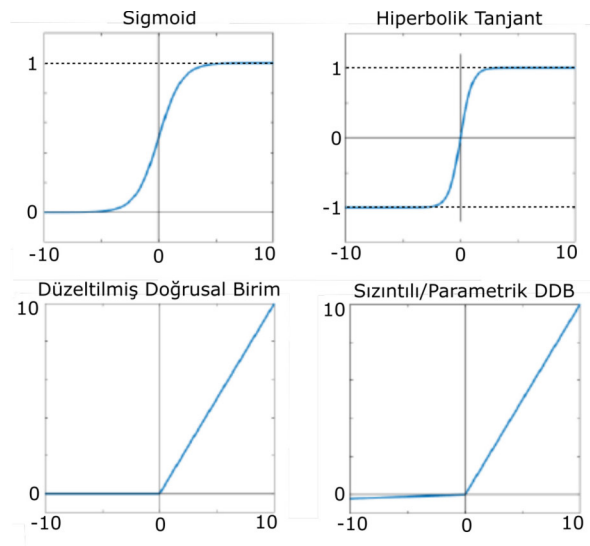
Sigmoid aktivasyon fonksiyonu (0,1) arasında bir çıkış verdiği için olasılıksal olarak analiz edilmesi gereken problemlerin çıkışında kullanılabilir. En büyük dezavantajı ise, nöron aktivasyonunun sınır değerlere ulaştığı bölgelerdeki gradyanın neredeyse sıfır olmasıdır. Bu ise eğitim kalitesini zayıflatmaktadır (Glorot ve Bengio, 2010). Hiperbolik tanjant fonksiyonu ise sigmoide benzer bir yapıya sahip olmakla beraber (-1,1) arasında bir çıkış vermektedir. Çıktısı sıfır merkezli olduğu için, eğitim işlemini kolaylaştırmaktadır. Bu iki aktivasyon fonksiyonu, modelleri doğrusal olmayan biçimde eğitebildiği için sıklıkla kullanılmıştır. Fakat eğitilen modeller derinleştikçe bu aktivasyonlar doyuma gitmektedirler (Glorot ve Bengio, 2010). 2012 yılında Krizhevsky ve ark. tarafından yapılan çalışma, Düzeltmiş Doğrusal Birim (DDB) isimli yarı doğrusal aktivasyon fonksiyonunun da model eğitiminde kullanılabileceğini ispat etmiştir (Krizhevsky ve ark., 2012). Fonksiyon, girdinin negatif değerleri için sıfır, pozitif değerleri için ise aynı değeri çıktı olarak vermektedir. Aktivasyon fonksiyonunun doğrusal olması sayesinde model daha hızlı eğitilebilmektedir. Fonksiyon, sıfır harici değerler için türevlenebilir olduğu için gradyanlar kolaylıkla elde edilebilmektedir. Sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonları gibi doyuma ulaşmadığı için kaybolan gradyan problemini de ortadan kaldırmaktadır. DDB fonksiyonu aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$DDB(x) = \max(0, x) \quad (5.4)$$

DDB aktivasyonunun en büyük sorunu ise, tüm negatif değerlerin sıfırlanmasıdır. Bu problem *kaybolan DDB* (dying ReLU) olarak adlandırılmaktadır. Bu problem, modelin verilere uygun şekilde eğitilmesi yeteneğini azaltır. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak adına Sızıntılı DDB ve Parametrik DDB fonksiyonları kullanılabilir (Dubey ve Jain, 2019). Bu aktivasyon fonksiyonları, DDB fonksiyonunun geliştirilmiş çeşitleridir. Girdinin pozitif olduğu değerler için DDB ile aynı çıktıyı vermektedir. Fakat girdinin negatif olduğu değerler için, çıktı olarak direkt sıfır yerine negatif bir değer verilmektedir. Böylece DDB’de karşılaşılan öğrenim kapasitesinin zayıflaması probleminin önüne geçilmiş olur. Sızıntılı DDB’de negatif kısım sabit bir a eğimi ile hesaplanırken, Parametrik DDB’de bu eğim eğitilebilir bir parametre ile belirlenmektedir ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Zhang ve ark., 2018b):

$$PDDB(x) = \max(ax, x) \quad (5.5)$$

Derin öğrenme algoritmalarında sıklıkla kullanılan fonksiyonlar, Şekil 5.4’te gösterilmektedir.



Şekil 5.4. Derin öğrenmede kullanılan bazı aktivasyon fonksiyonları

5.1.1.3. Geri Yayılım Algoritması

Bir model eğitiminin ilk iterasyonunda ağırlıklar rasgele veya belirli metotlar kullanılarak seçilmektedir . Dolayısı ile ilk iterasyonda hesaplanan çıkış değeri ile hedef değer arasındaki fark büyüktür. Geri yayılım algoritması, bu farkı azaltmak için kullanılan bir yöntemdir (Rumelhart ve ark., 1986).

Bu algoritmanın ilk aşaması ileri doğru hesaplama evresidir. İleri, hesaplama doğrultusunun giriş katmanından çıkış katmanına doğru olduğunu belirtmektedir. Bu aşamada eğitim setinin girdileri, YSA'nın giriş katmanına verilir. Denklem (5.1) kullanılarak her bir nöronun değeri ileri yönde hesaplanır. Ağın çıkış katmanında elde edilen değerler, elde edilmesi hedeflenen değerler (etiket değerler) ile karşılaştırılarak bir kayıp değeri hesaplanır. Bu değerın hesaplanması için kullanılan fonksiyona *kayıp fonksiyonu* adı verilmektedir. Problem tipine göre kayıp fonksiyonu belirlenmektedir. Örneğin sınıflandırma problemlerinde *ikili çapraz entropi* (binary cross entropy), regresyon problemlerinde ise *ortalama karesel hata* (mean squared error) gibi fonksiyonlar tercih edilmektedir. İyi bir model eğitebilmek için kayıp değerinin mümkün olduğu kadar azaltılması gerekir. Bu sebeple kayba neden olan mevcut ağırlık değerleri, ikinci aşamada güncellenerek kayıp değerinin azaltılması beklenir.

İkinci aşama, geriye doğru gidiş evresidir. Bu aşamada kayıp fonksiyonunun türevi, tüm katmanlardaki ağırlıklara göre hesaplanmaktadır. Bu sayede her bir ağırlığın toplam kayıp değerine olan etkisi hesaplanabilir. Bunu hesaplayabilmek için Olasılıksal gradyan azaltma (Bottou, 2010), RMS-prop, Adam (Kingma ve Ba, 2014) ve Adadelta (Zeiler, 2012) gibi farklı optimizasyon metodları kullanılmaktadır. Fakat hepsinin temelinde zincir alma kuralına dayalı türev ve geriye yayılım ile hesaplama bulunmaktadır. Aşağıdaki denklem kullanılarak ağırlık güncelleme işlemi gerçekleştirilmektedir:

$$w_i^* = w_i - a \frac{\partial L}{\partial w_i} \quad (5.6)$$

Burada w mevcut ağırlık değerini, a öğrenme oranını, L kayıp fonksiyonunu ve w^* ise yeni hesaplanacak ağırlık değerini ifade etmektedir. Öğrenme oranı, deneme yanılma yöntemi ile belirlenen bir katsayıdır. Eğer çok büyük seçilirse, optimum noktanın bulunamaması ihtimali vardır. Çok küçük seçilmesi durumunda ise arama adımları

küçük olacağı için optimum noktayı bulma süresi gecikecektir. Bu sebeple öğrenme oranı, model eğitimi için önemli bir parametredir. Kayıp fonksiyonunun belirli bir ağırlığa göre türevi ise zincir kuralı kullanılarak aşağıdaki gibi alınmaktadır:

$$\frac{\partial L}{\partial w_i} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial w_i} \quad (5.7)$$

İleri doğru hesaplama, kayıp değerinin hesaplanması, geriye doğru gidiş ve ağırlıkların güncellenmesi işlemi bir iterasyon anlamına gelmektedir. Eğitim işlemi, belirli bir iterasyon sayısına ulaşıncaya veya kayıp değeri belirli bir değerin altına düşünce sonlandırılır.

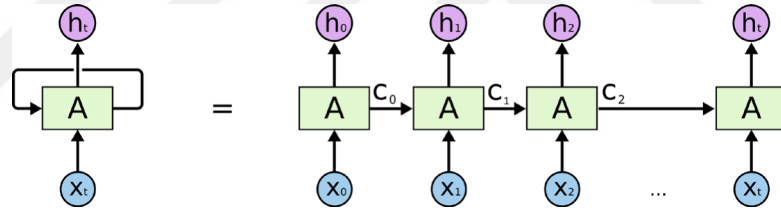
5.1.2. Özyinelemeli sinir ağları (ÖSA)

x_1, x_2, \dots, x_T gibi zamana bağlı dizi modellerini veya zaman serilerini analiz edebilecek şekilde tasarlanmış olan bir sinir ağı modelidir. Bu yapıyı diğer sinir ağlarından ayıran en önemli özellik ise parametrelerin, modelin farklı kısımları arasında paylaşılabilir olmasıdır (Rumelhart ve ark., 1986). Temel olarak, bir olaylar zincirine karşılık gelen tekrarlayan bir yapıya sahiptir. Görüntü işleme problemlerini ele alırsak, model eğitiminde birbirinden farklı görüntüler kullanılmaktadır ve görüntüler birbirinden bağımsız olabilmektedir. Ancak zaman serileri için durum aynı değildir. Gelecekteki veri, geçmişten gelen veri ile doğrudan bağlantılı olabilmektedir. Örneğin bir doğal dil işleme problemini ele alalım. Doğal dil işleme, bir insan tarafından telaffuz edilen bir cümlenin ses dalgalarının analiz edilmesi ve bilgisayar ortamında çözümlenmesi işlemidir. Bu sentezleme yapılırken, bir cümle içerisinde bulunan herhangi bir kelimenin yapısı, ondan önce yer alan özneler, nesnelere veya bağlaçlara bağlı olabilmektedir. Bu sebeple cümle, bir bütün halinde analiz edilmelidir. ÖSA mimarisinin *özyinelemeli* (recurrent) olarak adlandırılmasının sebebi, bir dizinin her ögesi için (cümledeki kelimeler gibi) aynı görevi daha önceki çıktılara bağlı olarak yerine getirmesidir. Ağın bu şekilde tasarlanması sayesinde zamana bağlı durumlar, dahili bir hafıza gibi davranan hücreler ile modellenebilir. Özellikle girdi ve çıktının değişken uzunluğa sahip olduğu problemlerin çözümünde umut verici sonuçlar elde edilmektedir (Graves, 2012). MOYİ problem göz önüne alındığında ise, cihazların enerji tüketimi bir zaman serisidir ve enerji tüketimi, bu zaman serisi boyunca

değişebilmektedir. Örneğin, fırın ve bulaşık makinesinin her ikisinin de çalıştırıldıkları an 2 kW güç çektiğini varsayalım. Eğer anlık analiz yapılırsa, bu iki cihazı birbirinden ayırmak imkansız olmaktadır. Dolayısı ile tüketim, belirli bir süre takip edilip, ilerleyen dakikalarda meydana gelecek profil değişimleri gözlemlenmelidir. Bu sayede yükleri daha kesin bir biçimde sınıflandırılabilir. ÖSA, dahili hafızası ve geçici davranışları modelleyebilmesi sayesinde bu problemin çözümünde büyük kolaylık sağlayabilir. Literatürde üç farklı ÖSA versiyonu bulunmaktadır. Bunlar Basit ÖSA (vanilla RNN), Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ve Geçitlenmiş Özyinelemeli Birimler (GRU)'dir.

5.1.2.1. Basit ÖSA

Farklı mimarilere sahip ÖSA modelleri bulunmak ile birlikte, en temel olan model, vanilya ÖSA olarak da isimlendirilen basit ÖSA'dır. Basit ÖSA'nın mimari yapısı Şekil 5.5'te gösterilmektedir.



Şekil 5.5. Basit bir ÖSA mimarisi (Olah, 2015)

ÖSA mimarisini daha detaylı tanıtabilmek adına Şekil 5.5, iki parçadan oluşmaktadır. Şeklin solundaki kısım, modelin sembolik gösterimidir. Sağdaki kısım ise, sembolik gösterimin detaylı yapısını göstermektedir. Şekilde gösterilen A , bir sinir ağı modelini temsil etmektedir. Girişler mavi ile gösterilen x değerleridir ve bir zaman serisini temsil etmektedir. Çıktılar ise h ile gösterilen mor noktalardır. Şekilden de anlaşılacağı gibi her bir giriş, önceki girişleri hesaba katarak bir çıkış hesaplamaktadır. Böylece tüm zaman serisi birbirine bağlı ve dinamik bir şekilde temsil edilebilmektedir. Basit ÖSA modelinin matematiksel formülasyonu ise aşağıdaki gibidir:

$$c_t = \sigma(W_{cx} \cdot x_t + W_{cc} \cdot c_{t-1} + b_c) \quad (5.8)$$

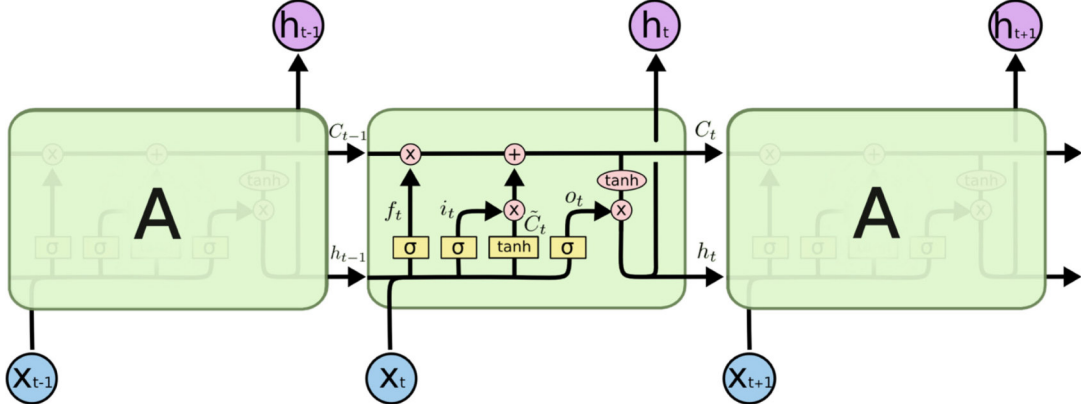
$$h_t = \sigma(W_{hc} \cdot c_t + b_h) \quad (5.9)$$

Burada x girdi, h çıktı, c saklı durum (hidden state) veya hafıza hücresi, σ sigmoid aktivasyon fonksiyonu olarak sembolize edilmiştir. W_{cx} , W_{cc} ve W_{hc} sırasıyla giriş, saklı durum ve çıkış ağırlık matrislerini ifade etmektedir. b_c ve b_h ise saklı durum ve çıkış için kullanılan bias değerlerini göstermektedir.

ÖSA mimarisinin en büyük problemi ise *kaybolan gradyanlar* (vanishing gradient) veya *patlayan gradyanlar* (exploding gradient) olarak isimlendirilen ve modelin öğrenmesini kısıtlayan problemlerdir (Pascanu ve ark., 2013). Kaybolan gradyan problemi, eğitim esnasında kullanılan geri yayılma işlemi sırasında hatanın küçülerek sıfır olması anlamına gelmektedir. Patlayan gradyan problemi ise, geri yayılım sırasında hatanın hızlı bir şekilde büyümesidir. Bu iki problem, modelin öğrenmesini engellemektedir. Bu problemin temel nedeni ise modele girdi olarak verilen dizinin çok uzun olmasıdır (Chung ve ark., 2014). Verinin uzunluğu arttıkça, modelin veriler arası ilişki kurma kapasitesi zayıflamaktadır. Bu problemi çözmek için iki farklı yaklaşım sunulmaktadır. Birincisi, literatürde *Olasılıksal Gradyan İniş* (Stochastic Gradient Descent) olarak adlandırılan ve makine öğrenmesi eğitiminde sıklıkla kullanılan optimizasyon algoritmaları kullanmaktır. Bu doğrultuda Kırpılan Gradyan (Clipping Gradient) metodu kullanılarak gradyan vektörlerinin normlarının limitler dışına çıkması kırılarak engellenmektedir (Bengio ve ark., 2013). İkinci yaklaşım ise model yapısını ekstra geçitler ile desteklemek ve daha komplike modeller geliştirmektir. Bu doğrultuda UKSB ve GÖB isimli iki adet gelişmiş ÖSA metodu sunulmuş ve bu metotlar, literatürde büyük ilgi görmüştür (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997; Cho ve ark., 2014).

5.1.2.2. Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB)

UKSB, uzun süreli zaman serilerini, kaybolan veya patlayan gradyanlar problemine maruz kalmadan analiz edebilmek için tasarlanmış özel bir tür ÖSA metodudur (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997). Mimarisi basit ÖSA'ya benzetmekle birlikte, gradyan akışını daha iyi kontrol edebilmek için daha fazla geçit bulundurmaktadır. Bu sebeple kısmen karışık bir mimariye sahiptir. UKSB mimarisi Şekil 5.6'da gösterilmektedir.



Şekil 5.6. Uzun Kısa Süreli Bellek mimarisi (Olah, 2015)

UKSB mimarisinin en önemli bileşeni hafıza hücresidir (memory cell). Zamanla durumunu koruyabilen bu hücre sayesinde geçmişten gelen bilgiler sonraki katmanlara aktarılabilir. UKSB, unutma ve giriş geçitleri (forget/input gates) kullanarak, hafıza hücresi içindeki bilgileri değiştirme kapasitesine sahiptir. Unutma geçidi, bu hücrede bulunan verilerin saklanıp saklanmayacağına veya unutulup unutulmayacağına karar vermektedir. Geçmişe ait veriler önemli ise saklanmalı, aksi halde unutulmalıdır. Unutma geçidinin çıktısı 0 ise veriler unutulur, 1 ise saklanır. Bu karar bir sigmoid aktivasyon fonksiyonu yardımıyla verilir ve aşağıdaki gibi formülize edilir:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5.10)$$

Giriş geçidi, hücrenin yeni girişlerden elde edilen faydalı bilgiler ile güncellenmesini sağlayacak olan verileri üretir. Hangi değerlerin güncelleneceğini ise bir sigmoid aktivasyon fonksiyonu ile belirler. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu yardımıyla da yeni aday değerler belirlenir. Giriş geçidi ve yeni aday değerler aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5.11)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (5.12)$$

Yukarıda gösterilen unutma geçidi, giriş geçidi ve yeni aday değerler kullanılarak, önceki katmandan gelen veriler güncellenmektedir. Bu güncelleme aşağıdaki formül ile yapılmaktadır:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (5.13)$$

Son aşamada ise hangi verilerin çıktı olarak alınması gerektiği kararlaştırılır. Bu işlem *çıkış geçidi* olarak adlandırılan geçitte yer alan bir sigmoid aktivasyon fonksiyonu yardımıyla belirlenir ve aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5.14)$$

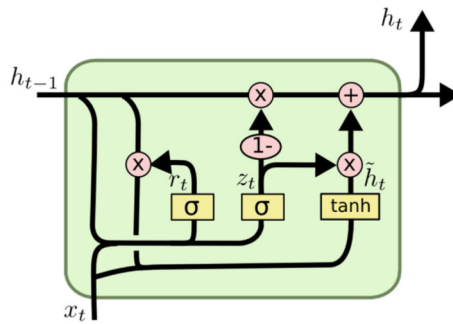
Hafıza hücresindeki güncellenen veriler, değerleri -1 ile 1 arasında tutabilmek için hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonuna tabi tutulur. Sonrasında ise yeni çıktı, aşağıdaki formül yardımıyla elde edilir:

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (5.15)$$

UKSB mimarisi, konuşma tanıma (Rao ve ark., 2017), doğal dil işleme (Chen ve ark., 2016) ve duygu analizi (Wang ve ark., 2016) gibi pek çok alanda başarı ile kullanılmaktadır.

5.1.2.3. Geçitlenmiş Özyinelemeli Birimler (GÖB)

GÖB, 2014 yılında Cho ve ark. tarafından sunulmuş bir metottur (Cho ve ark., 2014). Temel amaç, UKSB mimarisinde bulunan geçit sayısını azaltmak ve daha az parametre ile modeli daha hızlı eğitebilmektir. UKSB'ye benzer şekilde bilgi akışını düzenlemek için geçitlere sahiptir. Fakat ayrı bir hafıza hücresi bulunmamaktadır. GÖB mimarisinin genel yapısı Şekil 5.7'de görülmektedir.



Şekil 5.7. Geçitlenmiş özyinelemeli birim mimarisi (Olah, 2015)

UKSB’de bulunan unutmama ve giriş geçitleri birleştirilerek yeni bir güncelleme geçidi (update gate) oluşturulmuştur. Bu geçit sayesinde geçmişten gelen verilerin ne kadarının güncelleneceği aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$z_t = \sigma (W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (5.16)$$

Reset kapısı (reset gate), bilgi akışında yer alan geçmiş bilginin ne kadarının unutulacağına karar vermek için kullanılır. Güncelleme geçidine benzer şekilde aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$r_t = \sigma (W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (5.17)$$

UKSB’de olduğu gibi, GÖB modeli de geçmişten gelen veriyi güncellemek için aday değerler oluşturmaktadır. Bu değerler aşağıdaki formül kullanılarak hesaplanmaktadır:

$$\tilde{h}_t = \tanh (W_H \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t] + b_H) \quad (5.18)$$

Son olarak modelin çıkışı, geçmişten gelen veriler ve aday değerler arasındaki doğrusal bir interpolasyon olarak aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

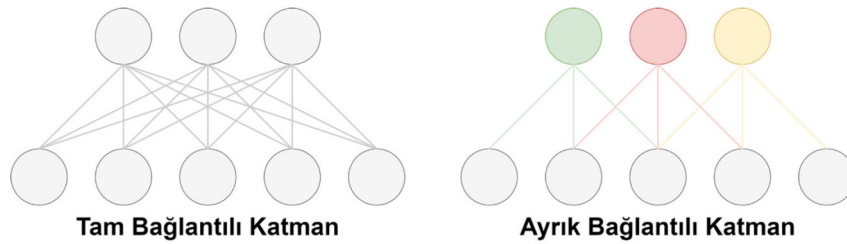
$$h_t = (1 - z_t) h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t \quad (5.19)$$

5.1.3. Evrimsel sinir ağları (ESA)

ESA, biyolojik görsel korteksten esinlenilerek çoklu dizileri analiz etmek için tasarlanmış özel bir ileri beslemeli sinir ağı türüdür. 1 boyutlu sinyaller veya zaman serileri veya 2 boyutlu piksel verilerini içeren görüntüler, çoklu dizilere örnek olarak verilebilir. Bu sebeple görüntü işleme, nesne tespiti, doğal dil işleme gibi pek çok alanda kullanılmaktadır (LeCun ve ark., 2015). Doğrusal bir matematiksel işlemi olan evrişim işlemini kullanarak verileri analiz ettiği için bu ismi almıştır. ESA, katmanlarının en az birinde evrişim işleminin kullanıldığı, görüntü ve sinyal gibi

girdilerden özellik haritalarının çıkarılıp modelin öğrenme kapasitesinin geliştirilebildiği bir yapay sinir ağıdır.

Geleneksel sinir ağları, giriş olarak bir vektör alır ve bu vektörü gizli katmanlardaki ağırlıklar ile ölçeklendirerek bir çıkış almamızı sağlar. Bunun anlamı, sinir ağlarında bulunan her bir nöronun birbiri ile etkileşimde olması demektir. Örneğin, bir görüntünün yapay sinir ağları ile analiz edilmesi için öncelikle vektöre dönüştürülmesi gerekmektedir. 200x200x3 boyutundaki bir görüntü, vektör formatına dönüştürüldüğü zaman 120,000 elemanlı bir vektör elde edilir. Dolayısı ile yapay sinir ağının ilk katmanının 120,000 ağırlık değerine sahip olması beklenir. Resim boyutunun artması ile bu sayı da artacak ve daha fazla nörona ihtiyaç olacaktır. Fakat nöron sayısının artması hem işlem yükünü artırır, hem de aşırı uyum (overfitting) problemine yol açar. Bununla beraber, resim bir vektör olarak ifade edildiği için pikseller arasındaki uzamsal bağlantı gözden kaçırılmış olunur. Halbuki ESA, girdiyi küçük filtreler kullanarak analiz ettiği için ayırık etkileşim (sparse interaction) veya ayırık bağlantı (sparse connectivity) sağlayabilmektedir (Goodfellow ve ark., 2016). Giriş boyutundan daha küçük filtrelerin kullanılması sayesinde, yatay ve dikey çizgiler gibi resmin önemli kısımları tespit edilebilir. Yukarıda verilen örneği göz önüne alırsak, tüm resim işlenerek 120,000 tane ağırlık kullanmak yerine, resmin sadece 150-200 piksellik önemli kısımları işlenerek daha az parametrelili, daha verimli ve daha hızlı bir model eğitilebilir. Geleneksel ve evrimsel sinir ağlarında kullanılan katman bağlantıları Şekil 5.8’de gösterilmektedir. Tüm nöronların birbiri ile bağlantılı olmasından ziyade sadece belirli nöronlar arasında bağlantı olması, parametre sayısını azaltmaktadır. Şekil 5.8’de gösterilen ayırık bağlantılı katmandaki bazı nöronların, birbirleri ile bağlantılı olmadığı ve bu sebeple model performansının azalacağı düşünülebilir. Fakat model derinleşip daha fazla gizli katman kullanıldıkça, tüm nöronlar birbirleri ile dolaylı olarak bağlantılı hale gelmiş olacaktır.

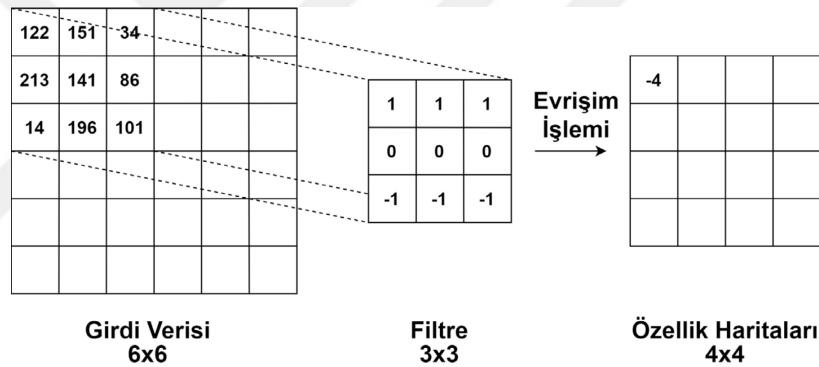


Şekil 5.8. Ayırık ve tam bağlantılı katmanların farkı

Genel bir ESA, geleneksel sinir ağlarında olduğu gibi geri yayılım, kayıp fonksiyonu gibi parametrelere sahip olmak ile beraber farklı katmanları bünyesinde barındırmaktadır. Tipik bir ESA, art arda bağlanmış Evrişim, Havuzlama ve Tam bağlantılı katmanlardan oluşmaktadır.

5.1.3.1. Evrişim katmanı

ESA'nın en önemli katmanı olup hesaba dayalı işlemlerin çoğunluğu bu katmanda yapılmaktadır. Evrişim katmanının kullanılmasının amacı girdi verilerinin analiz edilerek onları en iyi temsil eden özellik haritalarının çıkarılmasıdır (LeCun ve ark., 1998). Evrişim ve özellik çıkarma işlemi Şekil 5.9'da gösterilmektedir. Girdi verisindeki rakamlar, renkli bir resmin her pikselinin rengini sayısal olarak temsil etmektedir.



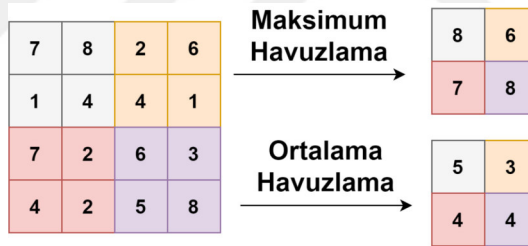
Şekil 5.9. Özellik haritasının ilk elemanın elde edilmesi

Özellik çıkarma, öğrenen ve genellikle 3x3 ile 11x11 boyutları arasında seçilen küçük filtreler yardımıyla yapılmaktadır. Her bir filtre bir dizi ağırlık ile tanımlanmaktadır. Bu filtrelerin her biri, girdi verilerinin farklı özelliklerini (uçlar, kenarlar, eğriler gibi) öğrenmektedir. Şekil 5.9'da, bir adet 3x3 boyutunda filtre, 6x6 boyutunda bir giriş görüntüsüne uygulanarak özellik haritası çıkarılmaktadır. İlk aşamada filtre, girdinin sol üst köşesine uygulanır ve üst üste binen elemanlar çarpılarak sonuçlar toplanır. Elde edilen değer, özellik haritasının ilk elemanı olarak kaydedilir. Daha sonra bu filtre sağa ve aşağı doğru kaydırılarak diğer elemanlar belirlenir. Bu işlem tamamlanınca elde edilen matris bir aktivasyon fonksiyonuna tabi tutularak özellik haritası elde edilir. Kullanılan filtre sayısı kadar özellik haritası elde edilmektedir. Filtre sayısının az seçilmesi durumunda yeterli özellik kümesinin

çıkarılmaması ihtimali bulunmaktadır. Bu sayı çok seçilirse, aynı özellikler gerek olmadığı halde tekrar öğrenilmektedir.

5.1.3.2. Havuzlama katmanı

Bir ESA modeli tasarlanırken evrişim katmanlarından sonra genellikle bir havuzlama katmanı eklenmektedir. Bu katmanın temel görevi özellik haritalarının boyutunu azaltmaktır (LeCun ve ark., 2015). Evrişim katmanında kullanılan filtreler, birden fazla özellik haritası çıkarmakta ve girdinin hacmini arttırmaktadır. Bu sebeple eğitim süresi uzamakta ve aşırı uyum problemleri gözlemlenebilmektedir. Havuzlama ile hem uzamsal boyut azaltılır hem de aşırı uyum probleminin önüne geçilebilir. Evrişim katmanına benzer şekilde, filtreler (genellikle 2x2) özellik haritaları üzerinde gezdirilerek çıktılar elde edilir. Filtrenin uygulandığı elemanların ortalama değeri (average pooling) veya maksimum değeri (maximum pooling) alınarak boyutlar küçültülür. 2x2'lik bir filtre ve 2 adımlık kayma ile yapılmış havuzlama işlemi Şekil 5.10'da gösterilmektedir.



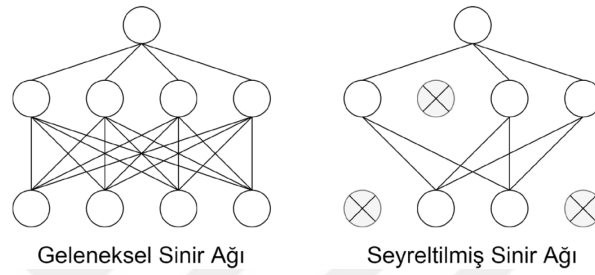
Şekil 5.10. Maksimum ve ortalama havuzlama işlemi

5.1.3.3. Tam Bağlantılı Katmanlar

Geleneksel sinir ağlarının temelini oluşturan katmandır. Bu katmandaki tüm nöronlar, bir önceki ve bir sonraki katmanlardaki nöronlar ile tam bağlantılıdır. Bu katmanın amacı evrişim, havuzlama gibi katmanlar aracılığı ile elde edilen özellik haritalarının sınıflandırılması veya analiz edilmesidir. Yani ESA'nın son kısmını oluşturmaktadır. Kendisinden önce gelen evrişim veya havuzlama katmanından elde edilen veriler vektör haline dönüştürülerek bu katmana verilir. Tam bağlantılı katman yapısı Şekil 5.8'de gösterilmektedir.

5.1.3.4. Seyreltme Katmanı

Bu katman, bir derin öğrenme modelinin eğitimi sırasında rasgele seçilen nöronların göz ardı edilmesi işlemidir. Göz ardı edilen nöronlar, ileri ve geri yayılım esnasında hesaba katılmamaktadır. Model tasarlanırken belirlenen seyreltme oranına göre belirlenen nöronlar işleme alınmaz. Bu işlemin tek amacı ise aşırı uydurmanın önüne geçebilmektir (Dahl ve ark., 2013). Böylece modelin genelleştirme kapasitesinin artması beklenmektedir. Seyreltilmiş bir sinir ağı yapısı Şekil 5.11’de görülmektedir.



Şekil 5.11. Seyreltme işlemi uygulanmış sinir ağı yapısı

6. DERİN ÖĞRENME TEMELLİ YÜK İZLEME

Derin öğrenme modelleri, adından da anlaşılacağı gibi çok katmanlı ve derin bir mimariye sahiptirler. Tasarlanan modeller, katman ve her katmanda bulunan nöron sayısı ile doğru orantılı olarak milyonlarca eğitilebilir parametreye sahip olabilmektedir. Bu parametreler, modelin ağırlık ve bias değerleridir. Eğer iyi bir model eğitilmek isteniyorsa bu parametrelerin optimum şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Bunu sağlayabilmenin en etkili yolu ise yeterli ve kaliteli veriye sahip olmaktır. Yeterli veri ifadesi, analiz edilen probleme göre farklılık gösterebilmektedir. Bir derin öğrenme modelinin, tanımlanacak sınıf başına 5000 örnek barındıran bir veri seti kullanılarak eğitilmesi ile kabul edilebilir bir performans sağlayacağı belirtilmektedir. 10 milyon etiketli verinin bulunması durumunda ise bir insandan daha iyi tahminler yapabileceği öngörülmektedir (Goodfellow ve ark., 2016). Bu nedenle veri setinin geniş olması, modelin öğrenebilmesi açısından oldukça önemli bir etkidir. Kaliteli veri ise, veri setinde bulunan örneklerin dağılımını ve içeriğini ifade etmektedir. Örneğin bir görüntü sınıflandırma probleminde, veri setinin %95'i araba fotoğraflarından oluşuyorsa, eğitilen model araba harici nesnelere ayırt etmekte zorlanacaktır. Modelin her bir görüntüyü doğru bir şekilde sınıflandırabilmesi için her nesneden yeterli miktarda verinin bulunması beklenir.

Derin öğrenme modelleri, Denetimli (supervised) ve Denetimsiz (unsupervised) olmak üzere iki biçimde eğitilebilmektedir. Denetimli öğrenmede, model eğitimi için bir girdi ve girdiye karşılık gelen bir etiketli çıktı verisi gerekirken, denetimsiz öğrenmede yalnızca girdi verileri eğitim için yeterlidir. Bir görüntü sınıflandırma problemini ele alırsak, denetimli öğrenmede, giriş olarak bir görüntü modele verilirken çıkış olarak ise o görüntünün hangi nesneye veya sınıfa ait olduğu (resmin etiketi) modele bildirilir. Böylece model, girdi ve çıktılar arasında bir ilişki kurabilir. Fakat denetimsiz öğrenmede, giriş olarak sadece görüntüler kullanılır. Model görüntüleri analiz ederek gerekli özellik haritalarını çıkarır ve birbirine benzer görüntüleri sınıflar. En son aşamada sınıflandırılan görüntüler, kullanıcı tarafında isimlendirilir. Bu nedenle, denetimsiz öğrenmede etiketli çıktı verilerine ihtiyaç yoktur. Bu tez çalışmasında denetimli öğrenme yöntemi kullanılarak modeller eğitilmiştir. Bu sebeple hem girdi verisine hem de etiketli bir çıktı verisine ihtiyaç bulunmaktadır.

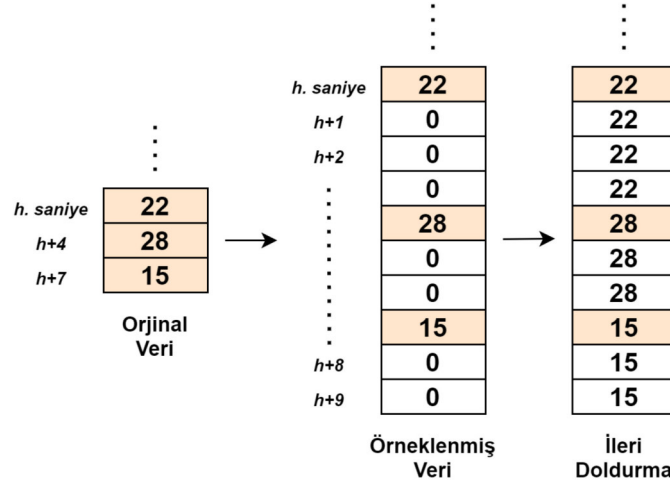
6.1. Eğitim Verisinin Hazırlanması

MOYİ, cihaz düzeyinde verileri elde edebilmek için toplam tüketim verilerini kullanmaktadır. Dolayısı ile derin öğrenme modelinin girdisi ana sayaçlardan okunan toplam aktif güç tüketim verileridir. Belirli bir zaman diliminde ölçülmüş T sayıda örnek için elde edilen veri $P_{sayac} = \{p_{sayac}(1), p_{sayac}(2), \dots, p_{sayac}(T)\}$ vektörü ile gösterilebilir. Model, denetimli öğrenme ile eğitildiği için bir de etiketli çıktı verisine ihtiyacımız bulunmaktadır. Etiketli veri, toplam tüketim verisine karşılık gelen cihaz bazında verilerdir. Bunlar, problemin tipine göre ya cihazların enerji tüketimini ya da çalışma durumunu (açık/kapalı) gösteren verilerdir. Eğer n . cihazın enerji tüketimi analiz edilmek isteniyorsa, çıktı olarak cihazın enerji tüketimini gösteren $P_n = \{p_n(1), p_n(2), \dots, p_n(T)\}$ vektörü kullanılmalıdır. Eğer n . cihazın çalışma durumu analiz edilmek isteniyorsa çıktı olarak cihazın açık/kapalı durumunu gösteren $S_n = \{s_n(1), s_n(2), \dots, s_n(T)\}$ vektörü kullanılmalıdır. Toplam tüketim verisi merkezi sayaçlardan okunabiliyorken, cihaz bazında veriler ise, akıllı prizler yardımıyla elde edilebilmektedir. Girdi ve çıktı verilerinin eş zamanlı olması, modelin öğrenmesi için önemlidir. Problemin tipine göre gereken veriler belirlenmeli ve sensörler yardımıyla elde edilmelidir. Sonrasında ise veriler analiz edilmeli ve bir dizi ön işleme sürecine tabi tutulmalıdır. Bu sürecin ilk adımı verilerin düzenlenmesidir.

6.1.1. Verilerin düzenlenmesi

Sensörlerden alınan veriler her zaman için mükemmel bir yapıya sahip olmayabilmektedir. Bu sebeple, elde edilen veriler, sensörlerde veya iletişim sisteminde oluşmuş olabilecek arızalar göz önünde tutularak incelenmelidir. Eğer arıza sebebiyle ölçüm yapılamamış ise verinin o kısmı veri setinden çıkarılmalıdır. Böylece verideki tutarsızlıklar azaltılmış olunur. İkinci olarak, ölçüm için kullanılan sensörler (merkezi sayaç ve prizler) farklı ölçüm stratejilerine sahip olabilmektedir. Bu sebeple ölçülen değerler eş zamanlı olmamaktadır. Akıllı sayaçlar 7-10 saniye, akıllı prizler ise 5-10 saniye gibi düzensiz aralıklar ile ölçümler yapmaktadır. Dolayısı ile bu verilerin işlenerek eş zamanlı hale getirilmesi gerekmektedir. Bunu sağlayabilmek için öncelikle orijinal veriler 1'er saniyelik örnekleme frekansına sahip olacak şekilde düzenlenir. Bu dönüşüm yapılırken sensörlerin ölçüm yapmadığı zaman aralıkları sıfır ile doldurulur.

Sonrasında iki ardışık örnek arasındaki sıfır değerleri, ileri doldurma yöntemi ile güncellenerek bir önceki örneğin değeri otomatik olarak atanır. Bu işlem Şekil 6.1’de görselleştirilmiştir.



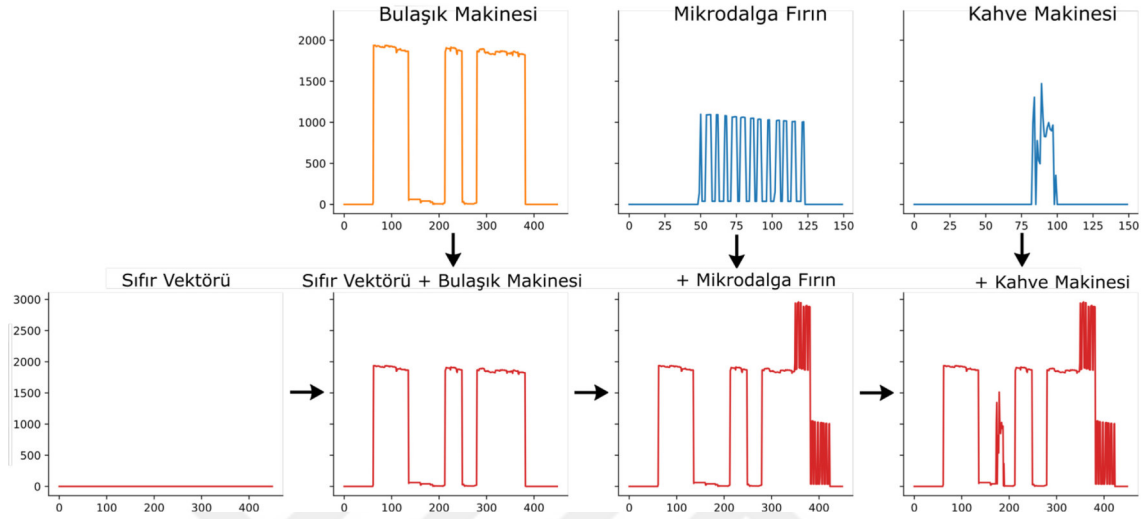
Şekil 6.1. Veri düzenleme işlemi

6.1.2. Sentetik verilerin oluşturulması

Eğitim verisi ile ilgili göz önünde bulundurulması gereken diğer bir önemli nokta ise, okunan veriler içerisindeki hedef cihazın (analiz edilmesi istenen cihaz) kullanım sıklığıdır. Gerçek zamanlı elde edilen veriler, bir modeli eğitmek için her zaman yeterli olmayabilir. Örneğin, elimizde bir evin akıllı sayacından okunmuş 1 aylık veri olduğunu farz edelim. Eğer hedef cihaz, bu süre içinde yalnızca 1 kez kullanılmışsa, derin öğrenme modeli o cihazla ilgili yeterli özellik haritası oluşturamaz. Cihazın tüketim profili yeterli derecede öğrenilemediği için de cihaz doğru bir şekilde analiz edilemez. Bu problemin üstesinden gelmek için cihaz ile ilgili daha fazla veriye ihtiyacımız bulunmaktadır. Veri setinin yetersiz olduğu durumlarda, yapay olarak üretilen yeni veriler (sentetik veri) kullanılarak veri seti genişletilebilmektedir. Böylece hem modelin öğrenme ve genelleştirme kapasitesi artmakta hem de aşırı uyum probleminin önüne geçilebilmektedir (Dvornik ve ark., 2019). Örneğin görüntü işleme problemlerinde, veri seti içerisinde bulunan orijinal görüntüler çeşitli yöntemler (döndürme, ölçeklendirme, kırpma vs.) ile modifiye edilerek veri setine yeni birer veri olarak eklenmektedir. Böylece veri setinin sentetik olarak büyümesi sağlanır.

MOYİ probleminde yeni veri oluşturmak oldukça kolaydır. Basitçe ifade etmek gerekirse, sentetik bir tüketim profili oluşturmak için cihazların bireysel tüketim

profilleri rastgele birleştirilebilir. Böylece farklı cihaz kombinasyonları oluşturulabildiği için modelin analiz kapasitesi artmaktadır. Kelly ve Knottenbelt, sentetik veri üretimi için basit bir yol önermektedirler (Kelly ve Knottenbelt, 2015a). Önerilen yöntem Şekil 6.2’de gösterilmektedir.



Şekil 6.2. Sentetik veri üretimi

İlk olarak, cihazların tüketim profillerinin bireysel olarak elde edilmesi ve referans kütüphanesinde saklanması gerekmektedir. Bu işlem, akıllı prizlerden okunan veriler yardımıyla kolaylıkla yapılabilmektedir. Daha sonra bir adet sıfır vektörü oluşturulur. Kütüphanede saklanan tüketim profilleri rastgele seçilerek sıfır vektörüne sırası ile eklenir. Dolayısı ile cihazlar, olasılıksal olarak vektör üzerine dağıtılmış olur. Bu şekilde sentetik veriler üretilebilmektedir. Fakat yazarlar, bu yaklaşımın basit olduğunu ve geliştirilmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Kelly ve Knottenbelt’in önerdiği gibi, bir sıfır vektörü oluşturarak veriyi yeni baştan oluşturmak hem zahmetlidir hem de hane halkının kullanım alışkanlıkları göz ardı edilmektedir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a). Yılın bazı dönemlerinde ısıtıcı, klima gibi cihazlar sürekli açık kalabilmektedir. Fakat önerilen metotta her bir cihazın açık veya kapalı olma durumu rasgele belirlenmektedir. Bu tez çalışmasında ise müşterilerin tüketim alışkanlığı göz önüne alınarak sentetik veri üretilmiştir. Müşterinin akıllı sayacından okunan veriler, temel yük (baseload) olarak belirlenmiştir. Temel yük, orijinal tüketim verisi olduğu için müşterinin tüketim alışkanlığını birebir yansıtmaktadır. Dolayısı ile buzdolabı, modem, klima gibi sürekli çalışan cihazların tüketimleri de bu yükün içerisinde bulunmaktadır. Temel yük analiz edilerek, hedef cihaz kullanımının az olduğu zaman aralıkları tespit

edilmiş ve bu aralıklara, referans kütüphanede yer alan hedef cihaz tüketim profilleri olasılıksal olarak eklenmiştir. Bu sayede hedef cihazın kullanım sıklığının daha fazla olduğu bir yük profili, müşteri alışkanlıklarına bağlı olarak elde edilmiştir.

6.1.3. Verilerin ölçeklendirilmesi

Eğitim ve test verilerinin ölçeklendirilmesi, derin öğrenme başarısını etkileyen önemli faktörlerden biridir. Ağırlıkların güncellenmesi esnasında gradyanlar, zincir kuralına göre birbirleri ile çarpılmaktadır. Eğer girdi verileri ölçeklendirilmez ise, bu gradyanlardan bazıları çok büyük değerlere sahip olabileceği için *patlayan gradyan* problemine sebebiyet verebilmektedir. Ölçeklendirilmemiş girdi değişkenleri, yavaş veya dengesiz bir öğrenme süreciyle sonuçlanabilmektedir. Bu problemleri azaltmak için veriler, *normalleştirme* (normalization) ve *standartlaştırma* (standardization) isimli iki farklı yöntem ile ölçeklendirilmektedir. Normalleştirme, bir değişkeni 0 ile 1 arasında bir değere sahip olacak şekilde ölçeklendirmek anlamına gelmektedir. Standardizasyon ise verileri, ortalaması 0 ve standart sapması 1 olacak şekilde ölçeklendirir. *Z-skoru* (z-score) olarak da adlandırılmaktadır. Ölçeklendirmenin diğer bir faydası da, düşük güçlü cihazların yüksek güçlü cihazların gölgesinde kalmasını engellemektir. Örneğin, bir fırın ile bir ampulün güç tüketimi karşılaştırılırsa, ampulün tüketim değerinin (50W) fırının (2000W) yanında çok düşük kalacağı aşıkardır. Bu sebeple derin öğrenme modeli, ampul tüketimini bir gürültü olarak değerlendirerek öğrenemeyebilir. Bunu engellemek için hem giriş hem de hedef cihaz verileri, aşağıdaki formül ile ölçeklendirilmektedir:

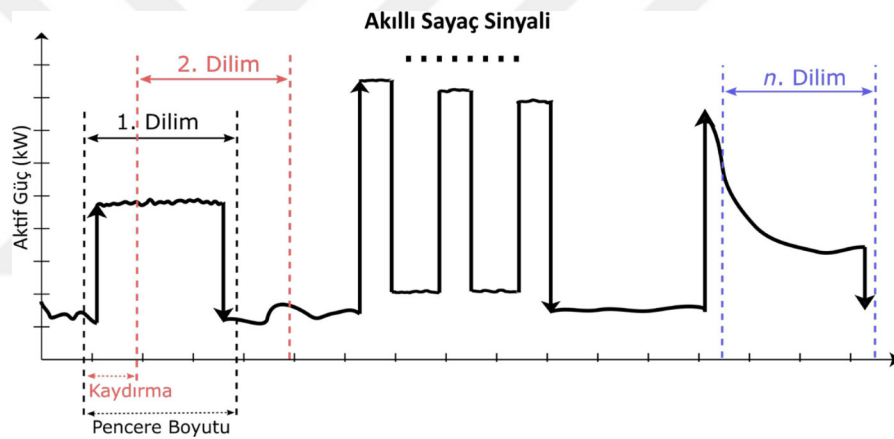
$$X' = \frac{X - \mu}{\sigma_s} \quad (6.1)$$

Burada X orijinal değişken değerini, μ değişken değerlerinin ortalama değerini, σ_s ise değişken değerlerinin standart sapma değerini göstermektedir.

6.1.4. Giriş penceresi boyutunun belirlenmesi

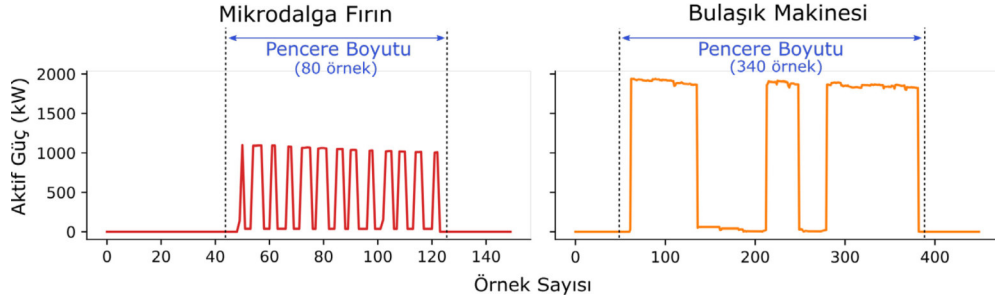
Derin öğrenme modellerinin başarısı, verinin kalitesi ve miktarı ile doğru orantılıdır. Bu sebeple MOYİ analizi için merkezi sayaçlardan uzun süreli veriler

okunması gerekmektedir. Literatürde yer alan veri setleri incelendiğinde bu sürenin 3 ay ile 1 yıl arasında olabileceği görülmektedir (Kolter ve Johnson, 2011; Kelly ve Knottenbelt, 2015b; Murray ve ark., 2017). Ancak, veriler çok uzun olduğu için bu verileri derin öğrenme modeline bir bütün halinde girdi olarak verme imkanımız bulunmamaktadır. Bu nedenle eğitim gerçekleştirilmeden önce hem girdi hem de çıktı verileri, eş zamanlı olacak şekilde küçük dilimlere ayrılmalıdır. Bu küçük dilimlerin uzunluğu literatürde *pencere boyutu* (window size) olarak adlandırılmaktadır. Dolayısı ile derin öğrenme modeli, belirli bir pencere boyutuna göre dilimlenmiş veriler ile eğitilmektedir. Her bir aşamada pencere, belirli adımlar ile kaydırılarak dilimleme işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu işlemin sonucunda elde edilen dilimler, derin öğrenme modeline girdi ve çıktı olarak verilmektedir. Dilimleme işlemi Şekil 6.3'te gösterilmektedir.



Şekil 6.3. Verinin kaydırılan pencereler ile dilimlenmesi

Model eğitiminde göz önünde bulundurulması gereken önemli parametrelerden birisi de pencere boyutudur. Bu boyutun belirlenmesi, model başarısını önemli derecede etkilemektedir. Kelly ve Murray, yaptıkları çalışmalarda, her bir cihaz için ayrı bir derin öğrenme modeli eğitmişlerdir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a; Murray ve ark., 2019). Modellerin pencere boyutu ise hedef cihazın çalışma süresi göz önüne alınarak belirlenmiştir. Tost makinesi, su ısıtıcısı gibi cihazların çalışma süresi kısa olduğu için pencere boyutu kısa (5-10 dk.), çamaşır ve bulaşık makinesi gibi cihazların çalışma süresi uzun olduğu için pencere boyutu uzun (1.5-2 saat) seçilmiştir. Temel düşünceleri, pencere boyutunun, cihazın tüm çalışma periyodunu kapsayabilecek şekilde seçilmesidir. Bunun bir örneği Şekil 6.4'te görülmektedir.



Şekil 6.4. Pencere boyutunun seçimi

Pencere boyutunun cihazın çalışma süresine göre belirlenmesinin en büyük dezavantajı, cihazın çalışma süresinin önceden bilinmesi gerekliliğidir. Dolayısı ile model eğitime başlamadan evvel cihazların enerji tüketiminin analiz edilmesi gerekmektedir. Fakat her cihazın enerji tüketiminin tek tek analiz edilmesi mümkün olmayabilmektedir. Bununla beraber cihazlar farklı çalışma modlarına sahip olduğu için çalışma süreleri değişkenlik gösterebilmektedir. Bu tez çalışmasında, farklı derin öğrenme modelleri analiz edildiği için pencere boyutları modele göre belirlenmiştir. Pencere boyutunun belirlenişi, her bir modelin alt başlığında açıklanmaktadır.

6.2. Yük Tanıma Analizi

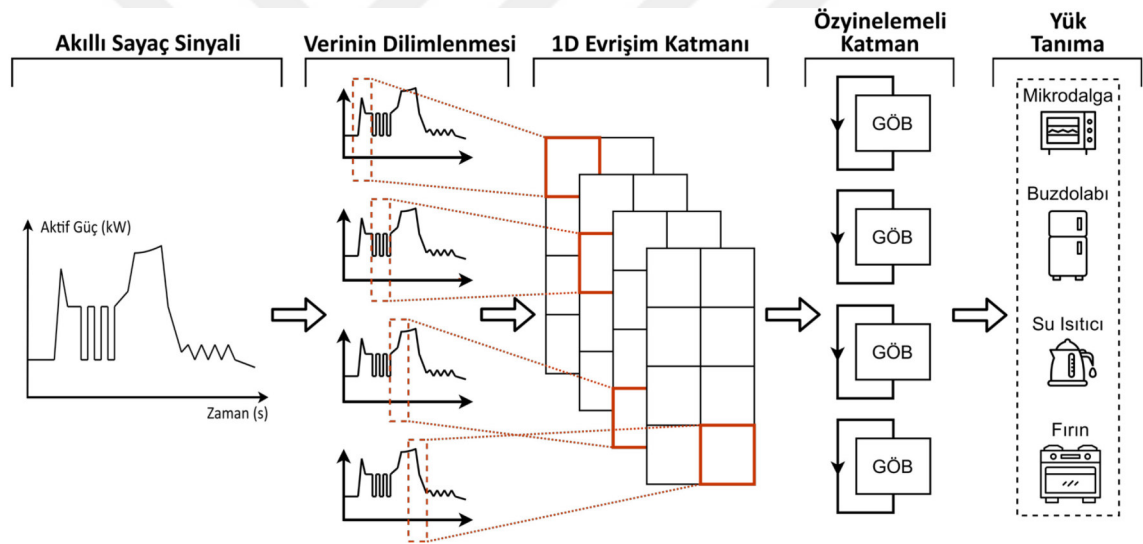
Başlık 3.2’de de açıklandığı gibi, MOYİ kapsamında cihazlarla ilgili iki temel analiz yapılabilmektedir. Bunlar yük tanıma ve enerji ayrıştırma analizleridir. Bu başlık altında yük tanıma çalışması incelenecektir. Yük tanıma, aktif olarak çalışan cihazların tanımlanması ve devreye giriş/çıkış zamanlarının tespit edilmesi işlemidir. Bu teknik kullanılarak cihazların günlük kullanım sayıları, en sık kullanıldıkları periyotlar ve kullanıcıların günlük davranışları hakkında önemli bilgiler elde edilebilmektedir.

6.2.1. Çok etiketli evrimsel GÖB modeli

Yük tanıma, cihazların aktivite durumunu tespit etme problemi olduğu için bir sınıflandırma (açık-1/kapalı-0) problemidir. Dolayısı ile derin öğrenme modeli, bir sınıflandırıcı olarak tasarlanmalıdır. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, her cihaz için ayrı bir derin öğrenme modelinin eğitildiği görülmektedir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a; Zhang ve ark., 2018a; Murray ve ark., 2019). Derin öğrenme modellerinin büyük miktarda veriyle eğitildiği düşünüldüğünde, her bir cihaz için ayrı bir model eğitmenin

zaman açısından külfetli olacağı aşıkardır. Bu tezde, eğitim süresini kısaltmak için birden fazla cihazı tek bir derin öğrenme modeli ile analiz edebilen çok etiketli bir sınıflandırıcı modeli önerilmiştir. *Çok etiketli* terimi, aynı anda birden fazla sınıfın analiz edilebilmesi anlamına gelmektedir. Bir evde 20'den fazla cihaz olduğu düşünüldüğünde, bu yaklaşımın önemli ölçüde zaman tasarrufu sağlayacağı aşıkardır.

Zaman serilerini analiz edebilme yeteneği göz önüne alınarak ÖSA temelli bir model, analiz için tercih edilmiştir. Başlık 4.1.2'de de açıklandığı gibi *Basit ÖSA* mimarisi uzun zaman serilerini analiz etmekte yetersiz kalmaktadır. Bu problemi ortadan kaldırmak için ÖSA'nın gelişmiş versiyonları olan *UKSB* ve *GÖB* kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, Kelly ve Knottenbelt'in enerji ayrıştırma analizi için kullandığı model geliştirilerek yük tanıma problemine adapte edilmiştir (Kelly ve Knottenbelt, 2015a). Bu model Şekil 6.5'te gösterilmektedir.



Şekil 6.5. Çok etiketli evrişimsel GÖB modeli

Tasarlanan model bir adet giriş, bir adet tek boyutlu (1D) evrişim, iki adet çift yönlü GÖB ve iki adet tam bağlantılı katmandan oluşmaktadır. Evrişim katmanı için, filtre boyutu ve filtre sayısı sırasıyla 3 ve 64 olarak seçilmiştir. GÖB katmanları 256 nörona, ilk tam bağlı katman ise 128 nörona sahip olacak şekilde belirlenmiştir. Tüm gizli katmanlarda aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır. Model eğitime başlamadan önce merkezi sayaçtan okunan veriler dilimlenerek modele girdi olarak verilmeye hazır hale getirilir. Dilimlenen veriler, 1D evrişim katmanına verilerek özellik haritaları elde edilir. Elde edilen özellik haritaları sayesinde girdi verilerinin daha iyi temsil edilmesi sağlanır. 1D evrişim katmanının

çıktıları, özyinelemeli GÖB katmanına verilir. Özyinelemeli katman, bünyesinde bulunan hafıza hücresi sayesinde verileri geçmiş verilere bağlı olarak değerlendirir ve bir çıktı verir. Bu katmanın performansını artırmak için çift yönlü GÖB (bidirectional GRU) birimleri kullanılmıştır. Çift yönlü GÖB, girdi olarak verilen zaman serilerini hem ileri hem de geri yönde analiz ettiği için daha doğru çıktılar verebilmektedir. Çift yönlü GÖB'den alınan çıktılar ise doğrusal olmayan kombinasyonların öğrenilmesi için tam bağlantılı katmana verilerek bir sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Modelin çıkış katmanının nöron sayısı ise tanımlanmak istenen cihaz sayısı ile aynı seçilir. Çok etiketli sınıflandırma problemlerinde çıkış katmanının aktivasyon fonksiyonu *sigmoid* olarak belirlenir. Modelin ağırlıkları, *Adam* optimizasyon algoritması kullanılarak güncellenmiştir. Kayıp fonksiyonu olarak, aşağıdaki denklem ile ifade edilen *ikili çapraz entropi* (binary cross entropy) fonksiyonu kullanılmıştır:

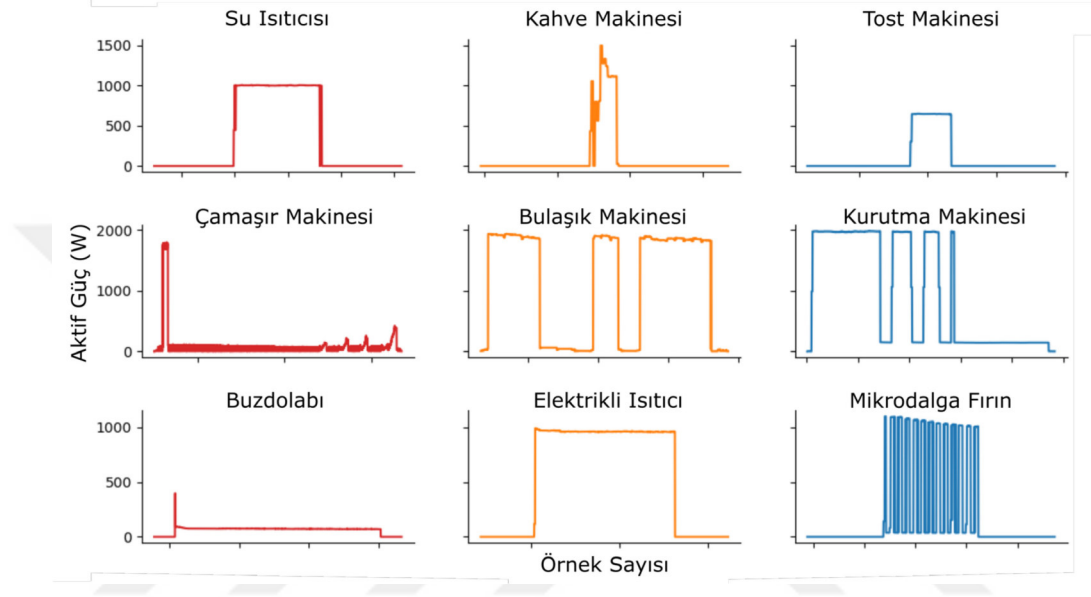
$$L_{bce} = \sum_{t \in T} -[s_n(t) \cdot \log \hat{s}_n(t) + (1 - s_n(t)) \cdot \log(1 - \hat{s}_n(t))] \quad (6.2)$$

Burada $s_n(t)$, t . anda n . cihazın açık/kapalı durumunu göstermektedir. $\hat{s}_n(t)$ ise modelin yaptığı tahmin değeridir. Bu değer, 0-1 arasındadır ve cihazın çalışıp çalışmadığını gösteren olasılıksal bir değerdir. Bu tezde, $\hat{s}_n(t)$ değerinin %50'den büyük olduğu olasılık değerleri için cihaz, açık olarak kabul edilmiştir.

6.2.2. Analiz edilecek cihazların seçimi

Ev aletleri, temelde kontrol edilebilir ve kontrol edilemeyen yükler olarak iki gruba ayrılır. Fırın, ocak gibi cihazlar, müşterinin isteğine bağlı olarak çalışması gerektiği için kontrol edilemeyen yükler sınıfına girmektedir. Kontrol edilebilir yükler ise, termostatik olarak kontrol edilebilen ve ertelenebilir yükler olarak ikiye ayrılmaktadır. Buzdolabı, klima gibi cihazlar, sıcaklık değerlerine bağlı olarak çalıştıkları için termostatik olarak kontrol edilmektedir. Çamaşır, bulaşık, kurutma makinesi gibi cihazlar ise, esnek çalışma zamanlarına sahip olduğu için ertelenebilir yükler sınıfına girmektedir. Bu sebeple kontrol edilebilir cihazların analizi, hem enerji tasarrufu hem de talep tarafı yönetimi uygulamalarını desteklemek için önem teşkil etmektedir. Bu tezde, iki adet termostatik olarak kontrol edilebilen yük (buzdolabı (BD) ve elektrikli ısıtıcı (EI)) ve yedi adet ertelenebilir yük (mikrodalga (MD), su ısıtıcısı

(SI), kahve makinesi (KH), bulaşık makinesi (BM), kurutma makinesi (KM), çamaşır makinesi (ÇM) ve tost makinesi (TM)) yük tanıma analizi için kullanılmıştır. ÇM, BM, KM (yaklaşık 1.8kW) ve EI, MD, SI (yaklaşık 1kW) gibi cihazlar, benzer güç tüketimlerine sahiptir. Böylece, benzer güç tüketimine sahip cihazların varlığının, yük tanıma analizi üzerindeki etkisinin gözlemlenmesi de mümkün olmaktadır. Belirtilen cihazların enerji tüketim profilleri Şekil 6.6'da gösterilmektedir.



Şekil 6.6. Analiz edilecek cihazların enerji tüketim profilleri

6.2.3. Değerlendirme ölçütleri

Derin öğrenme modellerinin eğitimi tamamlandıktan sonra test aşamasına geçilir. Bu aşamada, test veri kümeleri kullanılarak çıktılar alınır ve bu çıktılar, bazı ölçütler ile değerlendirilerek modelin ne kadar etkili olduğu anlaşılır. Sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çıktılarını değerlendirmek için farklı performans ölçütleri kullanılır.

Sınıflandırma problemleri genellikle ikili değişkenleri (binary) tahmin etmek için tasarlanır. Elde edilen sonuçları analiz etmek için ise, Şekil 6.7'de görülen *Karmaşıklık Matrisi* (confusion matrix) kullanılmaktadır. Matris oluşturulurken "1" pozitif, "0" ise negatif olarak adlandırılmaktadır. Örneğin hastalık analizi yapan bir sınıflandırma modelini ele alacak olursak, 1 sonuçların pozitif çıktığını ve kişinin hasta olduğunu, 0 ise sonuçların negatif çıktığını ve kişinin hasta olmadığını göstermektedir.

		Gerçek Değerler	
		Pozitif (1)	Negatif (0)
Tahmin Değerleri	Pozitif (1)	DP	YP
	Negatif (0)	YN	DN

Şekil 6.7. Karmaşıklık matrisi

Matrisin sütunları gerçek verileri, satırları ise tahmin edilen verileri göstermektedir. Eğer gerçek veri pozitif, tahmin edilen veri de pozitif ise, veri doğru sınıflandırılmış demektir. Pozitif değer doğru tahmin edildiği için, Doğru Pozitif (DP) değeri bir arttırılır. Eğer gerçek veri pozitif, tahmin edilen veri negatif ise, veri yanlış sınıflandırılmış demektir. Pozitif olması gereken değer negatif olarak tahmin edildiği için, Yanlış Negatif (YN) değeri bir arttırılır. Eğer gerçek veri negatif, tahmin edilen veri pozitif ise, veri yanlış sınıflandırılmış demektir. Negatif olması gereken değer pozitif olarak tahmin edildiği için, Yanlış Pozitif (YP) değeri bir arttırılır. Son olarak eğer gerçek veri negatif, tahmin edilen veri de negatif ise, veri doğru sınıflandırılmış demektir. Negatif değer doğru tahmin edildiği için, Doğru Negatif (DN) değeri bir arttırılır. Bu şekilde bir matris oluşturulduktan sonra, aşağıda yer alan formüller kullanılarak analiz sonuçları değerlendirilmektedir.

$$duyarlılık = \frac{DP}{DP + YN} \quad , \quad kesinlik = \frac{DP}{DP + YP} \quad (6.3)$$

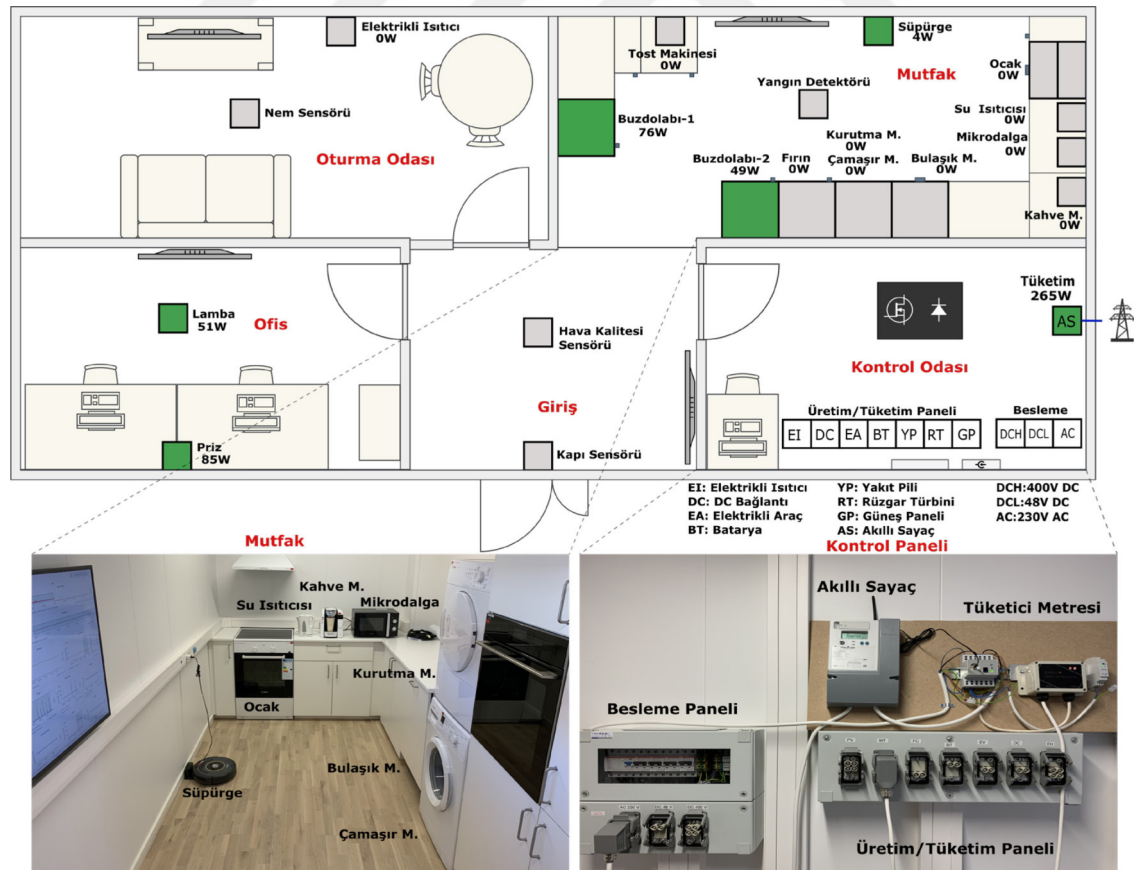
$$F - 1 = 2 \times \frac{kesinlik \times duyarlılık}{kesinlik + duyarlılık} \quad , \quad doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN}$$

Doğruluk, doğru tahmin edilen değerlerin tüm değerlere oranı olarak ifade edilmektedir. Fakat bu ölçüt, dengesiz veri setlerinde (imbalanced datasets) yanıltıcı bir gösterge olabilir. Örneğin, içlerinden 1 kişinin kanser olduğu 100 kişiden alınan örneklere bakarak bu kişilerin kanser olma durumunu analiz etmek istediğimizi varsayalım. Eğer modelimiz, 100 kişinin de negatif (kansere değil) olduğunu tahmin ederse *doğruluk* oranı %99 olarak hesaplanır. Bu oran çok yüksek olmasına karşın kanserli vaka tespit edilememiştir. Dolayısıyla ile model yetersiz kalmıştır. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için farklı ölçütler kullanılmaktadır. *Duyarlılık* metriği, gerçekte

pozitif olan verilerin yüzde kaçının doğru sınıflandırıldığını göstermektedir. *Kesinlik* ise, pozitif olarak tahmin edilen verilerin yüzde kaçının doğru olduğunu göstermektedir. *Duyarlılık* ve *Kesinlik* ters orantılıdır ve ikisinin arasında bir dengeyi gözetmek gerekmektedir. Bu denge, *Duyarlılık* ve *Kesinlik* değerlerinin harmonik ortalamasını hesaplayan *F-1* metriği ile sağlanır. Bu metriğin en yüksek olduğu nokta tespit edilerek hem *Duyarlılık* hem de *Kesinlik* değerinin en optimum değerleri elde edilebilir. Böylece eğitilen modeller arasındaki en dengeli model belirlenmiş olur. Bu sebeple *F-1* metriği, literatürde sıklıkla kullanılmaktadır.

6.2.4. Analiz sonuçları

Sunulan derin öğrenme modeli, Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojisi Bölümündeki “IoT-Microgrid Living Laboratory” isimli laboratuvardan elde edilen veriler ile eğitilmiş ve yine aynı laboratuvarda test edilmiştir. Laboratuvarın genel mimarisi Şekil 6.8'de gösterilmektedir.



Analiz için tüketici sayacından (prosumer meter) okunan aktif güç tüketim verileri ve akıllı prizlerden okunan cihaz güç tüketimleri kullanılmıştır. Fakat başlık 6.1’de belirtildiği gibi, ölçüm sensörleri farklı olduğu için okunan veriler eş zamanlı değildir. Bunları eş zamanlı hale getirmek için veriler, başlık 6.1.1’de belirtildiği gibi örnekleme periyodu 5 saniye olacak şekilde düzenlenmiştir.

İkinci aşamada ise, verilerin kalitesi gözlemlenmiştir. Laboratuvar ortamından alınan veriler, gerçek bir ev verisini yansıtamamaktadır. Çünkü gün içerisinde cihazların çoğunluğu hemen hemen hiç kullanılmamaktadır. Bu sebeple başlık 6.1.2’de belirtildiği gibi sentetik veriler üretilmiştir. Öncelikle laboratuvarında bulunan cihazların enerji tüketim profilleri tek tek referans kütüphanesine kaydedilmiştir. Daha sonra laboratuvarın temel yükünün (buzdolabı, prizler vs.) üzerine, cihazların tüketim profilleri olasılıksal olarak eklenerek yaklaşık 3 aylık bir sentetik tüketim verisi elde edilmiştir.

Üçüncü aşamada, sentetik tüketim verisi başlık 6.1.3’te belirtildiği gibi standardize edilmiştir. Bu sayede derin öğrenme modelinin eğitiminin daha istikrarlı ve daha başarılı olması beklenmektedir. Hesaplama kullanılan cihaz parametreleri Çizelge 6.1’de gösterilmektedir.

Çizelge 6.1. Tezde kullanılan cihaz parametreleri

	SI	KH	TM	ÇM	BM	KM	BD	EI	MD
Maksimum güç tüketimi	1033	1513	659	1791	1954	1985	1356	1089	1141
Eşik güç değeri	100	10	100	5	5	5	10	100	10
Ortalama güç (μ)	80	45	30	60	290	200	45	100	65
Standart Sapma (σ_s)	270	220	130	195	670	570	40	250	245

Son aşamada ise pencere boyutu seçimi analiz edilmiştir. Önerilen model çok etiketli bir sınıflandırma yapısına sahip olduğundan, birden fazla cihaz aynı anda analiz edilebilmektedir. Hem uzun süreli hem de kısa süreli çalışan cihazlar tek bir derin öğrenme modeli ile eğitileceğinden dolayı her bir cihaz için farklı bir pencere boyutunun belirlenme şansı yoktur. Bunun yerine her iki tip cihaz için yalnızca bir pencere boyutu seçilmelidir. Mikrodalga ve tost makinesi gibi kısa süreli çalışan cihazların ortalama 5-10 dakika, bulaşık makinesi gibi uzun süreli çalışan cihazların ise ortalama 1 saat çalıştığı düşünüldüğünde, ortalama 256 örneklik bir pencere boyutunun (yaklaşık 20 dakika) analiz için ideal olduğu düşünülmüştür. Girdi ve çıktı verileri, 256

örneklik pencere boyutu ve 64 örneklik kaydırma kullanılarak eş zamanlı olacak şekilde dilimlenmiştir.

Tüm bu aşamalardan sonra girdi ve çıktı verileri hazır hale gelmiştir. Fakat çıktı verileri, cihazların enerji tüketim değerini değil cihazların durumunu (açık-1/kapalı-0) göstermelidir. Örneğin n . Cihaz için, o cihazın aktivite durumunu gösteren $S_n = \{s_n(1), s_n(2), \dots, s_n(T)\}$ vektörü elde edilmelidir. Bu vektör, akıllı prizlerden okunan cihazların aktif güç tüketiminin belirli bir eşik değerini (bkz. Çizelge 6.1) geçmesi durumuna göre aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$$s_n(t) = \begin{cases} 1, & p_n(t) \geq \text{eşik güç değeri}_n \\ 0, & p_n(t) < \text{eşik güç değeri}_n \end{cases} \quad (6.4)$$

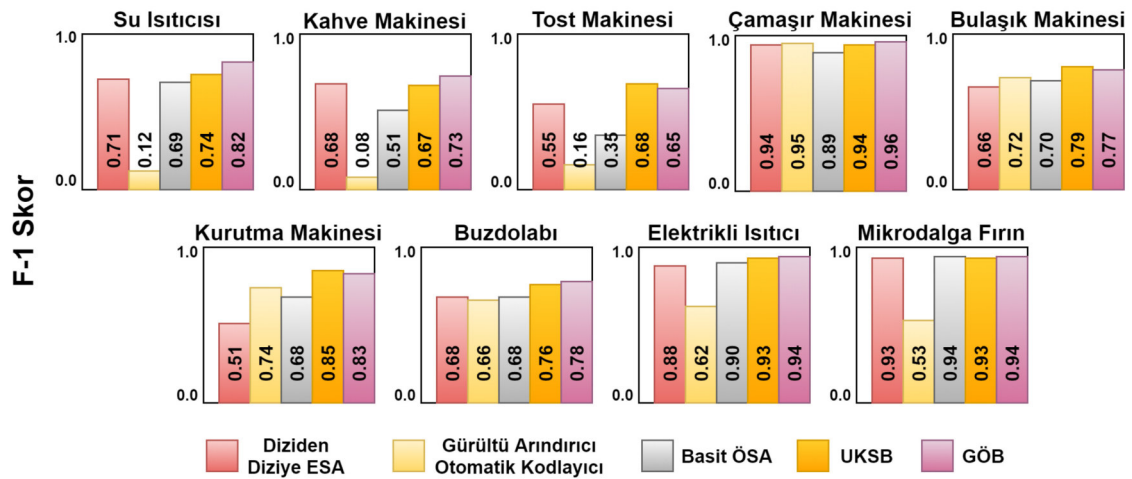
Bu sayede toplam tüketim verisi $P_{sayac} = \{P_{sayac}(1), P_{sayac}(2), \dots, P_{sayac}(T)\}$ girdi olarak, cihazın aktivite durumunu gösteren $S_n = \{s_n(1), s_n(2), \dots, s_n(T)\}$ vektörü ise etiketli çıktı verisi olarak kullanılmıştır.

Model eğitimi ve başlangıç testleri, 3.60 GHz hızında 6 çekirdekli Intel Xeon CPU işlemci, 32 GB RAM, NVIDIA Quadro P600 grafik kartı içeren ve CentOS üzerinde çalışan bir DELL Workstation ile gerçekleştirilmiştir. Ek olarak, eğitilen modeller, 2.40 GHz hızında i5 (2. Nesil) CPU ve 6 GB RAM'e sahip bir dizüstü bilgisayarda da test edilmiştir. Sensör verileri, çevrimdışı veya çevrimiçi olacak şekilde laboratuvarın merkezi veri toplama sistemine bağlanılarak elde edilmiştir. Derin öğrenme modelleri, Keras kütüphanesi kullanılarak Python'da geliştirilmiştir. Keras, Python programlama dili ile yazılmış açık kaynaklı bir sinir ağı kütüphanesidir. Francois Chollet tarafından geliştirilmiştir. Derin öğrenme veya makine öğrenimi modellerini tasarlamaya olanak tanıyan gelişmiş bir arayüzdür. Keras, sinir ağlarında sıklıkla kullanılan katmanlar, aktivasyon fonksiyonları, kayıp fonksiyonları gibi pek çok bileşeni bünyesinde hazır olarak bulundurmaktadır. Bu sebeple derin öğrenme alanında sıklıkla kullanılmaktadır.

6.2.3.1. Çevrim dışı analiz

Çevrim dışı analiz terimi, geçmişe yönelik gerçekleştirilen analizleri ifade etmek için kullanılmaktadır. Bu analiz ile tüketicilerin önceki aylarda yapmış olduğu kullanımlar sensörlerden okunarak analiz edilmektedir. Çevrim dışı analiz için başlık

5.2.1’de sunulan çok etiketli evrişimsel GÖB modeli kullanılmıştır. Sonuçları kıyaslayabilmek adına 4 farklı çok etiketli derin öğrenme modeli daha eğitilmiştir. Bunlar sırasıyla D2D (Zhang ve ark., 2018a), gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı (Kelly ve Knottenbelt, 2015a), Basit ÖSA ve UKSB modelleridir. Analiz sonucu elde edilen sonuçlar, Şekil 6.9’da gösterilmektedir.

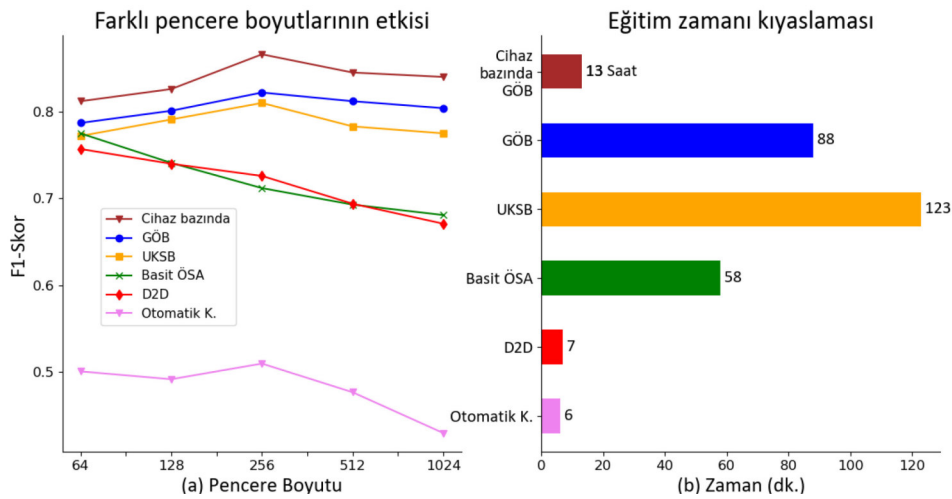


Şekil 6.9. Yük tanıma analizi sonuçları

Çevrim dışı analiz sonrası elde edilen sonuçlar iki farklı açıdan değerlendirilebilir. İlk olarak derin öğrenme modelleri açısından bir değerlendirme yapılırsa, ÖSA tabanlı Basit ÖSA, UKSB ve GÖB modellerinin, ESA tabanlı D2D ve gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı modellerinden daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenebilir. Bu başarının arkasındaki sır, tekrarlayan tabanlı modellerin bünyesinde bulunan hafıza hücresidir. Bu hücre sayesinde zamana bağlı analiz yapılabilmekte ve veri daha hassas bir biçimde analiz edilebilmektedir. ESA tabanlı modeller kendi arasında kıyas edilirse, D2D modelinin gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı modelinden daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenebilir. Bunun temel nedeni ise D2D modelinin daha derin bir yapıya sahip olmasıdır. Bu sonuç, ESA tabanlı modeller kullanılarak yük tanımlama analizi yapılmak isteniyorsa daha derin ESA modellerinin kullanılması gerekliliğini göstermektedir. ÖSA tabanlı modeller kendi arasında kıyas edilecek olursa, uzun dizileri analiz etme kapasitesinin sınırlı olması nedeniyle Basit ÖSA modelinin başarı oranı diğerlerine göre daha düşüktür. Bununla birlikte, UKSB ve GÖB, uzun dizilerin analizinde daha başarılı sonuçlar vermiştir. Yapılan analiz sonucunda, GÖB modelinin UKSB ile benzer veya daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

İkinci husus, cihaz türleri ve tüketim profilleridir. Bu deneyde kullanılan Tip I cihazlar (su ısıtıcısı, kahve makinesi ve tost makinesi), 2 ilâ 4 dakika civarında bir çalışma süresine sahiptir. Pencere boyutu 20 dakika civarında belirlendiği için, kısa süreli çalışan cihazların tüketimleri, model tarafından gürültü olarak algılanmış olabilir. Bu sebeple kısa süreli cihazların analiz başarısı %65-82 arasındadır. Tip-II cihazlar, bulaşık, çamaşır ve kurutma makinesi gibi uzun süreli çalışan ve çok durumlu cihazlardır. Tüketim profilleri uzun süreli olduğu için daha ayırt edicidir. Fakat karmaşık profillere sahip olabilmeleri, onların analizini zorlaştırmaktadır. UKSB ve GÖB modelleri ile uzun süreli tüketim profillerinin analiz edilerek veriler arasında daha keskin bağlantılar kurulabileceğinden, analiz başarısı Tip I'e kıyasla daha yüksek çıkmıştır (%77-96 arası). Tip-III cihazların enerji tüketimi, kullanıcının tercihine bağlı olarak değişebilmektedir. Dolayısı ile her kullanımda farklı seviyelerde enerji tüketimi gerçekleşebilmektedir. Ancak derin öğrenme modellerinin genelleme kapasitesi sayesinde farklı ayar noktalarının kullanılmasına rağmen analiz başarısı yüksektir (%77-94 arası).

Pencere boyutu seçiminin model başarısı üzerindeki etkisi ve modellerin ortalama eğitim süreleri Şekil 6.10'da gösterilmektedir.



Şekil 6.10. (a) Pencere boyutu seçiminin etkisi, (b) Eğitim zamanı kıyaslaması

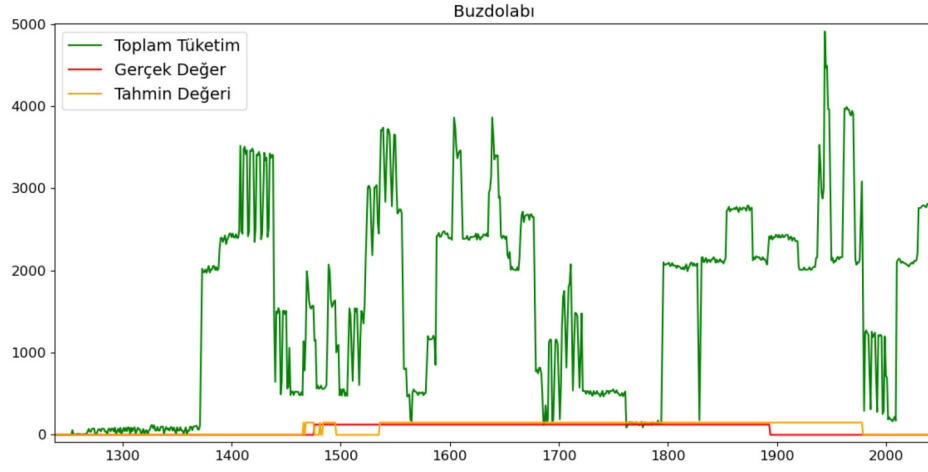
Şekil 6.10 (a)'da görülebileceği gibi, farklı pencere boyutlarının kullanılması model başarısını etkilemektedir. GÖB ve UKSB birimleri uzun süreli belleğe sahip olduğu için, pencere boyutu arttıkça analiz doğruluğu artmaktadır. Ancak, çok uzun pencere boyutlarının seçimi, geçmiş verilerin hatırlanmasını zorlaştırabileceği için analiz başarısı düşebilmektedir. Basit ÖSA ise uzun dizileri analiz etmekte yetersiz

kaldığı için model performansı hızla düşmektedir. Bu sebeple, GÖB ve UKSB'ye göre başarı oranı daha düşüktür. D2D ve otomatik kodlayıcı modellerinden elde edilen sonuçlar ise yeterince iyi değildir.

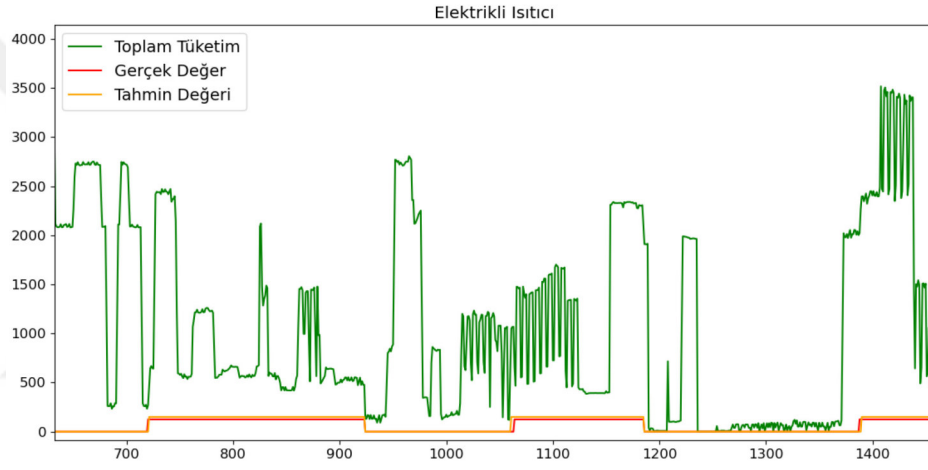
Yukarıda bahsedilen modellerin hepsi çok etiketli bir yapıya sahiptir ve 9 cihazın analizi için tek bir model eğitilmiştir. Bunun yerine her cihaz için ayrı bir model eğitilirse, daha başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir. Çünkü her bir cihaz için uygun pencere boyutu seçilerek başarı oranı arttırılabilir. Bu durumda, dokuz farklı cihaz için dokuz farklı modelin eğitilmesi gerekir. Toplam eğitim süresi ise Şekil 6.10 (b)'de "Cihaz bazında GÖB" satırında gösterildiği gibi 13 saati bulabilmektedir. Bu süre, çok etiketli modeller ile kıyaslandığında oldukça uzun bir süredir. Halbuki Şekil 6.10 (a)'da görüldüğü gibi, çok etiketli GÖB ve Cihaz bazında GÖB yaklaşımı arasındaki $F-1$ skoru farkı ihmal edilebilecek kadar küçüktür. Ancak eğitim süreleri arasında büyük bir fark vardır. Cihaz bazında GÖB modelinin diğer dezavantajları, eğitilen her modelin sabit sürücüde fazladan yer kaplaması ve ayrı ayrı çalıştırılması gerekliliğidir. Bu da ekstra donanım gerektirmektedir. Enerji ayrıştırma algoritmaları potansiyel olarak ev veya bina düzeyinde kullanılacağından, bu önemli bir kısıtlama olabilir.

Diğer modellerin eğitim süreleri dikkate alındığında, D2D ve otomatik kodlayıcı modellerinin eğitimleri, evrişim işlemi içerdiği için daha hızlı yapılmaktadır. GÖB, UKSB ve Basit ÖSA modelleri, hafıza tabanlı modeller olduğundan eğitim süreleri daha uzundur. Basit ÖSA, GÖB ve UKSB'ye kıyasla daha kısa sürede eğitilmesine rağmen, analiz başarısı yetersiz kalmaktadır. GÖB modeli hem daha hızlı eğitilebilmektedir hem de UKSB ile aynı veya kısmen daha iyi sonuçlar verebilmektedir.

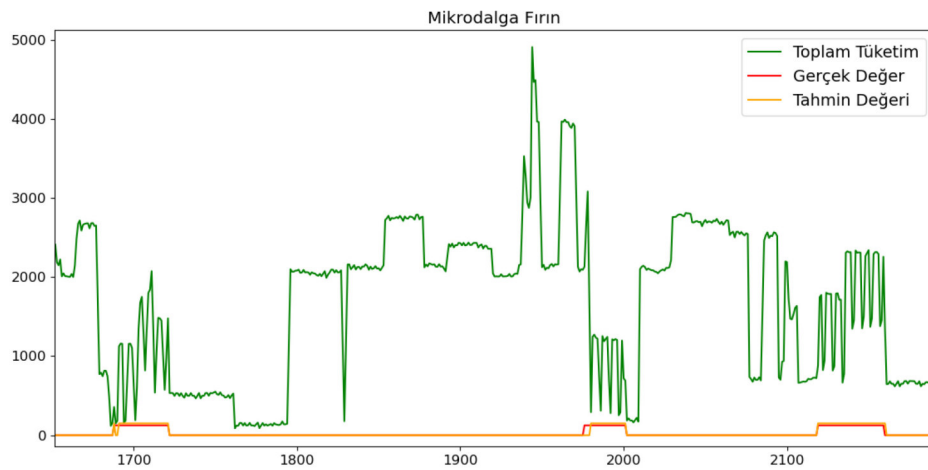
Analiz sonrasında elde edilen yük tanıma çıktıları, bazı cihazlar için aşağıdaki şekillerde gösterilmektedir. Şekillerde yer alan kırmızı çizgiler, cihazın açık olup olmadığını gösteren gerçek değerler iken, turuncu çizgiler ise yapılan tahminleri göstermektedir.



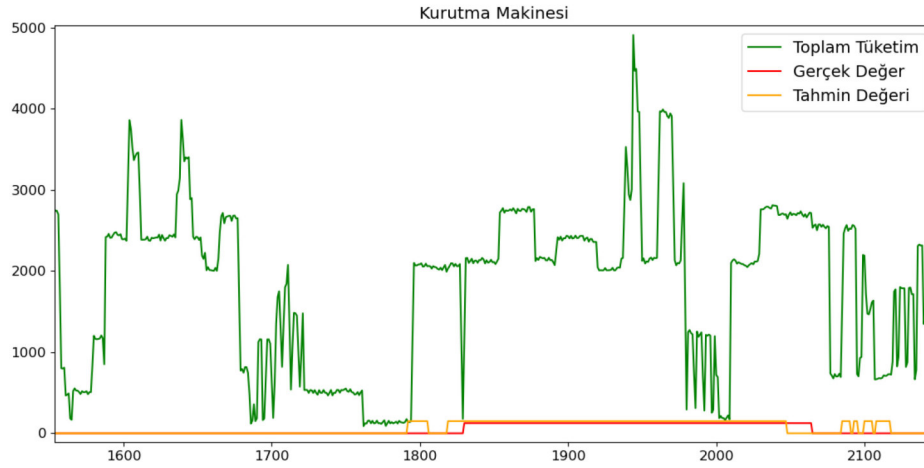
Şekil 6.11. Buzdolabı için yük tanıma analizi çıktıları



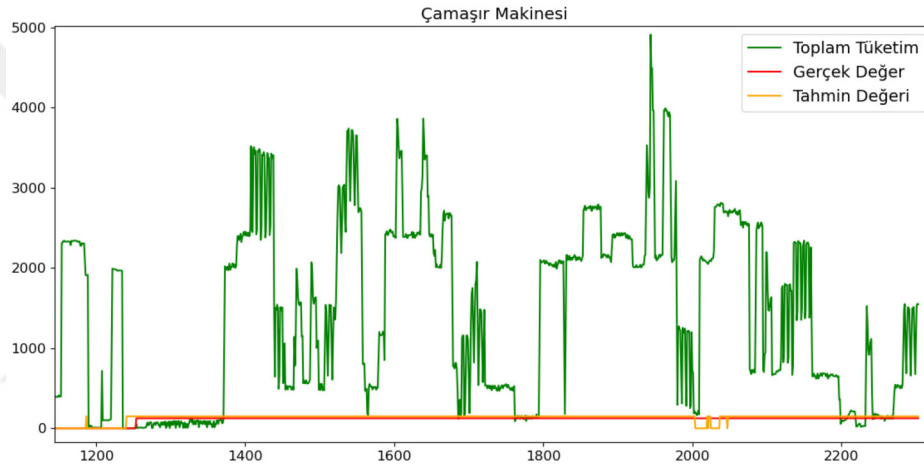
Şekil 6.12. Elektrikli ısıtıcı için yük tanıma analizi çıktıları



Şekil 6.13. Mikrodalga fırın için yük tanıma analizi çıktıları



Şekil 6.14. Kurutma Makinesi için yük tanıma analizi çıktıları



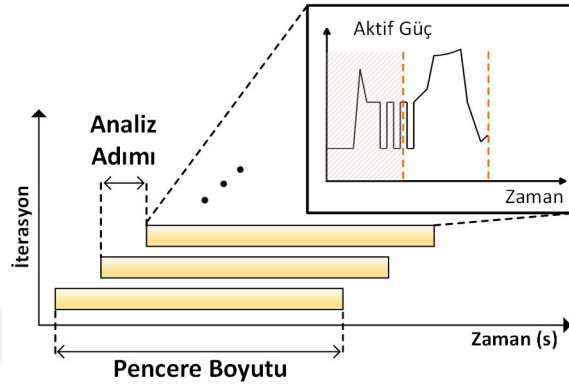
Şekil 6.15. Çamaşır makinesi için yük tanıma analizi çıktıları

6.2.3.2. Gerçek zamanlı analiz

Literatürdeki çalışmalar, hazır veri setleri kullanılarak çevrimdışı olarak yapılmaktadır. Çevrimdışı analiz sırasında, uzun süre kaydedilmiş bir veri mevcut olduğundan yük tanıma analizi daha kolay gerçekleştirilebilir. Ancak gerçek zamanlı analizde, cihazların yalnızca anlık verileri mevcuttur. Bu nedenle, gerçek zamanlı ve çevrimdışı analizlerin doğruluk oranları arasındaki farkın ne kadar büyük olacağı, literatürde henüz ele alınmamış bir konudur.

Gerçek zamanlı analizi etkileyen en önemli faktör şüphesiz seçilen pencere boyutudur. Başlık 5.1.1.4'te belirtildiği gibi pencere boyutunun, hedef cihazın tüm çalışma süresini kapsayacak kadar uzun seçilmesi önerilmektedir (Kelly ve Knottenbelt,

2015a). Ancak, gerçek zamanlı analiz sırasında bu mümkün değildir. Çünkü cihaz devreye girer girmez tespit edilmesi gerekir. Fakat cihaz devreye yeni girdiği için cihazın enerji tüketim profilinin sadece küçük bir kısmı (1-2 dk. gibi) elimizde mevcuttur. Çevrimdışı analiz aksine, gerçek zamanlı analiz, cihazın döngüsünü tamamlamasını beklemeden gerçekleştirilmelidir. Bu nedenle, Şekil 6.16'da gösterildiği gibi bir *analiz adımı* tanımlanmıştır.



Şekil 6.16. Gerçek zamanlı analiz süreci

Şekil 6.16'da gösterildiği gibi, gerçek zamanlı analiz esnasında pencere boyutuna bağlı olarak merkezi sayaçtan belirli sayıda örnek okunur ve bu veri, her bir iterasyon için önceden eğitilmiş derin öğrenme modeli kullanılarak analiz edilir. Bir sonraki analiz, *analiz adımı* olarak tanımlanan sürenin ardından yapılmaktadır. Bu süre, cihazın çalışmasını anında algılamak için mümkün olduğunca kısa seçilmelidir. Bu tezde, iterasyonlar 60 saniyelik analiz adımı kullanılarak ilerletilmiştir. Gerçek zamanlı analiz için elde edilen sonuçlar ve bu sonuçların çevrim dışı analiz ile kıyaslanması Çizelge 6.2'de görülmektedir.

Çizelge 6.2. Çevrim dışı ve gerçek zamanlı analiz sonuçlarının F-1 metriği ile kıyaslanması

Cihazlar ve Tipleri	Çevrim dışı Analiz					Gerçek Zamanlı Analiz					
	D2D	Oto.K.	Basit ÖSA	UKSB	GÖB	D2D	Oto.K.	Basit ÖSA	UKSB	GÖB	
Tip-I	SI	0.714	0.116	0.694	0.738	0.822	0.620	0.000	0.597	0.701	0.755
	KH	0.678	0.084	0.508	0.665	0.732	0.522	0.000	0.358	0.592	0.678
	TM	0.549	0.161	0.351	0.682	0.651	0.395	0.000	0.219	0.651	0.661
Tip-II	ÇM	0.938	0.954	0.893	0.940	0.962	0.924	0.897	0.914	0.952	0.939
	BM	0.662	0.720	0.695	0.794	0.773	0.677	0.638	0.748	0.755	0.703
	KM	0.509	0.735	0.681	0.846	0.831	0.498	0.716	0.586	0.759	0.761
Tip-III	BD	0.679	0.661	0.675	0.764	0.777	0.688	0.653	0.690	0.733	0.698
	EI	0.878	0.624	0.899	0.933	0.935	0.821	0.426	0.719	0.868	0.825
	MD	0.931	0.526	0.942	0.933	0.943	0.908	0.392	0.921	0.907	0.892

Çizelge 6.2’de gösterilen sonuçlar incelendiğinde hemen hemen her cihaz için gerçek zamanlı analiz başarısının daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bunun en bariz sebebi, cihazların çalışma döngüsü tamamlanmadan önce analizin yapıyor olmasıdır. Bu nedenle cihazlar doğru bir şekilde tespit edilememiş veya yanlış cihazlar aktif olarak tanımlanmıştır. Ancak cihazın çalışma döngüsü ilerledikçe yeni veriler okunmakta ve başarı oranı artmaktadır. Gerçek zamanlı ve çevrimdışı analizler arasında %5-10 arasında bir doğruluk kaybı rapor edilebilir. Ayrıca çamaşır makinesi ve mikrodalga fırının analiz başarısı diğer cihazlara göre daha yüksektir. Bunun temel sebebi, cihazların ayırt edici tüketim profillerinin olmasıdır. Şekil 6.6’da görüldüğü gibi, çoğu cihaz benzer ve dikdörtgensel bir enerji tüketim profiline sahiptir. Fakat bulaşık makinesi ve mikrodalga fırın, sürekli değişen ve dinamik bir yük profiline sahip olduğundan, derin öğrenme modelleri tarafından daha yüksek doğruluk oranı ile analiz edilmişlerdir (Çimen ve ark., 2020b).

6.3. Enerji Ayrıştırma Analizi

MOYİ analizinin diğer bir çıktısı olan enerji ayrıştırma, aktif olarak çalışan cihazların tükettikleri enerjinin bireysel olarak tahmin edilmesi işlemidir. Müşterilerin önceki dönemlerde kullandıkları enerji, bu yöntem ile analiz edilebilmektedir. Örneğin ay sonunda, müşterilerin son 30 günlük enerji tüketimi analiz edilerek elektrik faturası bileşenlerine ayrılabilir. Böylece müşteri, hangi cihazın ne kadar enerji tükettiğini ve bunun faturaya nasıl yansıdığını rahatlıkla görebilir.

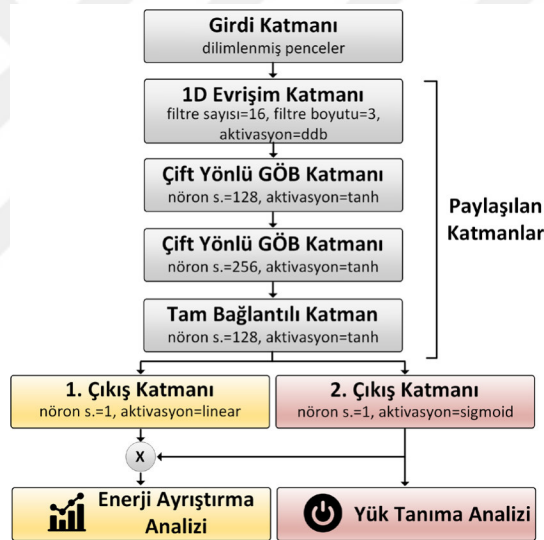
6.3.1. Çok görevli evrişimsel GÖB modeli

Enerji ayrıştırma işlemi, çıktı olarak cihazların bireysel enerji tüketimlerinin tahmin edildiği için bir regresyon problemidir. Dolayısı ile derin öğrenme modelinin mimarisi, regresyon problemine uygun olacak biçimde tasarlanmalıdır. Literatürde bu konu ile ilgili yapılmış pek çok çalışma bulunmaktadır. Araştırmacılar, ESA, ÖSA ve otomatik kodlayıcı tabanlı farklı modeller kullanarak cihazların tüketim değerlerini tahmin etmeyi denemişlerdir (Mauch ve Yang, 2015; Brewitt ve Goddard, 2018; Chen ve ark., 2018; Cui ve ark., 2019; Harell ve ark., 2019). Her bir cihaz için ayrı bir derin öğrenme modeli eğiterek analiz başarısını arttırmayı hedeflemişlerdir. Son yıllarda yapılan çalışmalar, enerji ayrıştırma ve yük tahmini analizinin beraber yapılmasının

model başarısını arttırdığını göstermektedir (Murray ve ark., 2019; Shin ve ark., 2019). Yazarlar geliştirdikleri modellerde, yük tanıma analizini yardımcı görev olarak kullanarak enerji ayrıştırma analizi sonuçlarını geliştirmeyi hedeflemişlerdir.

Bu tez çalışmasında ise, literatürdeki çalışmalardan farklı olarak her iki görevi aynı anda gerçekleştirebilen çok görevli bir derin öğrenme modeli sunulmuştur. Çok görevli terimi, birden fazla görevi aynı anda yapabilen derin öğrenme modelleri için kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasındaki görevler, enerji ayrıştırma ve yük tanıma işlemleridir. Sunulan model, giriş olarak aynı veriyi kullanmakta, fakat iki farklı çıkış vermektedir. Bu sayede tek bir model eğitilerek birden fazla analiz yapılabilmektedir.

Başlık 5.2.1’de detaylı bir şekilde açıklanan *Çok etiketli evrişimsel GÖB* modeli geliştirilerek *Çok görevli evrişimsel GÖB modeli* elde edilmiştir. Bu model Şekil 6.17’de gösterilmektedir.



Şekil 6.17. Çok görevli evrişimsel GÖB modeli

Makine öğrenimi algoritmaları, genellikle tek bir kayıp fonksiyonunu değerlendirerek tek bir görev için eğitilir. Bununla birlikte, birbiriyle ilişkili birden fazla görev varsa, birden fazla kayıp fonksiyonu beraber değerlendirilerek model eğitilebilmektedir. Bu öğrenme yapısı, *Çok görevli öğrenme* olarak adlandırılmaktadır (Ruder, 2017). *Çok görevli* teriminde bahsedilen görevler, regresyon, sınıflandırma veya pekiştirmeli öğrenme gibi farklı görevler olabilir. Birden fazla ilişkili görev olduğunda, bu görevleri birlikte öğrenmek, tek görev öğrenmeye kıyasla performans artışı sağlayabilmektedir (Zhang ve Yang, 2017). Çok görevli öğrenme, katmanlardaki bilgiyi paylaşarak farklı görevler arasındaki ortak özellikleri öğrenmeyi amaçlamaktadır. Bu

yaklaşımın bir türü olan *özellik öğrenme*, farklı görevlerin ortak özellik temsilini öğrenmeye odaklanır. Çok katmanlı ileri beslemeli bir sinir ağı ile çok görevli öğrenme arasındaki temel fark, kayıp fonksiyonlarının tanımıdır. Bu metot, görüntü segmentasyonu (Kendall ve ark., 2018), doğal dil işleme (Collobert ve Weston, 2008) ve yüz tanıma/cinsiyet tanıma (Ranjan ve ark., 2017) gibi makine öğrenimi uygulamalarında başarıyla kullanılmıştır.

MOYİ analizi göz önüne alındığında, enerji ayrıştırma ve yük tanıma işlemleri, birbirleriyle yakından ilişkili iki görevdir. Çünkü ikisi de merkezi sayaç sinyalinin değişimine bağlı olarak analiz edilmektedir. Bu nedenle, bu iki görevin eğitim parametrelerinin paylaşılması, performansın artmasına yardımcı olabilir.

Tasarlanan model bir adet giriş, bir adet tek boyutlu (1D) evrişim, iki adet çift yönlü GÖB ve iki adet tam bağlantılı katmandan oluşmaktadır. Evrişim katmanı için, filtre boyutu ve filtre sayısı sırasıyla 3 ve 16 olarak seçilmiştir. GÖB katmanları sırasıyla 128 ve 256 nörona, ilk tam bağlı katman ise 128 nörona sahip olacak şekilde belirlenmiştir. Evrişim katmanının aktivasyon fonksiyonu DDB, diğer gizli katmanların aktivasyon fonksiyonu hiperbolik tanjant olarak belirlenmiştir. Model yük tanıma analizinde kullanılan *Çok etiketli evrişimsel GÖB modeli* ile benzer bir çalışma mekanizmasına sahiptir. En önemli fark, *paylaşılan katmanlar* ve *çıkış katmanları*'dır. Girdi katmanından sonra ağ, *paylaşılan katmanlar* kullanılarak eğitilmektedir. Yani her iki görev de aynı katmanları kullanmaktadır. Bu teknik literatürde, *katı parametre paylaşımı* (hard parameter sharing) olarak adlandırılmaktadır. Daha az parametre ile aşırı uyum riskini azaltmak için çok görevli öğrenmede en yaygın kullanılan tekniktir (Ruder, 2017). Paylaşılan katmanlardan sonra, iki farklı görev için iki farklı çıkış katmanı kullanılmıştır. İlk çıkış katmanı olan *Enerji Ayrıştırma*'nın amacı, cihazların enerji tüketimini tahmin etmektir. Bu sayede cihazların yük profillerini ve ortalama enerji tüketimlerini belirlemek mümkündür. Ancak çıkış katmanı, cihazın açık olmadığı periyotlar için gürültülü tahmin sonuçları verebilmektedir. Daha doğru sonuçlar elde edebilmek için *Yük Tanıma Analizi* yapabilen ikinci bir çıktı katmanı kullanılmaktadır. Bu katmanın temel amacı ise, hedef cihazın açık olduğu dönemleri tespit etmektir. Yük tanıma analizi, enerji ayrıştırma görevinden daha kolay bir görev olduğu için doğruluk oranı daha yüksek olabilmektedir. Kolay olmasının sebebi ise çıktı olarak "1-cihaz açık" veya "0-cihaz kapalı" değeri vermesidir. Ayrıca bu çıkış katmanının önemli bir faydası daha vardır. Enerji ayrıştırma analizi çıktısı, cihazların aktif olmadığı dönemler için gürültülü tahminler yapma eğilimindedir. Ancak yük tanıma analizi, cihaz açıkken

çıktı olarak “1”, kapalıyken ise “0” değerini vermektedir. Dolayısıyla bu iki çıktının çarpımı sonucunda cihazın çalışmadığı periyotlarda yapılan gürültülü tahminler ortadan kaldırılabılır. Bu şekilde, enerji ayrıştırma analizi sonuçları iyileştirilebilir.

Modelin çıkış katmanlarının nöron sayısı, analiz edilmek istenen cihaz sayısı ile aynı seçilir. Bu çalışmada her bir cihaz için bir model eğitildiğinden dolayı çıkış katmanlarının nöron sayısı 1 olarak belirlenmiştir. Çıkış katmanlarının aktivasyon fonksiyonlarının seçimi önem taşımaktadır. Enerji ayrıştırma işlemi bir regresyon problemi olduğu için çıktı katmanında *linear* aktivasyon fonksiyonu, yük tanıma analizi ise bir sınıflandırma problemi olduğu için çıktı katmanında sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Modelin ağırlıkları, *Adam* optimizasyon algoritması kullanılarak güncellenmiştir. Kayıp fonksiyonu olarak da sırası ile *ortalama karesel hata* (mean squared error) ve *ikili çapraz entropi* (binary cross entropy) fonksiyonları kullanılmıştır. Kayıp değerleri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$L_{mse} = \frac{1}{T} \sum_{t \in T} (p_n(t) - \hat{p}_n(t))^2 \quad (6.5)$$

$$L_{bce} = \sum_{t \in T} -[s_n(t) \cdot \log \hat{s}_n(t) + (1 - s_n(t)) \cdot \log(1 - \hat{s}_n(t))] \quad (6.6)$$

Burada $p_n(t)$, t . anda n . cihazın tükettiği enerjiyi göstermektedir. $\hat{p}_n(t)$ ise derin öğrenme modelinin enerji ayrıştırma katmanından Watt cinsinden elde edilen tahmin değeridir. İkinci denklemden görülen $s_n(t)$, t . anda n . cihazın açık/kapalı durumunu gösteren değerdir. $\hat{s}_n(t)$ ise derin öğrenme modelinin yük tanıma analizi katmanından elde edilen tahmin değeridir. Bu değer, 0-1 arasında olan ve cihazın çalışıp çalışmadığını gösteren olasılıksal bir değerdir. Bu tezde, $\hat{s}_n(t)$ değerinin %50'den büyük olduğu olasılık değerleri için cihaz açık olarak kabul edilmiştir.

Fakat derin öğrenme modelinin iki farklı kayıp fonksiyonu ile eğitilme şansı yoktur. Çok görevli öğrenme yaklaşımı için, göreve özgü kayıp fonksiyonları, bir ağırlık faktörü ile çarpılarak toplanır ve modeller tek bir kayıp fonksiyonu ile eğitilir (Ranjan ve ark., 2017; Zhang ve Yang, 2017). Bu tezde önerilen *çok görevli evrimsel GÖB modeli*, aşağıda belirtilen toplam kayıp fonksiyonu kullanılarak eğitilmiştir:

$$L_{total} = \alpha \cdot L_{mse} + (1 - \alpha) \cdot L_{bce} \quad (6.7)$$

Burada α , ortalama karesel hata ve ikili çarpaz entropi kayıp fonksiyonlarını ölçeklendirerek birbirine yakın değerlere sahip olmalarını sağlayan bir ağırlık faktörüdür.

6.3.2. Değerlendirme ölçütleri

Başlık 6.3.1’de sunulan model hem regresyon hem de sınıflandırma yapabilmektedir. Bu sebeple elde edilen sonuçlar farklı ölçütler ile değerlendirilmelidir. Sınıflandırma probleminin değerlendirilmesi için kullanılan ölçütler başlık 5.2.3’te detaylı olarak açıklanmıştır. Regresyon problemlerinin değerlendirilmesi için ise genellikle 3 farklı ölçüt kullanılmaktadır. Bunlar *Ortalama karesel hata* (mean squared error), *kök ortalama karesel hata* (root mean squared error) ve *ortalama mutlak hata* (mean absolute error)’dır.

Ortalama karesel hata, regresyon görevleri için en çok tercih edilen ölçütlerden biridir. Basitçe ifade etmek gerekirse hedef değer ile regresyon modeli tarafından tahmin edilen değer arasındaki farkın karesel ortalamasıdır. Farkı değerlendirirken, küçük bir hatayı bile karesel olarak cezalandırdığı için model hakkında karamsar bir tablo çizebilmektedir. Bu fonksiyonun minimum değerinin daha kolay bulunabilmesinden dolayı eğitim aşamasında kayıp fonksiyonu olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Aşağıdaki gibi formülize edilmektedir:

$$MSE_n = \frac{1}{T} \sum_{t \in T} (p_n(t) - \hat{p}_n(t))^2 \quad (6.8)$$

Burada $p_n(t)$ gerçek değer, $\hat{p}_n(t)$ ise model tarafından tahmin edilen değeri göstermektedir. T ise toplam örnek sayısını ifade etmektedir.

Kök ortalama karesel hata, regresyon görevleri için yaygın olarak kullanılan ölçütlerden birisidir. Hedef değer ile model tarafından tahmin edilen değer arasındaki ortalama kare farkının kareköküne eşittir. Aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$RMSE_n = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t \in T} (p_n(t) - \hat{p}_n(t))^2} \quad (6.9)$$

Ortalama mutlak hata, hedef değer ile model tarafından tahmin edilen değer arasındaki mutlak farkın ortalamasına eşittir. Bu hata, aykırı değerlere karşı daha hassastır ve hataları *ortalama karesel hata* kadar aşırı derecede cezalandırmaz. Aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$MAE_n = \frac{1}{T} \sum_{t \in T} |p_n(t) - \hat{p}_n(t)| \quad (6.10)$$

Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde, enerji ayrıştırma analizi sonuçlarının değerlendirilmesi için en çok kullanılan ve kabul gören metriğin *ortalama mutlak hata* olduğu görülmektedir. Literatür ile paralel olması için sonuçlar bu ölçüt kullanılarak değerlendirilmiştir.

6.3.3. Kullanılan veri setinin tanıtılması

Sunulan derin öğrenme modeli, REFIT isimli veri seti kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir. REFIT (Murray ve ark., 2017), üniversite ve özel sektör tarafından yürütülen akıllı ev teknolojileri projesi kapsamında oluşturulmuş bir veri setidir. 2015 yılında Strathclyde Üniversitesi tarafından yayınlanmıştır. REFIT elektrik yük ölçümleri veri seti, 20 farklı evin Watt cinsinden ölçülmüş toplam tüketim ve cihaz düzeyinde tüketim verilerini içermektedir. Veriler, 8 saniyelik aralıklarla örneklenecek şekilde düzenlenmiştir. Bu veri setinin, MOYİ analizi, TTY uygulamaları, tüketim ve kullanım zamanı istatistikleri gibi gelişmiş enerji hizmetleri araştırmaları için kullanılması amaçlanmıştır.

Veriler düzenli halde paylaşıldığı için herhangi bir düzenleme işlemine ihtiyaç bulunmamaktadır. Fakat modelin cihazları yeterli derecede öğrenebilmesi için, verinin dengeli olması gerekmektedir. Bu sebeple veriler, cihazların kullanım sayıları gözetilerek incelenmiştir. Cihaz kullanımının az olduğu periyotlara, başlık 5.1.2’de belirtildiği gibi sentetik veriler eklenmiş ve verinin dengeli bir veri olması sağlanmıştır. Bunu sağlamak için öncelikle analiz edilecek evde bulunan cihazların enerji tüketim profilleri tek tek referans kütüphanesine kaydedilmiştir. Daha sonra evin temel yükünün üzerine, cihazların tüketim profilleri olasılıksal olarak eklenerek daha dengeli bir tüketim verisi elde edilmiştir. Sonrasında ise bu tüketim verisi, başlık 5.1.3’te

belirtildiği gibi, derin öğrenme modelinin daha iyi öğrenebilmesi için standardize edilmiştir.

Son aşamada ise pencere boyutu seçimi analiz edilmiştir. Analiz esnasında her bir cihaz için bir derin öğrenme modeli eğitilmiştir. Dolayısı ile modellerin pencere boyutları farklı seçilebilmektedir. Bu kapsamda uzun süreli çalışan cihazlar için pencere boyutu 512 örneği (yaklaşık 70 dk.) kapsayacak şekilde belirlenmiştir. Kısa süreli çalışan cihazlar için ise 128 örneklilik (yaklaşık 17 dk.) bir pencere boyutu seçilmiştir. Girdi ve çıktı verileri, yukarıda belirtilen pencere boyutları kullanılarak eş zamanlı olacak şekilde dilimlenmiştir.

Tüm bu aşamalardan sonra girdi ve çıktı verileri hazır hale gelmiştir. Fakat çıktı verileri, hem cihazların enerji tüketim değerini hem de cihazların durumunu (açık-1/kapalı-0) göstermelidir. Örneğin n . Cihaz için, o cihazın güç tüketimini gösteren $P_n = \{p_n(1), p_n(2), \dots, p_n(T)\}$ vektörü ve aktivite durumunu gösteren $S_n = \{s_n(1), s_n(2), \dots, s_n(T)\}$ vektörü elde edilmelidir. Aktivite durumu vektörü, akıllı prizlerden okunan cihazların aktif güç tüketiminin belirli bir eşik değerini geçmesi durumuna göre aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$$s_n(t) = \begin{cases} 1, & p_n(t) \geq \text{eşik güç değeri}_n \\ 0, & p_n(t) < \text{eşik güç değeri}_n \end{cases} \quad (6.11)$$

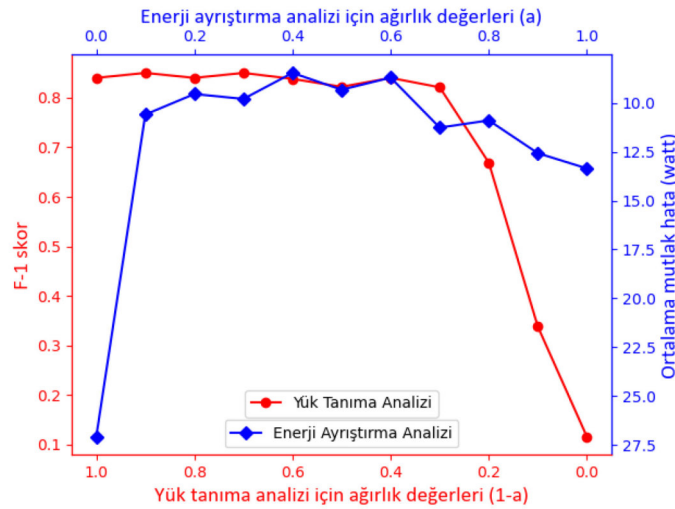
Bu sayede toplam tüketim verisi $P_{\text{sayac}} = \{p_{\text{sayac}}(1), p_{\text{sayac}}(2), \dots, p_{\text{sayac}}(T)\}$ girdi olarak, cihazın güç tüketimini gösteren $P_n = \{p_n(1), p_n(2), \dots, p_n(T)\}$ vektörü ve aktivite durumunu gösteren $S_n = \{s_n(1), s_n(2), \dots, s_n(T)\}$ vektörü ise etiketli çıktı verisi olarak kullanılmıştır.

6.3.4. Analiz sonuçları

Çok görevli evrişimsel GÖB modeli, REFIT veri seti içerisinde yer alan 2 numaralı ev kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir. 2 numaralı evin seçilmesinin nedeni, evde bulunan kontrol edilebilir cihaz sayısının fazla olması, evde yaşayan kişi sayısının fazla olması (bu sayede cihazlar daha çok kullanıldığı için veri daha dengeli bir yapıda olacaktır) ve kaydedilen verilerin kaliteli olmasıdır. Çamaşır makinesi (ÇM), bulaşık makinesi (BM), mikrodalga (MD), su ısıtıcısı (SI) ve tost makinesi (TM) olmak üzere 5 farklı cihaz analiz edilmiştir ve her cihaz için ayrı bir model eğitilmiştir. BM ve

ÇM, uzun süreli çalışan cihazlar olduğu için pencere boyutu 512 örnek, MD, SI ve TM, kısa süreli çalışan cihazlar olduğu için pencere boyutu 128 örnek seçilmiştir. Modeller, 6 aylık veri kullanılarak eğitilmiş ve 3 aylık veri ile test edilmiştir.

Analizin ilk aşamasında, denklem (6.7)'de yer alan ağırlık faktörünün (a) belirlenmesi tartışılacaktır. 6.3.1 başlığı altında belirtildiği gibi, kayıp fonksiyonlarını kendi aralarında ölçeklemek için bir ağırlık faktörü a kullanılmaktadır. Giriş verileri ön işleme esnasında standardize edildiği için kayıp fonksiyonlarının skalası birbirine zaten yakındır. Bu tezde ağırlık faktörü, deneysel olarak basit bir yaklaşımla elde edilmiştir. Model, her cihaz için farklı a değerleri (0 ile 1 arasında) kullanılarak eğitilmiş ve sonrasında test edilmiştir. Yukarıda belirtilen beş cihaz için ortalama sonuçlar alınmış ve Şekil 6.18'de gösterilmiştir.



Şekil 6.18. Farklı kayıp ağırlık faktörü değerlerinin model başarısına etkisi

Şekil 6.18, farklı ağırlık faktörü değerlerinin model performansı üzerindeki etkilerini göstermektedir. Kırmızı grafik, yük tanıma analizi sonuçlarını göstermektedir. Şekilden de görüldüğü gibi, ağırlık faktörü a 'nın "1" olması durumunda model, hemen hemen hiç öğrenememektedir. Fakat a değeri azaltıldıkça yük tanıma analizi başarısı da artmaktadır. Mavi grafik ise enerji ayrıştırma analizi sonuçlarını yansıtmaktadır. Ağırlık faktörü a 'nın "0" olması durumunda model başarısı oldukça düşüktür ve ortalama mutlak hata değeri 27.5 civarlarındadır. Fakat a değeri arttırıldıkça model başarısı da artmaktadır. Fakat iki görev arasında bir denge gözetilmesi gerektiği aşikardır. Çünkü birinin başarısı artarken diğerininki azalmaktadır. Görevler arasındaki ağırlık dengesi ayarlandığında, özellikle enerji ayrıştırma analizi performansının arttığı

gözlemlenmiştir. Her görevin bireysel performansları, şeklin her iki kenarında ($a=0$ ve $a=1$) görülmektedir. Eğitilen modeller, ağırlıkların 0.4 ile 0.6 arasında olduğu noktalar arasında daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu sebeple denklem (6.7)'deki toplam kayıp fonksiyonu eşitliğinde bulunan ağırlık faktörü değeri a , 0.4 olarak belirlenmiştir.

Analiz sonrasında elde edilen sonuçlar, D2D, D2N (Zhang ve ark., 2018a), gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı (Kelly ve Knottenbelt, 2015a) ve AlexNet-1D (Cui ve ark., 2019) modelleriyle kıyas edilmiştir. Giriş penceresi boyutu tüm modeller için aynı seçilmiştir. Çok görevli evrimsel GÖB modeli, D2D ve gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcıyı modelleri için çıktı penceresinin boyutu, adil bir karşılaştırma yapmak için girişle aynı seçilmiştir. D2N ve AlexNet-1D modellerinin çıktı pencere boyutu, mimarileri nedeniyle bire eşittir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 6.3'te gösterilmektedir.

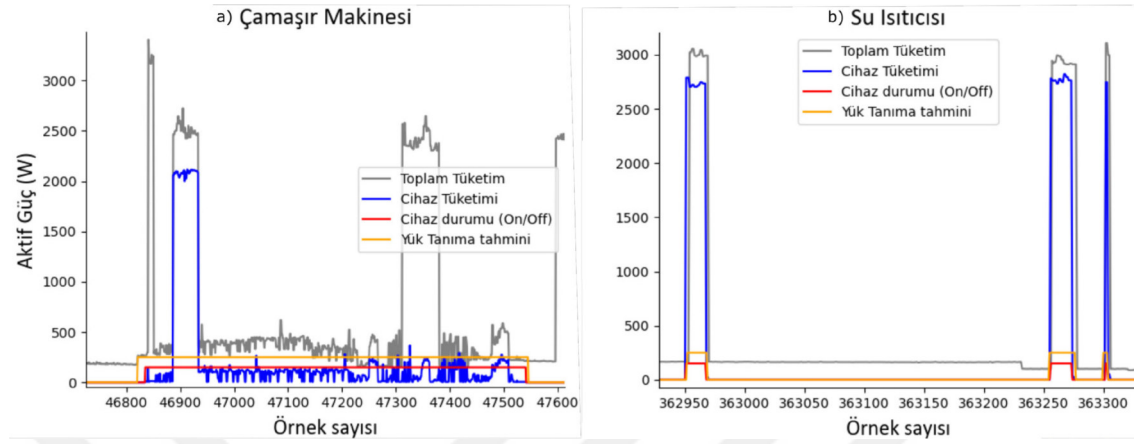
Çizelge 6.3. Çok görevli evrimsel GÖB modelinin analiz başarısı ve kıyaslanması

Ev-2	F-1 Skor (yük tanıma analizi)					Ortalama Mutlak Hata (enerji ayrıştırma analizi)				
	D2D	Oto.K.	D2N	AlexNet-1D	GÖB	D2D	Oto.K.	D2N	AlexNet-1D	GÖB
ÇM	0.880	0.401	0.920	0.939	0.939	19.92	36.56	12.33	9.40	8.70
BM	0.809	0.663	0.792	0.787	0.782	39.03	39.95	21.05	14.94	13.35
MD	0.606	0.311	0.580	0.590	0.685	7.81	7.85	4.12	3.61	2.16
SI	0.865	0.801	0.881	0.869	0.876	21.32	21.57	11.31	10.09	8.36
TM	0.801	0.290	0.805	0.608	0.818	2.19	5.57	1.20	0.86	0.35

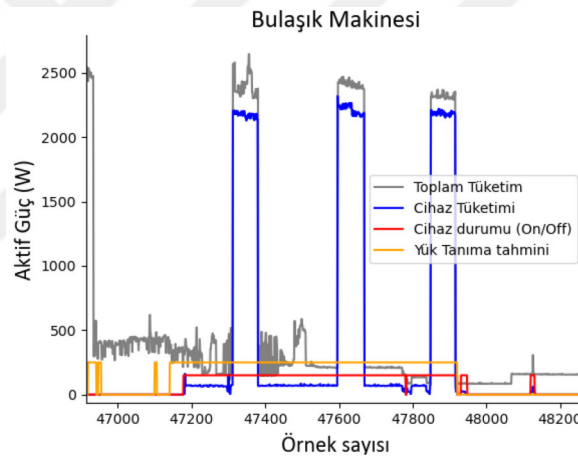
Çizelge 6.3'ten de görülebileceği gibi, çok görevli evrimsel GÖB modeli ile diğer modellere kıyasla daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. Gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı modelinin doğruluğunun diğer modellere göre daha düşük olmasının nedeni, daha sığ bir mimariye sahip olmasıdır. D2N ve AlexNet-1D modelleri, daha derin bir mimariye sahip oldukları ve her giriş penceresi için yalnızca tek bir nokta tahmini yaptıkları için daha yüksek başarı oranlarına sahiptir. Enerji ayrıştırma analizi sonuçları göz önüne alındığında, çok görevli evrimsel GÖB modeli her cihaz için daha iyi sonuçlar vermiştir. Yük tanıma analizi göz önüne alındığında, çok görevli evrimsel GÖB modeli ile elde edilen sonuçlar ya daha iyidir ya da en iyiye çok yakındır. Bu modelin başarısının sırrı, hem iki görevi aynı anda eğiterek parametre paylaşımını mümkün kılması hem de zaman serilerini analiz edebilme kabiliyetidir (Çimen ve ark., 2020a).

Şekil 6.19 ve 6.20'de, bazı cihazlar için yük tanıma analizi sonuçları görülmektedir. Şekilde yer alan kırmızı çizgi, cihazın açık veya kapalı olma durumunu,

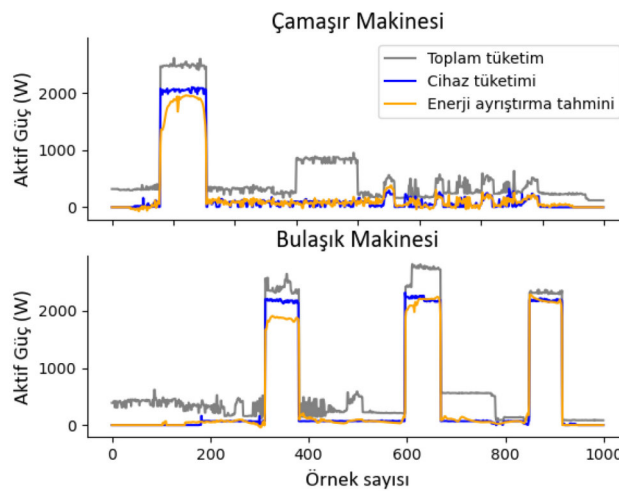
turuncu çizgi ise tahmin edilen değeri göstermektedir. Kırmızı ve turuncu çizgilerin üst üste binerek grafiğin anlaşılmasını zorlaştırmaması için bu çizgiler bir katsayı ile çarpılarak grafikte gösterilmiştir.



Şekil 6.19. Çamaşır makinesi ve su ısıtıcısı için yük tanıma analizi sonucu



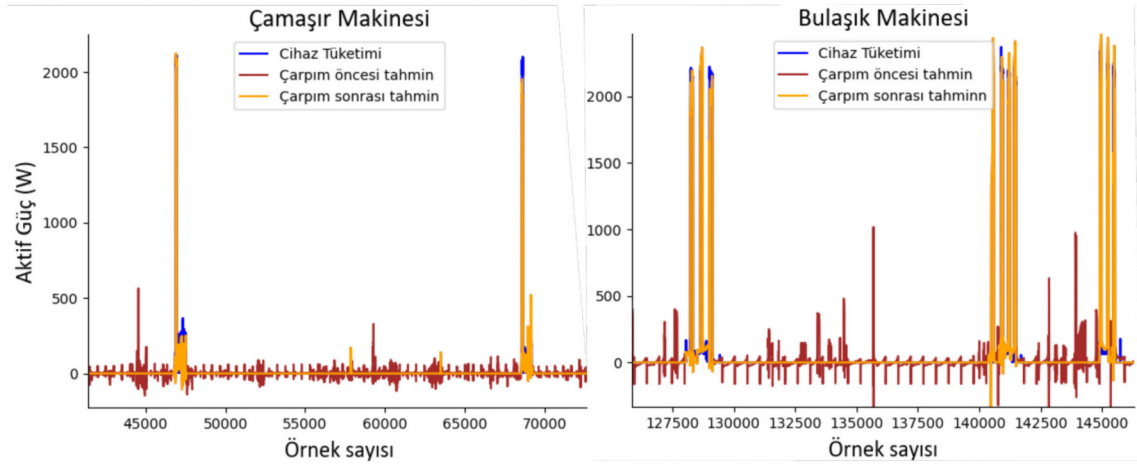
Şekil 6.20. Bulaşık makinesi için yük tanıma analizi sonucu



Şekil 6.21. Çamaşır ve bulaşık makineleri için yapılan enerji ayrıştırma tahminleri

Şekil 6.21’de ise, çamaşır makinesi ve bulaşık makinesi için enerji ayrıştırma analizi sonuçları gösterilmiştir.

Sunulan modelin diğer bir avantajı ise, enerji tüketim tahmini esnasında yapılan gürültülü tahminleri elimine edebilmesidir. Bunu yapabilmek için ikinci katmanın, yani yük tanıma analizinin çıktılarından faydalanılmaktadır. Yukarıda detaylı şekilde anlatıldığı gibi yük tanıma analizi çıktı olarak, cihazın açık olduğu yerlerde “1” ve kapalı olduğu yerlerde ise “0” değerlerini vermektedir. Dolayısı ile bu çıktıların, Şekil 6.17’de gösterildiği gibi birinci katmandan elde edilen çıktılar ile çarpılması sonucu gürültülü tahminler elimine edilebilmektedir. Gürültülü tahminlerin giderilmesi işlemi Şekil 6.22’de gösterilmektedir.



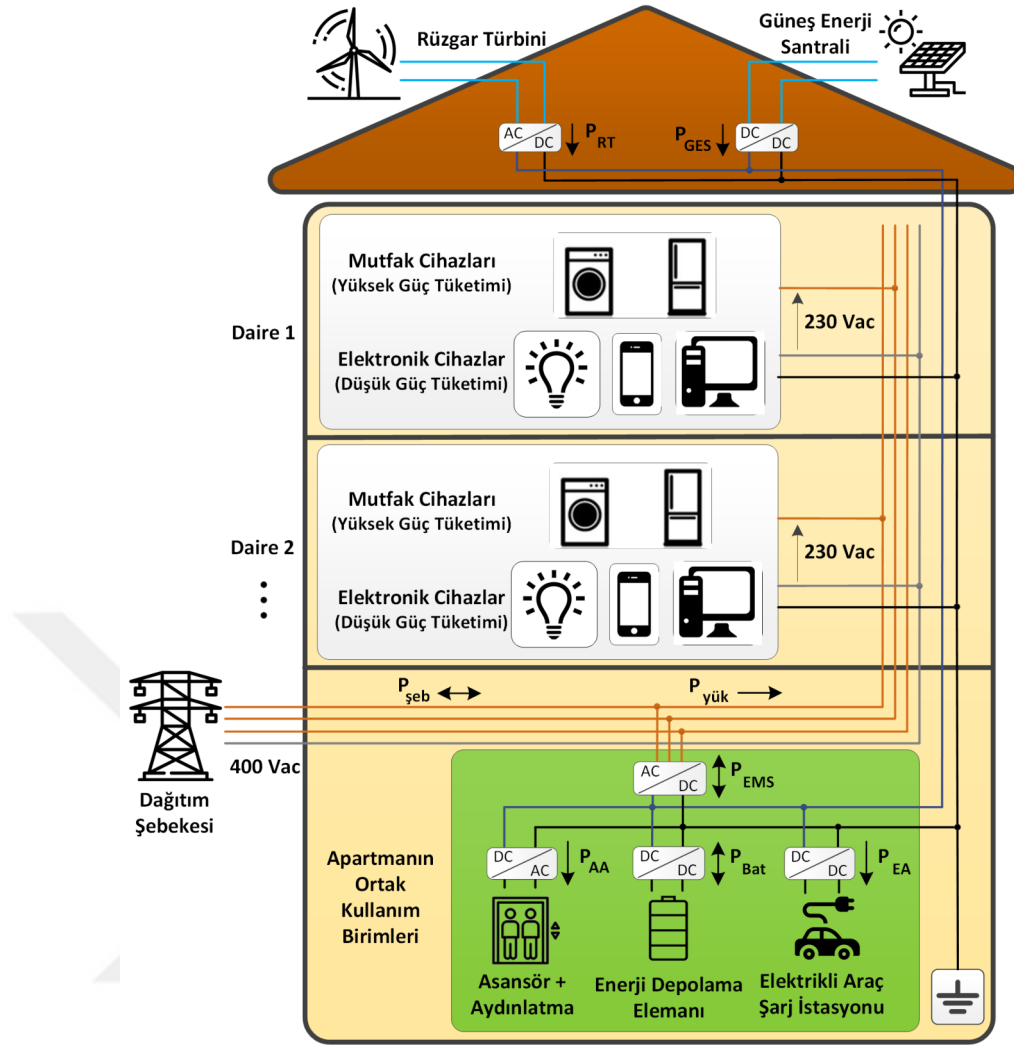
Şekil 6.22. Çamaşır ve bulaşık makineleri için nihai tahminler

Şekil 6.22’de görülen mavi çizgi, cihazın enerji tüketimini, kahverengi çizgi ise birinci katmanın çıktısını göstermektedir. Şekilden görüldüğü gibi cihazların aktif olarak çalışmadığı yerlerde yapılmış pek çok yanlış tahmin bulunmaktadır. Bu tahmin değerlerinin, ikinci katmandan alınan veriler ile çarpılması sonucu turuncu çizgi ile gösterilen yeni değerler elde edilmektedir. Cihazın çalışmadığı yerler “0” ile çarpıldığı için gürültülü tahminlerin çoğunluğu elimine edilmiştir.

7. MİKRO ŞEBEKELERDE MOYİ DESTEKLİ ENERJİ YÖNETİMİ

Mikro şebekeler, bünyesinde farklı tip üretim birimi barındıran ufak çaplı şebekeler oldukları için pek çok farklı alanda kullanılmaktadırlar. Bunlardan bazıları havacılık, otomotiv, denizcilik, askeriye, kırsal alanlar, ve meskenlerdir (Guerrero ve ark., 2010; Ton ve Smith, 2012; Rodriguez-Diaz ve ark., 2017). Dünya çapında üretilen elektrik enerjisinin %27.4'ünün meskenler tarafından tüketildiği göz önüne alındığında, meskenlerin enerji tasarrufu açısından büyük bir potansiyele sahip olduğu kolaylıkla anlaşılabilir (Agency, 2020). Mesken sahipleri, kendi enerji ihtiyaçlarını karşılamak, şebeke fiyatlarından bağımsız bir şekilde hareket etmek, ürettikleri fazla enerjiyi depolayabilmek ve şebekeye geri satabilmek gibi pek çok avantajı göz önüne alarak evlerini küçük bir mikro şebekeye dönüştürebilmektedir. Küçük kapasiteli yenilenebilir enerji santralleri (rüzgar ve güneş) ve enerji depolama elamanları kullanılarak her ev şebekeden bağımsız olarak enerji ihtiyacını karşılayabilmekte ve enerji sektörünün aktif birer katılımcısı olabilmektedir. Meskenlerin diğer bir avantajı ise içerisinde çok sayıda kontrol edilebilir yükün bulunmasıdır. Özellikle yüksek güç tüketen çamaşır makinesi, bulaşık makinesi gibi yüklerin çalışma zamanının elektrik fiyatlarına göre değiştirilmesi, kullanıcıya ekstra maddi kazanç sağlayabilmektedir. Buna ek olarak kullanıcıların, kontrol edilebilir cihazlarını elektrik fiyatının ucuz olduğu zamanlarda kullanması, dağıtım şebekesinin akşam saatlerinde karşılaştığı pik yük problemine de olumlu yönde katkı sağlayabilecektir.

Meskenlerde yapılacak enerji yönetimini kolaylaştıracak araçlardan belki de en önemlisi, IoT teknolojisidir. IoT sayesinde cihazlar, hem kendi aralarında hem de ev sakinleri ile iletişim kurabilecektir. Bu sayede tüketiciler, enerji tüketimleri hakkında daha detaylı veriye sahip olabilecek ve tüketim davranışlarını iyi yönde değiştirebileceklerdir. Özellikle rüzgar ve güneş enerjisi santrallerinin bulunduğu sistemlerde enerjinin yönetimi daha kolay hale gelecektir. Evdeki cihazların tüketim profilleri, yenilenebilir santrallerin üretim değerleri, elektrik fiyatları gibi değişkenlerin bilinmesi ile daha efektif enerji yönetim algoritmaları tasarlanabilecektir. Meskenlerin enerji tasarrufunda büyük bir potansiyele sahip olması sebebiyle bu tezde, Şekil 7.1'de gösterildiği gibi bir AC/DC hibrit konut mikro şebekesi analiz edilmiştir (Rodriguez-Diaz ve ark., 2017).



Şekil 7.1. AC/DC hibrit konut mikro şebekesi

Şekil 7.1’de gösterilen mikro şebeke, içerisinde birden fazla dairenin bulunduğu bir apartman için tasarlanmıştır. Dolayısı ile binada bulunan rüzgar türbini, güneş enerji santrali, enerji depolama birimi ve elektrikli araç şarj istasyonları tüm binaya aittir. Mikro şebekenin hibrit olarak tasarlanmasının sebebi ise DC temelli güç sistemlerinin, basitlik, maliyet ve verimlilik anlamında getirmiş olduğu avantajlardır (Fairley, 2012). Güneş enerjisi santrali, yakıt hücresi ve batarya gibi birimlerin hepsi DC çıkış vermektedir. Bu birimlerin DC baraaya bağlanması durumunda ekstra bir DC/AC dönüştürme işlemine ihtiyaç kalmayacak, dolayısı ile daha az güç elektroniği dönüştürücüsü kullanılarak hem maliyet azaltılabilecek hem de verim artırılacaktır. Bununla birlikte elektrikli araçların kullanımının artması ve bu araçların şarj ünitelerinin çoğunluğunun DC olması da, DC bara kullanımının diğer bir avantajıdır. Fakat meskenlerde sadece DC beslemenin kullanılması şu an için pek mümkün

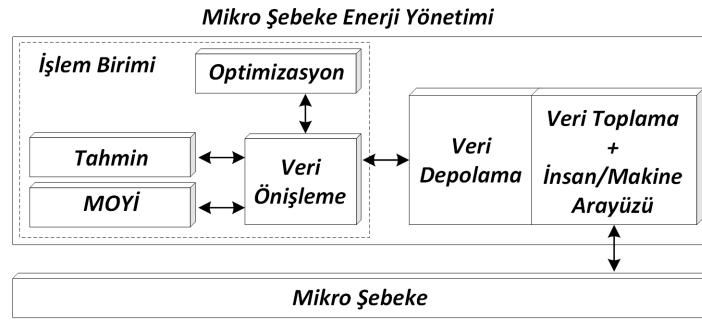
görünmemektedir. Bunun en büyük sebebi ise, binalarda kullanılacak DC besleme sistemlerinin koruma, kontrol ve işletme açısından henüz standartlaştırılmış bir yönetmeliğe tabi olmamasıdır. Bu sebeple Şekil 7.1’de gösterilen mikro şebeke, DC beslemenin sunmuş olduğu avantajlar göz önüne alınarak bir DC bara, binada bulunan dairelerin güvenilir ve ekstra maliyete gerek kalmayacak şekilde beslenebilmesi için bir de AC bara kullanılarak tasarlanmıştır.

Mikro şebekede üretim birimi olarak bir adet rüzgar türbini, bir adet güneş enerji santrali, bir adet enerji depolama birimi bulunmaktadır ve bu birimler, DC baraya bağlanmışlardır. DC baraya bağlı olan diğer birimler ise elektrikli araç şarj istasyonları ve asansör/aydınlatma gibi apartmanın ortak kullanımlarıdır. Binada bulunan daireler ise AC baradan beslenmektedir. AC ve DC bara, bir 3 fazlı dönüştürücü yardımıyla birbirine bağlanmaktadır. Bu dönüştürücü yardımıyla baralar arası güç alışverişi düzenlenmektedir.

7.1. Enerji Yönetim Sistemi (EYS)

7.1.1. Sunulan EYS’nin çalışma prensibi

Enerji yönetimi, mikro şebekelerin ekonomik, güvenilir ve sürdürülebilir bir şekilde işletilmesini sağlayan algoritmalar olarak tanımlanabilir. Algoritma, mikro şebeke bünyesinde bulunan birimlerin kapasiteleri, sistem kısıtları, kullanıcıların talepleri, elektrik fiyatları gibi değişkenleri, belirlenen amaç fonksiyonuna göre analiz ederek optimum çalışma noktalarını tespit etmeye çalışır ve şebekenin optimum şekilde işletilmesini sağlar. Üretim planlamasından enerji tasarrufuna, reaktif güç desteğinden frekans regülasyonuna, güvenlikten maliyet optimizasyonuna, enerji dengesinin sağlanmasından talep tarafı yönetim algoritmalarının uygulanmasına kadar pek çok farklı yönetim stratejisi tasarlanabilmektedir (Zia ve ark., 2018). Enerji yönetimi, farklı amaçlar için tasarlanabilmek ile birlikte bu tezde, konut mikro şebekelerinde yer alan tüketicilerin derin öğrenme desteğiyle izlenmesi ve üretim/tüketim dengesinin optimum olarak sağlanması amaçlanmıştır. Bu amacı gerçekleştirmek için Şekil 7.2’de gösterilen Enerji Yönetim Sistemi (EYS) sunulmuştur.



Şekil 7.2. Sunulan enerji yönetim sisteminin genel yapısı

Sunulan EYS, 5 farklı modülden oluşmaktadır. Bunlardan ilki *Veri Toplama ve İnsan/Makine Arayüzü* modülüdür. Bu modül sayesinde mikro şebeke ile iki yönlü bağlantı kurulmakta ve veri alışverişi sağlanmaktadır. İnsan/makine arayüzü (human/machine interface) ise, veri toplama ve izleme sistemlerinin önemli bir bileşenidir. Bu arayüz, verilerin görselleştirilmesini ve konfigürasyon değişikliklerinin hızlı ve verimli bir şekilde yapılabilmesini sağlamaktadır. Bu modül sürekli olarak çalışmakta ve hem mikro şebekeden gerekli ölçümleri okumakta hem de üretilen kontrol sinyallerini geri göndermektedir. Elde edilen veriler ise bir veri depolama biriminde saklanmaktadır.

İkinci modül, *Veri Önışleme* modülüdür ve depolama biriminden alınan verilerin, diğer modüllere dağıtılmadan önce gerekli yapıya dönüştürülmesini sağlar. MOYİ analizi, tahmin ve optimizasyon işlemleri farklı veri yapılarını kullandıkları için bir ön işleme modülünün kullanılması koordinasyonu kolaylaştıracaktır.

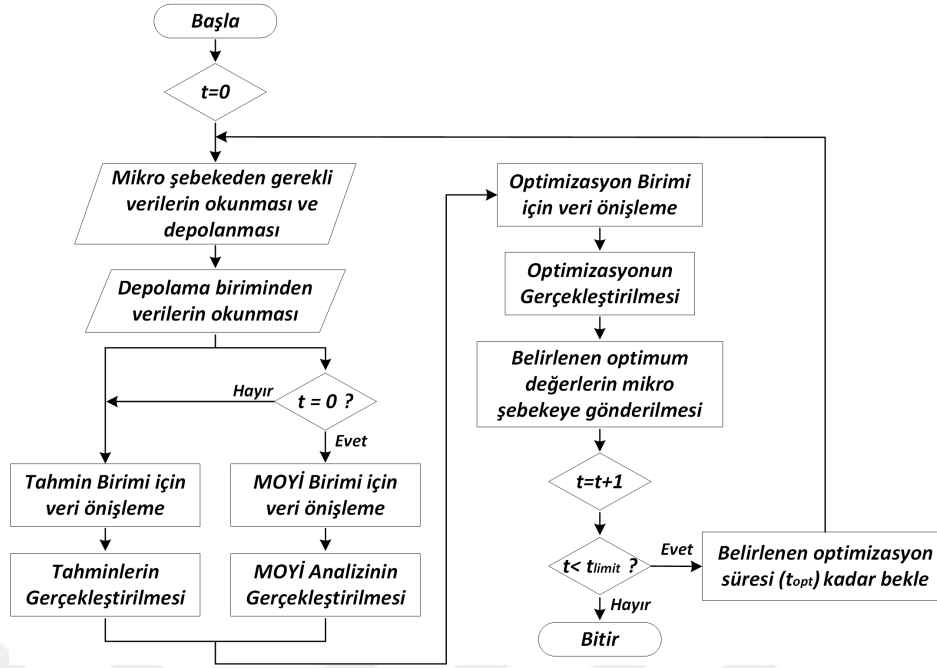
Üçüncü modül, *MOYİ analizi* modülüdür. Başlık 5.3.1’de açıklanan *Çok görevli evrimsel GÖB modeli* kullanılarak apartmanda bulunan tüketicilerin enerji tüketim davranışları analiz edilmektedir. MOYİ analizinin EYS’ye dahil edilmesinin temel amacı, müşterilerin tüketim alışkanlıklarını göz önüne alarak onların elektrik faturalarını azaltabilmek, şebekenin sunacağı TTY uygulamalarından maksimum şekilde faydalanabilmelerini ve ekstradan teşvikler alabilmelerini sağlamaktır. Elektrik faturasını azaltabilmenin en kolay yollarından birisi de tüketimin, elektrik fiyatlarının yüksek olduğu zamanlardan fiyatların düşük olduğu zamanlara kaydırılmasıdır. Fakat müşterilerin değişken elektrik fiyatlarını anbean takip ederek tüketimlerini ona göre programlamaları her zaman için mümkün olmayabilmektedir. Yapılan araştırmalar, faturasını azaltmak için enerji tüketim davranışlarını değiştirmek isteyen tüketicilerin ya yaşlılar ya da tutumlu kişiler olduğunu göstermektedir (Aydın ve ark., 2018). Diğer tüketiciler ya yoğun oldukları için zaman ayıramamakta ya da şebeke sinyallerine nasıl

cevap vereceklerinden emin olamamaktadır. Bu nedenle müşterilerin, şebeke sinyallerine veya elektrik fiyatlarına göre elektrik tüketimlerini programlandırmasında, otomasyonun büyük bir rolü vardır. Farklı haneler için otomatikleştirilmiş bir yönetim stratejisinin tasarlanması ve uygulanması için her tüketicinin yaşam tarzları dikkate alınmalıdır. Çünkü, bir sanatçının yaşam tarzı ile bir öğrencinin yaşam tarzı birbirinden tamamen farklıdır. MOYİ yöntemi kullanılarak, her müşterinin yaşam alışkanlıkları ve tüketim davranışları öğrenilerek *tüketicie özel* optimizasyon yapılabilir. Örneğin tüketicinin 3 aylık tüketim sinyali incelenerek hangi cihazı, hangi günlerde ve hangi saatlerde daha çok kullandığı tespit edilebilir. Bu veriler kullanılarak, tüketicinin enerji tüketim maliyetini minimuma indirecek bir cihaz kullanım planlaması, tüketicie özgü olarak tasarlanabilir. Bu sayede hem enerji maliyeti azaltılabilir hem de tüketici konforu maksimize edilmiş olur.

Dördüncü modül olan *Tahmin* modülü, mikro şebekenin üretim planlaması için gerekli olan üretim ve tüketim tahminlerinin yapılmasını sağlamaktadır. Örneğin rüzgar türbini ve güneş enerji santrali tarafından üretilecek olan enerji, apartmanın ortak kullanım birimlerinin tüketeceği enerji, elektrikli araç şarj istasyonlarının kullanımı ve apartmanların tüketeceği güç, olasılıksal bir yapıya sahiptir ve kesin olarak bilinemez. Fakat mikro şebekenin optimum şekilde işletilebilmesi için, sistemde bulunan tüm birimlerin üretim ve tüketim değerlerinin önceden bilinmesi gerekmektedir. Bu modül, geleceğe yönelik üretim/tüketim tahminleri yaparak üretim planlamasının başarısının artmasına yardımcı olur. Yapılan tahminlerin hatası azaldıkça, enerji yönetim algoritmasının verimi artacaktır.

Beşinci ve son modül ise *Optimizasyon* modülüdür. Bu modülde belirli bir periyot (12 saat, bir gün, bir hafta vs.) için optimizasyon işlemi gerçekleştirilir ve mikro şebeke elemanlarının optimum çalışma noktaları tespit edilir. Üretim birimlerinin belirlenen bu referans değerlere göre üretim yapması sağlanarak, mikro şebekenin optimum şekilde çalışması hedeflenmektedir. Optimizasyon modülünün çalışma prensibi bir sonraki başlıkta detaylı olarak açıklanmaktadır.

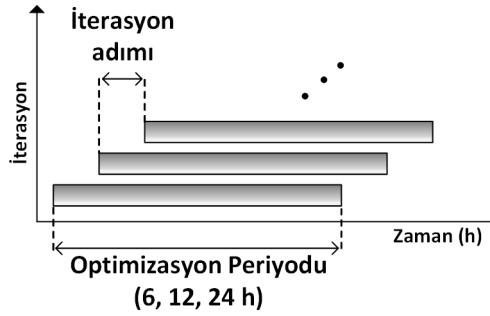
Sunulan EYS'nin çalışma mekanizması ise Şekil 7.3'de gösterilmektedir.



Şekil 7.3. EYS'nin çalışma mekanizması

EYS, modüllerin birbirleri ile koordineli bir şekilde haberleşmesi ile gerçekleştirilmektedir. Öncelikle veri toplama modülü yardımıyla mikro şebekeden gerekli ölçüm verileri toplanır ve depolama merkezine gönderilir. Bir sonraki aşamada eş zamanlı olarak, tahmin ve MOYİ analizi gerçekleştirilir. Tahmin modülü, ön işleme modülünden gerekli verileri çeker ve üretim/tüketim tahminlerini gerçekleştirir. Bu tahminler, rüzgar türbini ile güneş enerji santralinin üretim değerlerini, asansör/aydınlatmanın, elektrikli araç şarj istasyonunun ve dairelerin enerji tüketim değerlerini kapsamaktadır. MOYİ analizi ise sadece ilk iterasyonda yapılmaktadır. Bu analiz, geçmişe yönelik uzun süreli (3-5 ay) veriler ile yapıldığı için, her iterasyonda tekrar tekrar analiz yapmak gereksizdir. Bunun yerine, analizler günlük veya haftalık olarak gerçekleştirilebilir. MOYİ analizi, tüketicilerin kullanım alışkanlıklarını analiz ederek tüketiciye özel bir enerji yönetimi yapılabilmesine katkı sağlar. Tahmin ve MOYİ işlemleri tamamlandıktan sonra elde edilen veriler optimizasyon modülüne gönderilir. Bu aşamada, yenilenebilir enerji üretimi tahmini, tüketim tahmini, elektrik fiyatı, batarya ve sistem kısıtları hesaba katılarak bir optimizasyon işlemi gerçekleştirilir. Optimizasyon, Şekil 7.4'te *optimizasyon periyodu* (H) olarak tanımlanan bir periyot için gerçekleştirilir. Bu periyot değerleri saatlik, günlük, haftalık olabilmektedir. Örneğin 24 saatlik bir periyot seçilmesi durumunda, bir sonraki gün için optimizasyon gerçekleştirileceği anlamına gelmektedir. Optimizasyon işleminden çıktı

olarak elde edilen referans değerleri ise veri toplama ve insan/makine arayüzü modülü yardımıyla mikro şebekeye geri gönderilir.



Şekil 7.4. EYS optimizasyon adımları

Yukarıda açıklanan işlemler, kullanıcının belirlediği bir *iterasyon adımı* (t_{opt}) süresi kadar beklendikten sonra tekrar edilir. Her tekrarda yeni tahminler yapılarak optimizasyon işlemi tekrar gerçekleştirilir. Bu sayede tahmin ve gerçek değerler arasındaki tutarsızlığın minimuma indirgenmesi sağlanır ve daha dinamik bir EYS elde edilir. Bu işlem, belirlenen limit değeri t_{limit} 'e (bir gün, bir hafta vs.) kadar devam ettirilebilir. Bu sayede konut şebekeleri için gerçek zamanlı bir EYS uygulanabilmektedir.

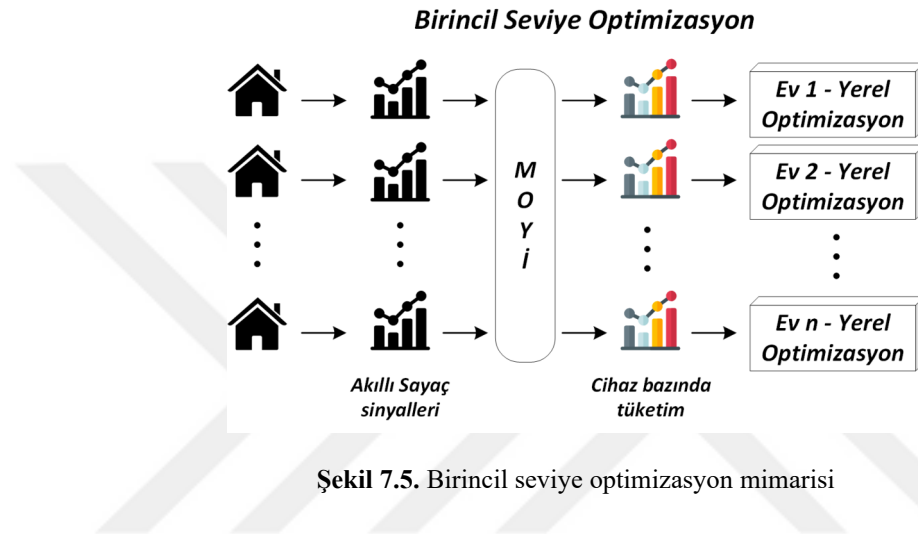
7.1.2. Optimizasyon probleminin tanımlanması

Optimizasyon, enerji yönetimi algoritmalarının temelini oluşturan en önemli kısımdır. Mikro şebekenin arzu edildiği gibi işletilmesi için çeşitli amaç fonksiyonları tanımlanır ve bu fonksiyonlar optimize edilir. Böylece optimum çalışma noktaları elde edilerek hedeflenen işletim gerçekleştirilir. Bu tezde AC/DC hibrit mikro şebekenin enerji yönetimi, iki seviyeli enerji yönetim algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Bu sayede hem dağıtım sistem operatörünün hem de müşterilerin isteklerinin aynı anda karşılanabilmesi hedeflenmiştir.

7.1.2.1. Birincil seviye optimizasyon

Birincil seviye optimizasyon, aynı zamanda yerel optimizasyon olarak da adlandırılmaktadır. Bu aşamada, binada bulunan dairelerin enerji tüketim maliyetlerinin,

cihazların kullanım zamanının değiştirilmesi ile bireysel olarak optimize edilmesi hedeflenmiştir. Optimizasyon işlemine başlamadan önce, evde bulunan cihazların çalışma zamanının planlanmasını kabul eden, başka bir deyişle TTY uygulamasına katılmak isteyen kullanıcılar belirlenir. Çünkü bir apartmanda bulunan tüm kullanıcılar cihazlarının belirli bir plana göre çalıştırılmasını kabul etmeyebilir. Birincil seviye optimizasyon, sadece TTY uygulamasına katılacak kullanıcılar için, Şekil 7.5'te gösterildiği gibi uygulanmaktadır.



TTY uygulamasına katılan kullanıcıların akıllı sayaç sinyalleri, derin öğrenme destekli MOYİ yöntemi ile analiz edilir. Bu analizin ardından kullanıcıların enerji tüketim alışkanlıkları cihaz bazında elde edilir. Cihazların çalışma zamanlarının planlanabilmesi için bazı cihaz parametrelerinin elde edilmesi gerekmektedir. Bunlar, cihazın ortalama elektrik tüketimi (ET), ortalama çalışma süresi (ÇS), en sık kullanıldığı periyot (SKP) ve günlük ortalama kullanım sayısı (KS)'dir. Bu parametreler, başarılı bir MOYİ analizinin ardından elde edilen çıktıların aşağıdaki formüller kullanılarak analiz edilmesiyle elde edilebilmektedir.

$$ET_n = \frac{\sum_{i \in TKS} \sum_{h \in H_{1,n}[\alpha, \beta]} \hat{p}_n(h)}{TKS} \quad (7.1)$$

$$\ÇS_n = \frac{\sum_{i \in TKS} \sum_{h \in H_{1,n}[\alpha, \beta]} \hat{s}_n(h)}{TKS} \quad (7.2)$$

$$KS_n = \frac{TKS}{\text{Gün sayısı}} \quad (7.3)$$

Yukarıdaki denklemlerde kullanılan $\hat{p}_n(h)$ ve $\hat{s}_n(h)$, sırası ile MOYİ analizi sonrası n . cihaz için tahmin edilen güç tüketimi ve cihaz durumu (açık/kapalı) değerlerini göstermektedir. H_1 birincil seviye optimizasyon periyodunu ifade etmektedir. TKS, cihazın analiz edilen periyot boyunca toplam kullanım sayısını ifade etmektedir. Cihazların ortalama ET değeri, cihazların çalışıyor olarak tespit edildiği $[\alpha, \beta]$ aralığında tüketilen güç değerleri toplamının, toplam kullanım sayısına bölümü ile elde edilmektedir. Cihazların ortalama ÇS değeri ise, gene cihazların çalışıyor olarak tespit edildiği $[\alpha, \beta]$ aralığında çalışma durumu değerlerinin toplamının, toplam kullanım sayısına bölümü ile elde edilmektedir. Ortalama KS değeri ise, günlere göre değişebilmektedir. Örneğin çamaşır makinesi gibi cihazların kullanımı genellikle hafta sonu yapılmaktadır. Bu sebeple, cihazların KS değeri, hafta içi ve hafta sonu olacak şekilde ayrı ayrı hesaplanmıştır. Cihazların en sık kullanıldığı periyodu gösteren KP değeri ise, cihazlar günün farklı dilimlerinde kullanılabildiği için 24 saate yayılmış istatistiksel bir değerdir. Bu sebeple KP değeri, bir olasılık yoğunluk fonksiyonu (probability density function) ile tanımlanacaktır. Yukarıda belirtilen parametrelerin belirlenmesi ile optimizasyon işlemi uygulanabilmektedir. Birincil seviye optimizasyonun amaç fonksiyonu AF_1 , ve problem kısıtları aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\text{Min} \left\{ AF_1 = \sum_{h \in H_1} GEF(h) \cdot P_{yük,d}(h) \right\} \quad (7.4)$$

$$\sum_{h \in H_1} s_n(h) = \zeta S_n \quad (7.5)$$

$$\sum_{h \in H_1} |s_n(h) - s_n(h-1)| \leq 2 \quad (7.6)$$

$$\sum_{h \in H_1} s_m(h) \cdot \gamma(\lambda - \zeta S_n + \sum_{\bar{h} \in H_1} s_n(\bar{h})) = \zeta S_m \quad (7.7)$$

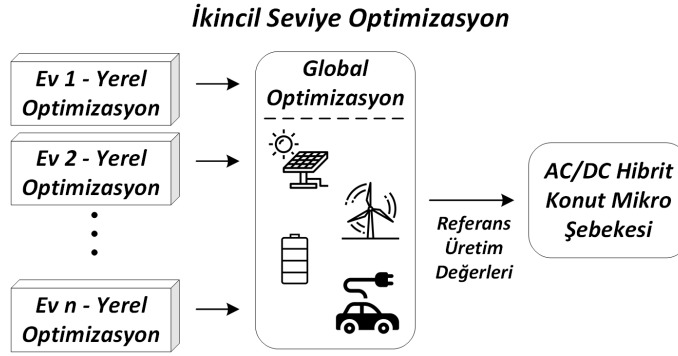
$$P_{yük}(h) = \sum_{k \in KZ} P_k(h) + \sum_{l \in KR} P_l(h) \cdot s_l(h) \leq P_{yük,d}^{\max} \quad (7.8)$$

Denklem (7.4)'te gösterilen amaç fonksiyonu, enerji tüketim maliyetinin minimize edilmesini hedeflemektedir. GEF , gerçek zamanlı elektrik fiyatlarını

gösteriyorken, $P_{yük,d}$ ise d . dairenin tükettiği elektrik enerjisini göstermektedir. Temel amaç, cihazların kullanım zamanlarını değiştirerek elektrik giderini azaltmaktır. Denklem (7.5), n . cihazın çalışmasını belirlenen ÇS içerisinde bitirmesini garanti ediyorken, denklem (7.6) ise çamaşır makinesi, bulaşık makinesi gibi cihazların çalışmasının kesinti olmadan yapılmasını sağlamaktadır. Kurutma makinesi gibi bazı cihazların çalışması, kendinden önce çamaşır makinesinin çalışmasına bağlıdır. Bu tarz bağımlı çalışan cihazların çalışma sırasını gözetmek için denklem (7.7) kullanılır. Burada kullanılan γ , birim basamak fonksiyonunu, λ ise 1'den daha küçük olan pozitif bir sayıyı tanımlamaktadır. Denklem (7.8) ise, koruma ekipmanlarının kapasitesini göz önüne alarak anlık olarak çekilen gücün belirli bir değerin altında olmasını garanti etmektedir. Burada KZ , evde bulunan kontrol edilemez yük sayısını, KR ise kontrol edilebilir yük sayısını ifade etmektedir. (7.1) ile (7.8) arasındaki denklemler her bir ev için ayrı ayrı uygulanarak birincil optimizasyon aşaması tamamlanır. Böylece TTY uygulamasına katılan kullanıcıların bir sonraki gün için planlanmış tüketim profilleri elde edilir. Katılımcı olmayan kullanıcıların tüketim profilleri ise tahmin modülü tarafından belirlenir. Birincil optimizasyonun çıktısı, tüm dairelerin 24 saatlik tüketim profillerinin birleştirilmesinden oluşmuş tek bir tüketim profili (aggregated data) olarak düşünülebilir. Dolayısı ile birincil optimizasyon her gün sadece bir kez, bir sonraki günü planlamak için gerçekleştirilmektedir. Bu sebeple optimizasyon periyodu H_1 , 24 saat olarak belirlenmiştir.

7.1.2.2. İkincil Seviye Optimizasyon

Bu seviyede probleme daha geniş bir perspektiften bakılmaktadır. Mikro şebekede bulunan birimlerin üretim planlaması, bataryanın kapasitesi ve şarj durumunun değerlendirilmesi, şebeke ile alışveriş gibi mikro şebekenin işletilmesine yönelik detaylar bu aşamada ele alınmaktadır. İkincil seviye optimizasyonun genel şeması Şekil 7.6'da görülmektedir.



Şekil 7.6. İkincil seviye optimizasyon mimarisi

Bu aşamada öncelikle birincil seviyede yapılan optimizasyonun sonucu ikincil (global) optimizasyon birimine iletilir. Bununla birlikte tahmin modülünden elde edilen üretim ve tüketim tahminleri de optimizasyon modülüne gönderilir ve mikro şebeke için optimizasyon işlemi gerçekleştirilir. İkincil optimizasyon için çok amaçlı bir fonksiyon tanımlanmıştır. Yani amaç fonksiyonu, iki farklı fonksiyon göz önüne alınarak tasarlanmıştır. Bu fonksiyonlar ise aşağıdaki formüllerde belirtilen *Maliyet Fonksiyonu* MF, ve *Tepe Gücü/Ortalama Güç Oranı Fonksiyonu* TOF'dir.

$$MF = \sum_{h \in H_2} GEF(h) \cdot (P_{şeb_alış}(h) - P_{şeb_satış}(h)) \quad (7.9)$$

$$TOF = P_{şeb_alış}^{max} / P_{şeb_alış}^{ort} \quad (7.10)$$

MF, şebeke ile olan güç alışverişini optimize ederek, maksimum kârın elde edilmesini garanti etmektedir. Bu sayede binada bulunan kullanıcılar, mikro şebekeden maksimum şekilde faydalanabilmektedir. Denklemden kullanılan H_2 , ikincil seviye optimizasyon periyodunu, $P_{şeb_alış(satış)}$ ise şebekeden alınan (satılan) aktif gücü belirtmektedir. TOF fonksiyonu ise, şebekeden çekilen gücün maksimum değerinin ($P_{şeb_alış}^{max}$), ortalama değere ($P_{şeb_alış}^{ort}$) oranı olarak tanımlanır. Bu fonksiyonun kullanılmasının amacı, şebekede oluşabilecek yeni piklerin önüne geçmektir. TOF değeri küçüldükçe, daha dengeli bir eğri elde edilecektir. Bu iki fonksiyonun birleşiminden oluşan çoklu amaç fonksiyonu ise aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$\text{Min}\{AF_2 = w_1 \cdot MF + w_2 \cdot TOF\} \quad (7.11)$$

Yukarıdaki denklemde kullanılan w_1 ve w_2 katsayıları, amaç fonksiyonlarını ölçeklendirmek için kullanılan ağırlık faktörleridir. Bu faktörlerin kullanılması her iki amaç fonksiyonunun da eşit derecede optimize edilmesini sağlamaktadır. Yukarıda belirtilen çoklu amaç fonksiyonu, bazı kısıtlar göz önüne alınarak optimize edilmektedir. Bu kısıtlardan ilki mikro şebekenin üretim/tüketim dengesinin sağlanmasıdır. Bu denge AC ve DC baralar için, aşağıdaki denklemler yardımıyla ayrı ayrı sağlanmıştır.

$$P_{RT}(h) + P_{GES}(h) - P_{EA}(h) - P_{AA}(h) - P_{bat}(h) - P_{3ph_inv}(h) = 0 \quad (7.12)$$

$$P_{3ph_inv}(h) - P_{yük}(h) - P_{şeb_satış}(h) + P_{şeb_alış}(h) = 0 \quad (7.13)$$

DC bara için (7.12) denklemi kullanılmıştır. Amaç, Kirchoff'un akım kanununa göre h anında baralara enjekte edilen ve baralardan çekilen gücün eşit olmasını sağlamaktır. Rüzgar türbini (P_{RT}) ve güneş enerji santrali (P_{GES}), DC baraya akım enjekte ettiği için pozitif işaretli, elektrikli araç şarj istasyonu (P_{EA}) ve asansör/aydınlatma (P_{AA}) birimleri ise DC baradan güç çektiği için negatif işaretlidirler. AC/DC hatlar arası bağlantıyı sağlayan üç fazlı dönüştürücünün (P_{3ph_inv}) işareti ise, DC baradan güç çektiği düşünülerek negatif yönlü alınmıştır. AC bara için ise (7.13) denklemi kullanılmıştır. Aynı mantıkla AC baraya akım enjekte eden birimler (+), akım çeken birimler ise (-) olarak değerlendirilmiştir.

Bir sonraki kısıt, üretim birimlerinin maksimum çıkış gücünün kısıtlanmasıdır. Bu doğrultuda rüzgar türbini, güneş enerji santrali, şebekeden çekilen güç ve şebekeye satılan güç değerleri aşağıdaki denklemler ile sınırlandırılmıştır.

$$P_{RT,GES}^{max} \leq P_{RT,GES} \leq P_{RT,GES}^{min} \quad (7.14)$$

$$u_{şeb}(h) \cdot P_{şeb_alış}^{max}(h) \leq P_{şeb_alış}(h) \leq u_{şeb}(h) \cdot P_{şeb_alış}^{min}(h) \quad (7.15)$$

$$(1 - u_{şeb}(h)) \cdot P_{şeb_satış}^{max}(h) \leq P_{şeb_satış}(h) \leq (1 - u_{şeb}(h)) \cdot P_{şeb_satış}^{min}(h) \quad (7.16)$$

Burada göz önünde bulundurulması gereken nokta aynı zaman diliminde hem şebekeden alış hem de şebekeye satış yapılamaması kriteridir. Bunu sağlamak için ise

ikili deęişken olarak kullanılan $u_{şeb}$ deęişkeni kullanılmaktadır. Eęer $u_{şeb}$ 1 ise şebekeden güç çekiliyor, 0 ise şebekeye güç enjekte ediliyor demektir.

Konut uygulamalarının en önemli bileşeni olan enerji depolama elemanı, elektrik kesintisi sırasında güvenilir enerji sağlayabilmekte veya yenilenebilir kaynaklar tarafından üretilen aşırı enerjii depolayabilmektedir. Depolama elemanı olarak kullanılan bataryalar, belirli kısıtlara göre çalıştırılır. Bunlardan ilki, (7.18) denklemi ile hesaplanan ve bataryanın şarj durumunu gösteren SOC (state of charge) deęeridir. Bataryanın daha uzun süre kullanılabilmesi için SOC deęerinin belirli limitler dahilinde tutulması gerekmektedir (Linden, 1984). Bunu sağlamak için de denklem (7.19) kullanılmaktadır.

$$P_{bat}(h) = P_{bat}^{şarj}(h) - P_{bat}^{deşarj}(h) \quad (7.17)$$

$$SOC(h+1) = SOC(h) + (P_{bat}(h) \cdot \Delta h_{sim} / E_{bat}) \quad (7.18)$$

$$SOC_{min} \leq SOC(h) \leq SOC_{max} \quad (7.19)$$

Benzer şekilde, (7.20) ve (7.21) kullanılarak bataryanın şarj vedeşarj olma güçleri, belirli sınırlar dahilinde tutulmalıdır.

$$P_{bat}^{şarj}(h) \leq P_{şarj,max} \cdot \eta_{şarj} \cdot u_{bat}(h) \quad (7.20)$$

$$P_{bat}^{deşarj}(h) \cdot \eta_{deşarj} \leq P_{deşarj,max} \cdot (1 - u_{bat}(h)) \quad (7.21)$$

Yukarıdaki denklemlerde kullanılan $P_{bat}^{şarj(deşarj)}$ terimi bataryanın şarj (deşarj) olma esnasında çektięi (verdięi) gücü, Δh_{sim} simülasyonun birim zamanını, E_{bat} bataryanın kapasitesini, $SOC_{min(max)}$ bataryanın minimum (maksimum) şarj yüzdesini, $P_{şarj,max(min)}$ bataryanın maksimum (minimum) şarj olma gücünü, $P_{deşarj,max(min)}$ bataryanın maksimum (minimum)deşarj olma gücünü, $\eta_{şarj(deşarj)}$ ise şarj (deşarj) verimini göstermektedir. Analiz yapılırken göz önünde bulundurulması gereken bir faktör de bataryanın aynı zaman diliminde hem şarj hem dedeşarj olmasını engellemektir. Bunu sağlamak için ise ikili deęişken olarak kullanılan u_{bat} deęişkeni kullanılmaktadır. Eęer u_{bat} 1 ise batarya şarj, 0 isedeşarj oluyor demektir.

Bataryanın, her günün sonunda aynı şarj seviyesinde olmasını sağlamak için ise (7.22)'de belirtilen kısıt kullanılmaktadır.

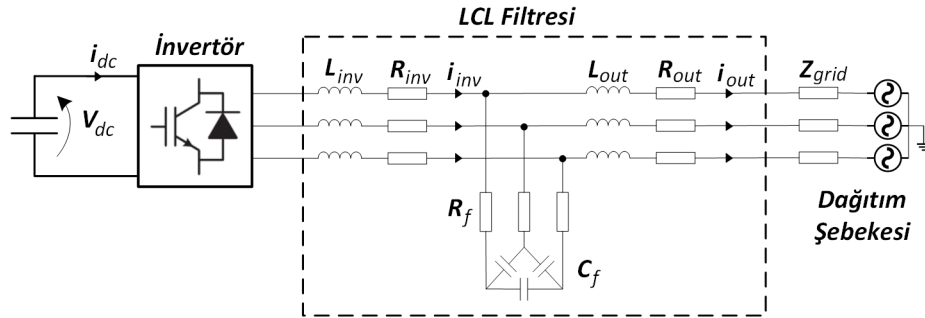
$$SOC(h_{son}) = SOC_{başlangıç} \quad (7.22)$$

7.2. Mikro Şebekenin Kontrolü ve İşletilmesi

Analiz edilen konut mikro şebekesi, AC ve DC olmak üzere iki baradan oluşmaktadır. Dolayısı ile güç dönüştürücüleri bağlı oldukları baraya göre kontrol edilmelidirler. Rüzgar türbini ve güneş enerjisi santrali, yenilenebilir temelli üretim birimleri oldukları için güç dönüştürücüleri, mümkün olan maksimum gücü elde edebilmek için tasarlanırlar. *Karıştır ve Gözlemle* (Perturb&Observe) gibi maksimum güç noktası izleme (maximum power point tracking) algoritmaları yardımıyla maksimum güç noktası belirlenir ve dönüştürücülerin görev çevrimi (duty cycle) uygun değere ayarlanır. Dolayısı ile yenilenebilir kaynaklı üretim birimlerinden elde edilebilecek olan güç değeri, bölgenin ışınım ve rüzgar değerleri kullanılarak tahmin edilebilir. Sistemde kullanılan bataryanın temel amacı ise, DC baranın güç kalitesini sağlamaktır. DC baraya hem yenilenebilir kaynaklı üreteçler hem de tüketim birimleri bağlı olduğu için, baranın gerilim değeri dalgalı olmaya meyillidir. Bu problemi ortadan kaldırmak için batarya, DC baranın gerilim değerini 700V'ta sabit tutmak için tasarlanmıştır. 700V'luk bir DC bara geriliminin, verim, güvenlik ve AC şebeke ile uyumluluk açısından iyi bir değer olduğu daha önceki çalışmalarda gösterilmiştir (Rodriguez-Diaz ve ark., 2016). Bununla beraber batarya kullanımı sayesinde hem yenilenebilir kaynaklardan gelen ihtiyaç fazlası enerji depolanabilecek, hem de şebeke ile yapılan enerji alışverişi ekonomik olarak gerçekleştirilebilecektir. DC baranın tüketim birimleri olan elektrikli araç şarj istasyonu ve asansör/aydınlatma birimleri ise birer DC yük olarak göz önüne alınabilir. Mikro şebekenin diğer bir önemli elemanı ise AC/DC baralar arası bağlantıyı sağlayan 3 fazlı dönüştürücüdür. Şebeke ile olan güç alışverişini düzenlediği için EYS algoritması tarafından kontrol edilen tek birimdir. Bu dönüştürücü, Bölüm 3.1'de belirtildiği gibi şebeke besleyici, şebeke destekleyici veya şebeke düzenleyici modlarda çalışacak şekilde tasarlanabilir. Bu tezde 3 fazlı AC/DC dönüştürücü, şebeke besleyici modda çalışacak şekilde tasarlanmıştır.

7.2.1. Üç fazlı AC/DC dönüştürücü tasarımı

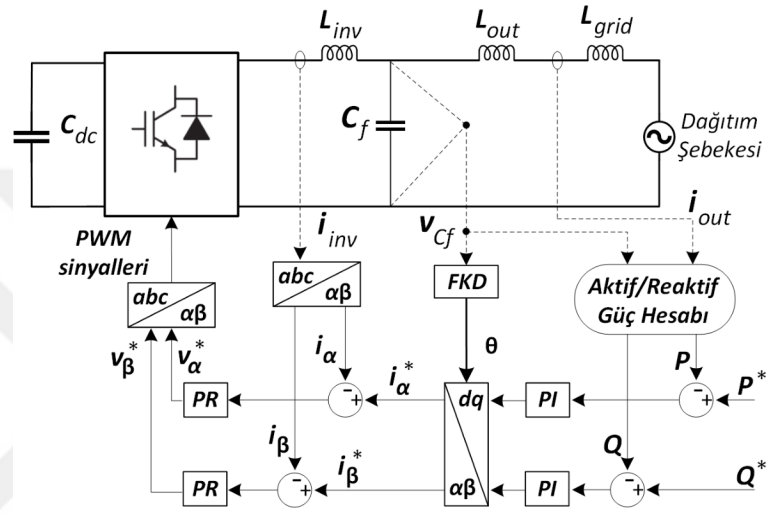
Şebeke besleyici dönüştürücüler, dağıtım şebekesi veya başka bir kaynak tarafından beslenen bir şebekeye senkronize olan ve güç alışverişini sağlayan dönüştürücülerdir. Önceden belirlenen aktif ve reaktif güç referans değerlerini takip ederek şebekeye akım enjekte edebilirler veya şebekeden akım çekebilirler. Bu özellikleri sayesinde, rüzgar ve güneş gibi yenilenebilir enerji santrallerinin şebekeye bağlandığı durumlarda sıklıkla kullanılmaktadır (Teodorescu ve ark., 2011). Bu tezde analiz edilen konut mikro şebekesi de şebeke bağlantılı olarak çalıştığı için dönüştürücü, şebeke besleyici olarak tasarlanmıştır. Bu dönüştürücüler, genellikle bir LCL çıkış filtresiyle şebekeye bağlanmaktadır. LCL çıkış filtrelerinin dönüştürücüler ile birlikte kullanılmasının sebebi, dönüştürücünün çıkışında PWM sinyallerinden dolayı gözlemlenen anahtarlama harmoniklerinin filtrelenmesi ve çıkış sinyalinin şebeke standartlarına uygun hale dönüştürülmesidir. LCL filtrede meydana gelebilecek rezonans etkilerinin akım kontrolünün dinamiğini etkilemesinden dolayı, filtre parametrelerinin seçimi büyük önem taşımaktadır (Dannehl ve ark., 2010). LCL filtre ile şebeke bağlantısı yapılmış bir DC/AC dönüştürücü yapısı, Şekil 7.7'de gösterilmektedir.



Şekil 7.7. LCL filtrel bir DC/AC dönüştürücü bağlantı şeması

Şebeke besleyici dönüştürücüler, akım kontrollü olarak çalışırlar ve dönüştürücünün PWM sinyallerini oluşturan gerilim referansları, kapalı bir döngüde kontrol edilen akım hatasından elde edilmektedir. Dönüştürücünün akım kontrol modunda çalıştırılması, pik akım kontrolü ve bozucu etkilerin elimine edilebilmesi gibi bazı yararları da beraberinde getirmektedir (Rodriguez-Diaz ve ark., 2018). Akım kontrolörü sayesinde, şebekeye enjekte edilecek aktif/reaktif güç kontrol edilebilmektedir. Akım kontrolörünün referans değeri ise, güç döngüsü adıyla da bilinen

harici bir kontrolör yardımıyla elde edilmektedir. Üç fazlı dönüştürücülerde en sık kullanılan doğrusal akım kontrolörleri ise dq senkron referans çerçeveleri üzerinde çalışan PI kontrolörleri veya bir $\alpha\beta$ statik referans çerçevesi üzerinde çalışan rezonans (PR) kontrolörleridir. Bu tezde tasarlanan dönüştürücünün akım kontrolü, harmonik bileşenleri basit bir biçimde bastırabilme kabiliyeti nedeniyle $\alpha\beta$ statik referans çerçevesi üzerinde çalışan rezonans kontrolörü ile sağlanmıştır. Tasarlanan kontrol sisteminin genel yapısı Şekil 7.8'de görülmektedir.



Şekil 7.8. Şebeke besleyici dönüştürücünün kontrol şeması

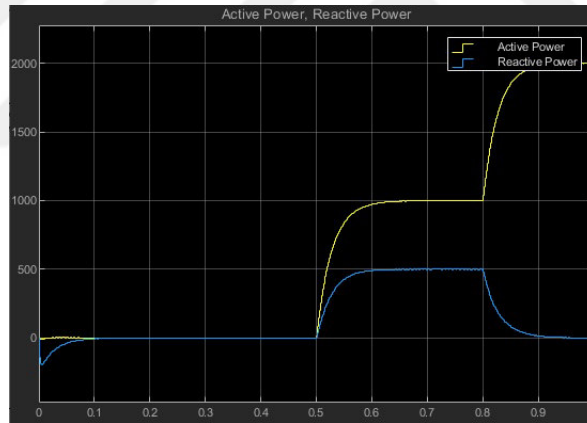
Şekil 7.8'de görülen aktif/reaktif güç referans değerleri P^* ve Q^* , EYS'de gerçekleştirilen optimizasyon sonrasında elde edilmektedir. Bu değerler, dönüştürücünün ürettiği aktif/reaktif güç değerleri ile kıyaslanarak bir hata belirlenir ve bu hata bir PI kontrolör yardımıyla kontrol edilir. Şebeke ile senkron bir referans akım değeri üretebilmek için FKD'den elde edilen açı değeri kullanılarak Clarke dönüşümü yapılır ve referans akım değerleri, $\alpha\beta$ statik referans çerçevesinde elde edilir. Bu değerler, dönüştürücünün çıkışından ölçülen akım değeri ile kıyas edilerek bir hata hesaplanır ve bu hata bir rezonans kontrolör yardımıyla kontrol edilir. Elde edilen çıkışlar ise PWM sinyallerine dönüştürülerek istenilen aktif/reaktif güç değerleri, dönüştürücü tarafından üretilir.

Yukarıda açıklanan dönüştürücü ve kontrol yapısı Matlab/Simulink programı yardımıyla tasarlanmıştır. Tasarlanan sistem, gerçek zamanlı olarak test edileceği için sistem parametreleri, Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı'nda bulunan AC/DC Microgrid Laboratuvarı'nın koşulları dikkate alınarak Çizelge 7.1'de

görüldüğü gibi belirlenmiştir. Rezonans kontrolörü için gerekli kontrol parametreleri, Rodriguez-Diaz ve ark.'nın yayınında yer alan tasarım kriterleri göz önüne alınarak seçilmiştir (Rodriguez-Diaz ve ark., 2018). Elde edilen simülasyon sonucu, Şekil 7.9'da gösterilmektedir.

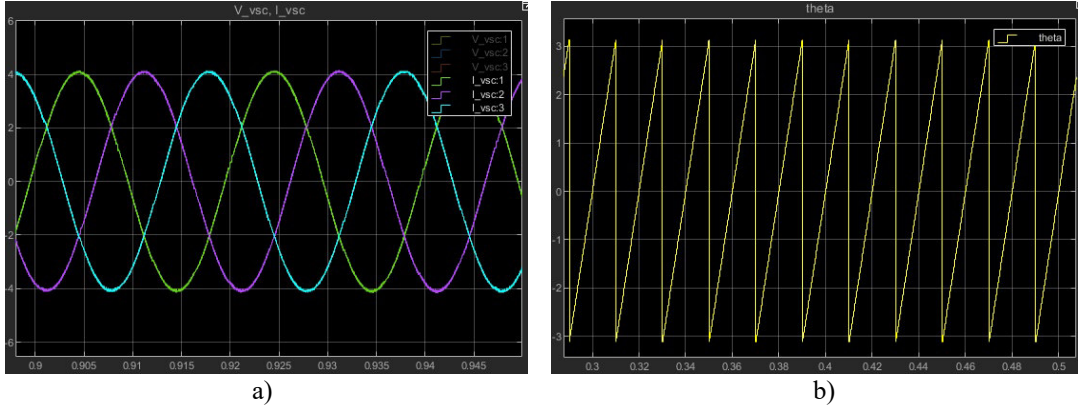
Çizelge 7.1. DC/AC Dönüştürücü parametreleri

Parametre	Değer	Parametre	Değer
V_{dc}	700V	L_{grid}	4.7mH
L_{inv}	8.6mH	V_{grid}	231V
C_f	4.5 μ F (üçgen)	P_{inv}	2.2kW
L_{out}	1.8mH	f_{switch}	10kHz
$K_{P-PI(P)}$	0.0001	$K_{I-PI(P)}$	0.05
$K_{P-PI(Q)}$	0.0001	$K_{I-PI(Q)}$	0.05
$K_{P-PR(\alpha)}$	47	$K_{R-PR(\alpha)}$	5000
$K_{P-PR(\beta)}$	47	$K_{R-PR(\beta)}$	5000



Şekil 7.9. Tasarlanan dönüştürücünün referans güç izleme performansı

Şekil 7.9'da da gösterildiği gibi dönüştürücü, 0.5'inci saniyeye kadar şebeke ile herhangi bir güç alışverişi yapmamaktadır. 0.5'inci saniyede aktif ve reaktif güç referans değerleri sırasıyla 1000W ve 500Var olarak belirlenmiştir. 0.8'inci saniyede ise referans aktif ve reaktif güç değerleri 2000W ve 0Var olarak değiştirilmiştir. Tasarlanan şebeke besleyici dönüştürücü, belirtilen referans güç değerlerini başarılı bir şekilde takip etmektedir. Dönüştürücünün çıkış akımının dalga formu ve FGD tarafından tespit edilen faz açısının değişimi Şekil 7.10'da gösterilmektedir.



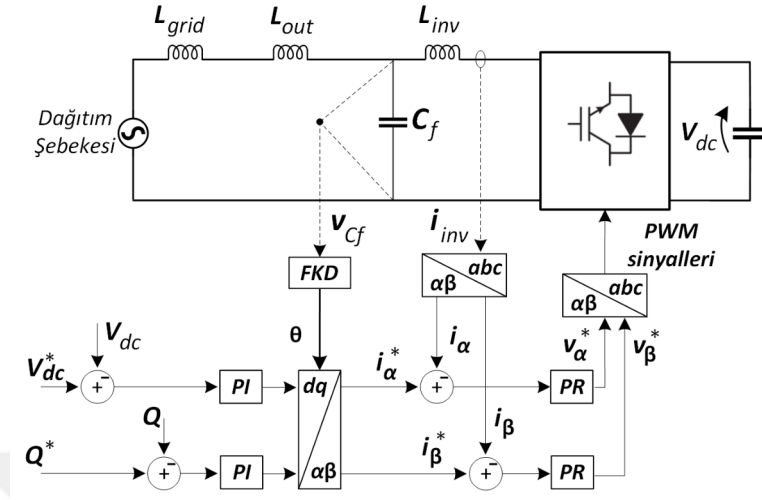
Şekil 7.10. a) Dönüştürücünün çıkış akımının dalga formu, b) FKD tarafından tespit edilen faz açısı

7.2.2. Enerji depolama elemanı tasarımı

Enerji depolama elemanları, yenilenebilir enerji üretiminin bulunduğu mikro şebekelerde yer alması gereken en önemli birimlerden birisidir. Yenilenebilir üretiminin kesintili ve olasılıksal olması problemleri, batarya kullanımı ile azaltılabilir ve üretim/tüketim dengesi daha kolay sağlanabilir. Batarya kullanımının diğer bir faydası ise, şebeke ile olan alışverişi düzenleyerek mikro şebekenin daha fazla kar elde edebilmesini sağlamaktır. Enerjinin ucuz olduğu zamanlarda depolama, pahalı olduğu zamanlarda ise depolanan enerjiyi kullanma veya şebekeye geri satma gibi stratejiler uygulanarak mikro şebekenin işletme maliyeti azaltılabilir.

Bu tezde batarya, bağlı olduğu DC baranın gerilim değerini 700V'da sabit tutmak için tasarlanmıştır. Bununla birlikte, EYS algoritmasının çalışmasına göre dağıtım şebekesi ile olan enerji alışverişini düzenleyerek mikro şebekenin optimum şekilde işletilmesine yardımcı olmaktadır. Batarya benzetimi, *AC/DC Microgrid Laboratuvarı*'nda herhangi bir batarya ünitesi bulunmaması sebebiyle, şebeke ile olan enerji alışverişi kontrol edilerek gerçekleştirilmiştir. Bataryanın deşarj akımı şebekeden çekilen akım ile, şarj akımı ise şebekeye enjekte edilen akım ile modellenmiştir. Batarya şarj durumunu gösteren SOC değeri ise, dönüştürücüden akan akım değeri göz önüne alınarak hesaplanmıştır. Bu sebeple batarya, üç fazlı AC/DC dönüştürücü kullanılarak modellenmiştir. Dağıtım şebekesinden alınan AC enerji, üç fazlı AC/DC dönüştürücü yardımıyla doğrultularak istenilen DC bara gerilimi elde edilmiştir. Tasarlanan model ve kontrol şeması Şekil 7.11'de görülmektedir. Şekil 7.11'de görülen V_{dc}^* değeri, DC barada elde edilmesi arzu edilen referans değeri göstermektedir. Sistem parametreleri

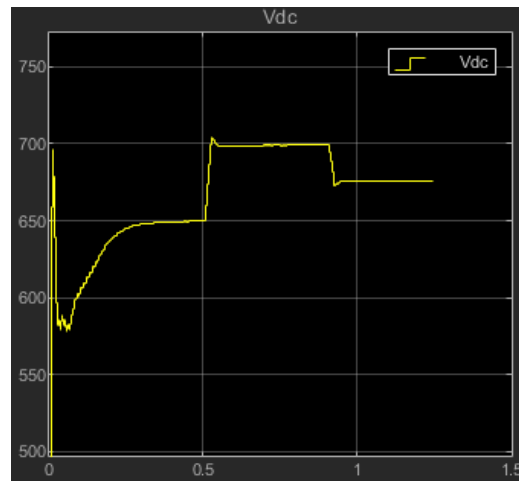
Çizelge 7.1’de gösterilen parametreler ile aynı seçilmiş olup tek fark kontrolörlerin parametre değerleridir. Bu değerler Çizelge 7.2’de gösterildiği gibi seçilmiştir.



Şekil 7.11. Batarya modelinin kontrol şeması

Çizelge 7.2. Batarya modeli kontrol parametreleri

Parametre	Değer	Parametre	Değer
$K_{P-PI(V)}$	0.005	$K_{I-PI(V)}$	0.01
$K_{P-PI(Q)}$	0.005	$K_{I-PI(Q)}$	0.01
$K_{P-PR(\alpha)}$	66	$K_{R-PR(\alpha)}$	5000
$K_{P-PR(\beta)}$	66	$K_{R-PR(\beta)}$	5000



Şekil 7.12. Tasarlanan kontrol şemasının performansı

Tasarlanan modelin simülasyon performansı Şekil 7.12’de görülmektedir. Dönüştürücü enerjilendikten sonra DC bara gerilimini, 0.5’inci saniyeye kadar referans

değeri olan 650V'a ayarlamaktadır. Sonrasında referans değeri 0.9'uncu saniyeye kadar 700V'a, 0.9'uncu saniyeden sonra ise 675V'a ayarlanmıştır. Şekilden de görüldüğü gibi tasarlanan model, DC bara gerilimini istenildiği gibi regüle edebilmektedir.

7.2.3. Diğer bileşenlerin modellenmesi

Analiz edilen konut mikro şebekesinde bulunan diğer elemanlar, rüzgar türbini, güneş enerjisi santrali, elektrikli araç şarj istasyonu ve asansör/aydınlatma birimleridir. Yukarıdaki başlıklarda belirtildiği gibi rüzgar türbini ve güneş enerjisi santralleri genellikle, maksimum güç noktası izleme algoritmaları yardımıyla, mümkün olan maksimum gücü elde etmek için tasarlanmaktadır. Dolayısı ile bu birimlerin ürettiği güç, hava koşullarına bağlı olarak değişmektedir. Elektrikli araç şarj istasyonu ve asansör/aydınlatma ise tüketim birimleridir. Tezin temel motivasyonu, mikro şebekelerde derin öğrenme destekli bir enerji yönetim stratejisinin analiz edilmesi olduğu için bu birimler tek tek modellenmemiştir. Hem üretim hem de tüketim birimlerinin hepsi, DC baraya bağlıdır. Laboratuvarda kullanılacak dönüştürücü sayısının kısıtlı olması sebebiyle tüm bu birimlerin çıkış değerleri toplanarak ($P_{RT} + P_{GES} - P_{EA} - P_{AA}$) tek bir DC yük gibi düşünülmüştür. Bu yükün çektiği gücü modellemek için ise başlık 7.2.1'de açıklanan üç fazlı dönüştürücü kullanılmıştır.

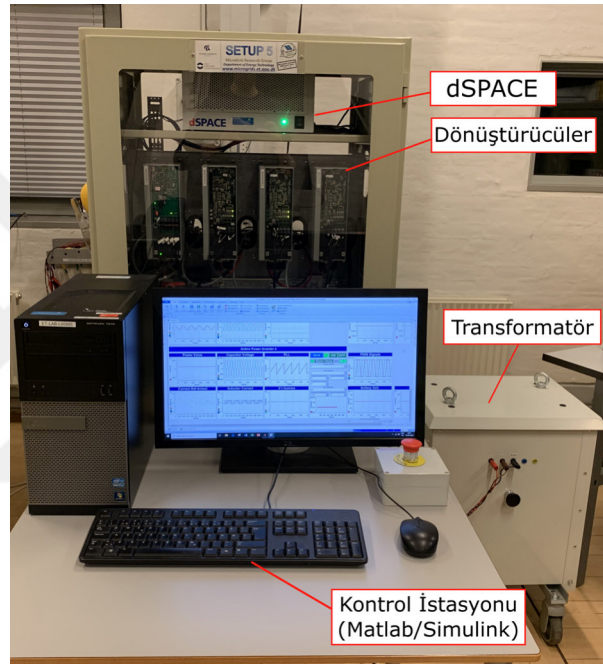
7.3. Gerçek Zamanlı Analiz Sonuçları

Şekil 7.1'de gösterilen konut mikro şebekesi ve geliştirilen EYS algoritması, *Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı, AC/DC Microgrid Laboratuvarı*'nda gerçek zamanlı olarak test edilmiştir. Konut mikro şebekesini oluşturan birimlerin değerleri ve kapasiteleri, Çizelge 7.3'te gösterilmektedir.

AC/DC Microgrid laboratuvarında 10 adet deney seti bulunmaktadır. Her bir deney setinde, bir adet dSPACE platformu ve dört adet 2.2kW kapasitesinde dönüştürücü bulunmaktadır. Her bir dönüştürücünün çıkışında ise bir adet LCL filtre bulunmaktadır. Bunların haricinde AC veya DC ölçüm kartları ve bir adet izolasyon transformatörü bulunmaktadır. Deney setinin genel yapısı Şekil 7.13'te görülmektedir.

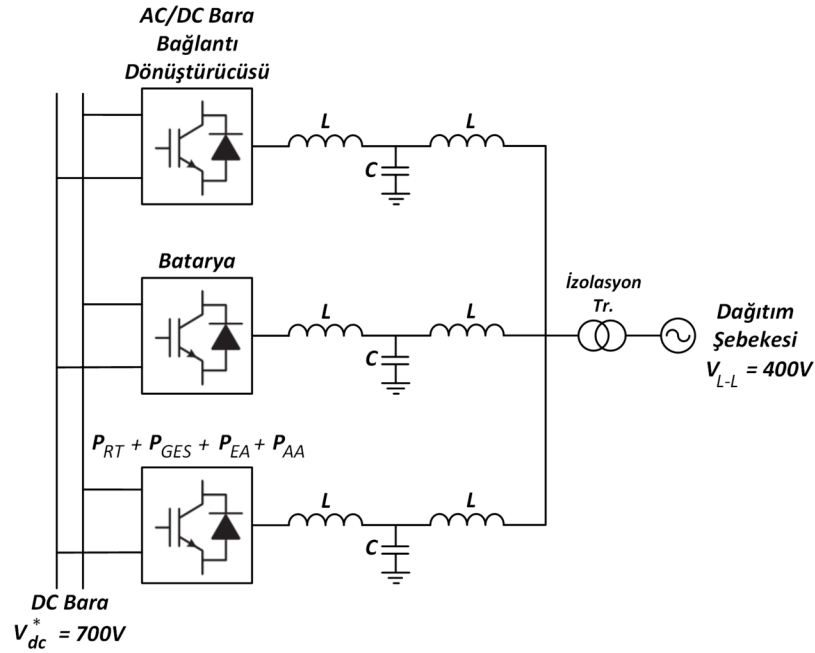
Çizelge 7.3. Konut mikro şebekesinin parametreleri (Rodriguez-Diaz ve ark., 2017)

Parametre	Değer	Birim	Parametre	Değer	Birim
P_{RT}	5	kWp	P_{GES}	8	kWp
P_{EA}	2	kW	V_{dc_bara}	700	V
E_{Bat}	80	kWh	$P_{şarj(deşarj)max}$	10 (10)	kW
$SOC_{max(min)}$	90 (30)	%	$\eta_{şarj(deşarj)}$	87 (90)	%
$SOC_{başlangıç}$	50	%	Daire Sayısı	16	
w_1	0.05		$w_2 (1-w_1)$	0.95	
iterasyon adımı (t_{opt})	15	dk.	Opt. Periyotları (H_2)	6,12,24	saat



Şekil 7.13. Deney setinin genel görünümü

Kullanılan deney setinde dört adet dönüştürücü olmasına rağmen, bunlardan bir tanesi arızalı olduğu için sadece üç adet dönüştürücü kullanılarak deney gerçekleştirilmiştir. Bu dönüştürücüler, aynı DC baraya paralel bir şekilde bağlanarak mikro şebekenin DC kısmının benzetimi yapılmıştır. Dönüştürücülerden ilki, enerji depolama birimini, ikincisi AC ve DC baralar arasındaki bağlantıyı sağlayan üç fazlı dönüştürücüyü, sonuncusu ise DC barada bulunan üretim ve tüketim birimlerinin toplam değerini ($P_{RT} + P_{GES} - P_{EA} - P_{AA}$) simüle etmek için kullanılmıştır. Mikro şebekenin, laboratuvar ortamında yapılan fiziki bağlantısı Şekil 7.14'te gösterilmektedir.



Şekil 7.14. Mikro şebekenin fiziki bağlantısı

Şekil 7.14'te de görüldüğü gibi mikro şebekenin sadece DC kısmı, laboratuvar ortamında modellenmiştir. Bataryanın temel görevi DC bara gerilimini 700V'ta sabit tutmak iken, en alttaki dönüştürücü ise konut mikro şebekesindeki DC baraya bağlı birimlerin üretim ve tüketim değerlerinin toplamını simüle ederek DC baradan güç çekmekte veya güç enjekte etmektedir. AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsü ise, AC ve DC baralar arasındaki güç alışverişini kontrol etmektedir. Bu sebeple dönüştürücü, geliştirilen EYS algoritmasından elde edilen çıktılar ile kontrol edilmektedir. Bununla birlikte yukarıdaki tasarım, mikro şebekenin AC tarafında dağıtım şebekesinden çekilen gücün hesaplanması da mümkün kılmaktadır. Dağıtım şebekesinden çekilen gücün hesabı matematiksel olarak, dairelerin tükettiği toplam güçten, AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsü tarafından enjekte edilen gücün çıkarılması sonucu aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

$$P_{şeb}(h) = P_{yük}(h) - P_{3ph_inv}(h) \quad (7.23)$$

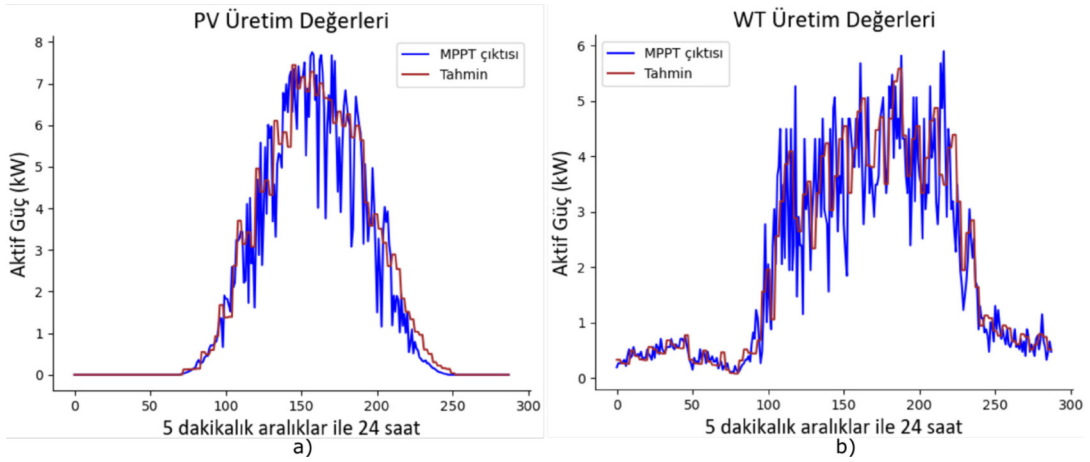
Burada $P_{yük}$, dairelerin tükettiği aktif gücün toplamını, $P_{şeb}$ ise şebekeden çekilen gücü ifade etmektedir. $P_{şeb}$ değerinin pozitif olması, şebekeden güç çekildiğini, negatif olması ise şebekeye güç enjekte edildiğini göstermektedir.

Mikro Őebeke birimlerinin gerçek üretim ve tüketim deęerleri, dönüŐtürücü kapasitesine kıyasla oldukça yüksek olduęu için bu deęerler, gerçek zamanlı uygulama esnasında 30 birim küçültülmüŐtür ve dönüŐtürücü tarafından modellenebilecek seviyeye düşürülmüŐtür.

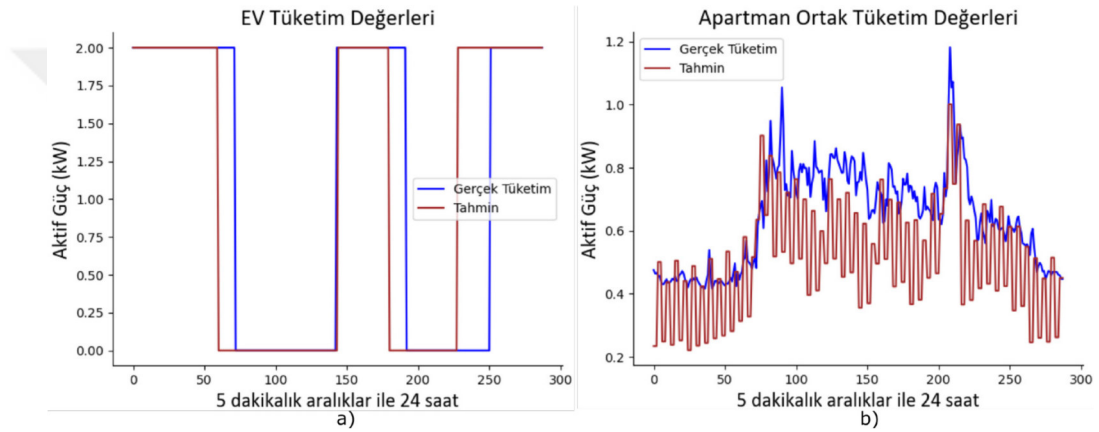
Modellenen mikro Őebeke, başlık 7.1'de sunulan EYS algoritması ile işletilmektedir. EYS, Matlab ortamında kodlanmış ve Őekil 7.13'te görölen kontrol istasyonunda uygulanmıŐtır. Bu sayede EYS'nin, mikro Őebeke ile paralel ve online olarak çalışması sağlanmışır. Online uygulama esnasında her bir iterasyon için, mikro Őebekeden gerekli veriler okunarak depolama birimine gönderilmiŐtır. Bu veriler, dairelerin akıllı sayaç verileri, yenilenebilir enerji kaynaklarının üretim verileri, dięer birimlerin tüketim verileri, dağıtım Őebekesinin gerçek zamanlı enerji satış fiyatı, bataryanın SOC bilgilerini içermektedir. Elde edilen veriler kullanılarak hem tahmin modülü hem de MOYİ analizi modülü aktif hale getirilmiŐtır.

7.3.1. Tahmin modülü çıktıları

Tahmin modülü, üretim/tüketim verilerinin tahmin edilmesi ve bu sayede daha başarılı bir optimizasyon yapılması için kullanılmaktadır. Yapılan son çalışmalar incelendięinde, derin öğrenme metodunun yük tahmini (load forecasting) ve yenilenebilir enerji üretim tahmininde sıklıkla kullanıldıęı ve başarılı sonuçlar elde edildięi görölmektedir (Gensler ve ark., 2016; Shi ve ark., 2017). Bu tezde tahminleri yapmak için ayrı bir metot veya yöntem uygulanmamıŐtır. Bunun yerine orijinal üretim ve tüketim deęerlerinin üzerine rasgele bir gürültü eklenmesi ile tahmin deęerleri elde edilmiŐtır. Deneyde kullanılan rüzgar türbini ve güneş enerji santralinin tahmin ve gerçek üretim deęerleri, Őekil 7.15'te gösterilmiŐtır. Deneyde kullanılan elektrikli araç şarj istasyonu ve asansör/aydınlatma tüketim verilerinin tahmini ve gerçek deęerleri, Őekil 7.16'da gösterilmiŐtır.



Şekil 7.15. Gerçek ve tahmini üretim değerleri, a) Güneş enerjisi santrali, b) Rüzgar türbini

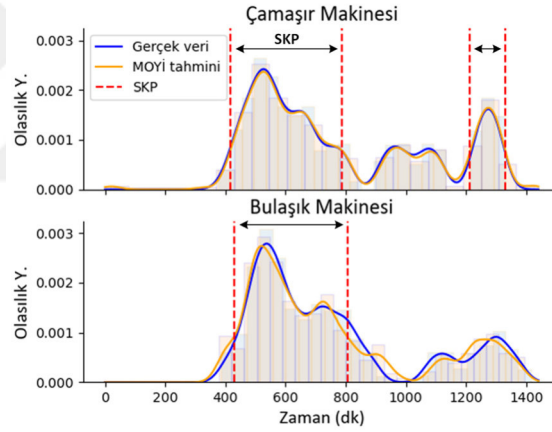


Şekil 7.16. Gerçek ve tahmini üretim değerleri, a) Elektrikli araç şarj istasyonu, b) Asansör/aydınlatma

7.3.2. MOYİ analizi modülü çıktıları

Bu modülde, daha önce de belirtildiği gibi binada bulunan dairelerin akıllı sayaç sinyalleri analiz edilerek kullanıcıların tüketim alışkanlıkları ortaya konulmaktadır. Konut mikro şebekesinde bulunan 16 dairenin enerji tüketimleri, REFIT veri setinde yer alan tüketim verileri kullanılarak modellenmiştir. REFIT veri seti, yirmi farklı evin 8 saniyelik aralıklarla watt cinsinden ölçülmüş toplam tüketim ve cihaz düzeyinde tüketim verilerini içermektedir. Çalışmanın sade olması açısından veri setinde yer alan evlerden üç tanesi analiz için tercih edilmiştir. Evde yaşayan kişi sayısı, evde bulunan kontrol edilebilir cihazlar ve verinin kayıt kalitesi göz önüne alınarak, Ev 2, 3 ve 15 analiz için tercih edilmiştir. Mikro şebekede bulunan diğer 13 evin tüketim profilleri ise, bu üç evin tüketim profillerinin olasılıksal olarak zamana bağlı x ekseninde ileri veya geri kaydırılması ile elde edilmiştir.

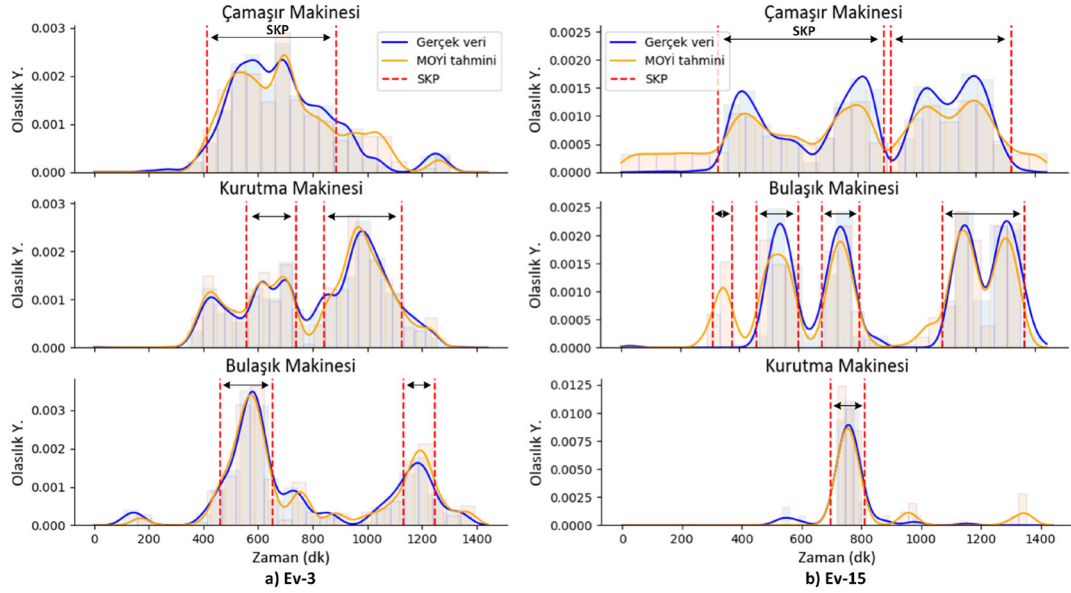
Analiz için sadece yüksek güç tüketen cihazlar olan çamaşır makinesi (ÇM), bulaşık makinesi (BM) ve kurutma makinesi (KM) tercih edilmiştir. Ev 3 ve 15’te her üç cihaz birden bulunuyorken, Ev 2’de ise sadece ÇM ve BM bulunmaktadır. Her bir cihaz için bir adet, toplamda 8 adet derin öğrenme modeli eğitilmiştir. Derin öğrenme modeli olarak, başlık 5.3.1’de sunulan *Çok görevli evrişimsel GÖB modeli* kullanılmıştır. Apartmanda bulunan dairelerden %50’sinin TTY uygulamasına katıldığı varsayılarak bu kullanıcıların akıllı sayaç sinyalleri analiz edilmiştir. Bu analizin ardından kullanıcıların enerji tüketim alışkanlıkları cihaz bazında elde edilmiştir. Cihazların çalışma zamanlarının planlanabilmesi için bazı cihaz parametrelerinin, denklem (7.1), (7.2) ve (7.3) kullanılarak elde edilmesi gerekmektedir. Bu parametrelerden ilki, cihazın günlük en sık kullanıldığı periyotları gösteren SKP parametresidir. Ev 2 için yapılan analiz sonrasında SKP parametresi, bir olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanılarak Şekil 7.17’de gösterildiği gibi elde edilmiştir.



Şekil 7.17. Ev 2, çamaşır ve bulaşık makinesinin günlük kullanım olasılığı

Şekilde görülen mavi çizgi, gerçek veriler kullanılarak elde edilmiş cihazın günün hangi saatlerinde daha çok kullanıldığını gösteren bir eğridir. Sarı çizgi ise, MOYİ analizi sonrası elde edilen eğriyi göstermektedir. Şekilden de görüleceği üzere, MOYİ analizi sonrası bir cihazın günlük kullanım olasılığı yüksek bir başarı ile elde edilmiştir. Eğrideki tepe noktaları cihazın en sık kullanıldığı periyotları göstermektedir. Ancak şekilde pek çok farklı tepe noktası bulunabilmektedir. Bu tezde, maksimum tepe noktasının yarısından daha küçük olan pik noktaları, dikkate alınmamıştır. Şekilde görülen kırmızı kesikli çizgiler ise, cihazın en sık kullanıldığı periyot aralığını tarif

etmektedir. Ev 3 ve 15 için yapılan analizler sonucu elde edilen cihazların kullanım olasılığı grafiği Şekil 7.18’de gösterilmektedir.



Şekil 7.18. Analiz edilen cihazların günlük kullanım olasılığı, a) Ev-3, b) Ev-15

Cihazların çalışma zamanlarının planlanabilmesi için gereken diğer parametreler ise ortalama çalışma süresi, ortalama kullanım sayısı ve ortalama elektrik tüketimi değerleridir. Bu değerler de MOYİ analizi yardımıyla Çizelge 7.4’te gösterildiği gibi elde edilmiştir.

Çizelge 7.4. Analiz edilen cihazların parametreleri

Analiz Edilen Evler	Cihazlar	Ortalama Çalışma Süresi (dk)		Ortalama Kullanım Sayısı		Ortalama Elektrik Tüketimi (W)	
		Orijinal	Tahmin	Orijinal	Tahmin	Orijinal	Tahmin
Ev-2	ÇM	107	108	0.5	0.5	275	261
	BM	115	114	0.7	0.65	704	680
Ev-3	ÇM	81	70	0.875	0.685	435	385
	BM	73	72	0.8	0.725	1083	1041
	KM	80	79	0.35	0.25	1387	1538
Ev-15	ÇM	99	105	0.4	0.35	552	606
	BM	95	92	0.2	0.1	554	582
	KM	90	93	0.2	0.1	1475	1537

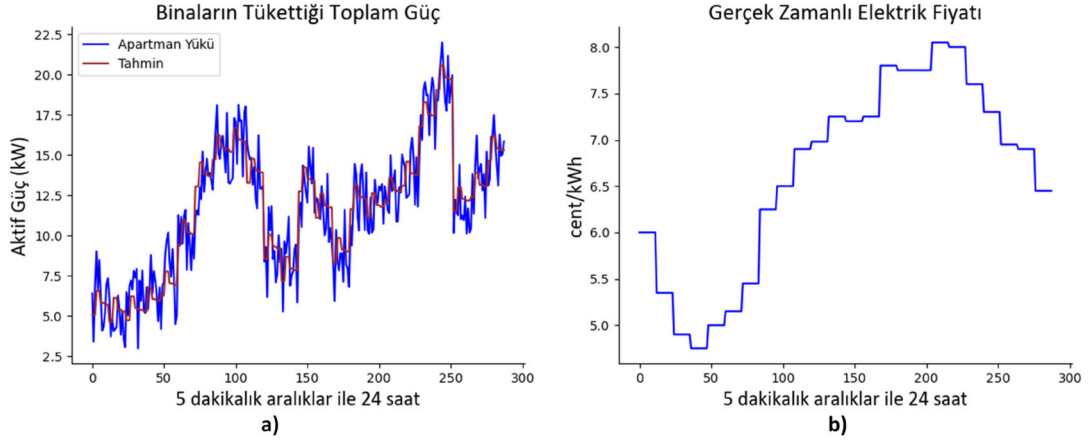
Çizelge 7.4 incelendiğinde, elde edilen verilerin birbirlerine oldukça yakın oldukları gözlemlenmektedir. Ortalama çalışma süresi %96, ortalama kullanım sayısı %78, ve ortalama elektrik tüketimi ise %94 doğruluk ile tahmin edilmiştir. Tüm bu veriler, başarılı bir MOYİ analizinin, cihazların parametrelerini elde etmede yeterli

olduğunu göstermektedir. Bu parametreler kullanılarak, daha gelişmiş ve kapsamlı bir EYS oluşturmak mümkündür. Yapılan uygulamada, tüm cihazların günlük kullanım sayısı bir olarak belirlenmiştir.

7.3.3. EYS'nin uygulanması ve sonuçlar

Bu başlık altında, geliştirilen EYS ve konut mikro şebekesinin gerçek zamanlı uygulaması ele alınacak ve sonuçlar analiz edilecektir. Öncelikle analiz edilen konut mikro şebekesinin fiziki bağlantısı laboratuvar ortamında gerçekleştirilmiştir ve dönüştürücülerin koordinasyonu sağlanmıştır. Geliştirilen EYS algoritması ise Matlab'da kodlanarak aktive edilmiştir. Mikro şebeke ve EYS arasındaki veri alışverişi, *ASAM XIL API standard'*ı aracılığı ile sağlanmıştır. XIL API, deney donanımı ve yazılımı arasındaki arayüzü standartlaştırmak için kullanılan bir port olarak düşünülebilir. EYS algoritmasının iterasyon adımı t_{opt} , 15 dakika olarak belirlenmiştir. Yani EYS, her 15 dakikada bir mikro şebekeden verileri okuyacak, optimizasyonu gerçekleştirecek ve elde edilen referans değerleri, mikro şebekedeki AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsüne gönderecektir. EYS için önemli olan diğer bir parametre ise optimizasyon periyodudur (bkz. Şekil 7.4). Bu periyot, optimizasyonun ne kadar süre için gerçekleştirileceğini tanımlamaktadır. Bu tezde, farklı periyotların sonuçlar üzerindeki etkisini gözlemlemek için 6, 12 ve 24 saat olmak üzere 3 farklı periyot göz önüne alınmıştır. Optimizasyon işlemleri, *General Algebraic Modeling System (GAMS)* programının demo versiyonu kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Daha önce de belirtildiği gibi, birincil seviye optimizasyon yapılarak, TTY uygulamasına katılan kullanıcıların tüketim profilleri planlanmaktadır. Katılımcı olmayan kullanıcıların tüketim profilleri ise tahmin modülü yardımı ile belirlenmektedir. Temel amaç, bir sonraki günün tüketim profilini belirlemek olduğu için bu işlem, her gün sadece bir kez uygulanmaktadır. İşlem sonrası elde edilen 16 dairenin toplam tüketim verisi Şekil 7.19 (a)'da gösterilmektedir. Optimizasyon esnasında kullanılan gerçek zamanlı elektrik fiyatı *GEF* ise, Şekil 7.19 (b)'de gösterilmektedir.



Şekil 7.19. a) Binaların toplam tüketim verisi, b) Gerçek zamanlı elektrik fiyatı (AEMO, 2020)

Gerçek zamanlı uygulama esnasında üretim ve tüketim verileri, dönüştürücüler tarafından 5'er dakikalık aralıklar ile modellenmiştir. Bu sebeple yukarıdaki şekiller, 5'er dakikalık örnekler ile gösterilmiştir. Şekillerde yer alan tahmin verileri (kahverengi grafik) optimizasyon için, gerçek veriler (mavi grafik) ise gerçek zamanlı uygulama için kullanılmıştır. Dolayısı ile tahmin ve gerçek zamanlı veriler arasında oluşabilecek farklar da dikkate alınmıştır. Bu farklar, enerji depolama elemanı tarafından kompanse edilmektedir.

Yukarıda detayları ile anlatılan sistem, *Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojileri Departmanı, AC/DC Microgrid Laboratuvarı*'nda gerçek zamanlı olarak uygulanmıştır. Geliştirilen EYS, konut mikro şebekesinin bir gün boyunca (day-ahead) optimum şekilde işletilmesini sağlayacak şekilde uygulanmıştır. Deney süresinin kısaltılması için bir saatlik süre, iki dakika olarak ölçeklendirilmiştir. 6, 12 ve 24 saatlik optimizasyon periyotları kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 7.5'te gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlar, her bir optimizasyon için harcanan ortalama süre, maliyet fonksiyonu (MF), Tepe Gücü/Ortalama Güç Oranı Fonksiyonu (TOF) ve çoklu amaç fonksiyonu değerleri göz önüne alınarak kıyas edilmiştir.

Çizelge 7.5. Farklı optimizasyon periyotları için gerçek zamanlı EYS sonuçları

Periyot	Opt. süresi (s)	MF (\$)	TOF	Çoklu Amaç F.
6 saat	0.426	1441.19	2.355	74.30
12 saat	0.455	1387.49	2.327	71.59
24 saat	0.511	1371.93	2.320	70.80

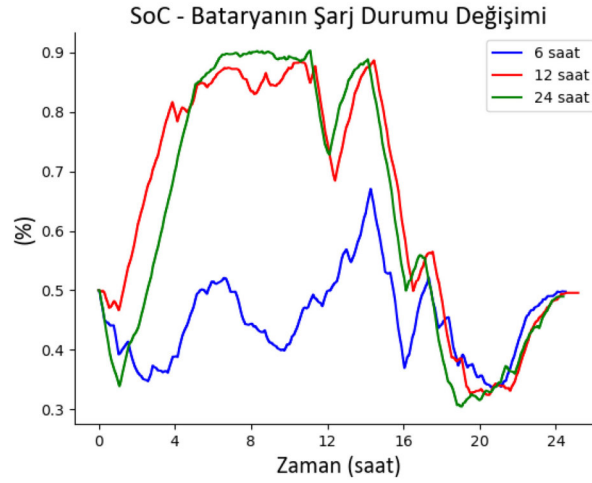
Çizelge 7.5'te gösterilen optimizasyon süresi, her 15 dakikada bir gerçekleştirilen optimizasyonların ortalama hesaplama süresini göstermektedir. Optimizasyon periyodu kısaldıkça, ortalama optimizasyon süresinin de kısaldığı gözlemlenmiştir. 24 saatlik bir optimizasyon problemi, 6 saate göre daha geniş bir arama uzayına sahip olduğu için, optimizasyon süresi de doğal olarak daha uzun olmaktadır. 24 saatlik optimizasyonun ortalama süresi 0.511 saniye olarak hesaplanmıştır. Bu sürenin, gerçek zamanlı bir uygulama için yeterince iyi olduğu rahatlıkla söylenebilir.

Yapılan deneylerde elde edilen MF değerleri kıyaslanırsa, en uygun işletme değerinin 1371.93 \$ ile 24 saatlik optimizasyona ait olduğu görülmektedir. Bunun aksine, en maliyetli işletme ise 6 saatlik optimizasyon ile elde edilmiştir. Bunun nedeni ise, optimizasyon probleminin arama uzayının daha geniş olması ve daha fazla verinin optimizasyon için kullanılabilir olmasıdır. 24 saatlik optimizasyonda, geleceğe dair daha fazla veri olduğu için daha optimum sonuçlar elde edilebilmektedir. Örneğin, eğer optimizasyon yapılırken bir günlük enerji fiyatı göz önüne alınırsa, günün en ucuz saatleri belirlenerek o saatlerde batarya depolanabilir ve enerjinin pahalı olduğu saatlerde ise depolanan enerji kullanılabilir. Fakat optimizasyon esnasında sadece sonraki 6 saatin enerji fiyatı verisi mevcut ise, günün diğer saatlerdeki ucuz periyotlar göz ardı edilerek optimizasyon yapılır. Bu sebeple batarya daha pahalı periyotlarda şarj edilir ve maliyet yükselir. Elde edilen sonuçlar göz önüne alındığında, 24 saatlik optimizasyonun ideal bir seçim olacağı görülebilir. Fakat periyot uzadıkça, yapılacak tahminlerin doğruluğu azalacaktır. Örneğin, güneş enerjisi santralının 5 dakika sonra üreteceği gücün tahmini, 5 gün sonra üreteceği gücün tahminine göre çok daha doğru bir şekilde yapılabilmektedir. Tahmin doğruluğunun azalması ise, optimizasyonun optimum sonuca ulaşmasını engelleyecektir. Bu sebeple optimizasyon periyodunun uzaması, her zaman bir avantaj teşkil etmeyebilmektedir.

TOF fonksiyonu, şebekeden çekilen gücün tepe değerinin ortalama değere oranı olarak ifade edilmektedir. Bu fonksiyonun değeri ne kadar küçük ise, grafikte o kadar az tepe noktası var ve grafik o kadar dengeli demektir. Yani TOF değeri küçüldükçe, şebekeden daha dengeli güç çekilmekte ve yeni pik noktalarının oluşmasının önüne geçilmektedir. Bu sebeple bu fonksiyon, optimizasyon algoritmasına dahil edilmiştir. Elde edilen sonuçlar kıyaslandığında, optimizasyon periyodu arttıkça TOF değerinin küçüldüğü gözlemlenmiştir. Dolayısı ile şebekeden çekilen gücün hem tepe noktasının değeri küçültülmüş hem de ortalama değeri yükseltilmiştir.

Çoklu amaç fonksiyonu ise, MF ve TOF fonksiyonlarının orantısal olarak toplanması sonucu elde edilmektedir. Optimizasyon problemi temel olarak, sadece çoklu amaç fonksiyonunu optimize etmektedir. MF ve TOF değerlerinin skalasını birbirine yakınlaştırmak için denklem (7.11)'de görüldüğü gibi bir ağırlık faktörü kullanılmıştır. Elde edilen çoklu amaç fonksiyonu değerleri karşılaştırıldığında, en optimum değer 70.80 ile 24 saatlik optimizasyon periyoduna ait olduğu gözlemlenmiştir.

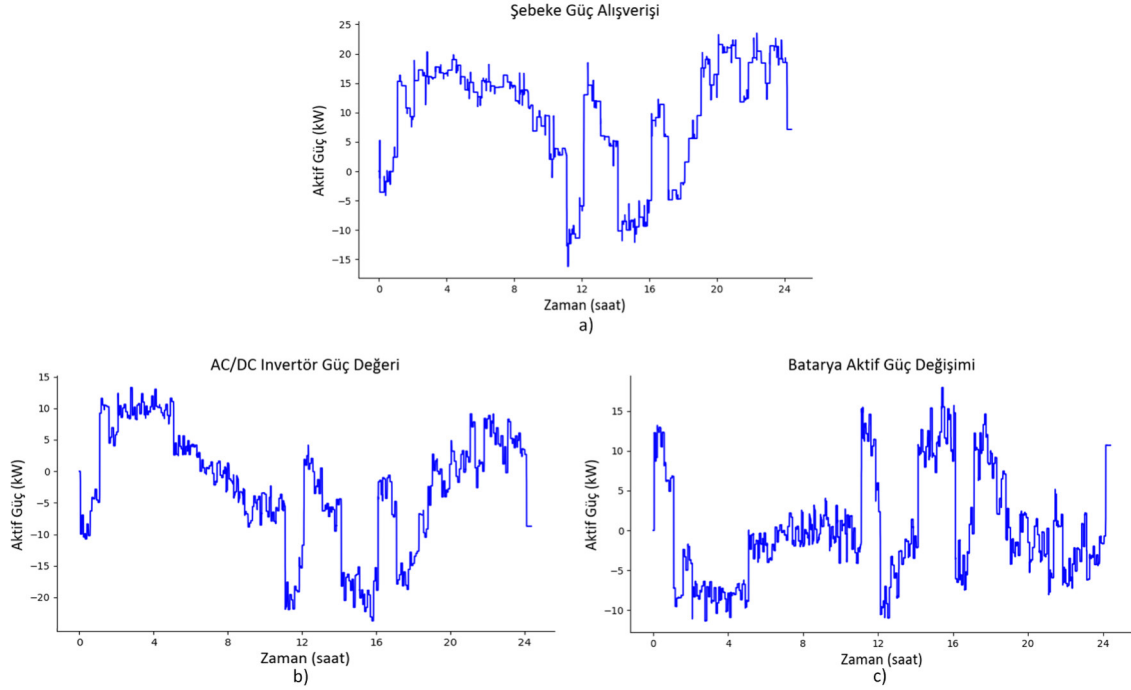
Şüphesiz, mikro şebeke maliyetini etkileyen en önemli faktör, bataryanın şarj ve deşarj zamanlarıdır. Bataryanın enerji dengesinin optimum şekilde sağlanması, şebeke ile olan alışverişi de etkileyecektir. 6, 12 ve 24 saatlik optimizasyon periyotları için elde edilen batarya SOC değerlerinin kıyası, Şekil 7.20'de gösterilmektedir.



Şekil 7.20. Farklı optimizasyon periyotları için SOC değişimi

Şekil 7.20 analiz edilirse, 6 saatlik optimizasyonda bataryanın günün hiçbir anında tam kapasite (%90) ile şarj olamadığı görülmektedir. Bunun temel sebebi, yukarıda da belirtildiği gibi tüm günün elektrik fiyatlarının aynı anda değerlendirilemiyor oluşudur. 12 saatlik optimizasyon göz önüne alınır, günün yarısı değerlendirilebildiği için daha başarılı bir optimizasyon yapıldığı söylenebilir. Çünkü batarya elektrik fiyatının ucuz olduğu periyotlarda hemen hemen tam kapasite ile şarj olmuştur. 24 saatlik optimizasyon değerlendirilirse, batarya, tam kapasitesi olan %90'a, elektrik fiyatının ucuz olduğu periyotlarda net bir biçimde ulaşmaktadır. Fiyatın artması ile beraber deşarj işlemi başlatılmış olup 12 saatlik optimizasyonla benzer bir grafik sergilemektedir. Nitekim MF sonuçları değerlendirildiği zaman, en düşük işletme maliyetinin 24 saatlik optimizasyonda elde edildiği gözlemlenmiştir.

Şekil 7.21’de ise 24 saatlik optimizasyon sonrası elde edilen, şebeke ile olan güç alışverişi, bataryanın zamana bağlı olarak çektiği güç ve AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsünün güç değişimi grafikleri gösterilmektedir.



Şekil 7.21. a) Şebeke ile yapılan güç alışverişi, b) AC/DC bara bağlantı dönüştürücüsünün güç değişimi, c) Bataryanın çektiği ve enjekte ettiği güç değerleri

8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

21. yüzyılın ilk çeyreğinin sonlarına doğru insanoğlu, yapay zeka, veri bilimi, IoT, blockchain gibi çeşitli teknolojik gelişmelerin günlük hayata olan etkisine şahit olmaya başlamıştır. IoT, gündelik hayatta kullanılan pek çok ekipmanın birbirleri ile iletişimini sağlarken, diğer yandan da üretilen verilerin transferine ve dolaylı olarak, depolanmasına yardımcı olmaktadır. Veri bilimi ve yapay zeka ise, depolanan ham verilerin kullanılarak, insanoğlunun hayatını kolaylaştıracak çeşitli anlamlı verilerin elde edilmesi sürecini hızlandırmaktadır. Şüphesiz yapay zeka alanında yapılan atılımların en dikkat çekicisi, derin öğrenme algoritmalarının kullanımudur. Özellikle görüntü işleme, doğal dil işleme, nesne tanıma, ses tanıma gibi pek çok alanda elde edilen başarılar, yapay zekayı günümüzün en çok araştırılan konularından birisi haline getirmiştir. Tüm bu atılımlar, enerji sektörünü de yakından ilgilendirmekle beraber bir zamanlar uzak bir ihtimal olarak görülen akıllı şebeke konsepti, artık bir hayal değildir. Akıllı şebeke terimi, her ülke için farklı anlamlar ifade etmekle birlikte çoğu ülke, akıllı şebekeye geçişin ilk adımı olarak akıllı sayaçların kurulumunu ve kullanımını arttırmaktadır. Özellikle Avrupa Birliği ülkeleri bu konuya büyük önem vermekte ve 2025 yılının sonuna kadar müşterilerinin en az %80'inin akıllı sayaç kullanmasını hedeflemektedir. Akıllı sayaç kullanımı ise evlerin ve sanayi kuruluşlarının enerji tüketimi ile ilgili büyük miktarda verinin kullanılabilir olması anlamına gelmektedir.

Bu tezin temel amacı, evlerde bulunan ana sayaç veya akıllı sayaçlar yardımıyla elde edilen enerji tüketim verilerinin analiz edilmesi ve elde edilen veriler ile konut mikro şebekeleri için gelişmiş bir EYS ortaya koymaktır. Bu kapsamda, öncelikle derin öğrenme metodu ile MOYİ tekniği kullanılarak evlerin toplam tüketim verisi analiz edilmiş ve cihaz bazında bileşenlerine ayrılmıştır. Cihaz bazında bileşenler iki farklı şekilde ele alınmıştır. Bunlardan ilki, cihazların açık/kapalı olma durumlarının tespiti veya yük tanıma analizidir. *Çok etiketli evrişimsel GÖB modeli* kullanılarak *Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojisi Departmanı, IoT-Microgrid Living Laboratuvarı*'nda bulunan dokuz farklı cihaz, tek bir derin öğrenme modeli ile hem çevrim dışı hem de gerçek zamanlı olarak analiz edilmiştir. Sunulan modelin, hem çevrim dışı hem de gerçek zamanlı analizlerde, Basit ÖSA, UKSB, D2D ve gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı modellerinden daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bununla beraber, tek bir model eğitilerek birden fazla cihaz aynı anda analiz edildiği için hem modelin toplam eğitim süresinden hem de eğitilen modelin depolanması için gerekli olan

donanımdan tasarruf edilmiştir. Bununla birlikte gerçek zamanlı analiz ile çevrim dışı analiz arasında yaklaşık %5-10 arasında bir doğruluk kaybı rapor edilmiştir. Hemen hemen her cihaz için gerçek zamanlı analiz başarısının daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bunun en bariz sebebi, cihazların çalışma döngüsü tamamlanmadan önce analizin yapıyor oluşudur. Bu nedenle cihazlar, doğru bir şekilde tespit edilememiş veya yanlış cihazlar aktif olarak tanımlanmıştır. Ancak cihazın çalışma döngüsü ilerledikçe yeni veriler okunmakta ve analizin başarı oranı artmaktadır. Bununla birlikte, sürekli değişen ve dinamik bir yük profiline sahip cihazların analizinin, derin öğrenme modelleri tarafından daha yüksek doğruluk oranı ile gerçekleştirildiği gözlemlenmiştir. Yük tanıma analizinin ardından, cihazların enerji tüketim değerlerinin tahmin edilmesi için *Çok görevli evrişimsel GÖB modeli* sunulmuştur. Bu model, hem cihazların enerji tüketimini hem de açık/kapalı olma durumlarını analiz edebilme kabiliyetine sahiptir. REFIT veri setinde yer alan 2 numaralı evin verileri kullanılarak model eğitilmiş ve 5 farklı cihaz için (bulaşık m., çamaşır m., mikrodalga f., su ısıtıcısı ve tost m.) testler gerçekleştirilmiştir. Sunulan modelin, D2D, D2N, gürültü arındırıcı otomatik kodlayıcı ve AlexNet-1D gibi literatürde sunulmuş modellerden daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Geliştirilen bu modelin en büyük avantajı ise, hem yük tanıma hem de enerji tüketimi tahminini aynı anda yapabilmesidir. Bu sayede daha gelişmiş bir EYS'nin tasarlanmasına katkı sağlayabilmektedir.

Tezin diğer motivasyonu ise MOYİ analizi sonrası elde edilen sonuçların, konut mikro şebekelerinin enerji yönetiminde kullanılmasıdır. Bu kapsamda, mikro şebeke bünyesinde bulunan konutların enerji tüketimlerinin derin öğrenme yöntemi ile analiz edilmesi ve müşterilerin enerji tüketim alışkanlıklarının tespit edilmesi hedeflenmiştir. Hane halkının enerji tüketim davranışı, eve yerleştirilen sensörler ve akıllı prizler yardımı ile de elde edilebilir. Bu durumda, her bir cihaza ayrı bir sensör yerleştirilmesi gerekmektedir. Fakat MOYİ analizi, sadece ana sayaçtan elde edilen toplam tüketim sinyalini analiz ederek cihaz bazında tüketim verilerini elde edebildiği için sensörlere olan ihtiyacı ortadan kaldırmakta ve sistem maliyetini büyük oranda düşürebilmektedir. MOYİ analizinin EYS'ye dahil edilmesinin temel amacı, müşterilerin tüketim alışkanlıklarını göz önüne alarak, onların elektrik faturalarını azaltmak, şebekenin sunacağı TTY uygulamalarından maksimum şekilde faydalanabilmelerini ve ekstradan teşvikler alabilmelerini sağlamaktır. Tüketim alışkanlıklarının öğrenilmesi, farklı mesleklere sahip insanların farklı tüketim

davranışlarına sahip olabilmesinden dolayı önem arz etmektedir. MOYİ analizi sayesinde, her müşterinin yaşam alışkanlıkları ve tüketim davranışları öğrenilerek tüketiciye özel bir enerji yönetimi tasarlanabilir. Bu tezde mikro şebekenin optimum şekilde işletilmesini sağlayabilmek için iki seviyeli bir EYS sunulmuştur. Birinci seviyede, MOYİ analizinden elde edilen sonuçlara göre tüketiciye özel bir optimizasyon uygulanmış ve cihazların kullanım zamanları, elektrik fiyatlarının yüksek olduğu periyotlardan fiyatların düşük olduğu periyotlara optimum olarak kaydırılmıştır. Bu sayede tüketicilerin elektrik giderlerinin, tüketicinin konforu etkilenmeden otomatik olarak azaltılması sağlanmıştır. İkinci seviyede ise, mikro şebekede bulunan yenilenebilir enerji santralleri, enerji depolama birimleri ve diğer tüketim birimlerinin parametreleri dikkate alınarak mikro şebekenin optimum şekilde işletilmesi hedeflenmiştir. Bu kapsamda çoklu bir amaç fonksiyonu tanımlanarak hem mikro şebekenin işletim maliyetinin düşürülmesi, hem de şebekede yeni piklerin oluşması engellenmek istenmiştir. Geliştirilen EYS algoritması, *Aalborg Üniversitesi, Enerji Teknolojisi Departmanı, AC/DC Microgrid Laboratuvarı*'nda gerçek zamanlı olarak test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen EYS algoritmasının uygulanabilirliğini göstermektedir. Buna ek olarak farklı optimizasyon periyotları kullanılarak EYS'nin performansı takip edilmiştir. Tahmin modülü tarafından yapılan tahminlerin kabul edilebilir doğrulukta olması durumunda, optimizasyon periyodunun uzamasının, EYS performansını arttırdığı gözlemlenmiştir. 6, 12 ve 24 saatlik periyotlar için yapılan deneyler sonucunda, 24 saatlik optimizasyon periyodunun, bataryanın daha efektif bir şekilde kullanılmasına büyük katkı sağladığı tespit edilmiştir.

Derin öğrenme, yük izleme alanında büyük kolaylıklar sağlamaktadır. Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde, farklı derin öğrenme metotları kullanılarak analiz başarısının arttırılmaya çalışıldığı gözlemlenmiştir. Fakat bu başarı büyük oranda veri seti ve modelin derinliği ile alakalıdır. Dolayısı ile sadece farklı modelleri deneyerek başarıyı arttırmayı denemek yerine, analiz sonrası elde edilen sonuçlar, çeşitli optimizasyon algoritmaları yardımıyla iyileştirilebilir. Bu yönetime, son işlem (post-processing) adı verilmektedir. Son işlem tekniği kullanılarak elde edilen sonuçlar iyileştirilerek daha başarılı sonuçların elde edilmesi sağlanabilir. Analiz edilmesi gereken diğer bir nokta ise analizin doğruluk oranının ne ifade ettiği. Örneğin %50'lik bir doğruluk oranının yeterli olup olmadığı konusu, araştırmaya açık bir alandır. Yeni yapılacak çalışmalarda doğruluk oranının yeterliliği konusunda yeni ölçütler tanımlanabilir. Araştırmaya açık bir diğer alan ise, eğitilen modellerin farklı

veri setleri arasında transfer edilebilmesidir. Bu kapsamda *transfer öğrenme* yöntemi kullanılarak, veri setleri arası geçiş başarısı artırılabilir. Son olarak yük izleme sonucu elde edilen verilerin kullanım alanları daha da genişletilebilir. Bu tezde elde edilen veriler kullanılarak şebeke bağlantılı bir mikro şebeke için efektif bir EYS sunulmuştur. Fakat adalaşmış mikro şebekelerde yük izleme tekniğinin kullanılması, üretim/tüketim dengesinin sağlanmasına katkıda bulunabilir. Ayrıca yüklerin anlık olarak izlenmesi, şebekeden çekilen yükün içerisindeki kontrol edilebilir yük payının tespit edilebilmesine de katkı sağlayabilir. Kontrol edilebilir yükler ise, rezerv güç kaynağı olarak düşünülerek, mikro şebekenin ikincil kontrol katmanında frekans ve gerilim regülasyonuna destek olarak kullanılabilir. Örneğin, şebekenin ihtiyaç duyduğu esnada devrede olan kontrol edilebilir yükler devreden çıkarılabilir veya devrede olmayan yükler devreye alınarak, sistem kararlılığına katkı sağlanabilir.

KAYNAKLAR

- Accenture, 2013, Realizing the Full Potential of Smart Metering.
- Ackermann, T., Andersson, G. ve Söder, L., 2001, Distributed generation: a definition, *Electric power systems research*, 57 (3), 195-204.
- Adika, C. O. ve Wang, L., 2013, Autonomous appliance scheduling for household energy management, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5 (2), 673-682.
- AEMO, 2020, Electricity Price and Demand, <https://www.aemo.com.au/energy-systems/electricity/national-electricity-market-nem/data-nem/data-dashboard-nem>: [17.09.2020].
- Agency, I. E., 2020, Electricity Information: Overview.
- Amrouche, S. O., Rekioua, D., Rekioua, T. ve Bacha, S., 2016, Overview of energy storage in renewable energy systems, *International Journal of Hydrogen Energy*, 41 (45), 20914-20927.
- Anvari-Moghaddam, A., Monsef, H. ve Rahimi-Kian, A., 2014, Optimal smart home energy management considering energy saving and a comfortable lifestyle, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6 (1), 324-332.
- Armel, K. C., Gupta, A., Shrimali, G. ve Albert, A., 2013, Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity, *Energy Policy*, 52, 213-234.
- Aydin, E., Brounen, D. ve Kok, N., 2018, Information provision and energy consumption: Evidence from a field experiment, *Energy Economics*, 71, 403-410.
- Baranski, M. ve Voss, J., 2004, Genetic algorithm for pattern detection in NIALM systems, *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583)*, 3462-3468.
- Barker, S., Musthag, M., Irwin, D. ve Shenoy, P., 2014, Non-intrusive load identification for smart outlets, *2014 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 548-553.
- Barsim, K. S. ve Yang, B., 2018, On the feasibility of generic deep disaggregation for single-load extraction, *arXiv preprint arXiv:1802.02139*.
- Basu, K., Debusschere, V., Bacha, S., Maulik, U. ve Bondyopadhyay, S., 2014, Nonintrusive load monitoring: A temporal multilabel classification approach, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11 (1), 262-270.
- Bengio, Y., Boulanger-Lewandowski, N. ve Pascanu, R., 2013, Advances in optimizing recurrent networks, *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 8624-8628.
- Blum, A. L. ve Langley, P., 1997, Selection of relevant features and examples in machine learning, *Artificial intelligence*, 97 (1-2), 245-271.
- Bottou, L., 2010, Large-scale machine learning with stochastic gradient descent, In: *Proceedings of COMPSTAT'2010*, Eds: Springer, p. 177-186.
- Brewitt, C. ve Goddard, N., 2018, Non-Intrusive Load Monitoring with Fully Convolutional Networks, *arXiv preprint arXiv:1812.03915*.
- Cetinkaya, N., 2013, Long-term electrical load forecasting based on economic and demographic data for Turkey, *2013 IEEE 14th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI)*, 219-223.
- Chandorkar, M. C., Divan, D. M. ve Adapa, R., 1993, Control of parallel connected inverters in standalone AC supply systems, *IEEE transactions on industry applications*, 29 (1), 136-143.

- Chen, K., Wang, Q., He, Z., Chen, K., Hu, J. ve He, J., 2018, Convolutional sequence to sequence non-intrusive load monitoring, *The Journal of Engineering*, 2018 (17), 1860-1864.
- Chen, Q., Zhu, X., Ling, Z., Wei, S., Jiang, H. ve Inkpen, D., 2016, Enhanced lstm for natural language inference, *arXiv preprint arXiv:1609.06038*.
- Cho, K., Van Merriënboer, B., Bahdanau, D. ve Bengio, Y., 2014, On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches, *arXiv preprint arXiv:1409.1259*.
- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K. ve Bengio, Y., 2014, Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling, *arXiv preprint arXiv:1412.3555*.
- Ciobotaru, M., Teodorescu, R. ve Blaabjerg, F., 2005, Improved PLL structures for single-phase grid inverters, *Proc. of PELINCEC*, 5 (6).
- Collobert, R. ve Weston, J., 2008, A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning, *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, 160-167.
- Cui, G., Liu, B., Luan, W. ve Yu, Y., 2019, Estimation of Target Appliance Electricity Consumption Using Background Filtering, *IEEE Transactions on Smart Grid*.
- Çimen, H., Çetinkaya, N., Vasquez, J. C. ve Guerrero, J. M., 2020a, A Microgrid Energy Management System based on Non-Intrusive Load Monitoring via Multitask Learning, *IEEE Transactions on Smart Grid*. DOI: 10.1109/TSG.2020.3027491
- Çimen, H., Garcia, E. J. P., Kolbæk, M., Cetinkaya, N., Vasquez, J. C. ve Guerrero, J. M., 2020b, Deep Learning-based Real-Time Load Monitoring in Smart Building Applications, *IEEE Industrial Electronics Magazine*. DOI: 10.1109/MIE.2020.3023075
- Dahl, G. E., Sainath, T. N. ve Hinton, G. E., 2013, Improving deep neural networks for LVCSR using rectified linear units and dropout, *2013 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing*, 8609-8613.
- Dannehl, J., Fuchs, F. W., Hansen, S. ve Thøgersen, P. B., 2010, Investigation of active damping approaches for PI-based current control of grid-connected pulse width modulation converters with LCL filters, *IEEE transactions on industry applications*, 46 (4), 1509-1517.
- Devlin, M. A. ve Hayes, B. P., 2019, Non-Intrusive Load Monitoring and Classification of Activities of Daily Living using Residential Smart Meter Data, *IEEE transactions on Consumer Electronics*.
- DIncecco, M., Squartini, S. ve Zhong, M., 2019, Transfer Learning for Non-Intrusive Load Monitoring, *arXiv preprint arXiv:1902.08835*.
- Dinesh, C., Nettasinghe, B. W., Godaliyadda, R. I., Ekanayake, M. P. B., Ekanayake, J. ve Wijayakulasooriya, J. V., 2015, Residential appliance identification based on spectral information of low frequency smart meter measurements, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7 (6), 2781-2792.
- Dubey, A. K. ve Jain, V., 2019, Comparative Study of Convolution Neural Network's ReLu and Leaky-ReLu Activation Functions, In: *Applications of Computing, Automation and Wireless Systems in Electrical Engineering*, Eds: Springer, p. 873-880.
- Dvornik, N., Mairal, J. ve Schmid, C., 2019, On the importance of visual context for data augmentation in scene understanding, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.

- Ekanayake, J. B., Jenkins, N., Liyanage, K., Wu, J. ve Yokoyama, A., 2012, Smart grid: technology and applications, John Wiley & Sons, p.
- Engie, T., 2019, European smart metering benchmark.
- Fairley, P., 2012, DC versus AC: The second war of currents has already begun [in my view], *IEEE power and energy magazine*, 10 (6), 104-103.
- Figueiredo, M. B., De Almeida, A. ve Ribeiro, B., 2011, An experimental study on electrical signature identification of non-intrusive load monitoring (nilm) systems, *International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms*, 31-40.
- Gensler, A., Henze, J., Sick, B. ve Raabe, N., 2016, Deep Learning for solar power forecasting—An approach using AutoEncoder and LSTM Neural Networks, *2016 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC)*, 002858-002865.
- Glorot, X. ve Bengio, Y., 2010, Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks, *Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics*, 249-256.
- Golestan, S., Guerrero, J. M., Musavi, F. ve Vasquez, J. C., 2019, Single-phase frequency-locked loops: A comprehensive review, *IEEE transactions on power electronics*, 34 (12), 11791-11812.
- Gong, Z., Zhong, P., Yu, Y., Hu, W. ve Li, S., 2019, A CNN with multiscale convolution and diversified metric for hyperspectral image classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57 (6), 3599-3618.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A., 2016, Deep learning, MIT press, p.
- Graves, A., 2012, Supervised sequence labelling, In: Supervised sequence labelling with recurrent neural networks, Eds: Springer, p. 5-13.
- Guerrero, J. M., De Vicuña, L. G., Matas, J., Castilla, M. ve Miret, J., 2005, Output impedance design of parallel-connected UPS inverters with wireless load-sharing control, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 52 (4), 1126-1135.
- Guerrero, J. M., Vasquez, J. C., Matas, J., De Vicuña, L. G. ve Castilla, M., 2010, Hierarchical control of droop-controlled AC and DC microgrids—A general approach toward standardization, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58 (1), 158-172.
- Guerrero, J. M., Chandorkar, M., Lee, T.-L. ve Loh, P. C., 2012, Advanced control architectures for intelligent microgrids—Part I: Decentralized and hierarchical control, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60 (4), 1254-1262.
- Harell, A., Makonin, S. ve Bajić, I. V., 2019, Wavenilm: A causal neural network for power disaggregation from the complex power signal, *ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 8335-8339.
- Hart, G. W., 1992, Nonintrusive appliance load monitoring, *Proceedings of the IEEE*, 80 (12), 1870-1891.
- Hatt, M., Parmar, C., Qi, J. ve El Naqa, I., 2019, Machine (deep) learning methods for image processing and radiomics, *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 3 (2), 104-108.
- He, D., Lin, W., Liu, N., Harley, R. G. ve Habetler, T. G., 2013, Incorporating non-intrusive load monitoring into building level demand response, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4 (4), 1870-1877.
- He, K., Stankovic, L., Liao, J. ve Stankovic, V., 2016, Non-intrusive load disaggregation using graph signal processing, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9 (3), 1739-1747.

- He, K., Jakovetic, D., Zhao, B., Stankovic, V., Stankovic, L. ve Cheng, S., 2019, A generic optimisation-based approach for improving non-intrusive load monitoring, *IEEE Transactions on Smart Grid*.
- Hochreiter, S. ve Schmidhuber, J., 1997, Long short-term memory, *Neural computation*, 9 (8), 1735-1780.
- Holcomb, C., 2012, Pecan street inc.: A test-bed for nilm, *International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring, Pittsburgh, PA, USA*.
- Jiang, J., Kong, Q., Plumbley, M. ve Gilbert, N., 2019, Deep Learning Based Energy Disaggregation and On/Off Detection of Household Appliances, *arXiv preprint arXiv:1908.00941*.
- Kelly, J. ve Knottenbelt, W., 2015a, Neural nilm: Deep neural networks applied to energy disaggregation, *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments*, 55-64.
- Kelly, J. ve Knottenbelt, W., 2015b, The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes, *Scientific data*, 2 (1), 1-14.
- Kendall, A., Gal, Y. ve Cipolla, R., 2018, Multi-task learning using uncertainty to weigh losses for scene geometry and semantics, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 7482-7491.
- Kim, H., Marwah, M., Arlitt, M., Lyon, G. ve Han, J., 2011, Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements, *Proceedings of the 2011 SIAM international conference on data mining*, 747-758.
- Kingma, D. P. ve Ba, J., 2014, Adam: A method for stochastic optimization, *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- Kolbæk, M., Tan, Z.-H., Jensen, S. H. ve Jensen, J., 2020, On loss functions for supervised monaural time-domain speech enhancement, *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 28, 825-838.
- Kolter, J. Z. ve Johnson, M. J., 2011, REDD: A public data set for energy disaggregation research, *Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD), San Diego, CA*, 59-62.
- Kolter, J. Z. ve Jaakkola, T., 2012, Approximate inference in additive factorial hmms with application to energy disaggregation, *Artificial Intelligence and Statistics*, 1472-1482.
- Kong, W., Dong, Z. Y., Hill, D. J., Ma, J., Zhao, J. ve Luo, F., 2016, A hierarchical hidden markov model framework for home appliance modeling, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9 (4), 3079-3090.
- Kong, W., Dong, Z. Y., Wang, B., Zhao, J. ve Huang, J., 2019, A Practical Solution for Non-Intrusive Type II Load Monitoring based on Deep Learning and Post-Processing, *IEEE Transactions on Smart Grid*.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G. E., 2012, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, *Advances in neural information processing systems*, 1097-1105.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. ve Haffner, P., 1998, Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE*, 86 (11), 2278-2324.
- LeCun, Y., Bengio, Y. ve Hinton, G., 2015, Deep learning, *nature*, 521 (7553), 436-444.
- Li, W., Li, H., Wu, Q., Chen, X. ve Ngan, K. N., 2019, Simultaneously Detecting and Counting Dense Vehicles From Drone Images, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66 (12), 9651-9662.

- Liang, J., Ng, S. K., Kendall, G. ve Cheng, J. W., 2009, Load signature study—Part I: Basic concept, structure, and methodology, *IEEE transactions on power Delivery*, 25 (2), 551-560.
- Liao, J., Elafoudi, G., Stankovic, L. ve Stankovic, V., 2014, Non-intrusive appliance load monitoring using low-resolution smart meter data, *2014 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 535-540.
- Lin, Y.-H. ve Tsai, M.-S., 2015, An advanced home energy management system facilitated by nonintrusive load monitoring with automated multiobjective power scheduling, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6 (4), 1839-1851.
- Linden, D., 1984, Handbook of batteries and fuel cells, *mgh*.
- Luna, A. C., Diaz, N. L., Graells, M., Vasquez, J. C. ve Guerrero, J. M., 2016, Mixed-integer-linear-programming-based energy management system for hybrid PV-wind-battery microgrids: Modeling, design, and experimental verification, *IEEE transactions on power electronics*, 32 (4), 2769-2783.
- Makonin, S., Popowich, F., Bajić, I. V., Gill, B. ve Bartram, L., 2015, Exploiting HMM sparsity to perform online real-time nonintrusive load monitoring, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7 (6), 2575-2585.
- Mauch, L. ve Yang, B., 2015, A new approach for supervised power disaggregation by using a deep recurrent LSTM network, *2015 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 63-67.
- McCulloch, W. S. ve Pitts, W., 1943, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *The bulletin of mathematical biophysics*, 5 (4), 115-133.
- Meng, L., Shafiee, Q., Trecate, G. F., Karimi, H., Fulwani, D., Lu, X. ve Guerrero, J. M., 2017, Review on control of DC microgrids and multiple microgrid clusters, *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 5 (3), 928-948.
- Mocanu, E., Nguyen, P. H. ve Gibescu, M., 2016, Energy disaggregation for real-time building flexibility detection, *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1-5.
- Murray, D., Stankovic, L. ve Stankovic, V., 2017, An electrical load measurements dataset of United Kingdom households from a two-year longitudinal study, *Scientific data*, 4, 160122.
- Murray, D., Stankovic, L., Stankovic, V., Lulic, S. ve Sladojevic, S., 2019, Transferability of Neural Network approaches for low-rate energy disaggregation, *ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 8330-8334.
- Nassif, A. B., Shahin, I., Attili, I., Azzeh, M. ve Shaalan, K., 2019, Speech recognition using deep neural networks: A systematic review, *IEEE Access*, 7, 19143-19165.
- Neenan, B., Robinson, J. ve Boisvert, R., 2009, Residential electricity use feedback: A research synthesis and economic framework, *Electric Power Research Institute*, 3.
- Nilsson, N. J., 2014, Principles of artificial intelligence, Morgan Kaufmann, p.
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A. ve Marshall, S., 2018, Activation functions: Comparison of trends in practice and research for deep learning, *arXiv preprint arXiv:1811.03378*.
- Olah, C., 2015, Understanding lstm networks, 2015, URL <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs>.
- Palensky, P. ve Dietrich, D., 2011, Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 7 (3), 381-388.

- Parson, O., Ghosh, S., Weal, M. ve Rogers, A., 2012, Non-intrusive load monitoring using prior models of general appliance types, *Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence*.
- Parson, O., Ghosh, S., Weal, M. ve Rogers, A., 2014, An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring, *Artificial Intelligence*, 217, 1-19.
- Pascanu, R., Mikolov, T. ve Bengio, Y., 2013, On the difficulty of training recurrent neural networks, *International conference on machine learning*, 1310-1318.
- Peng, W., Ye, Z. ve Chen, N., 2020, Bayesian Deep-Learning-Based Health Prognostics Toward Prognostics Uncertainty, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 67 (3), 2283-2293.
- Planas, E., Gil-de-Muro, A., Andreu, J., Kortabarria, I. ve de Alegría, I. M., 2013, General aspects, hierarchical controls and droop methods in microgrids: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 17, 147-159.
- Ranjan, R., Patel, V. M. ve Chellappa, R., 2017, Hyperface: A deep multi-task learning framework for face detection, landmark localization, pose estimation, and gender recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41 (1), 121-135.
- Rao, K., Sak, H. ve Prabhavalkar, R., 2017, Exploring architectures, data and units for streaming end-to-end speech recognition with rnn-transducer, *2017 IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRU)*, 193-199.
- Rocabert, J., Luna, A., Blaabjerg, F. ve Rodriguez, P., 2012, Control of power converters in AC microgrids, *IEEE transactions on power electronics*, 27 (11), 4734-4749.
- Rodriguez-Diaz, E., Chen, F., Vasquez, J. C., Guerrero, J. M., Burgos, R. ve Boroyevich, D., 2016, Voltage-level selection of future two-level LVdc distribution grids: A compromise between grid compatibility, safety, and efficiency, *IEEE Electrification Magazine*, 4 (2), 20-28.
- Rodriguez-Diaz, E., Palacios-Garcia, E. J., Anvari-Moghaddam, A., Vasquez, J. C. ve Guerrero, J. M., 2017, Real-time Energy Management System for a hybrid AC/DC residential microgrid, *2017 IEEE second international conference on DC microgrids (ICDCM)*, 256-261.
- Rodriguez-Diaz, E., Freijedo, F. D., Vasquez, J. C. ve Guerrero, J. M., 2018, Analysis and comparison of notch filter and capacitor voltage feedforward active damping techniques for LCL grid-connected converters, *IEEE transactions on power electronics*, 34 (4), 3958-3972.
- Rodríguez, P., Pou, J., Bergas, J., Candela, J. I., Burgos, R. P. ve Boroyevich, D., 2007, Decoupled double synchronous reference frame PLL for power converters control, *IEEE transactions on power electronics*, 22 (2), 584-592.
- Ruder, S., 2017, An overview of multi-task learning in deep neural networks, *arXiv preprint arXiv:1706.05098*.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. ve Williams, R. J., 1986, Learning representations by back-propagating errors, *nature*, 323 (6088), 533-536.
- Setlhaolo, D., Xia, X. ve Zhang, J., 2014, Optimal scheduling of household appliances for demand response, *Electric power systems research*, 116, 24-28.
- Sevilmiş, F. ve Karaca, H., 2020, A fast hybrid PLL with an adaptive all-pass filter under abnormal grid conditions, *Electric power systems research*, 184, 106303.
- Shafiee, Q., Guerrero, J. M. ve Vasquez, J. C., 2013, Distributed secondary control for islanded microgrids—A novel approach, *IEEE transactions on power electronics*, 29 (2), 1018-1031.

- Shi, H., Xu, M. ve Li, R., 2017, Deep learning for household load forecasting—A novel pooling deep RNN, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9 (5), 5271-5280.
- Shin, C., Joo, S., Yim, J., Lee, H., Moon, T. ve Rhee, W., 2019, Subtask gated networks for non-intrusive load monitoring, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 1150-1157.
- Sirojan, T., Phung, B. T. ve Ambikairajah, E., 2018, Deep Neural Network Based Energy Disaggregation, *2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE)*, 73-77.
- Tabatabaei, S. M., Dick, S. ve Xu, W., 2016, Toward non-intrusive load monitoring via multi-label classification, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8 (1), 26-40.
- Teodorescu, R., Liserre, M. ve Rodriguez, P., 2011, Grid converters for photovoltaic and wind power systems, John Wiley & Sons, p.
- Ton, D. T. ve Smith, M. A., 2012, The US department of energy's microgrid initiative, *The Electricity Journal*, 25 (8), 84-94.
- Tsikalakakis, A. G. ve Hatziaargyriou, N. D., 2011, Centralized control for optimizing microgrids operation, *2011 IEEE power and energy society general meeting*, 1-8.
- Üney, M. Ş. ve Çetinkaya, N., 2014, Comparison of CO2 emissions fossil fuel based energy generation plants and plants with Renewable Energy Source, *Proceedings of the 2014 6th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*, 29-34.
- Van Gerwen, R., 2006, Power Quality and Utilisation Guide: Distributed Generation and Renewables.
- Vasquez, J. C., Guerrero, J. M., Savaghebi, M., Eloy-Garcia, J. ve Teodorescu, R., 2012, Modeling, analysis, and design of stationary-reference-frame droop-controlled parallel three-phase voltage source inverters, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60 (4), 1271-1280.
- Wang, Y., Huang, M., Zhu, X. ve Zhao, L., 2016, Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification, *Proceedings of the 2016 conference on empirical methods in natural language processing*, 606-615.
- Wang, Z. ve Zheng, G., 2011, Residential appliances identification and monitoring by a nonintrusive method, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3 (1), 80-92.
- Weiss, M., Helfenstein, A., Mattern, F. ve Staake, T., 2012, Leveraging smart meter data to recognize home appliances, *2012 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, 190-197.
- Yao, W., Chen, M., Matas, J., Guerrero, J. M. ve Qian, Z.-M., 2010, Design and analysis of the droop control method for parallel inverters considering the impact of the complex impedance on the power sharing, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58 (2), 576-588.
- Zeifman, M. ve Roth, K., 2011, Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *IEEE transactions on Consumer Electronics*, 57 (1), 76-84.
- Zeiler, M. D., 2012, Adadelta: an adaptive learning rate method, *arXiv preprint arXiv:1212.5701*.
- Zhang, C., Zhong, M., Wang, Z., Goddard, N. ve Sutton, C., 2018a, Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring, *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*.
- Zhang, Y.-D., Pan, C., Sun, J. ve Tang, C., 2018b, Multiple sclerosis identification by convolutional neural network with dropout and parametric ReLU, *Journal of computational science*, 28, 1-10.

- Zhang, Y. ve Yang, Q., 2017, A survey on multi-task learning, *arXiv preprint arXiv:1707.08114*.
- Zhao, Z.-Q., Zheng, P., Xu, S.-t. ve Wu, X., 2019, Object detection with deep learning: A review, *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 30 (11), 3212-3232.
- Zhao, Z., Lee, W. C., Shin, Y. ve Song, K.-B., 2013, An optimal power scheduling method for demand response in home energy management system, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4 (3), 1391-1400.
- Zia, M. F., Elbouchikhi, E. ve Benbouzid, M., 2018, Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects, *Applied energy*, 222, 1033-1055.
- Zoha, A., Gluhak, A., Imran, M. ve Rajasegarar, S., 2012, Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey, *Sensors*, 12 (12), 16838-16866.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Halil Çimen
Uyruğu : Türkiye Cumhuriyeti
Doğum Yeri ve Tarihi : Cihanbeyli – 07.03.1988
Telefon : +90 506 880 34 38
Faks : -
E-Posta : hcimen@ktun.edu.tr

EĞİTİM

Derece	Adı	İlçe	İl	Bitirme Yılı
Lise	: Dolapoğlu Anadolu Lisesi	Selçuklu	Konya	2006
Üniversite	: Selçuk Üniversitesi	Selçuklu	Konya	2011
Yüksek Lisans	: Selçuk Üniversitesi	Selçuklu	Konya	2016
Doktora	: Konya Teknik Üniversitesi	Selçuklu	Konya	2020

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2011-2012	Akış Asansör Ltd. Şti.	Kalite-Kontrol Müh.
2012-2013	Ay-kon İnşaat Ltd. Şti.	Proje Müh.
2014-2018	Selçuk Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2019-2020	Aalborg Üniversitesi/Danimarka	Ziyaretçi Araştırmacı
2018-...	Konya Teknik Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

UZMANLIK ALANI

Güç Sistemleri, Dağıtılmış Üretim, Mikro Şebeke, Enerji Yönetimi, Yapay Zeka, Derin Öğrenme

YABANCI DİLLER

İngilizce: Konuşma-İyi, Yazma-İyi, Anlama-İyi

ÜNİVERSİTE DIŞI DENEYİM

Temmuz 2017–Eylül 2017 & Nisan 2019–Temmuz 2020, Visiting Researcher, Aalborg University, Aalborg, Danimarka

ARAŞTIRMA

Deep Learning Assisted Real-Time Energy Management in Microgrids
 Aalborg Üniversitesi/Danimarka, 15.04.2019-29.07.2020
 (TÜBİTAK/2214-A Yurt Dışı Doktora Sırası Araştırma Burs Programı kapsamında)

YAYINLAR

Uluslararası Dergilerde Yayımlanmış Makaleler:

Çimen, H., Palacios-Garcia, E. J., Kolbæk, M., Çetinkaya, N., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2020). *Deep Learning-based Real-Time Load Monitoring in Smart Building Applications*. IEEE Industrial Electronics Magazine. (Kabul Edildi) (Doktora Tezinden)

Çimen, H., Çetinkaya, N., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2020). *A Microgrid Energy Management System based on Non-Intrusive Load Monitoring via Multitask Learning*. IEEE Transactions on Smart Grid. (Early Access) (Doktora Tezinden)

Çimen, H., & Çetinkaya, N. (2019). *Voltage sensitivity-based demand-side management to reduce voltage unbalance in islanded microgrids*. IET Renewable Power Generation, 13(13), 2367-2375.

Cimen, H., Dursun, E. H., & Üney, M. Ş. (2017). *ANN based On-Load Tap Changer for Distribution Network with Distributed Generation*. Journal of Communications Technology, Electronics and Computer Science, 15, 1-4. (Yüksek Lisans tezinden)

Çimen, H. ve Aydın, M., 2015, *Optimal Load Shedding Strategy for Selçuk University Power System with Distributed Generation*, Procedia-Social and Behavioral Sciences, 195, 2376-2381. (Yüksek Lisans tezinden)

Uluslararası Konferans Bildirileri (Tam Metin Basılan):

Çimen, H., Palacios-Garcia, E. J., Çetinkaya, N., Kolbæk, M., Sciumè, G., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2020, Haziran). *Generalization Capacity Analysis of Non-Intrusive Load Monitoring using Deep Learning*. IEEE 20th Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON) (pp. 216-220). IEEE.

Çimen, H., Palacios-Garcia, E. J., Çetinkaya, N., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2020, Mayıs). *A Dual-input Multi-label Classification Approach for Non-Intrusive Load Monitoring via Deep Learning*. Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference (ZINC) (pp. 259-263). IEEE.

Çimen, H., & Çetinkaya, N. (2018, Ekim). *Mitigation of Voltage Unbalance in Microgrids using Thermostatically Controlled Loads*. 2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT) (pp. 1-4). IEEE.

Çimen, H. ve Aydın, M., 2016, *Impact of Distributed Generation on Short-Circuit and Estimation of Sequence Impedances with GA*, International Conference on Electrical, Electronic & Computer Engineering Technologies (ICEECET 2016) (Yüksek Lisans tezinden)