

**T.C.
BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**MİKRO ŞEBEKELERDE ENERJİ VERİMLİLİĞİNİ ARTIRMAK
AMACIYLA ELEKTRİKSEL YÜKLERİN SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

FEYYAZ KOÇ

YENİLENEBİLİR ENERJİ SİSTEMLERİ

**TEZ DANIŞMANI
Doç. Dr. Abdulkarim KARABİBER**

BİNGÖL-2021



T.C.
BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



MİKRO ŞEBEKELERDE ENERJİ VERİMLİLİĞİNİ ARTIRMAK
AMACIYLA ELEKTRİKSEL YÜKLERİN SINIFLANDIRILMASI

Doç. Dr. Abdulkarim Karabiber danışmanlığında, Feyyaz Koç tarafından hazırlanan bu çalışma 14/07/2021 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yenilenebilir Enerji Sistemleri Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans Tezi olarak **oybirliği** ile kabul edilmiştir.

Başkan	: Dr. Öğr. Üyesi Muzaffer Aslan	İmza	:
Üye	: Dr. Öğr. Üyesi Ömer Faruk Alçın	İmza	:
Üye	: Doç. Dr. Abdulkarim Karabiber	İmza	:

Yukarıdaki sonuç;

Enstitü Yönetim Kurulunun// tarih ve/
. . nolu kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Zafer ŞİAR
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.



**REPUBLIC OF TURKEY
BİNGÖL UNIVERSITY
INSTITUTE OF SCIENCE**



**CLASSIFICATION OF ELECTRICAL LOADS TO INCREASE ENERGY
EFFICIENCY IN MICRO-GRIDS**

This dissertation, created by Feyyaz Koç under supervision of Assoc. Prof. Abdulkerim Karabiber, was accepted as a Master thesis in department Renewable Energy Systems by the following committee on 14/ 07/ 2021 with the vote unity.

Head of examining committee: Asst. Prof. Muzaffer Aslan

Signature :

Member

: Asst. Prof. Ömer Faruk Alçın

Signature :

Member

: Assoc. Prof. Abdulkerim Karabiber

Signature :

This result has been approved on / /..... with the decision of/..... by Board of Directors of the Science Institute.

**Prof. Dr. Zafer ŞİAR
Director of the institute**

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ÖNSÖZ

Tez çalışmaları süresince yardımlarını ve bilgi birikimini esirgemeyen, çalışmaların tamamlanabilmesi için gerekli desteği veren değerli hocalarım Doç. Dr. Abdulkerim KARABİBER, Dr. Öğr. Üyesi Ömer Faruk Alçın ve Arş. Gör. Hüseyin Üzen'e teşekkür ederim.

Son olarak bende büyük emekleri olan, benim için hiçbir fedakârlıktan kaçınmayan ve dualarını esirgemeyen anne ve babama, tezin hazırlanması sırasında gösterdikleri sabır, fedakârlık ve desteklerinden dolayı eşime özellikle teşekkürü bir borç bilirim.

Feyyaz KOÇ

Bingöl 2021

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	v
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	vii
TABLolar LİSTESİ.....	xi
ÖZET.....	xii
ABSTRACT.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Çalışmanın Kapsamı.....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ.....	5
2.1. Literatür Özeti.....	5
2.2. Çalışmanın Amacı.....	15
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	17
3.1. Deneysel Materyaller, Deney Düzenegi ve Verilerin Toplanması.....	17
3.1.1. Hioki Pw3198 Power Quality Analyzer.....	18
3.1.2. Elektrikli Çaydanlık (Kettle veya Su Isıtıcısı)	19
3.1.3. Ayaklı Vantilatör.....	19
3.1.4. Dizüstü Bilgisayar.....	20
3.1.5. Yazıcı.....	21
3.1.6. Monitör.....	21
3.2. Veri Madenciliği, Makine Öğrenmesi ve Sınıflandırma.....	21
3.2.1. k-Katlı Çapraz Doğrulama (k-Fold Cross Validation)	23
3.2.2. Destek Vektör Makinaları Algoritması.....	24
3.2.2.1. Doğrusal Destek Vektör Makinaları.....	25

3.2.2.2. Kuadratik Destek Vektör Makinaları.....	25
3.2.3. Kolektif Öğrenme (Ensemble Learning)	25
3.2.4. Karar Ağaçları (Decision Trees)	26
2.3. Özellik Seçimi ve Özellik Çıkarma.....	26
3.3.1. Yerel İkili Örüntü.....	28
3.3.2. Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntü.....	28
4. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	30
4.1. Her Bir Sınıfa Ait Aktif ve Reaktif Güç Tüketim Sinyalleri.....	30
4.2. Doğrusal Destek Vektör Makineleri Sınıflandırma Tahmin Sonuçları.....	70
4.2.1. Her Sınıfın Doğrusal DVM Tahmin Sonucu.....	77
4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	89
KAYNAKLAR.....	90
EKLER.....	94
ÖZGEÇMİŞ.....	100

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

CO ₂	: Karbondioksit
GSYİH	: Gayri Safı Yurt İçi Hasıla
MtCO ₂	: Metrik ton Karbondioksit
DVM	: Destek Vektör Makinesi
IoT	: Eşyaların İnterneti
Ar-Ge	: Araştırma ve Geliştirme
OECD	: Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı
MTOE	: Milyon Ton Petrol Eşdeğeri
DVR	: Destek Vektör Regresyonu
PSO	: Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
YSA	: Yapay Sinir Ağları
GWh	: Giga Watt Saat
EEG	: Elektroensefalografi
GSEM	: Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi
Z-F	: Zaman-Frekans
FV	: Fisher Vektörü
ELM	: Aşırı Makine Öğrenmesi
EEYS	: Ev Enerji Yönetim Sistemi
KNN	: K-En Yakın Komşu
MQTT	: Message Queuing Telemetry Aktarımı
RMS	: Kare Kök Ortalama
HMM	: Gizli Markov Modeli
FHMM	: Faktöriyel Gizli Markov Modeli
AC	: Alternatif Akım
IEC61000-4-30	: Uluslararası Elektroteknik Komisyonu 61000-4-30
CAT IV	: Kategori IV

kHz	: kilo Hertz
3P4W	: 3 Faz 4 Tel
LAN	: Yerel Alan Ağı
USB	: Evrensel Seri Taban
SD	: Dijital Güvenlik
GPS	: Küresel Konumlandırma Sistemi
YİÖ	: Yerel İkili Örüntü
VAR	: Volt-Amper-Reaktif
1Bb-YİÖ	: 1 Boyutlu Yerel İkili Örüntü
Σ	: N-Dizi Toplamı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1.	Deney düzeneği ve laptoptan ölçüm alınımının bir örneği.....	18
Şekil 3.2.	PW3198 Power Quality Analyzer.....	19
Şekil 3.3.	$k=5$ için çapraz doğrulama örneği.....	24
Şekil 3.4.	3x3 piksel görüntü için yerel ikili örüntü kodlaması.....	28
Şekil 3.5.	Bir boyutlu yerel ikili örüntü pencere yapısı.....	29
Şekil 3.6.	Örnek bir sinyal için bir boyutlu YİÖ kodlaması.....	29
Şekil 4.1.	Ayaklı vantilatöre ait a. Aktif güç tüketimi sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali.....	31
Şekil 4.2.	Elektrikli çaydanlığa ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali.....	32
Şekil 4.3.	Dizüstü Bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali.....	33
Şekil 4.4.	Monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali.....	34
Şekil 4.5.	Yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali.....	35
Şekil 4.6.	Ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığa ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	36
Şekil 4.7.	Ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri, c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	37
Şekil 4.8.	Ayaklı vantilatör ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	39

Şekil 4.9.	Ayaklı vantilatör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif tüketim güç sinyalleri	40
Şekil 4.10.	Elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	41
Şekil 4.11.	Elektrikli çaydanlık ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	43
Şekil 4.12.	Elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	44
Şekil 4.13.	Dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumun oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	45
Şekil 4.14.	Dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	47
Şekil 4.15.	Monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	48
Şekil 4.16.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	49
Şekil 4.17.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri ve b. Reaktif güç tüketim sinyalleri, c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	51
Şekil 4.18.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	52

Şekil 4.19.	Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	53
Şekil 4.20.	Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	55
Şekil 4.21.	Ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç sinyalleri, b. Reaktif güç sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç sinyalleri.....	56
Şekil 4.22.	Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	58
Şekil 4.23.	Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	59
Şekil 4.24.	Elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	60
Şekil 4.25.	Dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	62
Şekil 4.26.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	63
Şekil 4.27.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	64
Şekil 4.28.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.	66

Şekil 4.29.	Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.	67
Şekil 4.30.	Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	68
Şekil 4.31.	Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri.....	70
Şekil 4.32.	Sınıfları temsil eden karakterler ve renkler.....	73
Şekil 4.33.	465 sinyalin orijinal sınıfları.....	75
Şekil 4.34.	Doğru tahmin edilen sinyal örnekleri.....	75
Şekil 4.35.	Yanlış tahmin edilen sinyal örnekleri.....	76
Şekil 4.36.	Doğrusal DVM Sınıflandırmasına ait karmaşık matrisi.....	76
Şekil 4.37.	Beş cihazın ayrı olarak çalıştırılması durumunda oluşan 5 adet sınıfın tahmin sonuçları.....	78
Şekil 4.38.	Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın ikili varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları.....	80
Şekil 4.39.	Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın üçlü varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları.....	83
Şekil 4.40.	Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın dörtlü varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları.....	85
Şekil 4.41.	Beş cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıf.....	86

TABLolar LİSTESİ

Tablo 4.1.	Özellik matrisinden 5 adet sinyale ait veriler.....	72
Tablo 4.2.	En iyi sonucu veren beş sınıflandırıcıya ait bazı sonuçlar.....	87
Tablo 4.3.	Sinyal süresine göre en yüksek doğruluk oranını veren sınıflandırıcılar...	88

MİKRO ŞEBEKELERDE ENERJİ VERİMLİLİĞİNİ ARTIRMAK AMACIYLA ELEKTRİKSEL YÜKLERİN SINIFLANDIRILMASI

ÖZET

Gelişen teknoloji ve artan küresel nüfusa bağlı olarak enerji, hayatın her alanında temel ihtiyaç haline gelmiştir. İnsanoğlunun enerjiyi kullanırken yaptığı tercihler hem çevreyi hem de canlıların yaşamını etkileyecek kadar önemlidir. Prizde bırakılan telefon şarj cihazı, tasarruf özelliği olmayan lambaların ve elektronik aletlerin kullanım tercihi, hatta açık bırakılan buzdolabı kapısı bile gereksiz elektrik tüketimine sebebiyet verdiğinden dünyanın doğal dengesinin bozulmasına neden olmaktadır. Gereksiz enerji sarfiyatı, başta iklim değişimi olmak üzere küresel ısınma ve toprağın verimsizleşmesi gibi pek çok sorunu beraberinde getirmektedir. Çevreye zararlı enerji üretimini azaltmak için sürdürülebilir ve yenilenebilir enerji kaynaklarının yanında enerji tasarrufu da önemli bir rol oynamaktadır. Enerji verimliliği, aynı işlevi yerine getirmek için daha az enerji gerektiren yöntem ve tekniklerin kullanılmasıdır. Bu tanımdan yola çıkarak denilebilir ki enerji verimliliği ve enerji tasarrufu kavramları arasında sıkı bir bağ vardır. Bina sakinlerinin enerjiyi verimli kullanmaları ve enerjide tasarruf yapmaları için, evlerde ve ofislerde sıklıkla kullanılan cihazları yakından tanımaları gerekmektedir. Güç tüketim karakteristiği tespit edilen tüketim cihazlarında enerji yönetimi kolaylaşmaktadır.

Bu çalışmada, elektrik enerjisinin daha verimli kullanılabilmesi için evlerde ve ofislerde sıklıkla kullanılan 5 adet elektrikli cihaz seçilip tüketim karakteristiklerine göre sınıflandırılmıştır. Deneysel çalışmalarda, tüketim tarafında yer alan vantilatör, elektrikli çaydanlık, monitör, dizüstü bilgisayar ve yazıcının aktif ve reaktif güç tüketimleri ile akım ve gerilim harmonikleri referans alınmıştır. Ölçüm aleti olarak Hioki PW3198 güç analizörü kullanılmış ve her bir cihazdan 15 adet sinyal örneği alınmıştır. Seçilen beş cihazın farklı çalışma varyasyonları göz önüne alınarak otuz bir adet sınıf belirlenmiştir. Her sınıfta 15 adet sinyal olmak üzere toplamda 465 sinyal örneği elde edilmiştir. Özellik matrisi çıkarımında aritmetik ortalama, ortanca değer ve standart sapma fonksiyonları ile bir boyutlu yerel ikili örüntü tekniği kullanılmıştır. Sınıflandırma için son zamanlarda yaygın olarak kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları karşılaştırılmış ve en iyi sonuçları veren beş algoritmanın performansı analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre %83,4 doğruluk oranı ile en yüksek doğruluk oranını veren doğrusal destek vektör makineleri yöntemi olmuştur. Öbür taraftan doğrusal destek vektör makineleri tekniği 52,88 saniyelik süre ile sınıflandırmayı en kısa sürede tamamlayan ikinci algoritma olmuştur.

Anahtar Kelimeler: Elektrikli ev aletleri, enerji yönetimi, makine öğrenmesi, sınıflandırma, destek vektör makineleri.

CLASSIFICATION OF ELECTRICAL LOADS TO INCREASE ENERGY EFFICIENCY IN MICRO-GRIDS

ABSTRACT

Depending on the developing technology and the increasing global population, energy has become a basic need in all areas of life. The choices made by human beings when using energy are so important that they affect both the environment and the life of living things. The phone charger left in the socket, the preference of using lamps and electronic devices that do not have a saving feature, and even the refrigerator door left open cause unnecessary electricity consumption and cause the natural balance of the world to deteriorate. Unnecessary energy consumption brings with it many problems such as climate change, global warming and infertility of the soil. In addition to sustainable and renewable energy sources, energy saving also plays an important role in reducing environmentally harmful energy production. Energy efficiency is the use of methods and techniques that require less energy to perform the same function. Based on this definition, it can be said that there is a close connection between the concepts of energy efficiency and energy saving. In order for the building occupants to use energy efficiently and to save energy, they should be familiar with the devices that are frequently used in homes and offices. Energy management is facilitated in consumption devices whose power consumption characteristics are determined.

In this study, 5 electrical devices that are frequently used in homes and offices are selected and classified according to their consumption characteristics in order to use electrical energy more efficiently. In the experimental studies, active and reactive power consumptions and current and voltage harmonics of the fan, electric teapot, monitor, laptop computer and printer on the consumption side were taken as reference. Hioki PW3198 power analyzer was used as the measuring instrument and 15 signal samples were taken from each device. Thirty-one classes were determined by considering the different operating variations of the five selected devices. A total of 465 signal samples were obtained. In the feature matrix extraction, arithmetic mean, median value and standard deviation functions and one-dimensional local binary pattern technique were used. Recently widely used machine learning algorithms for classification were compared and the performance of the five algorithms that gave the best results were analyzed. According to the results obtained, the linear support vector machine method gave the highest accuracy rate with 83.4% accuracy. The support vector machine technique was the second algorithm to complete the classification in the shortest time with a time of 52.88 seconds.

Keywords: Electrical appliances, energy management, machine learning, classification, support vector machines.

1. GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Kapsamı

İnsanoğlu, varoluşundan beri enerjiye ihtiyaç duymuş ve bu ihtiyaç günümüze kadar artarak devam etmektedir. Başlangıçta enerji, sadece ısınma için kullanılırken zaman geçtikçe enerjiye mekanik ve ardından elektriksel olarak bir talep oluşmuştur (Doğanay and Coşkun 2017). Hayati öneme sahip olan enerjinin avantajları yanında dezavantajları da vardır ve bunlardan en önemli olanı sınırlı kaynağa sahip olmasıdır. Yapılan hesaplamalara göre 2030 yılında küresel kaynak tüketiminin küresel arzı aşmaya başlayacağı belirtilmektedir (Vance, Eason, and Cabezas 2015). Petrol ve kömür ürünleri kullanılarak enerji üretmenin önemli diğer bir dezavantajı, doğal dengenin bozulması ve bundan dolayı insan ve diğer canlıların sağlıklarının önemli ölçüde tehdit altında olmasıdır.

Benjamin Franklin'in yıldırımın elektrik olduğunu kanıtlamak için uçurtma kullandığı 1752'den bu yana elektriğin ilkeleri yavaş yavaş anlaşılmaya başlanmıştır (Mary Bellis 2018). 1800'lerin ikinci yarısında elektrik ampulünün icadıyla insanoğlunun hayatı önemli ölçüde değişmiştir. 1879'dan önce, dış aydınlatma için ark ışıklarında elektrik kullanılırken ampulün icadıyla elektrik, aydınlatmayı iç mekân yani evlere getirmede kullanılmıştır. Bilimsel ve teknolojik buluşlarla evlere hem ışık hem de ısı kaynağı olan elektrik, diğer yandan bilimin ve teknolojinin gelişmesinde önemli rol oynamıştır. Uzay teknolojileri, otomotiv sektörü, bilişim teknolojileri vb. nice alanlar elektriğin buluşundan sonra oluşmuştur. Dünyada, elektrik tüketimi ülkelerin gelişmişlik düzeyini ölçen en önemli parametrelerden biri haline gelmiştir.

Enerji kullanımı ve çeşitliliği, akademik alanlardaki gelişmelerle birlikte devamlı bir şekilde ilerleme sağlamaktadır. Mikro şebekeler bu ilerlemenin yoğun olarak yaşandığı alanların başında gelmektedir. Dünya genelinde, gelişmiş ülkelerde mikro

şebeke girişimleri etkin bir şekilde uygulanmış olup çoğu gelişmekte olan ülkede ise buna yönelik girişimler aktif bir şekilde devam etmektedir. Güneş, rüzgâr, jeotermal, küçük hidroelektrik santralleri, biyogaz ve biyokütle gibi yenilenebilir enerji kaynaklarını kapsayan mikro şebekeler; ana şebekeye entegre ya da bağımsız olarak işletilebilen küçük ölçekli enerji şebekeleridir. Mikro şebekeler; dağıtılmış kaynakları, aktif insan müdahalesi olmadan otomatik bir şekilde kullanma ve uyumlaştırma yeteneklerine sahiptir (Agrawal et al. 2020). En önemli avantajlarından biri tüketime en yakın noktada enerji üretimi sağlamasıdır. Bu özelliği ile şebekenin olmadığı yerlerde enerji arzı sağlar. Bunlara ek olarak bölgeler arası iletim kayıplarını azaltmak, hizmet kalitesini artırmak mikro şebekelerin önemli avantajları arasında yer alır. Öbür taraftan her alanda olduğu gibi mikro şebeke alanında da çeşitli sorunlar mevcuttur. Bu sorunların başında düşük verimlilik gelmektedir. Bu sorunların çözüm için çeşitli alanlarda çalışmalar yapılmaktadır. Enerji dönüşüm ve kullanım verimliliğini artırmak amacıyla gerçekleştirilen çalışmaların bir kısmında veri madenciliği yöntemleri kullanılmaktadır.

Veri madenciliği kavramı, bilim ve teknoloji dünyasının vazgeçilmez unsurlarından biri olmuştur. Ham veriler, çoğu zaman gigabayt hatta terabayt boyutunda olduklarından oldukça fazla dijital yer kaplarlar. Bu devasa ham veriler genelde çöp yığını gibi düzensiz bir halde bulunurlar. Başta teknoloji şirketleri olmak üzere kurum ve kuruluşlar kendilerine lazım ve yararlı olan verileri elde etmek için çeşitli uğraşlar vermektedirler. Oldukça zahmetli olan bu uğraşlara veri madenciliği denir. Veri madenciliği; farklı makine öğrenimi, veri tabanı manipülasyonları ve istatistik yöntemlerinin bir bileşimini kullanarak büyük veri kümelerindeki kalıpları bulmak için kullanılır (Thakkar et al. 2021). Kişisel bilgilere göre sunulan hizmet anlayışının hemen hemen her sektördeki firmaların ortak paydası haline gelmesi, verilerin doğru elde edilmesi ve işlenmesi zorunluluğunu da beraberinde getirmiştir. Örneğin, kişisel telefonlarda ayakkabı araması yaptıktan sonra girilen internet sitelerindeki reklamlarda bu durum ayakkabı reklamlarının öne çıkmasına neden olabilir, hatta bazı ayakkabı firmalarından kısa mesajlar dahi alınabilir. Araştırmalar, teknoloji uzmanlığı seviyesinin artık verileri doğru kullanma ve işleme becerisiyle orantılı olacağını göstermektedir (<https://vizyonergenc.com/icerik/5temelsoru-daveri-madenciligi-data-mining-nedir>).

Bilim ve teknoloji, uygulamaya yönelik faydalı verilerin analiz edilmesi ile ilerlemesini sağlamaktadır. Zamanla sektöre göre veriler, mekâna göre veriler vb. gibi alanlara bağlı

veri türleri oluşmuştur. Bu alanlardan birisi konutların tükettiği enerji miktarının dünyadaki payı ve konutların çevreye olan etkilerinin verileridir. İş yerleri ve insanların ikamet için kullandığı meskenlerin enerji tüketim verileri, araştırmacıların dikkatini çekmektedir. Yapılan araştırmalar, Dünya'nın toplam enerji tüketiminin yaklaşık %40'ını, stratosferdeki ozon tabakasında azalmaya neden olan kimyasalların %50'sini ofis ve konutların tükettiği enerjinin sebep olduğunu göstermektedir (Kıncay 2018).

Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelere benzer şekilde Türkiye'de de tüketilen toplam enerjinin önemli bir bölümü, tüketici konforunu sağlamak amacıyla ısıtma, soğutma, havalandırma ve aydınlatmada kullanılmaktadır. İnsanoğlunun inşa ettiği bina sayısı ve çeşitliliği sürekli bir şekilde artmaktadır. Bu artış enerji tüketiminde artışı da beraberinde getirmektedir. Gerek binaların yapımında gerekse binalarda hayat sürdürülürken günden güne artan enerji kullanımı ile çevreye verilen zarar da durmaksızın artmaktadır. Bu durum, kaynakları kısıtlı olan enerjinin binalarda müsrif bir şekilde kullanılamayacağını ve tasarruf edilmesi gerektiğinin önemini göstermektedir. Bu amaca yönelik yapılan bir çalışmada; konut, okul, hastane, ofis, işyeri, tiyatro vb. yerlerde binaya uygun enerji yönetim tasarımlarının yapılması ile önemli oranlarda tasarruf sağlanabileceği gösterilmektedir (Küçükalyalı 2005).

Verilerin elde edilmesi kadar verilerin doğru işlenmesi de önemlidir. Bu önemden ötürü veri ön işleme ve veri işleme gibi bilim alanları oluşmuştur. Verilerin işlenmesine yönelik çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden birisi makine öğrenmesidir. Makine öğrenmesi yöntemleri verileri analiz ederek benzer durumlar için çözümler üretmektedir. Makine öğrenmesi, muazzam gelişmelere gebe bir alandır. Makine öğrenmesinin temel kavramlarından biri olan sınıflandırma kavramı, veri madenciliğinde kullanılan metotlardan biridir. Sınıflandırma, bir veri kümesinde tanımlanmış olan çeşitli sınıflar arasındaki veriyi dağıtma işlemidir. Sınıflandırma algoritması, verilen eğitim kümesinden verilerin dağılım şeklini öğrenir. Daha sonra bu algoritma, sınıfı belli olmayan test verileri geldiğinde bu verileri doğru şekilde sınıflandırmaya çalışır. Bir veri kümesinde yapılan bu sınıfları belirten değerlere etiket ismi verilir. Sonraki verilerin eğitimi ve testi sırasında verinin sınıfının belirlenmesi için bu etiketler kullanılır.

Bu çalışma beş ana bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünde, mikro şebekelerin avantajları ve sınıflandırmanın temeli hakkında kısa bilgiler verilmiştir. Kaynak özetleri

bölümünde literatür özeti, çalışmanın amacı ve gelecek çalışmalara katkısına da yer verilmiştir. Materyal ve yöntem bölümünde; deney düzeneği, verilerin toplanması, makine öğrenmesi ve sınıflandırma algoritmaları hakkında bilgiler sunulmuştur. Bulguları ve tartışma bölümünde, seçilen beş cihazın ayrı ayrı ve beraber çalışma varyasyonlarına ait sinyaller görselleştirilmiş ve sınıflandırma sonuçları analiz edilmiştir. Son olarak sonuçlar ve öneriler bölümünde, bu çalışmada elde edilen sonuçlar değerlendirilmiş ve sonraki çalışmalar için yapılabilecek uygulamalar hakkında bilgiler verilmiştir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

2.1. Literatür Özeti

Enerji maliyetinin düşürülmesi ve verimli kullanılması bilim dünyasının temel hedeflerindendir. Ofislerde ve evlerde kullanım sıklığı yüksek olan elektrikli cihazların tanınması bu hedeflerin gerçekleştirilmesi için oldukça önemlidir. Enerji verimliliği ve elektrikli cihazların harcadıkları güçlerin karakteristik yapısı kullanılarak yapılan sınıflandırmalar ile ilgili literatürde birçok çalışmanın yapıldığı görülmektedir. (Özgür Kayın 2019)'da yaptığı çalışmada; enerji kaynaklarının tüketiminde ve zararlı gazların emisyonlarında binaların yüksek payını göz önünde bulundurarak gelecek nesillerin sağlıklı bir dünyada yaşamlarını devam ettirebilmeleri için çevre dostu yeşil binaların büyük önem taşıdığını vurgulamıştır. Özgür Kayın'ın bu çalışmasında Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi Çorlu Mühendislik Fakültesi ek derslik binasının enerji performansı analizi, Design Builder ve Energy Plus benzetim programları kullanılarak yapılmıştır. Bina, yenilenebilir enerji kullanım tasarımı ve bazı iyileştirme önerileri ile modellenmiş ve binanın enerji performansını değerlendirmek için karşılaştırmalar yapılmıştır. Karşılaştırmalar; toplam enerji tüketimi, yıllık enerji maliyeti ve CO₂ salınımı konularında yapılmıştır. Yenilenebilir enerji kullanılarak ek derslik binasının tasarımı sonucunda; fotovoltaik panel kullanımı ile toplam enerji tüketiminin %33, yıllık enerji maliyetinin %45 ve yıllık CO₂ emisyon miktarının %37 azaldığı görülmüştür. Öbür taraftan toprak kaynaklı ısı pompası kullanımı ile toplam enerji tüketiminin yaklaşık %29, yıllık enerji maliyetinin %4,4 ve yıllık CO₂ emisyon miktarının %33 oranında azaldığı tespit edilmiştir. Bir diğer sonuç ise bina bileşenlerinin iyileştirilmesi ile olmuştur. Bu iyileştirilme ile toplam enerji tüketiminin yaklaşık %26, yıllık enerji maliyetinin %31 ve yıllık CO₂ emisyon miktarının ise %30 oranında azaltılabildiği tespit edilmiştir. Çalışma sonucunda ilave derslik binasının hem elektrik tüketiminde hem de doğalgaz tüketiminde kayda değer miktarda tasarruf potansiyelini barındırdığı ve yenilenebilir enerji kaynakları tüketimi ile ek derslik binasının toplam enerji tüketim, yıllık enerji maliyet ve yıllık CO₂ emisyon

miktarlarının yüksek oranlarda azaltılabildiği tespit edilmiştir. Enerjinin tüketildiği alanlar büyük bir çeşitlilik göstermektedir. Bütün bu alanlarda enerjiyi en verimli şekilde kullanmak temel hedef olup bunun için çalışmalar yapılmaktadır. Bu alanların hiçbirinde enerjiyi yüzde yüz verimle kullanamamak hayatın bir gerçekliğidir. Arzu edilmeyen yollarla harcanan enerjiye kayıp enerji denilmektedir. Enerjinin bu şekilde tüketildiği yollardan birisi sürtünme ve aşınmalardır. Bu alanı inceleyen bilim dalı triboloji olarak adlandırılır. Diğer alanlarda olduğu gibi bu alanda da çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan birisi Holmberg ve Erdemir tarafından yapılmıştır. (Holmberg and Erdemir 2017) çalışmalarında; sürtünme ve aşınmanın enerji tüketimi, ekonomik harcamalar ve CO2 emisyonları üzerindeki etkisinin hesaplamalarını küresel ölçekte sunmuşlardır. Bu etki çalışması, yoğun olarak enerji tüketen ulaşım, imalat, enerji üretimi ve konut olmak üzere dört ana sektörü kapsamaktadır. Holmberg ve Erdemir'in önceden yaptıkları ve binek otomobiller, kamyonlar ve otobüsler; kağıt makineleri ve madencilik sektörü hakkında yayınlanan dört vaka çalışması, mevcut analizlerine referans veri olarak detaylı hesaplamalara dahil edilmiştir. Yapılan bu çalışmada aşağıda sıralanan sonuçlar elde edilmiştir:

- Dünyanın toplam enerji tüketiminin yaklaşık %23'ü tribolojik temaslardan kaynaklanmaktadır. Bunun %20'si sürtünmenin üstesinden gelmek için kullanılırken %3'ü ise aşınma ve aşınmayla ilgili arızalar nedeniyle aşınmış parçaları ve yedek ekipmanları yeniden üretmek için kullanılmaktadır.
- Dünya çapında araçlarda, makinelerde ve diğer ekipmanlarda sürtünme azaltma ve aşınma koruması için yeni yüzey malzemeler ve yağlama teknolojilerinden yararlanılarak sürtünme ve aşınmaya bağlı enerji kayıpları uzun vadede (15 yıl) potansiyel olarak %40 oranında azaltılabilirken kısa vadede (8 yıl) ise %18 oranında azaltılabilir. Küresel ölçekte, bu tasarruflar yıllık GSYİH'nin %1,4'ü ve uzun vadede toplam enerji tüketiminin %8,7'si olacaktır.
- Kısa vadeli en yüksek enerji tasarrufu ulaşımda (%25) ve elektrik üretiminde (%20) öngörülürken, imalat ve konut sektörlerindeki potansiyel tasarrufların yaklaşık %10 olacağı tahmin edilmektedir. Daha uzun vadede enerji tasarrufu bu dört sektörde sırasıyla %55, %40, %25 ve %20 olacaktır.
- Gelişmiş tribolojik teknolojik çalışmaların sayesinde CO2 emisyonlarını küresel ölçekte 1.460 MtCO2 eş değeri kadar azaltılabilir ve kısa vadede 450 milyon Euro

maliyet tasarrufu sağlanabilir. Öbür taraftan daha uzun vadede ise CO2 emisyonlarında azalma 3.140 MtCO2 eş değeri ve maliyet tasarrufu 970 milyon Euro civarında olabileceği öngörülmüştür.

Enerji yönetimi modern dünyanın kritik meselelerinden birisidir. Bilimsel teknolojilerin gelişmesiyle birlikte, enerji kullanımının ve bunu akıllı bir şekilde azaltmanın yollarının küresel olarak bireylere şeffaf hale getirilmesi gerekmektedir. Bu, bireyleri yakın gelecekte enerji bilincine sahip bir toplum oluşturmaya dönüştürür. Teknolojinin her bireyi günlük güç tüketimi hakkında akıllı cihazlar aracılığıyla güncellemesi mümkündür. Enerjiyi efektif kullanabilen yani enerji kaybını minimize edip verimliliğini maksimize eden toplumlar, gelişmiş toplum kategorisinde yer almaktadırlar. Daha kapsamlı alanda olabileceği gibi yerel düzeyde de enerji yönetimi yapılabilmektedir. Yerel konutların enerji yönetiminde farkındalığın oluşturulması, kümülatif olarak %20 enerji tasarrufuna yol açmaktadır (D'Alessandro et al. 2014). Yerel düzeyde enerji yönetimi gerçekleştirilmede öz disiplin, enerji krizi ve iklim değişimi sorunlarının çözümü için her bireyin doğasında bulunması beklenen özelliklerden birisidir. Bu bağlamda, enerji yönetiminin evden başlaması gerektiği düşünülerek makine öğrenimine dayalı konut enerji yönetim sistemi geliştirilmiştir. “Enerji Yönetimi Evden Başlamalı” ilkesine bağlı olarak (Krishna Prakash and Prasanna Vadana 2018) çalışmalarında, şebekeden gelen güç tüketimini azaltan Konut Enerji Yönetim Sistemi’ni önermişlerdir. Bu sistem şebeke ve yenilenebilir enerjili yerel depolama arasında yükleri etkin bir şekilde değiştirerek şebekeden gelen güç tüketimini azaltmaktadır. Krishna Prakash ve Prasanna Vadana’nın çalışmalarında kontrol otomasyonu, insan benzeri kararlar önermek için yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmada elde edilen sonuçlar ve öneriler şunlardır:

- Karar vermede kullanılan durum parametreleri konut enerji yönetim sistemi işlevselliğini genelleştirmektedir. Bu yüzden bu parametreler küresel olarak kullanılabilir.
- Konut enerji yönetim sistemini otomatikleştirmek için kullanılan algoritmalarından destek vektör makineleri, yapay sinir ağlarına göre daha üstün başarımlar göstermiştir.
- Seçilen Destek Vektör Makinesi modeli, bir donanım platformunda uygulanabilir ve geliştirilen sonuçların doğrulanması için yerel bir öncülün prototip modeli üzerinde test edilebilir.

- Konut enerji yönetim sistemi, her eve kurulduğunda kümülatif olarak eski şebeke üzerindeki yükte önemli bir azalma ve yenilenebilir enerji kaynaklarının küçük ölçekli penetrasyonunda iyileşme gösterir.

Akıllı şehirler akademi dünyasının hedefleri arasındaki yerini çoktan almıştır. Kamu sektörünün enerji verimliliği, akıllı şehirler bağlamında önemli bir konudur. Eğitim, sağlık, bakanlıklar vd. kamu kurumları binalarının kullanım sıklığı yüksek olduğundan binalar arasında en yoğun enerji tüketimlerine sahip yerlerdir. Akıllı şehirler alanında enerji verimliliği sorununa yönelik çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Bunlardan birisi kamu sektörünün enerji verimliliğini yönetmeyi amaçlayan makine öğrenimi tabanlı sistemlerdir. (Zekić-Sušac, Mitrović, and Has 2020) çalışmalarında, akıllı şehir konseptinin önemli bir parçası olarak kamu sektörünün enerji verimliliğini yönetmek için büyük veri platformunun ve makine öğreniminin akıllı bir sisteme nasıl dahil edileceği sorusuna cevap vermeyi amaç haline getirip çalışmalarında şu hususları öne çıkarmışlardır:

- Veri toplamak ve işlemek için eşyaların interneti (IoT) ağı, Büyük Veri toplama (Big Data collection) ve makine öğrenimi yöntemleri kullanılmıştır.
- Derin sinir ağları ve ağaç bölümlenme yöntemleri, enerji tüketimini tahmin etme ve anahtar kestiricileri (predictors) belirleme potansiyelini göstermişlerdir.
- Çalışmada kamu sektöründe enerji yönetimi için akıllı bir sistemin mimarisi önerilmiştir.
- Sistem, artan enerji verimliliği ve azaltılmış maliyet şeklinde ölçülebilir faydalar sağlar.
- Önerilen sistem mimarisi, yeniden yapılanma ölçümlerine yatırım kararlarını desteklemek için kamu sektörü iş zekâsı sistemlerinde kullanılabilir.

Elektrik enerjisine olan ihtiyacın hem hayati olması hem de büyük oranda artış göstermesi çeşitli endişelere sebebiyet vermektedir. Güvenilirlik, ucuzluk ve çevre dostu olma bu endişelerin başında gelir. Fotovoltaik güç sistemleri bu endişelere kısmen de olsa çare olma umudu taşıyan alternatiflerden birisi olmayı başarmıştır. Bu sistemlerin etkin kullanılabilmesi için hem optimal yerlere hem de optimal açığı alacak şekilde kurulmaları gerekmektedir. Güneş santrallerin tesis ediliş yerinin seçimi için fizibilite çalışmalarının yapılması ve bu sistemlerin elde edilen analiz sonuçlarına göre tasarlanması, yapılacak yatırımların maliyet/fayda oranının belirlenmesi açısından önemli bir adımı teşkil

etmektedir. Kurulması planlanan güneş santrallerin üretim kapasitesini tahmin etmek, makine öğrenmesi modelleri ile mümkündür (UĞUZ, ÇAĞLAYAN, and ORAL 2019). Bu amaca yönelik ilgili yazarlar, çalışmalarında güneş sistemleri için güneş radyasyonunu tahmin etmede yapay sinir ağları, çoklu doğrusal regresyon ve k-en yakın komşu regresyon algoritmalarını kullanmış ve ümit verici sonuçlar elde etmişlerdir. Bu üç algoritmanın performansının analizinde bir takım ampirik değerlendirilme yapılmıştır. Veri seti; bu değerlendirmeler için python kütüphanelerinde ve makine öğrenimi uygulamaları için geliştirilen scikit-learn kütüphanesinde test edilmiştir. Yazarlar, çalışmalarına girdi olarak yedi adet bağımsız değişken kullanmışlardır. Yapay zekanın bir alt dalı olan makine öğrenimine dayalı tahmin algoritmalarının çalıştırılmasından çıkan sonuca göre, fotovoltaiik pillerin ürettiği elektrik enerjisi gücünün tahmin edildiği gösterilmiştir.

Araştırma ve geliştirme veya kısaca Ar-Ge OECD tarafından, "bilgi dağarcığını artırmak amacıyla sistematik olarak sürdürülen yaratıcı çalışma ve bu bilginin yeni uygulamalar yaratmak için kullanılması" olarak tanımlanmıştır (Vikipedi Özgür Ansiklopedi n.d.). Gerek kamu kurumları gerekse özel şirketler bu alana ciddi kaynak ayırmaktadırlar. Bu alanla ilgili (J. Huang et al. 2021) çalışmalarında enerji tasarrufu sağlayan Ar-Ge'nin, Çin'in enerji tüketimi üzerindeki etkisinin değerlendirmesini yapmışlardır. British Petroleum Statistical Review 2019'a göre, Çin'in enerji tüketimi 2000'de 1010.9 milyon ton petrol eşdeğeri (MTOE) iken 2016'da 3047,1 MTOE'ye yükselmiş olup bu da yıllık ortalama %7,1 büyüme oranına denk gelmektedir. 2012'de Çin, dünyanın en büyük enerji tüketicisi haline gelmiş ve küresel enerji tüketiminin %22,3'ünü oluşturmuştur. Dünyada gelişmekte olan ülkelerin başında gelen Çin'de artan enerji talebi ciddi bir endişe kaynağı haline gelmiştir. Ekonomisindeki hızlı gelişme ile Çin'in enerji tüketiminin daha da artması doğal olarak beklenmektedir. Bu gerçeklerden yola çıkarak yapılan bu ampirik çalışmada yazarlar, enerji tasarrufunu sağlamaya yönelik Ar-Ge faaliyetlerinin Çin'in enerji talebindeki rolünü, bunları üstlenenlere ve araştırmanın amaçlarına göre sınıflandırarak analiz etmek için mekânsal dinamik panel modelini kullanmışlardır. 2000–2016 döneminde Çin'in eyalet veri setine dayanan ampirik kanıtlar, enerji tasarrufu sağlamaya yönelik Ar-Ge'nin enerji talebini etkilemede olumlu bir rol oynamadığını göstermiştir. Diğer taraftan, işletmelerin kamu hizmetlerini takip etmek amacıyla yürüttüğü enerji tasarrufu sağlamaya yönelik Ar-Ge hem doğrudan hem de dolaylı kanallar aracılığıyla enerji talebinin azaltılmasına olumlu etki yapmıştır. Çin hükümeti

enerji azaltımını uygulamakla ekonomik büyümeyi sürdürmek arasında bir ikilemle karşı karşıya kalmıştır. Bu çalışmada ampirik kanıtlara dayanarak, Çin'in enerji talebini etkili bir şekilde kontrol etmesi için bazı iç görülü politika sonuçları sunulmuştur.

Vikipedi Özgür Ansiklopedi tarafında empati, eşduyum ya da duygudaşlık, bir başkasının duygularını, içinde bulunduğu durum ya da davranışlarındaki motivasyonu anlamak ve içselleştirmek diye tanımlanmıştır. Tanımından yola çıkarak empatinin duygular arasında varlığı pozitif olanlardan birisidir denilebilir. Duygular, bilimin ilgisini çekmiş olup bu alanda devasa çalışmalar yapılmıştır. Empati duygusu geliştirilerek birçok olumlu ilerleme sağlanabilir. Bu gelişmeler bilimsel yöntemler kullanılarak tespit edilebilir ve kamuoyunun faydasına sunulabilir. Bu hakikatlerden yola çıkarak denilebilir ki enerji tasarrufu sağlamanın yollarından biri, insanların empati kurma düzeyini artırmaktır. (Sharma and Christopoulos 2021) çalışması, Singapur'da yapılmış ve bu hakikatin ispatına yöneliktir. Mali ve yasal faktörlerin enerji tasarrufu kararları üzerindeki etkisinin iyice toplumun bilincine yerleştiğini belirten bu çalışmada; tüketicilerin, enerji tasarrufu davranışlarının başkaları üzerindeki sonuçlarını takdir etmek zorunda kaldıklarında motive olabildikleri gösterilmiştir. Diğer sakinlerin ihtiyaçları ile bir alanda enerji kullanımını dengelemeyi gerektiren gerçekçi karar verme senaryolarını içeren üç deneysel çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmadan çıkan sonuçlar, mali ve yasal nedenlerin ötesinde, başkalarının refahını dikkate alma ve buna göre hareket etme kapasitesinin, iş arkadaşlarının ve ailenin rahatı pahasına bile olsa enerji tasarrufu davranışını tetikleyebileceğini vurgulanmış ve bu durumun mevcut enerji tasarrufu davranış modellerini iyileştirdiğini göstermiştir.

Uzun vadeli elektrik pik yükü ve enerji talebi verileri, verileri doğru tahmin etmekle ilgilenen makine öğrenmesi algoritmalarının veri setine kaynaklık teşkil edebilirler. Yük tahmini, güç sistemi genişletme planlaması ve işletimi için gerekli temel çalışmalardan biridir. (Kazemzadeh, Amjadian, and Amraee 2020) çalışmalarında yıllık en yüksek yük ve enerji talebi verilerinde doğrusal olmayan ve karmaşık modeli yakalamak için, veri madenciliği tekniğine ve zaman serisine dayalı hibrit uzun vadeli bir tahmin yöntemi önermişlerdir. Çalışmada ilk olarak DVR yöntemine dayalı bir tahmin algoritması geliştirilmiştir. DVR tekniğinin parametreleri ve girdi örneklerinin boyutları, PSO yöntemi kullanılarak optimize edilmiştir. İkinci olarak, tahmin hatasını en aza indirmek için, uzun vadeli yıllık elektrik pik yükü ve toplam elektrik enerjisi talebi için hibrit bir

tahmin yöntemi sunulmuştur. Önerilen hibrit yöntem; bütünleşik otoregresif hareketli ortalama, yapay sinir ağı (YSA) ve önerilen destek vektör regresyon tekniğinin kombinasyonuna dayalı olarak çalışmaktadır. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama yönteminin parametreleri, orijinal ve farklı zaman serilerinin otokorelasyonuna ve kısmi otokorelasyonuna göre belirlenmiştir. Önerilen karma tahmin yöntemi, her bir tahmin yöntemine mevcut veriler üzerinde ortaya çıkan hataya göre öncelik verir. Hibrit tahmin yöntemi, İran Ulusal Elektrik Enerji Sisteminin yıllık en yüksek yükünü ve toplam enerji talebini tahmin etmek için kullanılmıştır.

Kripto para birimi, finansal alanlarda nispeten yeni bir kriptoloji ve para birimi kombinasyonudur ve dünya çapında giderek daha sık kullanılmaktadır. Bu para birimi, blok zincir (blockchain) teknolojisinin üzerine kurulmuştur. Blok zinciri sistemi, bir ağ üzerindeki bilgisayarların tamamında aynı anda ilgili veri tabanını tutma sistemidir. Bu verilerin aynı anda tutulması ve yeni paraların oluşturulması ciddi bir enerji tüketimini gerektirir. Dijital para birimlerinin güç kullanımını kapsayan çalışmalarda eksiklik vardır. Bu eksikliğin giderilmesine yönelik yapılan çalışmalardan birisi (Li et al. 2019) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada dokuz tür kripto para birimi ve on algoritmanın madencilik verimliliği üzerine deneyler yapılmıştır. Çalışmada; bir kıyaslamadaki verilerin istatistiksel analizi ve Monero madenciliğinin deney sonuçlarının karşılaştırması yapılmıştır. Monero, Nisan 2014'te kullanılmaya başlanan açık kaynaklı ve proof-of-work tarzında blok zinciri teknolojisini kullanan merkez bağımsız bir kripto para teknolojisidir. Daha sonra, bu çalışma Monero madencilik faaliyetinin küresel elektrik tüketiminin bir tahminini sağlamıştır. Sonuçlar, hash algoritmasının esas olarak madencilik verimliliğini belirlediğini göstermiştir. Bu çalışmada, veri analizi ve deneyleri ve dünyadaki tahmini Monero madenciliği elektrik tüketimi ve Çin'deki karbon emisyonu bir vaka çalışması olmuştur. Çalışmada Monero madenciliği, yoğun çalışmasının ardından 2018 yılında dünyada 645,62 GWh elektriği tüketebilir tahmininde bulunulmuştur. Bir diğer tahmin ise Çin'deki Monero madenciliği 30,34 GWh tüketebilir ve 2018 yılının nisan ayından aralık ayına kadar 19,12–19,42 bin ton karbon emisyonuna katkıda bulunabilir tahmini olmuştur. Kripto para madenciliği ve blok zinciri teknolojisi umut verici olsa da enerji tasarrufu ve sürdürülebilir kalkınma üzerindeki etkileri daha fazla araştırılmalıdır.

Elektroensefalografi (EEG) ya da Beyin Grafı Yöntemi, beyin dalgaları aktivitesinin elektriksel olarak izlenmesini ölçen bir metottur. EEG sinyali, beynin fizyolojik

durumlarını anlamak için en sık kullanılan araçlardır. Bu sinyaller, doğası gereği oldukça rastgeledir ve beyin fonksiyonlarını ve nörolojik bozuklukları incelemek için beyin durumu hakkında yararlı bilgiler içerir. Elektroensefalogram (EEG) sinyallerinin sınıflandırılması, biyomedikal alanda beyin hastalıklarının tanı ve tedavisinde önemli bir rol oynar. (Alçın et al. 2016) tarafından yapılan çalışmada farklı bir çoklu-kategorili EEG sinyal işleme tekniğini sunulmuştur. Bu teknik Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GSEM) tanımlayıcılarının zaman-frekans (Z-F) görüntü gösterimi ve EEG sinyallerinin otomatik sınıflandırması için FV kodlamasını içerir. Çalışmada ilk olarak EEG sinyalleri, Z-F görüntülerini elde etmek için kullanılan Kısa Süreli Fourier Dönüşümü spektrogramları kullanılarak Z-F gösterimine dönüştürülmüştür. Elde edilen Z-F görüntüleri daha sonra 8 bitlik gri-ölçekli görüntülere dönüştürülmüş ve ardından ritimlerin frekans bantlarına karşılık gelen beş alt görüntüye bölünmüştür. Daha sonra, GSEM doku tanımlayıcıları, FV kodlamasını besleyen ayırt edici özellikleri çıkarmak için kullanılmıştır. Son olarak elde edilen özellikler, EEG sinyallerinden anormallikleri tanımlamak için girdi olarak bir aşırı öğrenme makinesi sınıflandırıcısını beslemiştir. Önerilen yöntem epileptik ve uyku evreleri EEG veri setlerine uygulanmıştır. Deneysel sonuçların her iki veri tabanında da umut verici olduğunu belirten bu çalışmada; önerilen şemanın, gerçek-zamanlı pratikte uygulanması üzerine, araştırmacılara ve hekimlere nörolojik hastalıkları EEG sinyallerinden tespit etmek için mevcut yöntemleri ilerletme konusunda yardımcı olacağı tahmin edilebilir olduğu vurgulanmıştır.

İnsanoğlunun barınak ihtiyacını karşılamak için kullandığı binalar, günümüz şartlarında neredeyse tamamen enerji tüketimine ihtiyaç duymaktadırlar. Ev içi aydınlatma, asansörler, ev içinde kullanılan elektrikli cihazlar vb. gibi bir evi ev yapan şeyler elektrik enerjisinin kullanımına bağımlıdırlar. İnsanoğlunun vazgeçilmezi olan bu cihazları tanımak ve onları en uygun şekilde kullanmak gerekmektedir. Bilinen bir varlığın yönetilmesi de kolay olur. Bu nedenle, evdeki elektrik kullanımının gözetimi ve kontrolü için ev içi elektrikli cihazların tanımlanması, ev enerji yönetim sistemi EEYS için önemli bir eşiktir. (Nguyen et al. 2018) çalışmalarında; ölçülen voltaj, akım ve güç faktörüne göre elektrikli cihazların türünü tanıyabilen bir Akıllı Fiş cihaz prototipi önermişlerdir. Cihaz iki modül içermektedir. Cihazla güç ara yüzü, Arduino Uno'ya bağlı voltaj ve akım sensörlerine dayanmaktadır. Çalışmada işleme modülü, takılı elektrikli cihazları gerçek zamanlı olarak tanımak için sinir ağı veya KNN gibi makine öğrenimi yaklaşımlarını kullanmıştır. Tanınan tüm ev içi cihaz veri kümeleri daha sonra başka uygulamalar için

ev enerji yönetim sistemine yüklenebilir. Örneğin, cihaz olağandışı bir güç faktörüne veya güç tüketiminde bir aykırı değere sahip olduğunda sistem kullanıcıya bir uyarı mesajı verir. Bu uyarı e-posta veya cep telefonu aracılığıyla gönderilir. Diğer ticari akıllı priz cihazlarıyla karşılaştırıldığında, (Nguyen et al. 2018) cihazlarının düşük fiyatla daha fazla işleve sahip olduğu sonucuna varmışlardır.

Fosil yakıt eksikliği ve iklim değişikliği, modern zamanın bilim dünyasında kullanım frekansı en yüksek olan kavramlardır. Bu iki kavramla ifade edilen gerçeklerle başa çıkmak için çeşitli öneriler sunulmuştur. Bunlardan ilk sıralarda yer alanlardan birisi enerji tasarrufudur. Enerji tasarrufunu sağlamanın da birçok yeri ve yolu mevcuttur. Bu konudaki olası bir yaklaşım, konut kullanıcısının elektrik kullanımını izlemek ve yönetmek için Ev Enerji Yönetim Sistemini (EEYS) kullanmaktır. EEYS kullanışlı bir yöntemdir. Bu sistemin kullanışlı bir özelliği, konutlarda kullanılan elektrikli cihazları kullanım süresi veya talep yanıtı gibi birçok tasarruflu enerji programına katılmaya atamak için elektrikli cihazları algılama ve tanımlama yeteneğidir. (Nguyen et al. 2019) çalışmalarında, KNN tekniğine dayalı bir cihaz sınıflandırma yaklaşımı önermişlerdir. KNN; basitliği, uygulama kolaylığı ve etkinliği nedeniyle yaygın olarak kullanılan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Çalışmada, KNN'deki öklid mesafesini hesaplamak için kullanılan girişler voltaj, akım ve cihazın aktif gücünün ortalama karesi (RMS) değerleridir. Bu çalışmada birçok akıllı eklenti cihazı ve bir MQTT sunucusu içeren bir EEYS prototipi tasarlanmıştır. Çalışmada kullanılan yöntem, kullanım süresini desteklemek veya enerji tüketimini azaltmak için talep yanıt programlarını desteklemek amacıyla EEYS prototipinde uygulanmıştır. Sınıflandırma sonuçları, çalışmada kullanılan yöntemin birçok elektrikli cihazı kısa sürede pratik olarak tespit edebildiğini doğrulamıştır. Yazarlar, daha sonraki çalışmalarda eğitim veri setini artırmak için daha fazla elektrikli alet toplamayı planladıklarını dile getirmişler. Bu amaç doğrultusunda düzeltilmiş cihaz sınıflandırmasını iyileştirmek için KNN yöntemine gerilim, akım veya güç spektrum analizi bilgilerini de dahil etmeyi planlamışlardır. Cihaz sınıflandırma sonuçları, KNN sınıflandırıcısının EEYS'in cihaz sınıflandırma özelliği için uygun bir yaklaşım olabileceğini göstermiştir.

Giderek artan enerji fiyatları eğilimi, siyasi hedefler veya kişisel inançlar tarafından itilen vatandaşlar, bunların çevresel etkilerini azaltmak için çözümler aramaktadırlar. Evin ısıtılması ve elektrikli aletlerin kullanımından kaynaklanan enerji faturası, bu çözüm

alanındaki önemli bir ilerleme sahasıdır. Örneğin; son çalışmalar, sürekli bilgi geri bildirimi ve evlerde ekipmanın ince ayarlı yönetiminin, enerji faturasında %15'ten %30'a varan bir düşüşe yol açtığını göstermiştir (Richard N. Boisvert, Neenan, and Robinson 2009)-(Raberin et al. 2015). Enerji tasarrufuna yönelik (Zufferey and Gisler 2012) çalışmalarında ev aletlerini elektrik tüketim profillerine göre otomatik olarak tanıyabilen yenilikçi bir sistemin geliştirilmesini rapor etmişlerdir. Çalışmanın amacı, enerji ve paradan tasarruf etmek adına elektrikli cihazı kontrol etmede uygun kuralları uygulamaktır. Yaklaşımlarının yeniliği, tipik olarak her 10 saniyede bir olmak üzere düşük frekansta elektrik tüketimini ölçen fiş-tabanlı alt-uç sensörlerin kullanılmasıdır. Çalışmanın diğer bir yeniliği, cihazların sınıflandırmasını gerçekleştirmek için makine öğrenimi yaklaşımlarının kullanılmasıdır. Yazarlar çalışmalarında; sistem mimarisini, veri toplama protokolünü ve değerlendirme çerçevesini sunmuşlardır. Kullanılan özellik çıkarma ve sınıflandırma modelleri hakkında daha fazla ayrıntı da verilmiştir. Değerlendirme, %85'lik doğru tanımlama oranıyla ümit verici sonuçlar göstermiştir. Ayrıca yazarlar, gelecekteki çalışmalar için deneylerinde daha ileri gitmek ve modellemelerini daha sağlam ve doğru hale getirmek için veri tabanlarını daha fazla edinme ve sınıfla genişletmeyi planlamışlardır.

Evlerde kullanılan elektrikli cihazların tanınmasına yönelik literatürde çeşitli çalışmalar mevcuttur. Cihazları tanımak için kullanılan yollardan bazıları makine öğrenimi alanına ait sınıflandırma algoritmaların kullanımıdır. (Yan et al. 2019) çalışmalarında; küresel ısınma ve enerji kıtlığının hızlanmasına dikkat çekmiş olup akıllı şebekenin, akıllı ev aletleri kontrol sistemlerini gerekli kılan güç şebekesi geliştirmenin hedefi haline geldiğini belirtmişlerdir. Geleneksel ev aletlerinin yeni bir elektrik sistemine entegrasyonunu teşvik etmek için bu çalışma, geleneksel ve tipik ev aletlerine uygulanabilen bir cihaz tanıma algoritmasına odaklanmıştır. Akıllı elektrik prizlerinden sıralı cihaz güç tüketimi verilerini kullanan bu çalışma, tipik ev aletlerinin kullanıcı davranışı ve güç tüketiminin özelliklerini genelleştirmiş ve çıkarmıştır. Yazarlar bu çalışmada, Bayes sınıflandırma modeline dayanan ev aletleri için yeni bir tanıma algoritması sunmuşlardır. Pekin'deki 15 evde yedi tür ev aleti (buzdolabı, elektrikli ocak, klima, televizyon, dizüstü bilgisayar, çamaşır makinesi ve su sebili) analiz edilmiş olup önerilen algoritmanın, cihaz tanıma için geçerli olduğu bu çalışmada kanıtlanmıştır.

Enerji kullanımını optimize etmek için akıllı enerji yönetimi çözümleri, cihaza özel tüketim istatistikleri gerektirir. Bu tür bilgiler, ilgili her cihaza akıllı elektrik prizleri yerleştirilerek elde edilebilir, ancak ekstra donanım maliyeti ve kurulum karmaşıklığı yaratır. Alternatif olarak, toplam elektrik tüketimini ölçmek için tek bir sensör kullanılabilir ve daha sonra cihaza özel kullanım bilgilerini elde etmek için ayrıştırma algoritmaları uygulanabilir. Böyle bir durumda, yüksek güçlü yüklerin varlığında düşük güçlü cihazları ayırt etmek oldukça zordur. (Zoha et al. 2013) çalışmalarında, düşük güçlü cihaz durumlarının tanınmasını iyileştirmek için, devre düzeyinde güç ölçümlerinden yararlanan bir çözüm önermişlerdir. Birleştirilmiş güç ölçümlerinden cihaza özgü yük modellerini tanımak için Factorial HMM (FHMM) olarak bilinen özel bir Hidden Markov Model (HMM) varyantının kullanımı çalışmalarında incelenmiştir. Ayrıca, özellik birleştirmenin modelin ayrıştırma performansını iyileştirebileceğini göstererek, cihaz durumlarını ikili için %90 ve çok durumlu cihazlar için %80 doğrulukla tanımlamasına olanak tanır. Deneysel değerlendirmelerle, (Zoha et al. 2013) çözümlerinin geleneksel olay temelli yaklaşımdan daha iyi performans gösterdiğini kanıtlamışlardır. Ek olarak, cihaz durumlarının gerçek zamanlı izlenmesine izin veren bir prototip sistemi geliştirmişlerdir.

2.2. Çalışmanın Amacı

Enerjiyi verimli kullanmanın çeşitli yolları bulunmaktadır. Konutlarda doğal aydınlatmadan maksimum oranda faydalanmak, kullanılmayan cihazların fişlerinin prizlerden çekilmesi ve kapatılmaları, enerji tasarruflu cihazların tercih edilmesi, evlerin akıllı binalar haline getirilmesi gibi enerji tasarrufuna yönelik örnekler verilebilir. Ek olarak, işyerlerinde ve evlerde kullanılacak yapay zekâ uygulamaları ve uyumlu cihazlar, enerji tüketimlerini kontrol ederek verimli kullanımı artırabilir.

Dünyadaki toplam enerji tüketiminin yaklaşık %40'ını binaların tüketmektedir. Bu ciddi bir orana denk gelmektedir. Bu gerçeklikten yola çıkılırsa binaların enerji tüketimindeki öneminin anlaşılacağı ya da anlaşılması gerektiği gerçeği ile karşılaşmaktadır. İnsanoğlunun yüzleştiği en acı verici gerçeklerden biri, dünyanın sınırsız kaynaklara sahip bir gezegen olmayışı hakikatidir. Diğer bütün sorunlarda olduğu gibi bu sorunla da başa çıkmak için araştırmacılar çeşitli çözüm arayışlarında bulunmaktadır. Bu çözümlerden biri enerjiyi doğru yönetmek ve buradan yola çıkarak enerjiyi tasarruf etmektir. İnsan

tanıldığı şeyi yönetip yönlendirebilme yeteneğine sahip bir varlıktır. Bu tanıma alanlarından birisi konutlarda kullanılan cihazların tanınmasıdır. Bu amaca yönelik adımlardan biri, makine öğrenmesi algoritmalarını kullanarak evlerde kullanılan cihazların karakteristiklerinin tespiti ve sınıflandırılması olarak düşünülebilir. Bu çalışmanın temel amacı da budur. Sınıflandırmak için seçilen 5 cihazın aktif ve reaktif güçleri ile akım ve gerilim harmonikleri tespit edilerek cihazlar MATLAB programlama dilinin classification learner ara yüzü ile sınıflandırılmıştır. Cihazlardan alınan örneklere ait veriler, düzenlenip yazılan matlab kodu ile matlab programında girdi verileri olarak yer almıştır. Verilerin öz nitelikleri için ortanca değer, standart sapma ve ortalama değer operatörleri ile bir boyutlu yerel ikili örüntü tekniği kullanılmıştır. Sinyal uzunlukları ne kadar olmalı sorusunun cevabı için çeşitli sinyal süreleri ile sınıflandırma yapılmıştır. Öbür taraftan eğitim ve test veri oranlarının ne olması gerektiği ile k-kat çapraz doğrulamada k değerinin tespiti için çeşitli sınıflandırma denemeleri yapılmıştır. Aşırı öğrenmeden kaçınmak için k-kat doğrulama yöntemi tercih edilmiş olup k değeri 10 alınmıştır. Sınıflandırmada kullanılan beş cihaza ait aktif ve reaktif güç sinyalleri detaylı olarak grafiklere dökülüp açıklanmıştır. Sınıflandırma sonucu olarak en yüksek oranın %83,4 ile Doğrusal Destek Vektörü yöntemine ait olduğu tespit edilmiştir. 465 adet örneğin sınıflandırma sonuçları toplu olarak dağıtım grafiği ile gösterilmiştir. Tek grafik üzerinden 645 adet örneğin okunması zor olduğundan her sınıfa ait tahmin sonuçları ayrı ayrı dağıtım grafikleriyle gösterilmiş olup açıklanmıştır.

Bu çalışma 5 cihazın sınıflandırılmasıyla yetinilmiştir. Cihaz sayısı artırılıp cihazlardan daha fazla sayıda örnek alınıp sınıflandırma yapılması sonraki çalışmaların hedefi olabilmektedir. Öbür taraftan uygun teknoloji kullanılarak hane halkı ya da ofislerde çalışanların hangi cihazların aktif kullanıldığını bilebilmelerini sağlayan sistem kurulup hayata geçirme diğer bir hedef olmaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Deneysel Materyaller, Deney Düzeneği ve Verilerin Toplanması

Bu çalışmada veriler, Bingöl Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'ne ait Devre ve Ölçme Laboratuvarı'nda elde edilmiştir. İlk olarak, evlerde ve özellikle ofislerde en sık kullanılan cihazlardan beşi belirlenmiştir. Bu beş cihaz şunlardır: elektrikli çaydanlık, ayaklı vantilatör, monitör, yazıcı ve dizüstü bilgisayar. Bugünün dünyasında girilen herhangi bir ofiste bu cihazlarla karşılaşılabilir. İkinci olarak, bu cihazlardan veri almak için ölçüm aleti olarak Hioki PW3198 güç analizörü kullanılmıştır.

Şekil 3.1, dizüstü bilgisayardan alınan ölçümlerden birine ait bir görseli temsil etmektedir. Görseldeki düzeneğe benzer her cihazdan 15 adet ölçüm alınmıştır. Seçilen beş cihazdan toplamda 75 adet örneği elde edilmiştir. Bu veriler elde edilirken cihazların durumuna bağlı olarak her ölçümde farklı süreler kullanılmıştır. Örneğin, seçilen elektrikli çaydanlık 5 ile 6 dakikada suyu kaynattığından bu sürede ölçüm alınırken ayaklı vantilatörden 3 dakikalık süre ile ölçüm alınmıştır.

Çalışmada kullanılan her cihazlar ofislerde belirli bir zamanda tek başına çalıştırılabilir veya ikisi, üçü, dördü ve beşi aynı anda çalıştırılabilir. Örneğin: belirli bir zamanda laptop ve ayaklı vantilatör hem ayrı ayrı hem de beraber çalıştırılabilir. Bu çalışmada, cihazların ayrı ayrı, ikişer ikişer, üçer üçer, dörder dörder ya da beşi de aynı anda çalışabileceği göz önüne alınmış ve beşin kombinasyonu alınarak ortaya otuz bir adet çalışma opsiyonu çıkmıştır. Bu durum ortaya otuz bir adet farklı karakterdeki sinyal ortaya çıkarmıştır. Bu çalışmanın nihai hedefi bu sinyallerin doğru tespit edilmesi olmuştur.

Power Quality Analyzer PQ3198, güç kaynağı anormalliklerinin izlenmesi ve kaydedilmesi, nedenlerinin hızlı bir şekilde araştırılmasına ve ek olarak voltaj

düşüşleri, titreme, harmonikler ve diğer elektrik sorunları gibi güç kaynağı sorunlarını değerlendirmek için bir güç kalitesi analizörüdür. Bu çalışmada veri seti için, voltaj ve gerilim harmonikleri ile aktif ve reaktif güçlere ait veriler seçilmiştir. Güç analizörünün anlık, gerçek zamanlı ve dijital olarak kaydettiği veriler; bilgisayardaki Hioki PW3198 Güç Kalitesi Analizöründen ikili formatlı ölçüm verilerini analiz etmek için kullanılan bir yazılım uygulaması olan Hioki 9624-50 PQA-HiView Pro'da hem görselleştirilmiş hem de bu veriler excel programına sayısal değerler olarak aktarılmıştır.



Şekil 3.1. Deney düzeneği ve laptoptan ölçüm alımının bir örneği

3.1.1. Hioki Pw3198 Power Quality Analyzer

Bu çalışmada, elektrik enerjisini kullanarak çalışan cihazlardan veriler, şekil 3.2’de gösterilen PW3198 Power Quality Analyzer isimli güç analizörü ile elde edilmiştir. PW3198 Power Quality Analyzer, güç kaynağı anormalliklerini izlemek ve kaydetmek, nedenlerinin hızlı bir şekilde araştırılmasına izin vermek ve ayrıca voltaj düşüşleri, titreme, harmonikler ve diğer elektrik sorunları gibi güç kaynağı sorunlarını değerlendirmek için bir güç kalitesi analizörüdür. Ana özellikleri şunlardır: Güç sorunlarını IEC61000-4-30 Sınıf A standardına göre doğrular. Yüksek doğruluk ve sürekli aralıksız kayıt sağlar (V: nominal voltajın $\pm\%0,1$ 'i, A ve W: $\pm\%0,2$ rdg. $\pm\%0,1$ fs.). CAT IV 600V- gelen elektrik hatları için yeterince güvenlidir. Geniş bant voltaj aralığı var, 80 kHz'e kadar yüksek dereceli harmonik bileşenleri bile ölçmenizi sağlar. Düşük voltajlardan 1300V'a kadar geniş dinamik aralık özelliği var (3P4W hat-hat gerilimi). 700 kHz'e kadar maksimum 6000V geçici aşırı gerilim özelliği var. LAN, USB ve SD kart ara

yüzleri özelliği sunar. Birden fazla cihazı senkronize etmek için isteğe bağlı GPS KUTUSU özelliğini sağlar.



Şekil 3.2. PW3198 Power Quality Analyzer

3.1.2. Elektrikli Çaydanlık (Kettle veya Su Isıtıcısı)

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan ilki su ısıtıcısı olmuştur. Su ısıtıcısı, suyu kaynatmak için özelleşmiş, kapaklı, ağızlı ve kulplu bir tencere veya kendi kendine yeten bir şekilde çalışan benzer şekle sahip küçük bir mutfak aleti olarak tanımlanır. Su ısıtıcılar, ocak üzerine yerleştirilerek veya cihaz versiyonlarında kendi dahili elektrikli ısıtma elemanları ile ısıtılabilir. Bu çalışmada kullanılan elektrikli çaydanlığın özellikleri şunlardır:

- Marka ve Model: KORKMAZ® A359-01 Demkolik Çelik Çay Makinesi
- Volt: 230V
- Frekans: 50-60Hz
- Güç: 1600W

3.1.3. Ayaklı Vantilatör

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan ikincisi vantilatör çeşitlerinden biri olan ayaklı vantilatör olmuştur. Sıcak ve durgun havayı dalgalandırarak esinti sağlayan veya böyle bir ortama temiz hava üfleyen alet olarak tanımlanan vantilatör, günümüz de gerek

ofislerde gerekse evlerde sıklıkla kullanılan cihazlardan biridir. Bu çalışmada kullanılan vantilatörün özellikleri şunlardır:

- Marka ve Model: RAKS® SF 16 STN Ayaklı Vantilatör,
- Motor Gücü: 60 Watt,
- 5 Kanatlı Pervane,
- 3 Hız Kademeli,
- 2 Saat Zaman Ayarı,
- 2 Yön Salımlı,
- Aşağı ve Yukarı Oynar Başlık,
- Aşırı Isınmaya Karşı Korumalı Motor,
- 220V – 240V / 50-60 Hz/ Max 60W.

3.1.4. Dizüstü bilgisayar

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan üçüncüsü laptop ya da diğer ismiyle dizüstü bilgisayar olmuştur. Laptop veya dizüstü bilgisayar, genellikle iki bölümden, ekran ve klavyeden oluşan taşınabilir tipte kişisel bilgisayarlardır (PC). Dizüstü bilgisayarlar; bir masaüstü bilgisayarın bileşenlerini olan klavye, fare ve monitör gibi parçaları tek parça halinde toplar. Dizüstü bilgisayarlar bir AC adaptörle çalıştırılır ve şarj edilebilir bir pille bir güç kaynağından uzakta kullanılabilir. Dizüstü bilgisayarlar küçük ve taşınabilir olma avantajına sahiptir. Bu çalışmada kullanılan veri setinde önemli yer tutan ve bu çalışma için seçilen cihazlardan biri olan dizüstü bilgisayar veya laptopun temel özellikleri aşağıdaki şekilde sıralanabilir:

- Marka ve Model: LENOVO® İdeapad™ 510-15ISK 80 SR,
- İşlemci: 6. Nesil Intel® Core™ i7 İşlemci
- Grafikler: NVIDIA® GeForce® 940MX 2GB
- Giriş: 20V – 3.25A

3.1.5. Yazıcı

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan dördüncüsü yazıcı olmuştur. Yazıcı, bilgisayardan metin ve grafik çıktısını kabul eden ve bilgileri kâğıda, genellikle standart boyutlu kağıtlara aktaran bir aygıttır. Yazıcılar boyut, hız, karmaşıklık ve maliyet açısından farklılık gösterir. Genel olarak, daha yüksek çözünürlüklü renkli baskı için daha pahalı yazıcılar kullanılır. Bu çalışmada kullanılan yazıcının özellikleri şunlardır:

- Marka ve Model: Xerox Phaser™ 3160/N
- Volts: AC 220 – 240V
- Hertz: 50/60Hz
- Amps: 3A

3.1.6. Monitör

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan beşincisi monitör olmuştur. Monitör, görüntüleri görselleştirmekte kullanılan elektronik aygıtlardır. Televizyon, bilgisayar vb. birçok elektronik cihazın en önemli çıktı aygıtıdır. Bu çalışmada kullanılan monitörün özellikleri şunlardır:

- Marka ve Model: Samsung S24F350FHM
- Güç Tüketimi (Yıllık): 29 kWh/year
- Güç Beslemesi: AC 100 ~ 240V
- Güç Tüketimi (Off Mode): <0,3 Watt
- Güç Tüketimi (On Mode): 20 Watt
- Ekran Çözünürlüğü: 1920*1080

3.2. Veri Madenciliği, Makine Öğrenmesi ve Sınıflandırma

İnsanoğlu çevresinde cereyan eden olaylara ve varlıklara meraklıdır. Bu merak hissi, onu çevresindekileri gözlemlemeye itmiş ve bu durum bilimin ve teknolojinin gelişmesinde çok önemli rol oynamıştır. Örneğin uçakların dizaynı ve onca ağırlıklarına rağmen havada

kalabilmeleri, akışkanların ve kuşların gözlemlenmesi ve bu gözlem sonucunda elde edilen bilimsel çalışmalar sayesinde olmuştur. Yine bunun gibi insan zekasından yola çıkarak makinalara birtakım mantığa uygun özellikler öğretilmiştir. Makina öğrenimi, günümüz dünyasının üzerinde en çok ve ciddiyetle durulan kavramlarından birisidir. Bilgisayar algoritmalarının genel adı olan bu kavram, belirlenmiş bir problemi kendisine ait ortamdan elde edilen verileri kullanarak modeller. Bu alanda oldukça fazla çalışmanın varlığından dolayı önerilen birçok yaklaşım ve algoritma mevcuttur. Probleme yaklaşımlarına göre farklılık gösterebilen makina öğrenimi yöntemleri, farklı problemlerde farklı başarılarla sahip olabilmektedir. Bu yaklaşımların bir kısmı kestirim ve tahminde bulunurken, bir kısmı da sınıflandırma yapmaktadır.

- Tahmin: Sistem çıktısının birden çok girişe bağlı olması durumunda verilerden öğrenen modellerde kullanılan yöntemlerle üretilen değerlerdir.
- Sınıflandırma: Girdi verilerinin çıktıları niteliksel olduğunda, kullanılan yöntemlerin her bir veri örneğinin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemesidir.
- İstatistikte, tahmin kavramı rasgele bir değişkenin bilinmeyen bir değerinin belirlenmesi için kullanılırken, kestirim kavramı ise bilinmeyen bir sabitin belirlenmesi için kullanılır. İfade ettikleri manaları çok yakın olan bu iki terim, literatürde çoğunlukla karıştırılır ve aynı şeyi ifade etmede kullanılır.

Ham veriler genellikle devasa yığınlar halinde bulunurlar. Bu durum, bu şekilde bulunan verilerle herhangi bir amaç için bilimsel çalışmalar yapan biri için oldukça sıkıntılıdır. Hatta bazen devasa yığınlar halinde bulunan ham verilerle işlem yapmak imkansızdır. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için veri madenciliği olarak bilinen, bilimde yeni bir alan oluşmuştur. Basit bir deyişle, veri madenciliği, kullanılabilir verileri büyük bir ham veri kümesinden çıkarmak için kullanılan bir süreç olarak tanımlanır. Bir veya daha fazla yazılım kullanarak büyük veri yığınlarındaki veri modelleri analiz edilir. Veri madenciliğinin bilim ve araştırma gibi birçok alanda uygulamaları vardır. Veri madenciliğinin bir uygulaması olarak, işletmeler müşterileri hakkında daha fazla bilgi edinebilir ve çeşitli işletme işlevleriyle ilgili daha etkili stratejiler geliştirebilir ve karşılığında kaynakları daha optimal bir şekilde kullanabilir. Bu durum, işletmelerin hedeflerine daha yakın olmasına ve daha iyi kararlar almasına yardımcı olur. Veri madenciliği, etkin veri toplama ve depolamanın yanı sıra bilgisayar işlemeyi de içerir.

Veri madenciliği, verileri bölümlere ayırmak ve gelecekteki olayların olasılığını değerlendirmek için karmaşık matematiksel algoritmalar kullanmaktadır.

Sınıflandırma kavramı, veri madenciliğinde kullanılan metotlardan biridir. Daha önce de belirtildiği gibi sınıflandırma, bir veri kümesinde tanımlanmış olan çeşitli sınıflar arasındaki veriyi dağıtma işlemidir. Bir sınıflandırma algoritması, verilen eğitim kümesinde bu dağılım şeklini ilk önce öğrenir. Daha sonra bu algoritma, sınıfı belli olmayan test verileri geldiğinde bu verileri doğru şekilde sınıflandırmaya çalışır. Bir veri kümesinde yapılan bu sınıfları belirten değerlere etiket ismi verilir. Sonraki verilerin eğitimi ve testi sırasında verinin sınıfının belirlenmesi için bu etiketler kullanılır.

3.2.1. k-Katlı Çapraz Doğrulama (k-Fold Cross Validation)

Makine öğrenmesinin denetimli öğrenmesi olan sınıflandırmada, hiç bilinmeyen bir örneğe mantıklı cevap verilmesi amaçlanır. Bu amacı gerçekleştirmek için de sınıflandırma algoritmaları önceden eğitilir. Veri sayısı genellikle sınırlı olur. Bu sınırlı verilerin bir kısmı eğitimde bir kısmı da sistemin başarısının test edilmesinde kullanılır. Bu ölçümün başarısının tarafsız bir şekilde olması gerekir. Bazı durumlarda sınıflandırma algoritması aşırı öğrenmeden kaynaklı yanlış sonuçlar verebilmektedir. Bunun için kullanılan metotlardan birisi k-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation) ismiyle bilinen metottur. Çapraz doğrulama ya da k-kat çapraz doğrulama, veri kümesinin rastgele 'k' tane gruba bölünmesi işlemidir. Bu gruplardan biri test için kullanılırken kalanlar eğitim için kullanılır. Daha sonra başka bir grup eğitimde kullanılırken kalanlar testte kullanılır. Bu şekilde işlem tekrarlanır ve böylece her grup hem eğitilmiş hem de testte kullanılmış olacaktır. Her grubun eğitilmiş olması modelin doğruluğunu artırmaktadır. Örneğin, şekil 3.3'te hayali bir model için çapraz geçerlilik katı 5 olarak belirlenmiştir. Yani veri kümesi 5 gruba ayrılmış ve model 5 kez eğitilip test edilmiştir. Böylece her grup hem test seti hem de eğitim seti olarak kullanılmıştır. Çapraz doğrulama katsayısının doğru seçilmesi de önemli işlemlerden birisidir. Bu seçimin doğru yapılması için tecrübelerden yola çıkarak çeşitli yollar sunulmuştur. MATLAB programında bu değer classification learner uygulamasında rahatlıkla seçilebilmektedir. Sınıflandırma işlemi yapılmadan önce uygulama k değerini seçebilme imkânı sunar. Orada k değeri farklı seçilerek sınıflandırma başarıları karşılaştırılabilmektedir.

Bölme 1	Kat 1	Kat 2	Kat 3	Kat 4	Kat 5
Bölme 2	Kat 1	Kat 2	Kat 3	Kat 4	Kat 5
Bölme 3	Kat 1	Kat 2	Kat 3	Kat 4	Kat 5
Bölme 4	Kat 1	Kat 2	Kat 3	Kat 4	Kat 5
Bölme 5	Kat 1	Kat 2	Kat 3	Kat 4	Kat 5
Test Verisi			Eğitim Verisi		

Şekil 3.3. k=5 için çapraz doğrulama örneği

3.2.2. Destek Vektör Makinaları Algoritması

Makina öğrenimi alanında sınıflandırma problemlerini çözmeye yönelik çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir. Bunlardan biri olan yapısal risk minimizasyonu prensibine göre çalışan dış bükey optimizasyona dayalı makine öğrenmesi algoritmaları olarak tanımlanan Destek Vektör Makineleri, örüntü tanıma ve sınıflandırma problemlerinin çözümü için Vapnik tarafından geliştirilmiştir (Cortes and Vapnik 1995). Destek Vektör Makineleri (DVM) 1970'lerin sonlarında sunulmuş, istatistiksel öğrenme teorisine dayalı öğrenme algoritmalarıyla birlikte yaygın olarak kullanılan bir denetimli öğrenme modelidir (S. Huang, Aydın, and Lipo 2001). DVM'de amaç, sınıfları birbirinden ayıracak optimal ayırma hiper düzleminin elde edilmesidir. Başka bir deyişle, farklı sınıflara ait destek vektörleri arasındaki uzaklığı maksimize etmektir. Küçük örneklem, doğrusal olmayan ve yüksek boyutlu örüntü tanıma problemlerini çözmede birçok benzersiz avantaj göstermektedir (Yang and Xu 2019)-(Zhang et al. 2018). Ek olarak, sağlam bir teorik temele ve basit ve anlaşılır matematiksel modellere sahiptir. Bu nedenle DVM, yüz tanıma, zaman serisi tahmini ve örüntü tanıma gibi birçok problemde yaygın olarak kullanılmaktadır (Chen and Wu 2018)-(Xi-Zhao Wang, Lu, and Jun-hai Zhai 2008)-(Üzen and Hanbay 2019). Son yıllarda, DVM giderek daha fazla ilgi görmüş; bilgisayar bilimi, yenilenebilir enerji alanı, istatistik ve veri madenciliğinde çok kullanılan bir yöntem olmuştur. Bu duruma bir örnek olarak Aşırı Öğrenme Makinesi ile DVM'yi, fotovoltaik güç tahmininde kullanan çalışma gösterilebilir (Karabiber and Alçin 2019).

3.2.2.1. Doğrusal Destek Vektör Makinaları

Doğrusal Destek Vektör Makineleri (Doğrusal DVM), doğrusal bir destek vektör makinesi tasarlamak için bir kesme düzlemi algoritmasının özgün bir tescilli sürümünü uygulayan algoritmadır. Doğrusal Destek Vektör Makineleri ultra büyük veri kümelerinden, çok sınıflı sınıflandırma problemlerini çözmek için en yeni ve son derece hızlı makine öğrenimi yöntemidir. Doğrusal Destek Vektör Makineleri, doğrusal olarak ölçeklenebilir bir yordamdır, yani eğitim veri kümesinin boyutuyla doğrusal olarak ölçeklenen bir zamanda bir Destek Vektör Makineleri modeli oluşturur. Bilinen diğer Destek Vektör Makineleri modelleriyle karşılaştırıldığında, yüksek doğruluk gerektiğinde üstün performansını açıkça göstermektedir.

3.2.2.2. Kuadratik Destek Vektör Makinaları

Destek Vektör Makineleri birçok avantaja sahiptir. Bu avantajdan en önemlisi, sınıflandırma problemini kareli optimizasyon problemine dönüştürüp çözmesidir. Böylece problemin çözümüne ilişkin öğrenme aşamasında işlem sayısı azalmakta ve diğer teknik/algoritmalara göre daha hızlı çözüme ulaşılmaktadır (Osowski, Siwek, and Markiewicz 2004). İstatistiksel öğrenme teorisi, kuadratik probleminin çözümüne dayalı DVM sınıflandırıcısının tüm hiper düzlem sınıflandırıcılar arasında en iyi genelleme yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir (Vapnik 1998). Bu sınıflandırıcı ve onun ayırıcı alt düzlemi, bu nedenle, optimal olarak adlandırılır.

3.2.3. Kolektif Öğrenme (Ensemble Learning)

“Kalabalığın bilgeliği” ilkesi, bir konu hakkında ortalama bilgiye sahip büyük bir grup insanın nicelikleri tahmin etme, uzamsal akıl yürütme ve genel bilgi gibi sorulara güvenilir yanıtlar sağlayabileceğini göstermektedir (Dickson 2020). Bu yolla elde edilmiş sonuçlar, gereksiz gürültüyü ve bilgi kirliliğini ortadan kaldırır ve genellikle bilgi seviyesi çok yüksek olan uzmanların sonuçlarından daha üstün olabilir. Aynı kural, matematiksel modellere dayalı sonuçları tahmin eden yapay zekâ dalı olan makine öğrenimine dayanan yapay zekâ uygulamaları için de geçerli olabilir. Makine öğreniminde, kalabalığın bilgeliği, kolektif öğrenme yoluyla elde edilir. Topluluk öğrenimi, birkaç modeli birleştirerek makine öğrenimi sonuçlarının iyileştirilmesine yardımcı olur. Bu yaklaşım,

tek bir modele kıyasla daha iyi tahmin performansı üretilmesine olanak tanır. Kolektif öğrenme kısaca şöyle çalışır:

- Veriden yeni alt kümeler elde edilir.
- Her alt küme bir temel öğrenci başka bir deyişle makine öğrenmesi algoritması ile eğitilir.
- Sonuçlar birleştirilir.

Kolektif öğrenmede başarı iki temel kurgu üzerine olmalıdır:

- i. Temel öğrencilerin performansı (accuracy) yüksek olmalıdır. Ne kadar başarılı öğrenci kullanılırsa kolektif başarı o kadar yüksek olur.
- ii. Temel öğrencilerin kararları birbirinden farklı, ayrık (diversity) olmalıdır (Kadir Güzel 2018).

3.2.4. Karar Ağaçları (Decision Trees)

Ağaç tabanlı öğrenme algoritmaları, en çok kullanılan ve denetimli öğrenme yöntemlerinden biri olarak düşünülmektedir. Ağaç tabanlı yöntemler, yüksek doğruluk, kararlılık ve yorumlanma kolaylığına sahiptir (Makine Öğrenmesi, Derin Öğrenme, Veri Madenciliği, Veri Analizi n.d.). Karar Ağaçları, sınıflandırma ve regresyon için kullanılan parametrik olmayan denetimli bir öğrenme yöntemidir. Amaç, veri özelliklerinden çıkarılan basit karar kurallarını öğrenerek bir hedef değişkenin değerini tahmin eden bir model oluşturmaktır. Bir ağaç, parçalı sabit bir yaklaşım olarak görülebilir. Karar ağaçlarının bazı avantajları şunlardır:

- Anlaması ve yorumlaması basit. Ağaçlar görselleştirilebilir.
- Çok az veri hazırlığı gerektirir.
- Hem sayısal hem de kategorik verileri işleyebilir.
- Çoklu çıktı sorunlarını çözebilir.

3.3. Özellik Seçimi ve Özellik Çıkarma

Yirmi birinci yüzyıl, bilginin hızlı geliştiği bir çağdır. Bu çağda veri miktarında büyük artışlar olmuştur. Büyük hacimli verilerin içinden yararlı bilginin çıkarılması veri madenciliğinin görevidir (Wu et al. 2014). Bu işlem, bir veri tabanındaki büyük miktarda veriden gizli, önceden bilinmeyen ve potansiyel olarak değerli bilgileri ortaya çıkarma sürecidir (Lin et al. 2018)-(Guo and Qin 2017). Veri madenciliğinde en önemli

aşamalardan biri veri boyutunun küçültülmesidir. Veri boyutunun küçültülmesi ilgisiz verilerin çıkarılmasını ve işlem yükünün azalmasını sağlar (Wang et al. 2005). Özellik seçimi, veri kapsamını küçültmek için kullanılan metotlardan biridir. Özellik seçimi gerçekleştirmenin asıl maksadı, sinyallerin alakalı veya eşsiz özelliklerini ortaya çıkarmaktır. Bu özellikler daha sonra ilgili verilerin en doğru şekilde sınıflandırılması için kullanılır. Başka bir deyişle, özellik seçimi, orijinal veri kümesini temsil edebilecek en iyi alt kümenin seçimi olarak tanımlanır veya tüm veri kümesini en doğru şekilde tanımlamak için gereken veri miktarını basitleştirir veya en aza indirir (BUDAK 2018). Bu çalışmada, beş adet cihazdan alınan veri setini sınıflandırmak için yapılan özellik çıkarımında; aritmetik ortalama, standart sapma, ortanca değer operatörleri ile bir boyutlu yerel ikili örüntü tekniği kullanılmıştır.

Bilinmeyen bir örüntünün sınıflandırılması üç kategoriye dayanmaktadır. Bunlar, istatistiksel, deterministik ve bulanık küme teorisi ilkeleridir. İstatistiksel özellik metodu, verileri minimize etmek ve cihazlardan elde edilen anlık aktif ve reaktif güç verilerinden özellikler çıkarmak için kullanılır.

Sinyal; $x_1, x_2, \dots$ ve x_n olan birçok veri içerdiğinden, veriler aşağıdaki istatistiksel özelliklerin üçüne indirgenir.

Özellik 1: Aritmetik ortalama, bir sayı dizisindeki sayıların toplamının dizideki eleman sayısına bölünmesi ile elde edilen değerdir.

$$\text{Aritmetik Ortalama} = X_a = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{N} \quad (3.1)$$

Özellik 2: Standart sapma, bir veri kümesinin ortalamasına göre dağılımını ölçen ve varyansın karekökü olarak hesaplanan bir istatistiktir. Standart sapma, her bir veri noktasının ortalamaya göre sapması belirlenerek varyansın karekökü olarak hesaplanır (Ladha and Deepa 2011). Veri noktaları ortalamadan daha uzaksa, veri seti içinde daha yüksek bir sapma vardır; bu nedenle, veriler ne kadar yayılırsa, standart sapma o kadar yüksek olur (Koç and Karabiber 2021).

$$\text{Standart sapma (std)} = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (3.2)$$

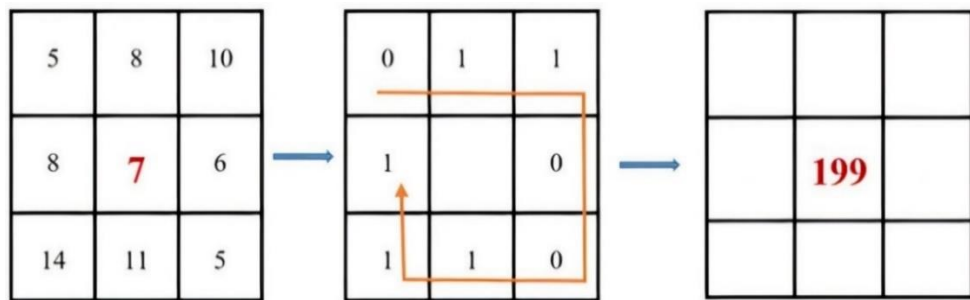
Özellik 3: Ortanca değer (Medyan), bir sayısal veri serisi sıralandığında ortada kalan sayıdır.

$$\text{Tek sayıda veri} = \{x_1, x_2, x_3, x_4, \mathbf{x_5}, x_6, x_7, x_8, x_9\} \quad (3.3)$$

$$\text{Çift sayıda veri} = \begin{cases} \{x_1, x_2, x_3, \mathbf{x_4}, \mathbf{x_5}, x_6, x_7, x_8\} \\ \downarrow \\ \frac{x_4 + x_5}{2} \end{cases} \quad (3.4)$$

3.3.1. Yerel İkili Örüntü

Görüntü işleme uygulamaları için etkili ve üretken yöntemlerden biri Yerel İkili Örüntü (YİÖ) yöntemidir. YİÖ kullanılarak, yerel olarak tekrar eden kalıplar ortaya çıkarılır. YİÖ genel olarak 3x3 piksel görüntülere uygulanır. YİÖ'de, 3x3 piksel görüntülerin merkez değeri, komşu sekiz piksele göre yeniden kodlanır. YİÖ yönteminin açıklayıcı bir görsel örneği Şekil 3.4'te gösterilmektedir (Güner, Alçın, and Şengür 2019). YİÖ kodlaması yapıldığında, gri seviye değerleri dikkate alınır. Merkezi piksel değeri ilk piksel (sol üst) değeriyle karşılaştırılır. Merkezi piksel değeri ilk piksel değerinden büyükse, 1 olarak kodlanır, aksi takdirde 0 olarak kodlanır. Bu, diğer komşu pikseller için de gerçekleştirilir. İkili sayı, sol üstteki pikselden başlayarak kodlanır ve Şekil 3.4'te gösterilen yönde ilerledikten sonra 8 bitlik bir ikili sayı elde edilir. Orta pikselin yeni değeri, elde edilen 8-bit ikili sayının ondalık eşdeğeridir (D. Huang et al. 2011).



Şekil 3.4. 3x3 piksel görüntü için yerel ikili örüntü kodlaması

3.3.2. Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntü

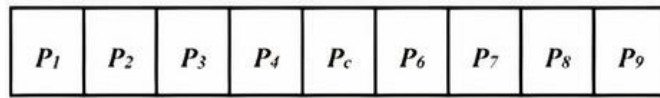
3x3 YİÖ'den bir boyutlu YİÖ dönüştürme işleminde, 3x3 piksel görüntü yerine dokuz örnek-uzunluklu pencere yapısı dikkate alınır. Bu pencere yapısı Şekil 2.5'te

gösterilmektedir. P_i , penceredeki i . örneği temsil eder ve P_c , merkezi örnek olarak isimlendirilen beşinci örneği temsil eder. Bir boyutlu YİÖ yönteminin temel matematiksel ifadesi denklem 3.5'te gösterildiği gibidir.

$$P_c = \sum_{i=1}^N f(x) 2^{i-1} \quad (2.5)$$

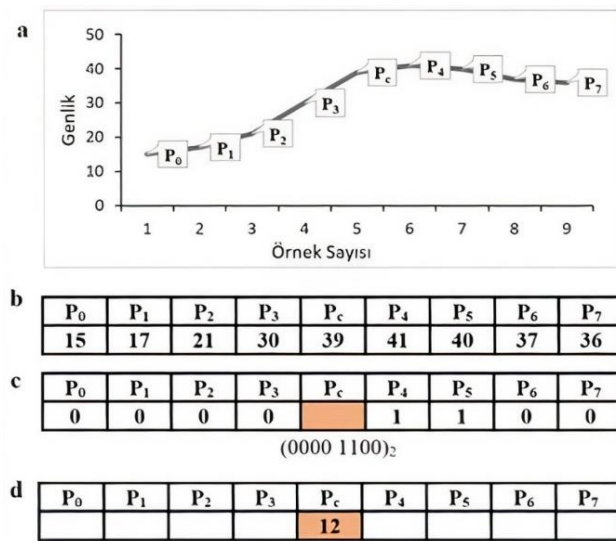
Burada $f(x)$ işaret fonksiyonu olup şu şekilde ifade edilir:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & P_i < P_c \\ 1, & P_i \geq P_c \end{cases} \quad (2.6)$$



Şekil 3.5. Bir boyutlu yerel ikili örüntü pencere yapısı

Örnek bir uygulama olarak Şekil 3.6 (a) ve (b)'de gösterilen x ($x = 15, 17, 21, 30, 39, 41, 40, 37, 36$) gibi bir sinyal ele alınmıştır. Bir boyutlu YİÖ'de, Şekil 2.6 (c) 'de gösterildiği gibi, en soldaki komşudan (P_1) başlayarak ve komşu dizileri merkezi örneklerle karşılaştırarak 8 bitlik bir ikili dizi elde edilir. Merkezi numune değeri, 8-bit ikili sayının denklem 4 kullanılarak ondalık sayıya dönüştürülmesiyle elde edilir (Şekil 3.6 (d)). Bir boyutlu YİÖ işlemi, pencerenin tüm sinyal boyunca kaydırılmasıyla gerçekleştirilir (D. Huang et al. 2011).



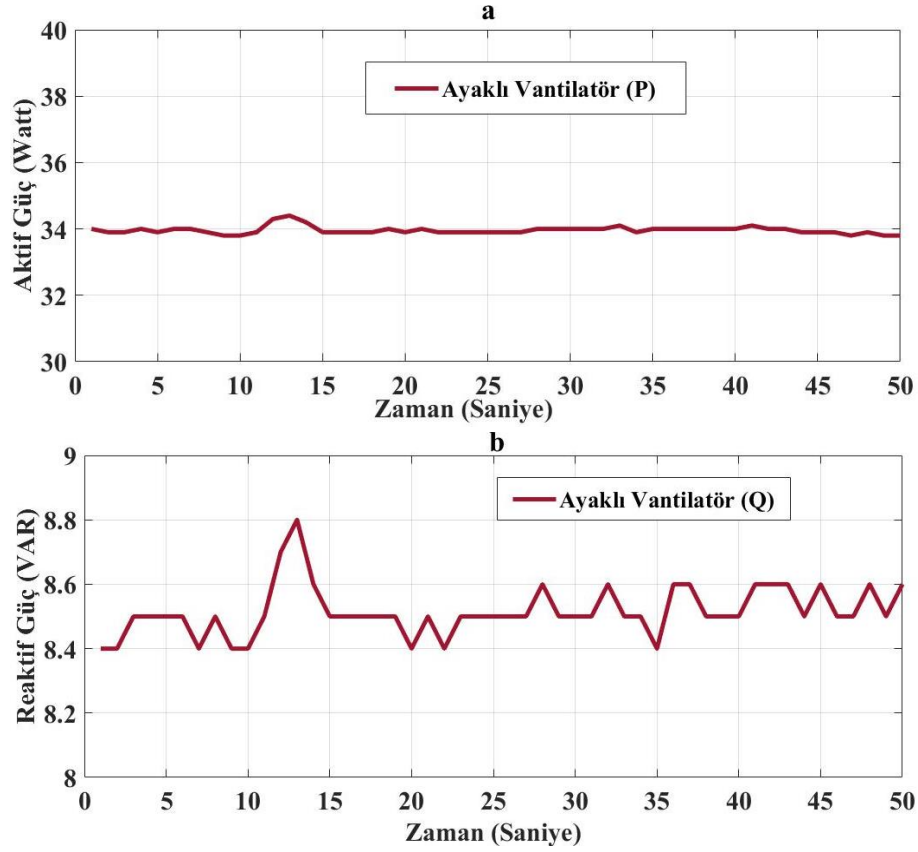
Şekil 3.6. Örnek bir sinyal için bir boyutlu YİÖ kodlaması.

4. BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, evlerde ve özellikle ofislerde sıklıkla kullanılan elektrikli cihazlardan beşinin ayrı ayrı ve beraber çalışma varyasyonları aktif ve reaktif güç tüketimleri ile akım ve gerilim harmoniklerine göre sınıflandırılmaktadır. Seçilen beş cihaz; vantilatör çeşitlerinden biri olan ayaklı vantilatör, su ısıtıcısı diğer bir deyişle elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıdır. Verilerin elde edildiği deneylerde her bir cihazdan farklı sürelerle 15 adet ölçüm örneği alınmıştır. Ölçüm aleti olarak Hioki PW3198 güç analizörü kullanılmıştır. Öznitelik çıkarımında bir boyutlu yerel ikili örüntü tekniği ile standart sapma, ortanca değer ve aritmetik ortalama fonksiyonları kullanılmıştır. Özniteliklerin sınıflandırılmasına yönelik yapılan deneysel çalışmalarda çapraz geçerlilik yöntemi uygulanmıştır. Çapraz geçerlilik katı olan $k=10$ olarak belirlenmiştir.

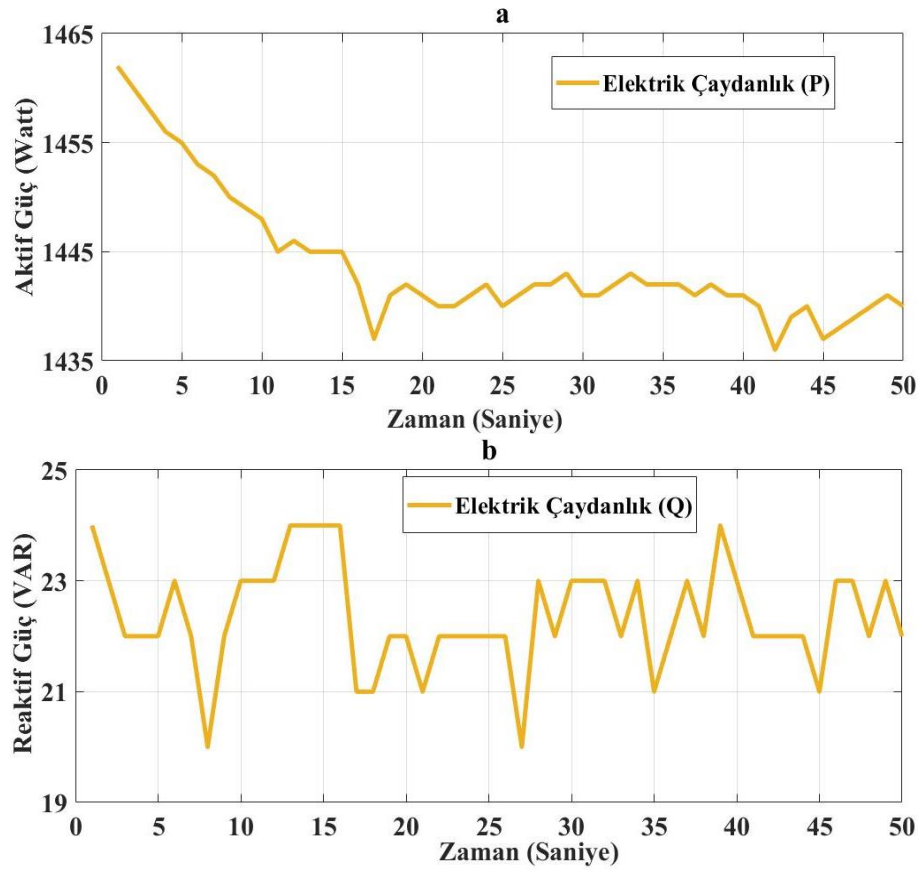
4.1. Her Bir Sınıfa Ait Aktif ve Reaktif Güç Sinyalleri

Çalışmada seçilip kullanılan cihazlardan ayaklı vantilatörün aktif ve reaktif güç tüketimi Şekil 4.1'de gösterilmektedir. Yaklaşık 5 dakika boyunca çeşitli verileri alınan bu cihazın aktif ve reaktif güç tüketiminin 50 saniyelik bir kısmı grafiğe dökülmüştür. Bu çalışmada RAKS® SF 16 STN markalı ve modelli ayaklı vantilatör kullanılmıştır. Materyal ve Metot bölümünde özellikleri verilen bu cihaza bakıldığında, motor gücünün 64 Watt olduğu görülmektedir 3 hız kademesi özelliğine sahip olan bu cihaz, tek hız kademesinde çalıştırılmış olup şebekeden çektiği anlık aktif güç Şekil 4.1 (a)'da görüldüğü gibi yaklaşık olarak 34 Watt civarında olup sabittir. Öbür taraftan ayaklı vantilatörün tükettiği reaktif güç ise Şekil 4.1 (b)'de gösterilmiştir. İlgili grafik incelendiğinde ise bu cihazın 8,5 Volt-Amper-Reaktif (VAR) gibi oldukça düşük bir reaktif güç tükettiği görülmektedir. Bunun başlıca sebebi, bu cihazın elektronik donanımının az oluşudur. Elektronik donanımı fazla olan cihazlarda reaktif güç tüketimi yüksek ve değişkendir.



Şekil 4.1. Ayaklı Ventilatöre ait a. Aktif güç tüketimi sinyali ve b. Reaktif güç tüketimi sinyali

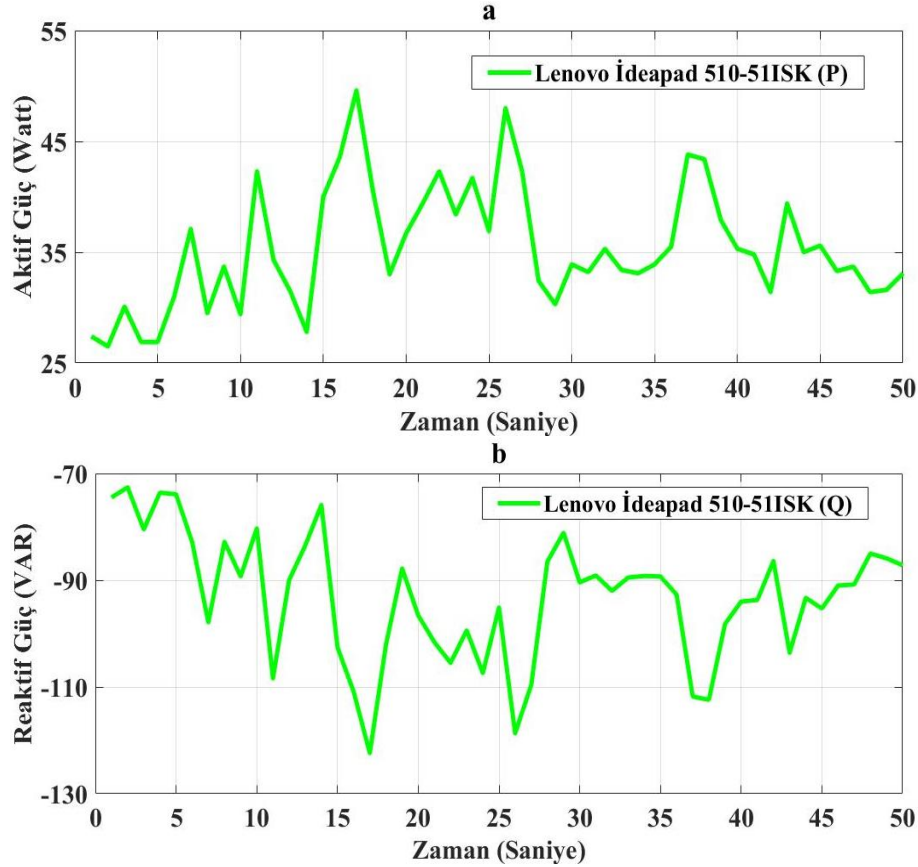
Şekil 4.2’de elektrikli çaydanlığa ait aktif ve reaktif güç tüketimleri gösterilmektedir. Çalışmada KORKMAZ® A359-01 Demkolik Çelik Çay Makinesi markalı ve modelli cihaz kullanılmıştır. Yaklaşık altı buçuk dakika suyu ısıtıp kaynatan bu cihaza ait sinyallerin ilk 50 saniyesi Şekil 4.2’de görselleştirilmektedir. İlgili cihazın özelliklerinden birisi, aktif güç tüketiminin 1600 Watt olmasıdır. Fakat Şekil 4.2 (a)’daki grafik incelendiğinde, ilk çalıştırıldığında 1460 ile 1465 Watt arasında aktif güç tüketse de kısa süre sonra yaklaşık olarak 1440 Watt civarında aktif ve sabit güç tükettiği görülmektedir. Öbür taraftan, elektrikli çaydanlığın tükettiği reaktif güç ise Şekil 4.2 (b)’de gösterilmektedir. 50 saniyelik kısmı görselleştirilen sinyale bakıldığında, elektrikli çaydanlığın tükettiği reaktif güç yaklaşık 23 Volt-Amper-Reaktif (VAR) olduğu görülmektedir. Ayaklı ventilatördekine benzer olarak elektrikli çaydanlığın tükettiği reaktif güç de düşüktür denilebilir. Bunun sebebi, ayaklı ventilatöre kısmında anlatıldığı gibi bu cihazın da elektronik donanımın az olmasıdır. Gerek elektrikli çaydanlık gerekse ayaklı ventilatör manuel kontrole sahip cihazlardır. Bu tür cihazların reaktif güç tüketimleri sabit ve diğerlerine nazaran az olmaktadır.



Şekil 4.2. Elektrikli Çaydanlığa ait a. Aktif güç sinyali ve b. Reaktif güç sinyali

Dizüstü bilgisayarlar, insanoğlunun vazgeçilmez cihazları arasındaki yerini çoktan almıştır. Bu cihazlar vasıtasıyla onlarca iş kolu oluşmuş ve nice insan bu yollarla geçimini yapmaktadır. Şekil 4.3, bu çalışma için seçilen LENOVO® İdeapad™ 510-15ISK 80 SR marka ve modeline sahip dizüstü bilgisayarın aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Deneyde bu cihazdan yaklaşık üç buçuk dakikalık süre ile veriler alınmış olup bunun 50 saniyelik kısmı grafikleştirilmektedir. Şekil 4.3 (a)'da dizüstü bilgisayara ait aktif güç tüketimi görülmektedir. Bu marka ve modele sahip dizüstü bilgisayarın özellikleri incelendiğinde aktif güç harcaması 65 Watt görünmektedir ($20 \text{ volt} \times 3,5 \text{ amper} = 65 \text{ watt}$). DeneySEL çalışmada cihazın aktif güç tüketimi; ekran parlaklığı, ses düzeyi, çalıştırılan program sayısı gibi çeşitli etmenlere bağlı olarak yaklaşık 26 ile 50 Watt arasında ölçülmüştür. Diğer yandan, Şekil 4.3 (b)'de dizüstü bilgisayarın reaktif güç harcama sinyali görülmektedir. Burada cihazın reaktif güç tüketimi yaklaşık olarak -70 ile -125 VAR arasında olduğu görülmektedir. Ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığa nispeten dizüstü bilgisayarın reaktif güç tüketimi yüksektir. Bunun sebebi ise bu tür

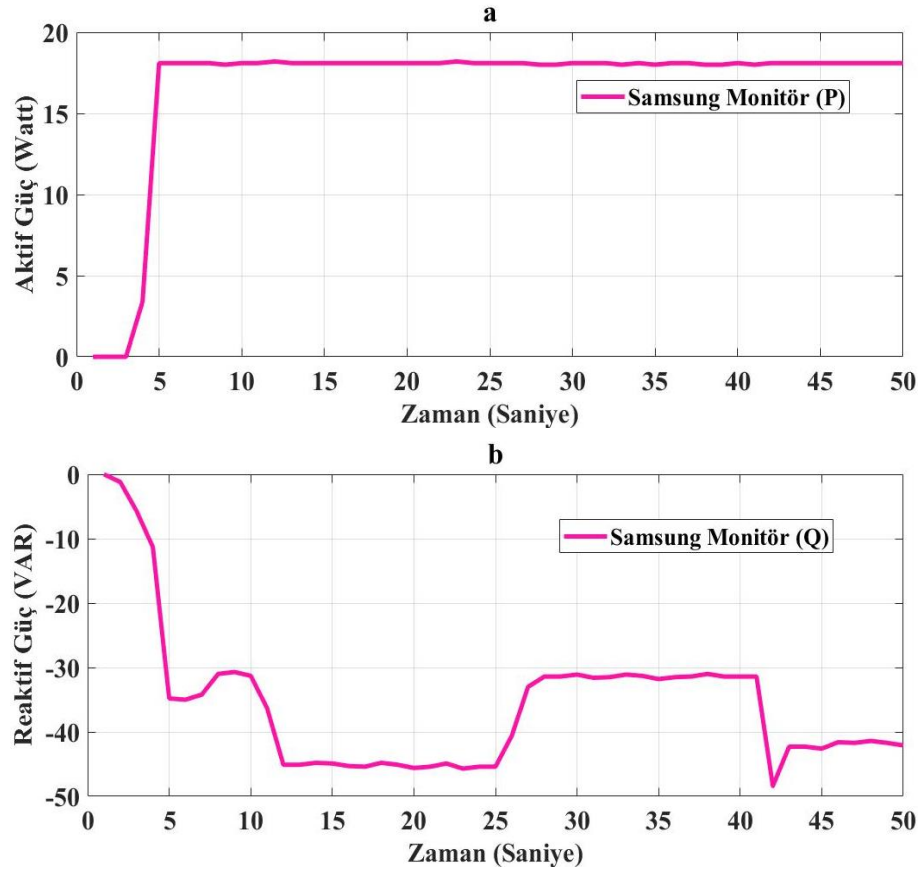
cihazların yapısında elektronik aygıtların yüksek oluşudur. Elektronik cihazların temel bileşenleri yarı iletken malzemelerdir. Bu malzemelerin reaktif güç tüketim gereksinimleri yüksektir. Ek olarak dizüstü bilgisayarın reaktif güç tüketim sinyali kapasitif özelliktedir.



Şekil 4.3. Dizüstü Bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali

Bu çalışmada, monitör olarak Samsung S24F350FHM marka ve modeline sahip cihaz seçilip kullanılmıştır. Materyal ve Metot bölümünde verilen özellikleri incelendiğinde bu cihazın aktif güç tüketiminin 20 Watt olduğu görülmektedir. Şekil 4.4'te monitöre ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri verilmektedir. Deneysel kısımda yaklaşık 3 dakikalık sinyal verilerinin alındığı bu cihazın 50 saniyelik kısmı görselleştirilmektedir. Şekil 4.4 (a) monitörün aktif güç tüketim sinyaline ait görseldir. İlgili grafik incelendiğinde, bu cihazın aktif güç tüketiminin 18 Watt civarında ve sabit olduğu görülmektedir. Öbür taraftan cihazın reaktif güç tüketim sinyali Şekil 4.4 (b)'de görselleştirilmektedir. Dizüstü bilgisayarda olduğu gibi bu cihazında reaktif güç tüketimi diğerlerine nispeten daha yüksektir. Sebebi önceki kısımda belirtildiği gibi cihazın yapısındaki elektronik aygıtların çokluğu ve bilindiği gibi bu aygıtların yarı iletken malzemeden yapılmış olması

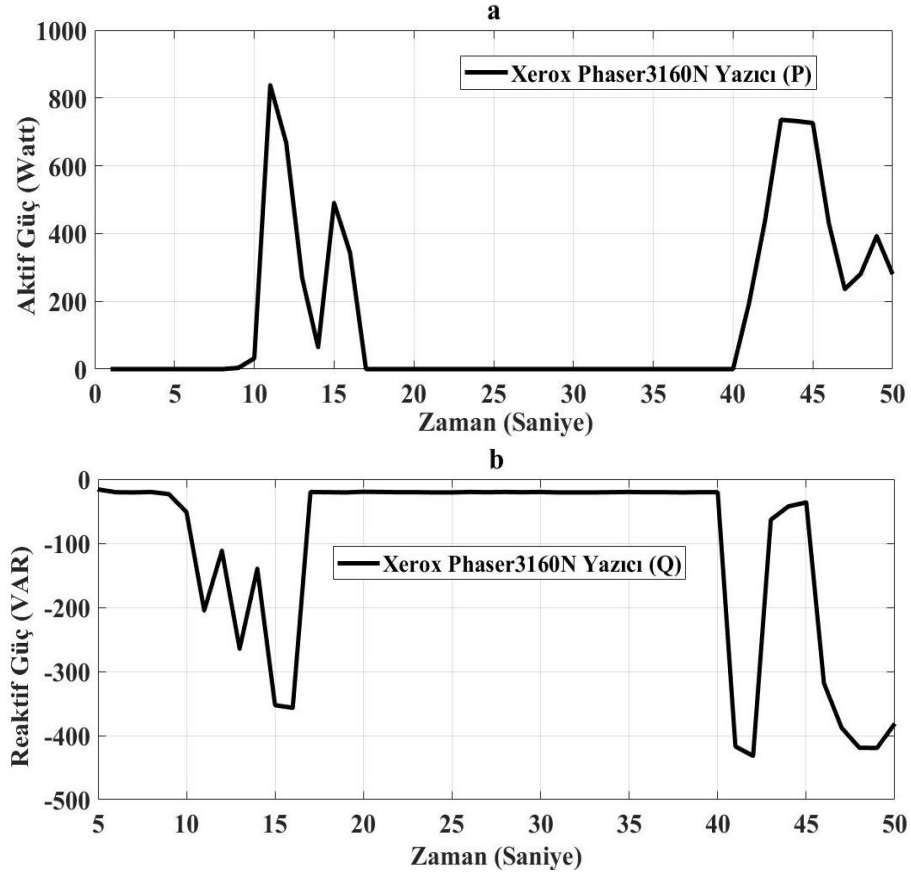
gerçeğidir. Elektronik cihazlarda kullanılan bu yarı iletken anahtarlama elemanlarının harmonik üretimi ve reaktif güç gereksinimleri yüksektir.



Şekil 4.4. Monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali

Yazıcı, elektronik ortamdaki grafik ya da metinleri bir kâğıt üzerine işleyen alet olarak tanımlanmaktadır. Bu ana özelliği nedeniyle ofislerde en çok bulunan elektronik cihazların başında gelmektedir. Bu çalışmada, Xerox Phaser™ 3160/N marka ve model yazıcı kullanılmıştır. Özellikleri incelendiğinde bu cihazın 360 Watt aktif güç tüketimine sahip olduğu görülmektedir. Şekil 4.5, bu çalışmada kullanılan yazıcıya ait aktif ve reaktif güçlerin tüketim sinyallerini göstermektedir. Deneyde iki dakikadan biraz fazla bir süreyle çalıştırılan bu cihazın 50 saniyelik kısmı grafiğe dökülmüştür. Şekil 4.5 (a)'da cihaza ait aktif güç sinyali görülmektedir. Sinyalin görselleştirilen elli saniyelik kısmı incelendiğinde cihazın aktif güç tüketiminin, 0 Watt ile 850 Watt civarı gibi geniş bir aralıkta dalgalandığı görülmektedir. İlk çalışmaya başladığında yüksek aktif güç tüketimi yapmış, daha sonra bir bekleme sürecinde herhangi bir aktif güç tüketimi yapmamış ve en son yazdırma işlemi başlayınca kendi normal güç tüketimi olan 360 Watt civarında güç tüketimi yapmıştır. Şekil 4.5 (b)'de ise yazıcıya ait reaktif güç tüketimi görülmektedir. 0

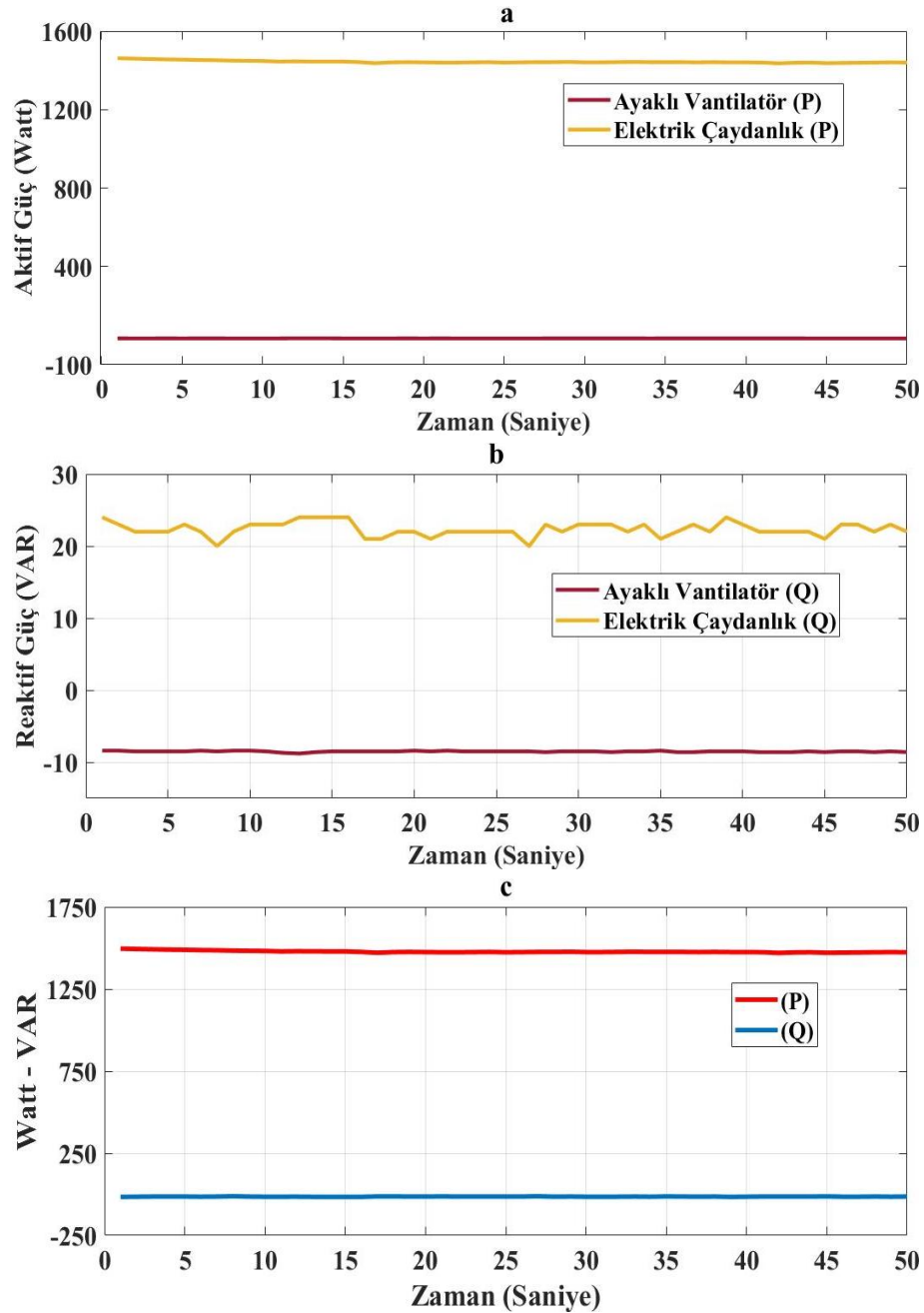
ile 440 VAR arasında değişen değerler grafikten okunmaktadır. Reaktif güç tüketim sinyali; cihazın gücü ilk çektiği zaman, sonra durma zamanı ve en son yazdırma zamanı gibi üç ayrı zamanı olduğundan bu açıdan aktif güç sinyali gibi dalgalı olmuştur. Yazıcının, diğer 4 cihazla karşılaştırıldığında yüksek bir reaktif güç tüketimine sahip olduğu görülmektedir. Bu büyük miktardaki reaktif güç tüketiminin sebebi, diğer cihazların açıklamasında belirtildiği gibi elektronik aygıtlardır.



Şekil 4.5. Yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyali ve b. Reaktif güç tüketim sinyali

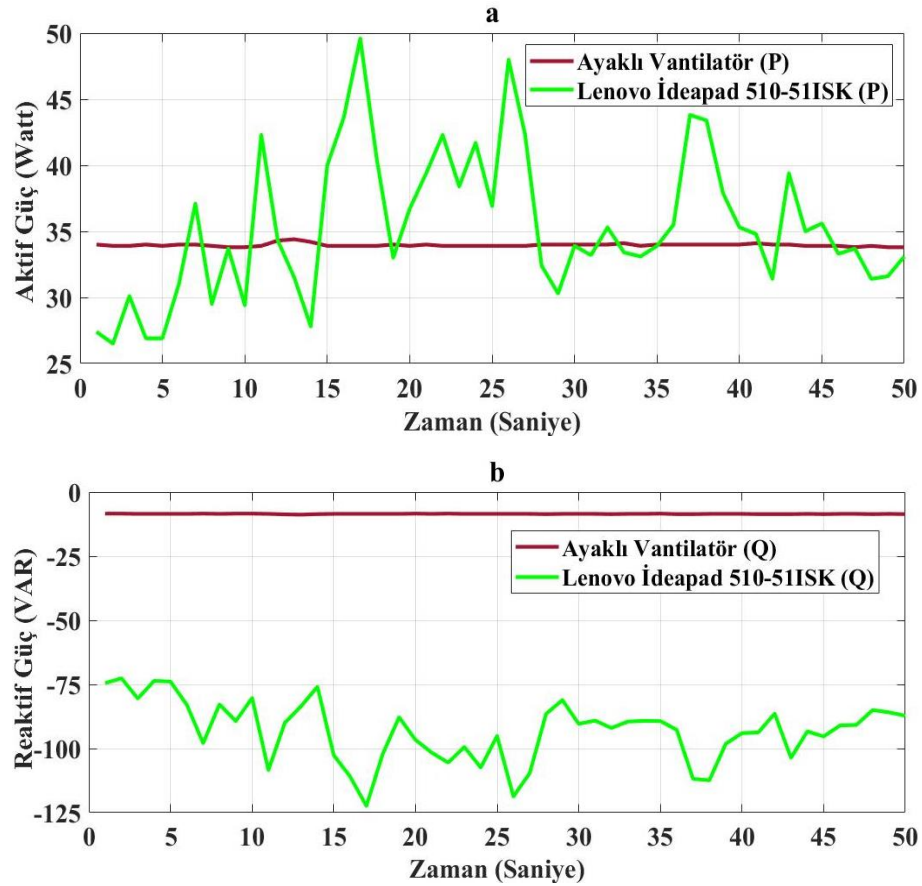
Şekil 4.6'da ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığın ayrı ayrı ve aynı anda çalışmaları durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görselleştirilmektedir. Bu çalışmada, ofislerde kullanılan bu iki cihazın sadece ayrı ayrı çalışmaları halinde harcadıkları aktif ve reaktif güç sinyalleri analiz edilmemiş aynı zamanda bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda tüketilen aktif ve reaktif güç sinyalleri de analiz edilmiştir. Şekil 4.6 (a)'da bu iki cihazın aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)'de aynı anda çalışmaları durumuna harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görülmektedir. Kolayca tahmin edileceği gibi bu iki cihazın aynı anda çalışması

durumunda ortaya çıkan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerinin karakteristik özellikleri, bu iki cihazın ayrı ayrı çalışması durumunda ortaya çıkan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerinin karakteristik özelliklerinden farklı olacaktır. Oluşan bu yeni sinyallere bakıldığında, aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri bu iki cihazın ayrı ayrı çalışırken harcadıkları güçlerin toplamı olmaktadır.

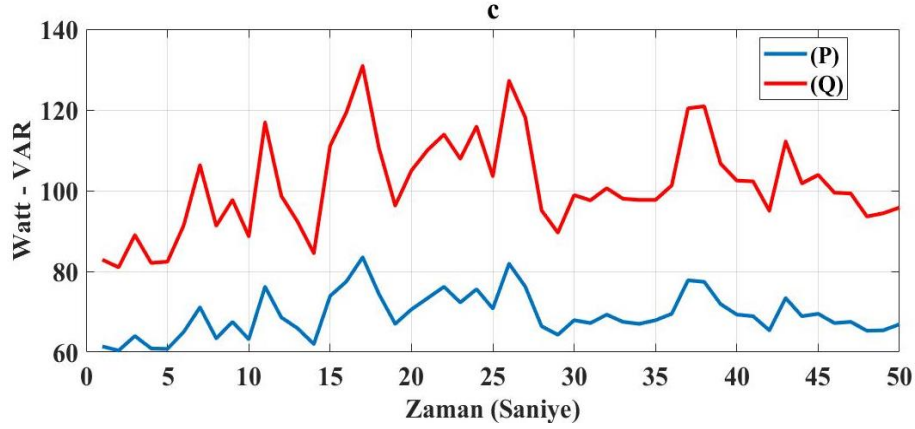


Şekil 4.6. Ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığa ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Şekil 4.7’de ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayara ait; (a)’da aktif güç tüketim sinyalleri, (b)’de reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)’de her ikisinin aynı anda çalışması durumunda tüketilen aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görselleştirilmektedir. İki cihazın aynı anda çalışması durumunda tükettikleri güçlere ait sinyaller, ayrı ayrı çalışmaları durumunda tükettikleri güç sinyallerinden gerek sayısal değer bakımından gerekse sinyalin şekli bakımından farklı olacağı kolayca tahmin edilmektedir. Ve bu yeni güç sinyalleri, bu iki cihazın tükettikleri güçlerin toplamı olmaktadır. (c)’de (-) olması gereken reaktif güç (-1) ile çarpılarak (+) olarak görselleştirilmiştir. Bu tamamen grafiğin görseelliğinin daha düzgün olmasını amaçlayan bir tercihtir. Bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda, tükettikleri bu yeni aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri özellikleri itibariyle farklı güçler olacağı için sınıflandırmada ayrı bir sınıfı oluşturmaktadır.

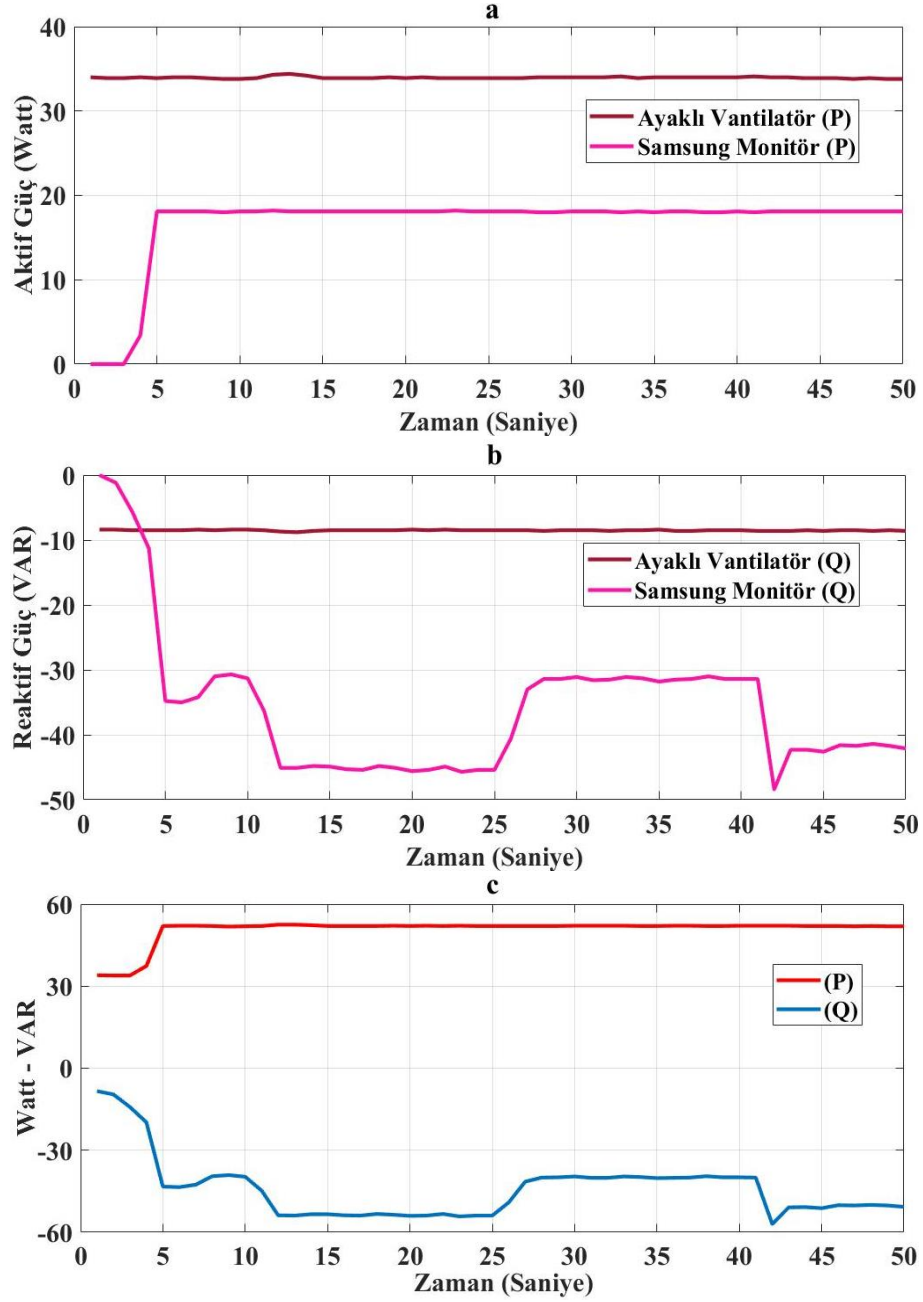


Şekil 4.7. Ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri, c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.7. (Devam) Ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri, c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

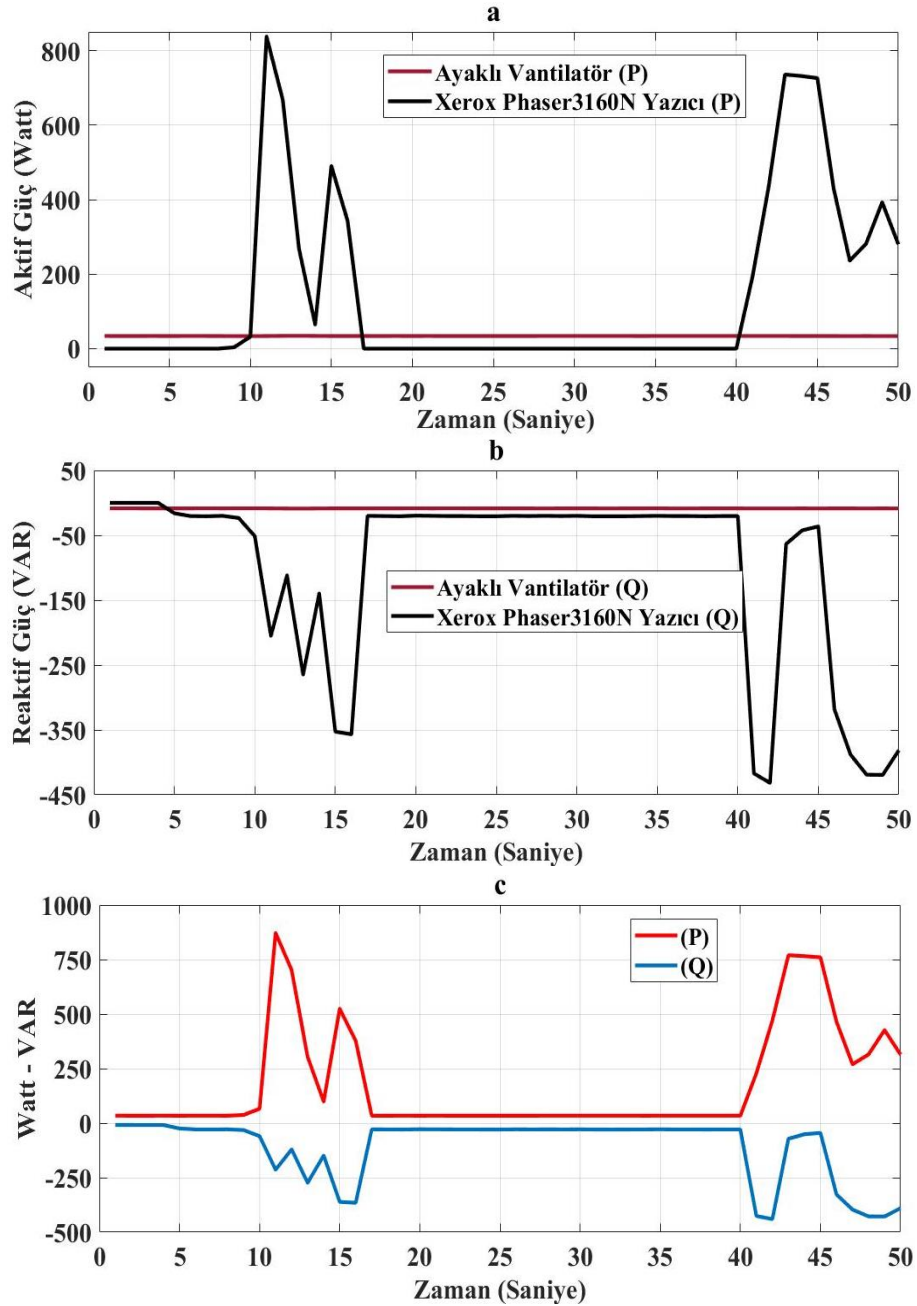
Şekil 4.8’de, ayaklı vantilatör ve monitöre ait (a)’da aktif güç tüketim sinyalleri, (b)’de reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)’de bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. Tahmin edileceği gibi bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç sinyalleri, bu iki cihazın ayrı ayrı tükettikleri aktif güç sinyallerinin kendi aralarındaki ve reaktif güç sinyallerin kendi aralarındaki toplamalarına eşit olmaktadır. Bu iki cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan bu yeni güç tüketim sinyallerin karakteristik özellikleri farklılık göstermektedir. Ayaklı vantilatörün gerek aktif güç tüketim sinyali gerekse reaktif güç tüketim sinyali şekil bakımından sabitken monitör ile aynı anda çalıştırıldığından harcanan reaktif güç tüketim sinyalinin dalgalı olduğu (c)’de görülmektedir. Öbür taraftan (c)’deki aktif güç tüketim sinyali şekil bakımından sabit olsa da sayısal değer olarak farklılık göstermektedir. Ayaklı vantilatör manuel olarak çalıştırılan ve reaktif güç tüketim tipi indüktif olan bir cihazdır. Öbür taraftan monitör donanımında bol miktarda yarı iletken aygıt bulunduran bir cihazdır. Yarı iletken cihazların reaktif güç tüketimleri yüksektir. Ayaklı vantilatörün aksine monitörün reaktif güç tüketim tipi kapasitif olmaktadır. Bu iki cihazın tükettiği reaktif güç bakımından monitörün reaktif güç tüketimi yüksek olduğundan (c) grafiğinde sinyalleri görünen bu yeni sınıfın güç tüketim tipi kapasitif olmuştur. Bu ve bunun gibi farklılıklardan yola çıkarak sınıflandırma algoritmaları sınıflandırma işlemi yaparken bu iki cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan bu yeni sinyalleri, ayrı bir sınıfta sınıflandırmaktadır. Doğrusal DVM algoritması bu sınıfa ait on beş adet sinyal örneğini diğer sınıflara ait sinyal örneklerinden büyük oranda ayırmış ve başarı ile tahmin etmiştir. Bu tahmin sonucu takip eden bölümde verilmiştir.



Şekil 4.8. Ayaklı vantilatör ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

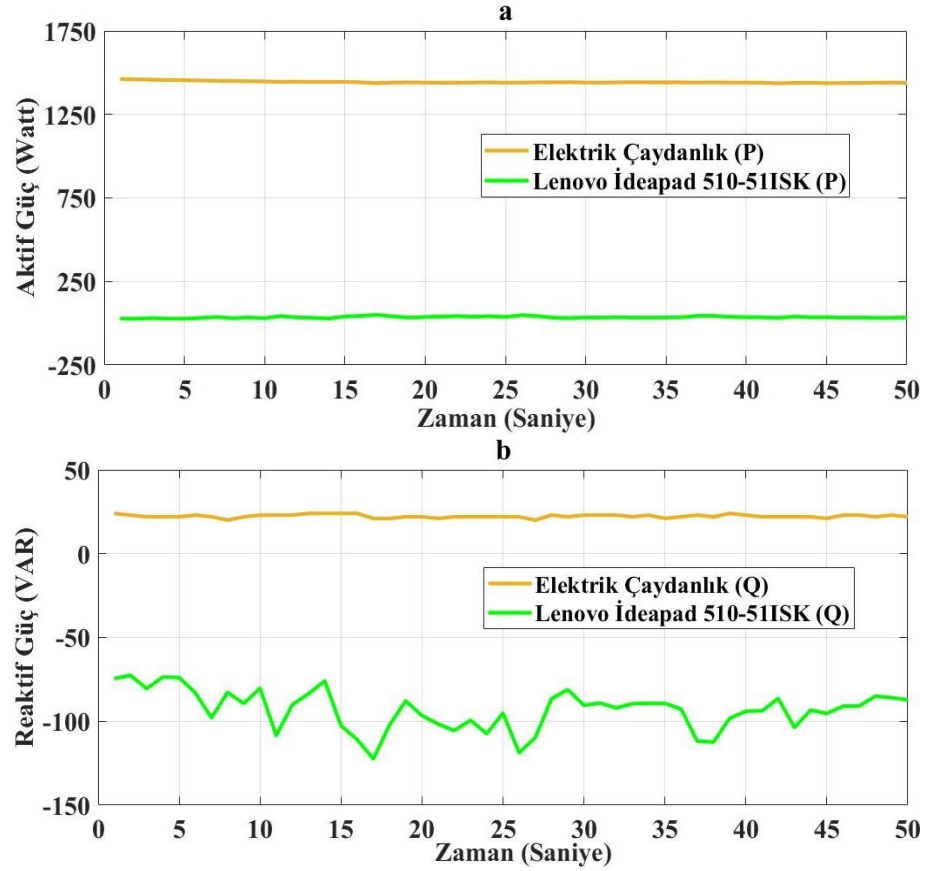
Şekil 4.9'da ayaklı vantilatör ve yazıcıya ait aktif güç ve reaktif güç tüketim sinyalleri görülmektedir. (a)'da bu iki cihazın ayrı ayrı çalışmaları durumundan harcanan aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de bu iki cihazın ayrı ayrı çalışmaları durumunda harcanan reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)'de bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda harcadıkları aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri verilmektedir. (c)'de görselleştirilen bu yeni güç tüketim sinyallerinden aktif güç tüketim sinyali, bu iki cihazın kendi aralarındaki aktif güç tüketim sinyallerinin toplamına ve reaktif güç tüketim sinyali ise bu iki cihazın kendi

aralarındaki reaktif güç tüketim sinyallerinin toplamına eşit olmaktadır. Yazıcının her iki güç çeşidine ait tüketimi daha fazla olduğu için oluşan bu yeni sinyaller, dikkatle bakıldığında şekil bakımından daha çok yazıcıya ait sinyallere benzemektedir. Her ne kadar bu benzerlik olsa da aslında oluşan bu yeni sinyaller çoğu yönden farklıdır ve sınıflandırmada ayrı bir sınıfı oluşturmaktadır.

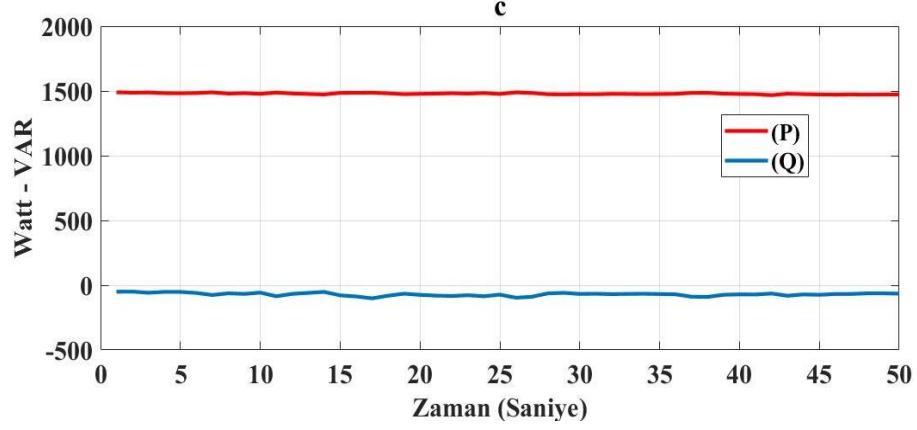


Şekil 4.9. Ayaklı vantilatör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif tüketim güç sinyalleri

Şekil 4.10'da elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait (a)'da aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)'de bu iki cihazın aynı anda çalışmaları durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görünmektedir. Grafikler dikkatli incelendiğinde aktif güç tüketiminde sayısal büyüklük olarak elektrikli çaydanlık ağır basarken reaktif güç tüketiminde sayısal büyüklük olarak dizüstü bilgisayarın ağır bastığı görülmektedir. Bu durum (c) grafiğindeki yeni sinyallerde açıkça görünmektedir. Buradan yola çıkarak denilebilir ki (c)'deki bu yeni sinyaller, artık tamamen farklı karakteristik özelliklere sahiptir ve sınıflandırmada yeni bir sınıf oluşturmaktadır. Elektrikli çaydanlığa ait reaktif güç tüketim sinyali indüktif özellik gösterirken dizüstü bilgisayara ait reaktif güç tüketimi kapasitif özellik göstermektedir. Diz üstü bilgisayarın reaktif güç tüketimi elektrikli çaydanlığa göre yüksek olduğundan (c)'de görselleştirilen bu yeni sınıfa ait güç tüketimi de kapasitif özellik göstermektedir. Ancak bu sinyalin kapasitiflik özelliği sayısal bakımdan dizüstü bilgisayara göre daha az olmaktadır. Bunun sebebi elektrikli çaydanlığın sahip olduğu indüktiflik özelliğidir.

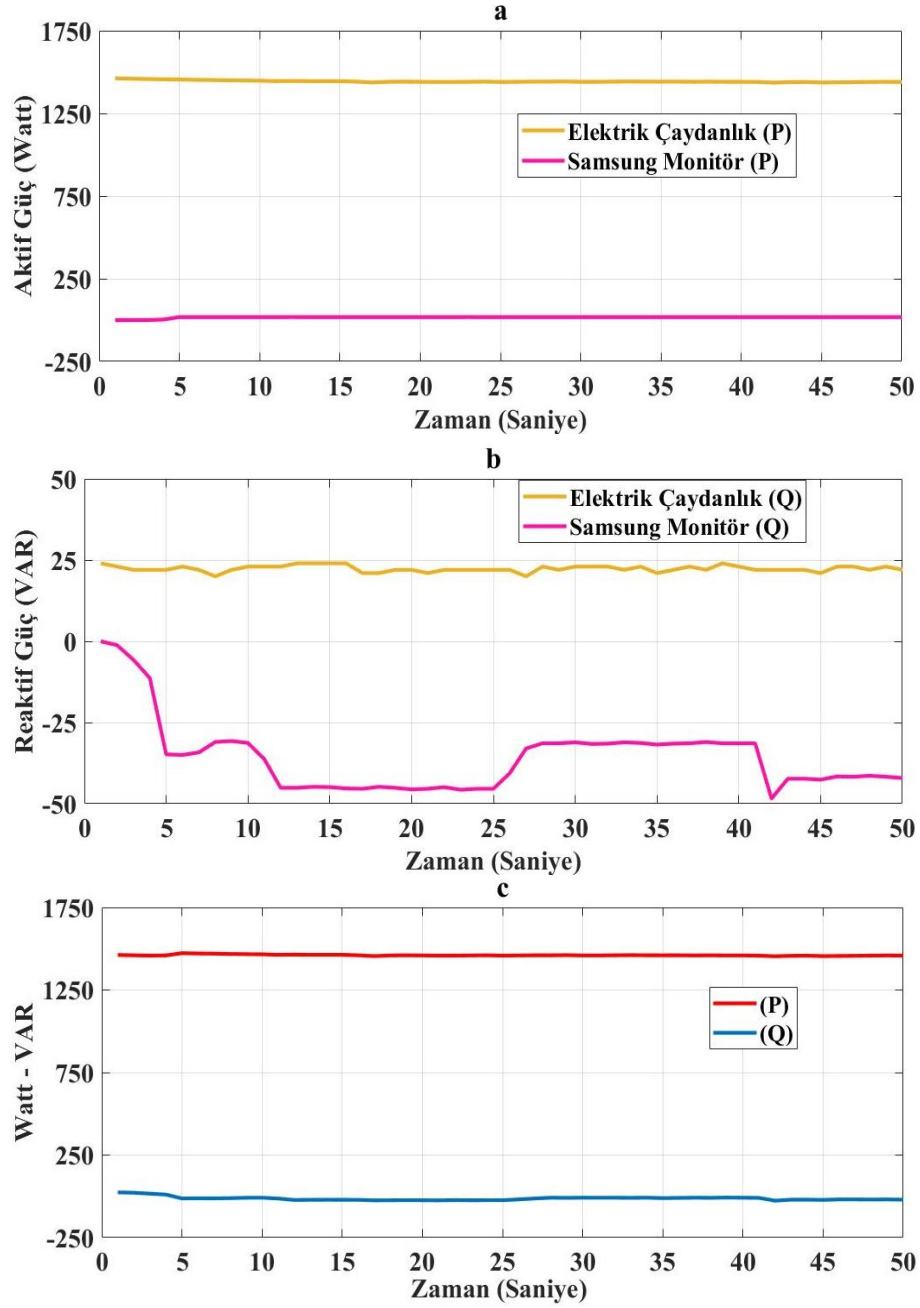


Şekil 4.10. Elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.10.(Devam) Elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

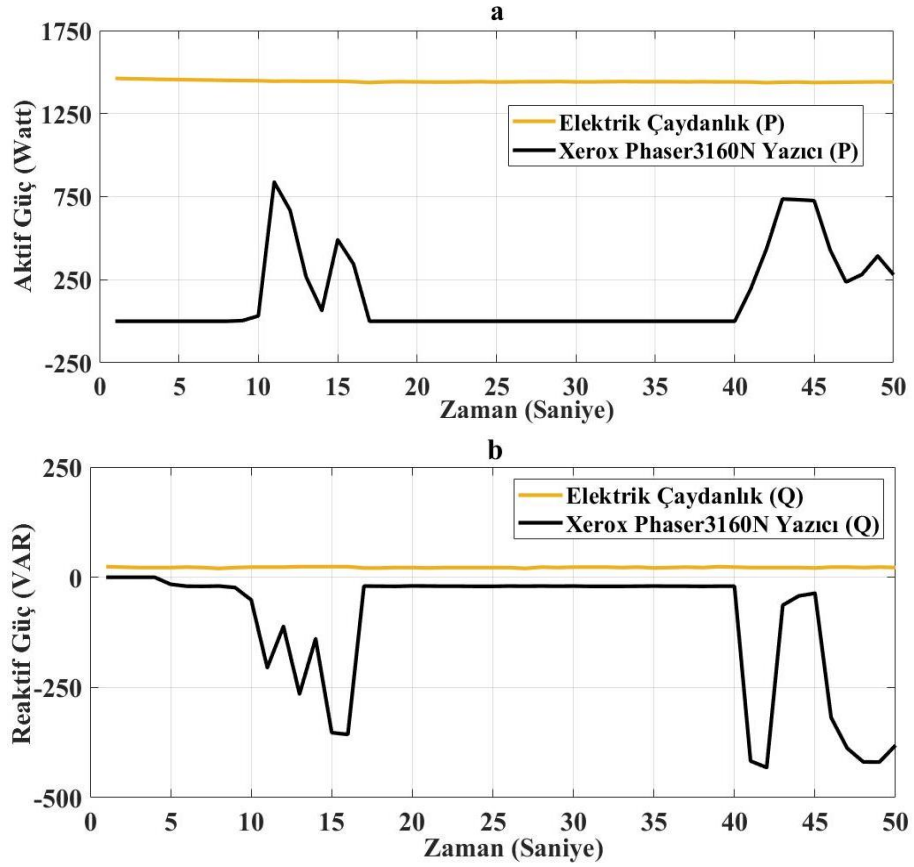
Su ısıtıcıları daha çok evlerde kullanılan cihazlar olsa da ofislerde de sıklıkla kullanılmaktadır. Öbür taraftan monitörler zaten ofislerin vazgeçilmezleri arasında yer almaktadırlar. Şekil 4.11, su ısıtıcısı diğer adıyla elektrikli çaydanlık ve monitöre ait güç tüketim sinyallerini göstermektedir. (a)'da bu iki cihazın tek başına çalıştırıldıklarında tükettikleri aktif güç sinyalleri, (b)'de yine tek başına çalıştırıldıklarında tükettikleri reaktif güç sinyalleri ve (c)'de aynı anda çalıştırıldıklarında harcanan toplam aktif ve reaktif güç sinyalleri verilmektedir. Grafikler incelendiğinde aktif güç tüketiminde, elektrikli çaydanlığın monitöre göre harcadığı güç çok fazla olduğu açıkça görülmektedir. Öbür taraftan reaktif güç tüketiminde; elektrikli çaydanlık endüktif reaktif güç tüketimine sahipken monitör kapasitif reaktif güç tüketimine sahip olmaktadır. Bu iki reaktif yük tipinin işaretleri farklı olduğundan bu iki cihaz aynı anda çalıştırıldığında birbirlerinin etkilerini azaltmaktadır. Bu iki cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan yeni sinyaller, elektrikli çaydanlığa ait sinyallere daha yakın dursa da aslında farklı sinyallerdir ve farklı karakteristik özelliklere sahiptirler. Doğrusal DVM algoritması ile diğer makine öğrenmesi algoritmaları bu farklı karakteristik özellikleri kullanarak bu sınıfa ait on beş adet sinyal örneğini diğer sınıflara ait sinyal örneklerinden ayırıp sınıflandırır. Doğrusal DVM algoritmasının sonraki bölümlerde tahmin sonucu verilmiştir. İlgili bölümde görüleceği üzere Doğrusal DVM algoritması burada görselleştirilen farklılıkları başarılı bir şekilde tespit etmiş ve sınıfları yüksek bir oranda doğru tahmin etmiştir. Örneklerin farklı öznelilikleri çıkarılarak farklı sonuçlar elde edilebilir. Bu çalışma için en başarılı sonuç seçilen özneliliklere göre elde edilmiştir.



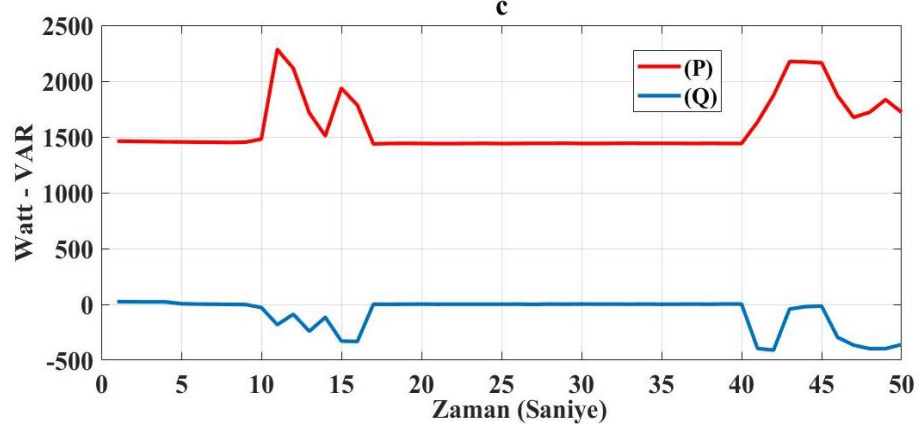
Şekil 4.11. Elektrikli çaydanlık ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Şekil 4.12’de elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait sinyaller görülmektedir. (a)’da her iki cihaza ait bireysel aktif güç tüketim sinyalleri, (b)’de yine bireysel reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)’de aynı anda çalışmaları durumunda harcanan toplam aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri verilmektedir. Grafikler dikkatle incelendiğinde her iki cihazın da aktif güç tüketimleri çalışmadaki diğer cihazların aktif güç tüketimlerine göre oldukça yüksektir. Su ısıtıcısı daha sabit bir aktif güç tüketim sinyaline sahipken yazıcıda aktif güç

tüketim sinyali dalgalı olmaktadır. Bu iki cihazın aynı anda çalışması durumunda harcanan aktif güç, bu iki gücün toplamıdır ve yüksek sayılabilecek bir aktif güç tüketimini oluşturmaktadır. Reaktif güç harcamasına gelince; su ısıtıcısı küçük miktarda ve sabit bir endüktif güç tüketirken, yazıcı dalgalı ve büyük miktarda kapasitif güç tüketmektedir. Kapasitif güç çok daha fazla olduğundan, bu iki cihaz aynı anda çalıştığında, her ne kadar indüktif olan güç bu kapasitif gücü bir miktar kompanze etse de oluşan toplam reaktif güç kapasitif olmaktadır. Oluşan bu yeni sinyaller karakteristik özellik bakımından farklılık göstereceklerinden yeni bir sınıfı oluşturmaktadırlar. Bu yeni sınıfın ayırt edici karakteristik özellikleri makine öğrenmesi algoritmaları tarafından tespit edilip bu sınıfa ait örnekler tanınır. Diğer örneklerle beraber bu gruba ait örnekleri sınıflandırma algoritmaları başarılı bir şekilde ayırt edebilmektedir. Bu çalışmada kullanılan Doğrusal DVM algoritması da %83,4 gibi başarılı bir oranla sınıfları birbirinden ayırt etmeyi başarmıştır. Bu sınıfı da başarılı bir şekilde ayıran Doğrusal DVM algoritmasına ait tahmin sonuçları sonraki bölümlerde verilmiştir.

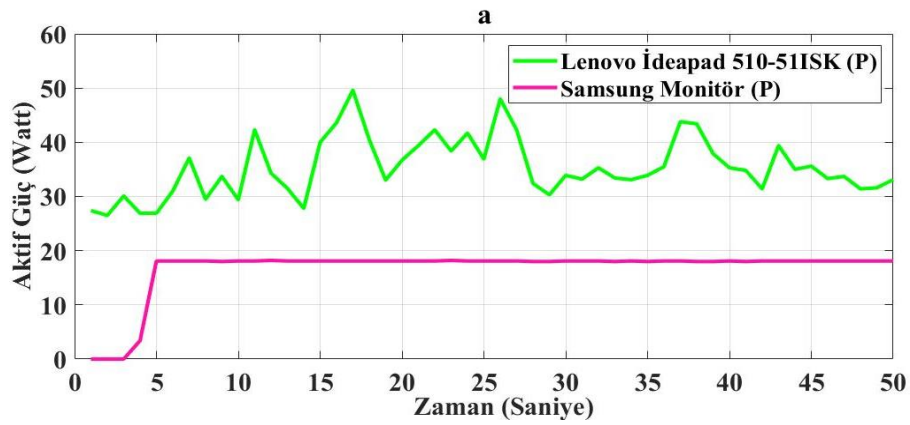


Şekil 4.12. Elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

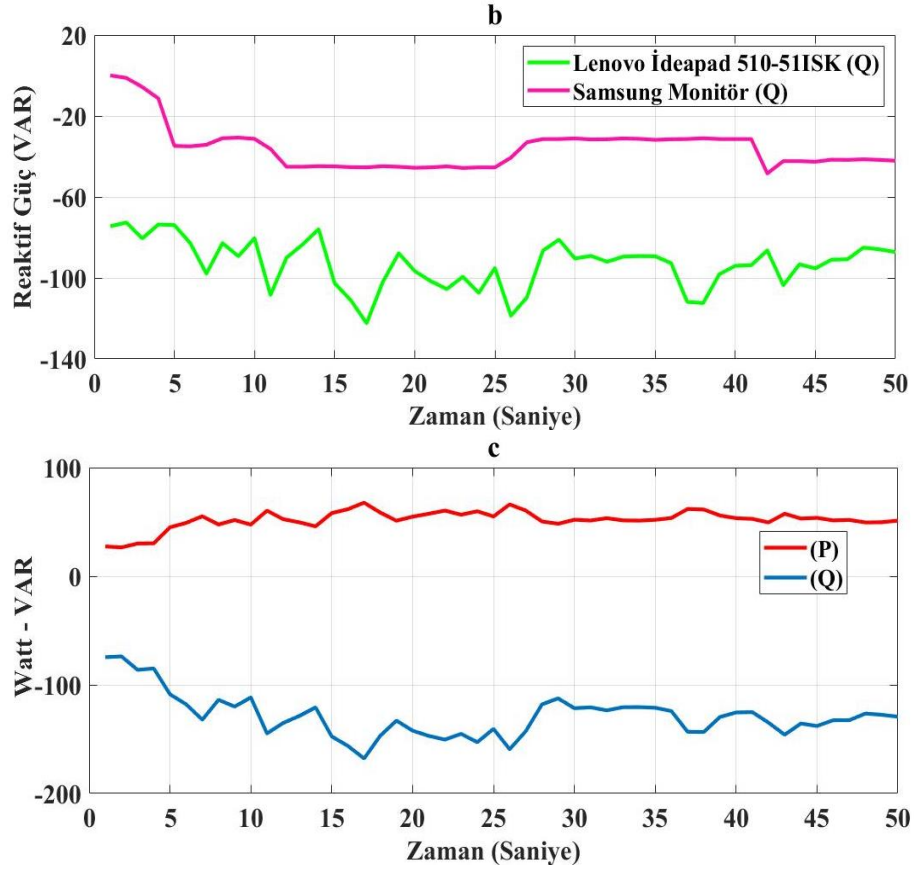


Şekil 4.12. (Devam) Elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Şekil 4.13'te ofislerin en önemli iki elektronik cihazı olan bilgisayar çeşitlerinden dizüstü bilgisayar ve monitöre ait grafikler verilmektedir. (a) grafiğinde bu iki cihaza ait aktif güç tüketim sinyalleri, (b) grafiğinde reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c) grafiğinde bu iki cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri verilmektedir. Diğer cihazlara nispeten bu iki cihazın aktif güç tüketimleri daha az olmaktadır. Öbür taraftan, bu iki cihaz bileşenlerinde bol miktarda elektronik aygıt barındırdığından reaktif güç tüketimleri yüksek olmakla birlikte her iki cihazın reaktif güç tüketimleri kapasitiftir görülmektedir. İki cihazın aynı anda çalışması durumu ise ortaya yeni bir sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketimlerini ortaya çıkarmaktadır. Oluşan bu yeni aktif ve reaktif güç sinyallerinin karakteristik özellikleri kendilerini oluşturan dizüstü bilgisayar ve monitörün aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerinden farklı olmaktadır

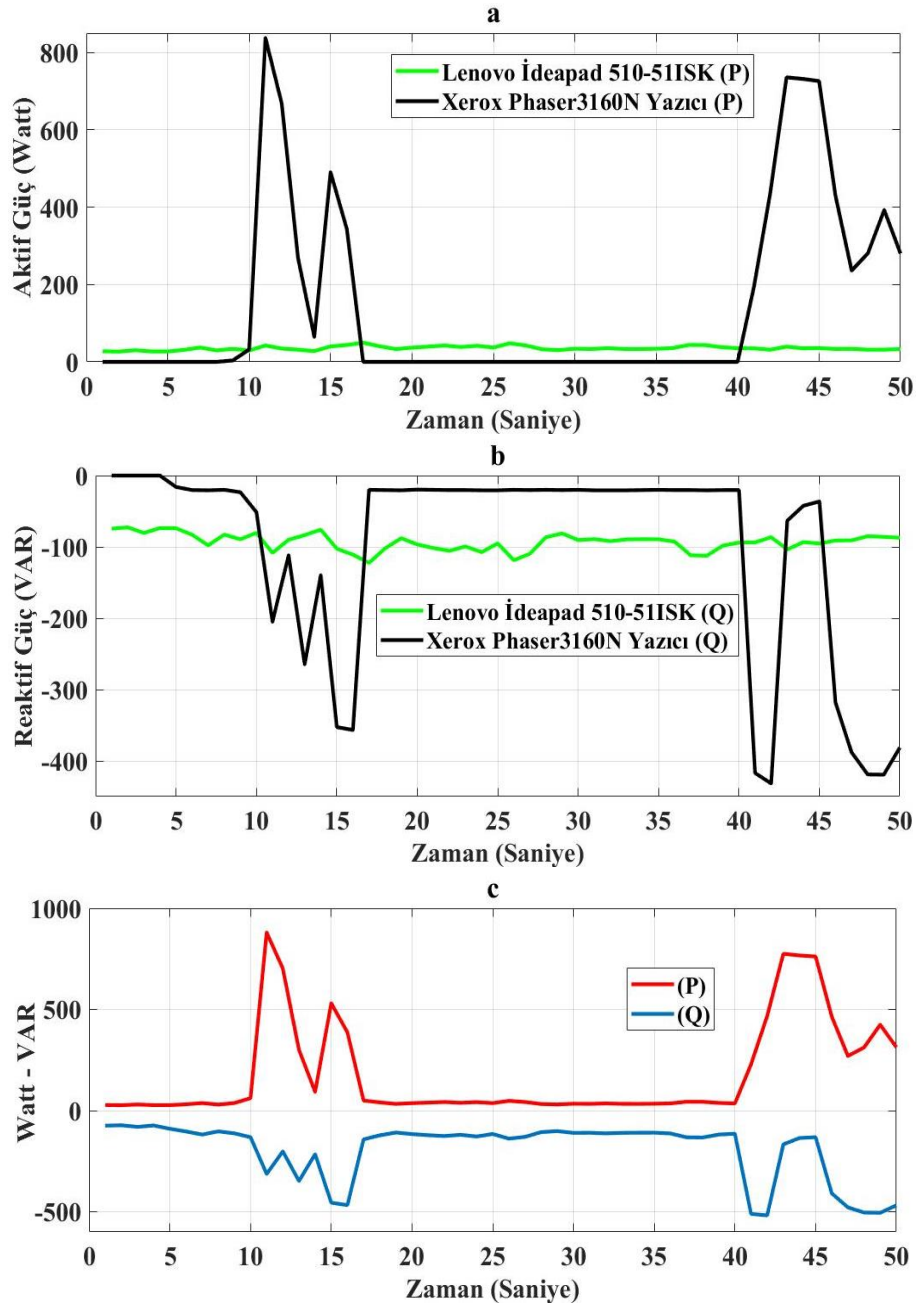


Şekil 4.13. Dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.13. (Devam) Dizüstü Bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

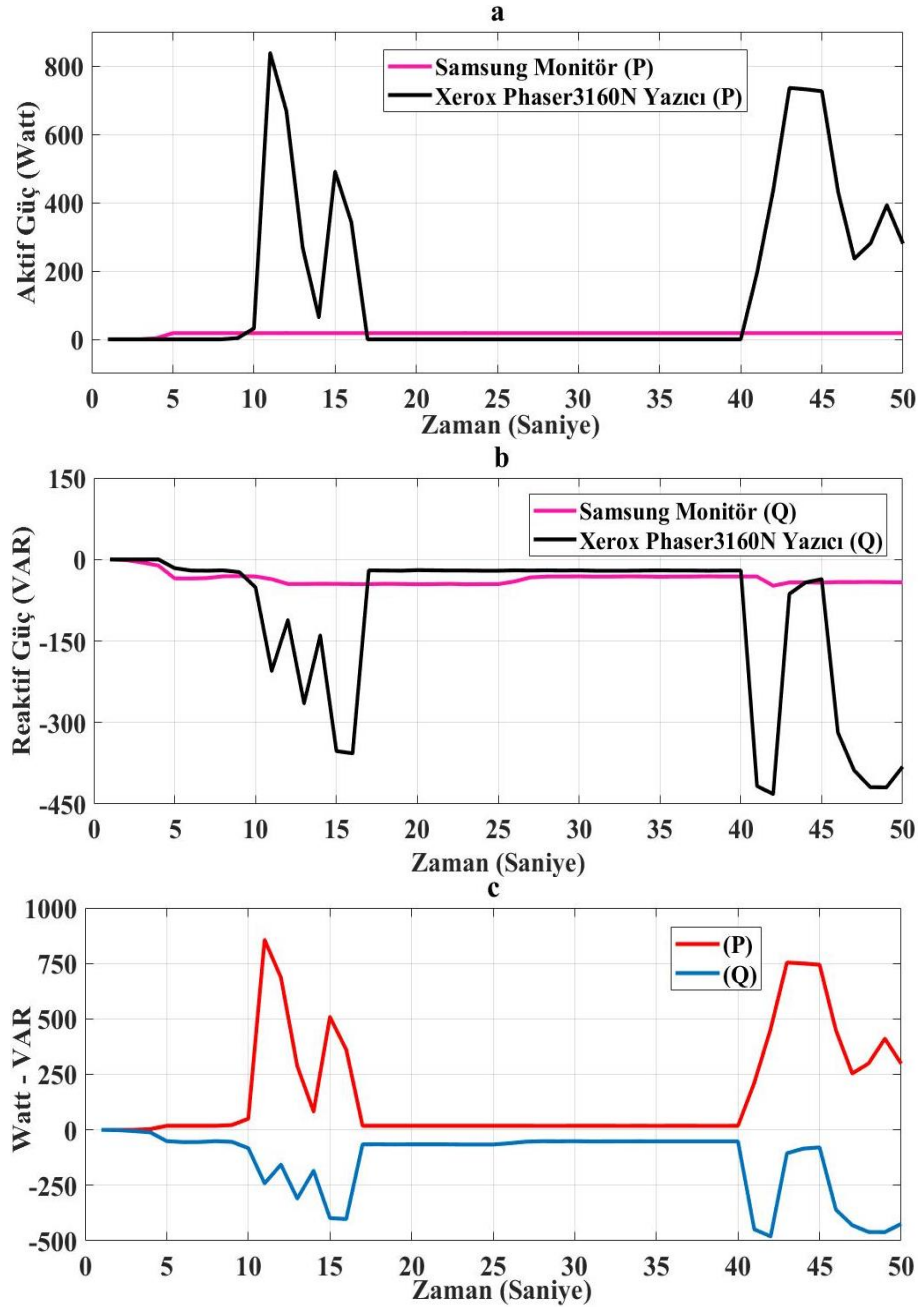
Dizüstü bilgisayar ve yazıcı, donanımlarında bol miktarda elektronik bileşenler bulunduran ofis cihazları arasında yer almaktadırlar. Elektronik aygıtların reaktif güç tüketimi yüksektir. Şekil 4.14; bu iki cihaza ait (a) aktif güç tüketim sinyallerini, (b) reaktif güç tüketim sinyallerini ve (c) aynı anda çalıştırıldıklarında harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Grafikler dikkatle incelendiğinde yazıcının hem aktif hem de reaktif güç tüketim sinyalleri oldukça dalgalıyken, dizüstü bilgisayarın aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri ise daha az dalgalı görünmektedir. İki cihazın aynı anda çalışması durumunda ise harcanan aktif ve reaktif güçler tüketim sinyallerinin karakteristikleri kendilerini oluşturan bu iki cihazın her iki güç tüketim sinyallerine göre farklılık göstermektedir. Bu farklılık yeni bir sınıf oluşturmaktadır. Bu iki cihazın reaktif güç tüketimleri kapasitif olduğundan oluşan bu yeni reaktif güç tüketim sinyali de kapasitif olmaktadır. Ek olarak (c) grafiği ile görselleştirilen bu yeni sınıfın reaktif güç tüketim sinyali incelendiğinde bu çalışmanın çoğu sınıfının reaktif güç tüketim sinyaline göre yüksek çıkmaktadır.



Şekil 4.14. Dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

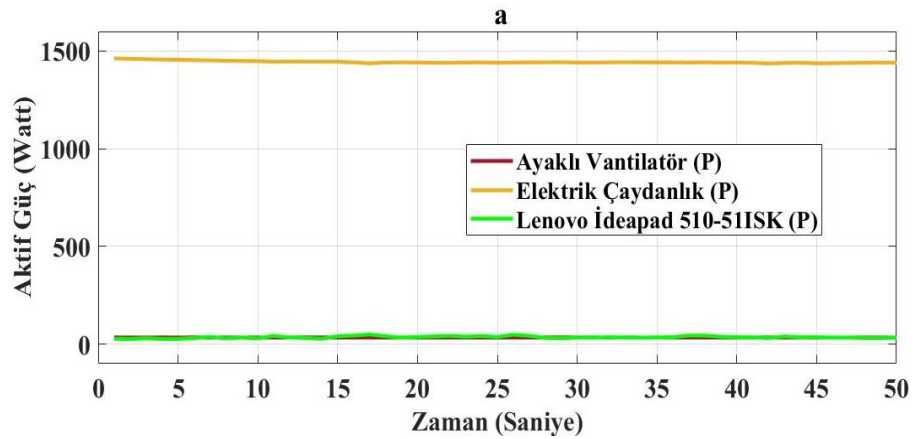
Şekil 4.15'te ofislerin vazgeçilmez cihazları arasında yer alan monitör ve yazıcının (a)'da ayrı ayrı çalıştırıldıklarında harcadıkları aktif güç sinyalleri, (b)'de ayrı ayrı çalıştırıldıklarında tükettikleri reaktif güç sinyalleri ve (c)'de aynı anda çalıştırıldıklarında harcadıkları aktif ve reaktif güç sinyalleri görselleştirilmektedir. Aktif güç tüketimlerinde yazıcının dalgalı ve büyük, monitörün ise yazıcıya göre daha sabit ve yine yazıcıya göre daha küçük aktif güç tüketimine sahip olduğu görülmektedir. Öbür taraftan reaktif güç

tüketimlerine bakıldığında, her iki cihazın da kapasitif güç harcamasına sahip olduğu (c) grafiğinden okunmaktadır. İki cihazın aynı anda çalışması durumunda oluşan yeni gerek aktif güç tüketim sinyali gerekse reaktif güç tüketim sinyali ise karakteristik özellikleri bakımından bu iki cihazın bireysel güç tüketim sinyallerinden farklı arz etmektedir. Oluşan bu yeni sinyaller cihaz sınıflandırmasında müstakil bir sınıfı oluşturmaktadırlar.

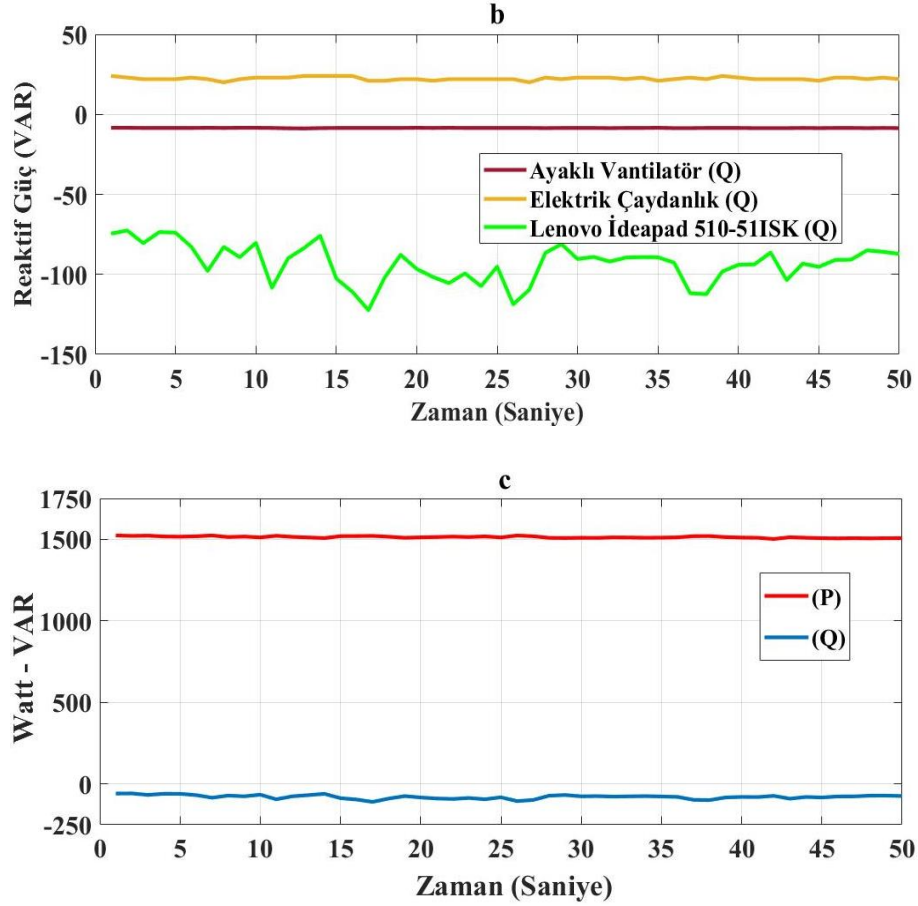


Şekil 4.15. Monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Bu çalışmada, üç cihazın aynı çalıştırılması sonucu oluşan 10 adet sınıf bulunmaktadır. Bunlardan birisi Şekil 4.16'da görselleştirilmektedir. Burada (a) grafiği ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait aktif güç tüketim sinyallerini; (b) grafiği bu üç cihazın reaktif güç tüketim sinyallerini ve (c) grafiği bu üç cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. (c) grafiğinde aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri verilen bu yeni sınıfın aktif ve reaktif güçleri, sırasıyla bu üç cihazın aktif güçlerinin kendi aralarındaki ve reaktif güçlerinin kendi aralarındaki toplamına eşit olmaktadır. Bu sınıfa ait sinyaller hem sayısal büyüklük bakımından hem de detaylı olarak incelendiğinden sinyallerin şekli bakımından farklı karakteristik özellikler göstermektedir. (a) grafiği incelendiğinde, elektrikli çaydanlığın aktif güç tüketimi ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayara göre oldukça yüksek olmaktadır. Her üç cihazın da şekil bakımından aktif güç tüketim sinyalleri sabit denilebilecek durumdadır. (b) grafiğinde bu üç cihazın reaktif güç tüketim sinyallerine bakıldığında, şekil bakımından ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlık sabit olmaya yakınken dizüstü bilgisayarın dalgalı görünmektedir. Öbür taraftan elektrikli çaydanlığın reaktif güç tüketimi indüktifken ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayarın kapasitif özelliktedir. Bu çalışmada en yüksek doğruluk oranı veren Doğrusal DVM algoritması bahsi geçen karakteristik farklılıkları kullanarak örnekleri birbirinden ayırt eder. İlgili algoritmanın sınıflandırma tahmin sonuçları sonraki bölümlerde verilmiştir. Bu sınıfa ait örneklerin tahmin sonuçları da hem diğerleri ile beraber hem de tek başına saçılım grafiği üzerinden verilmiştir.



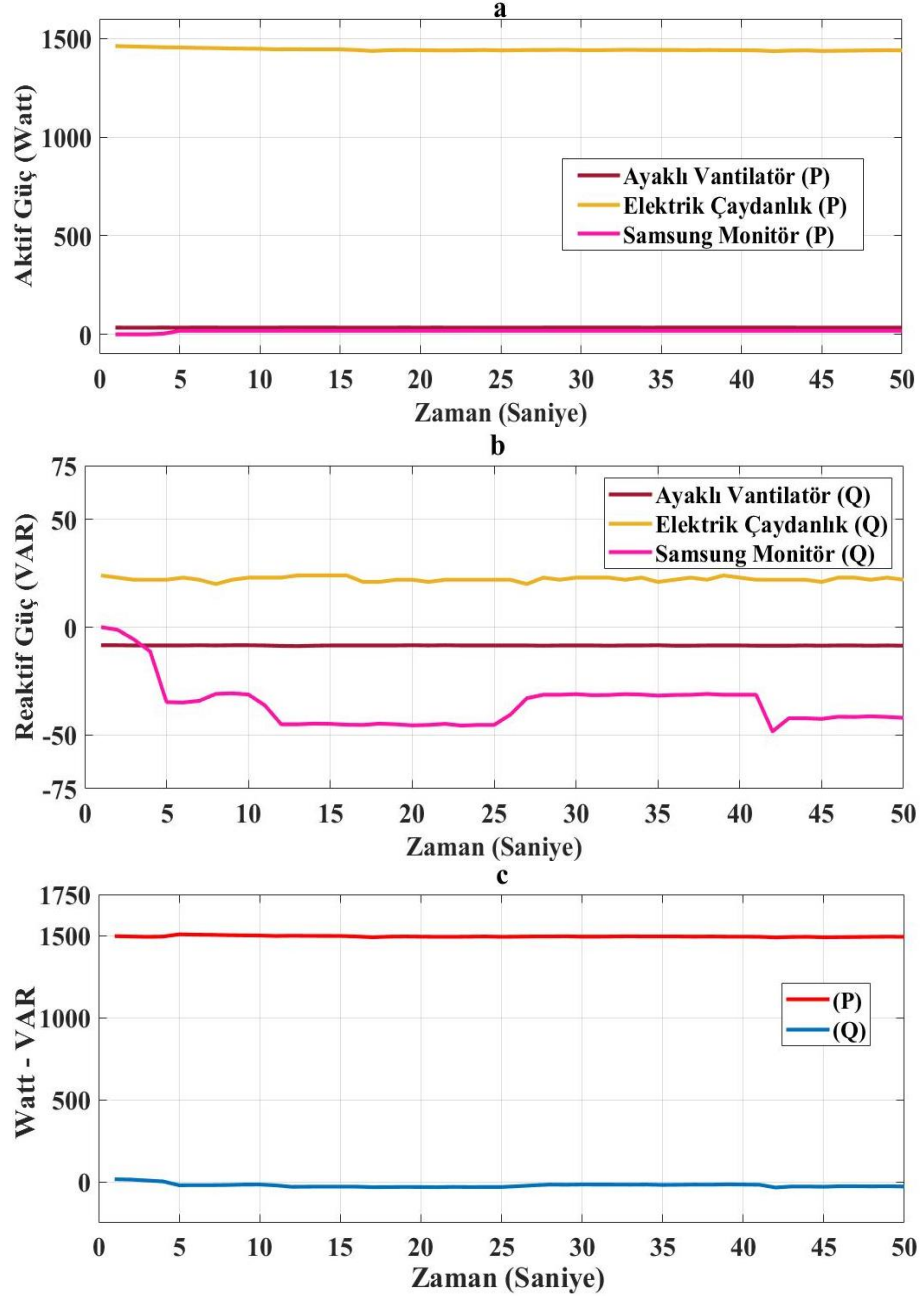
Şekil 4.16. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.16. (Devam) Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayara ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

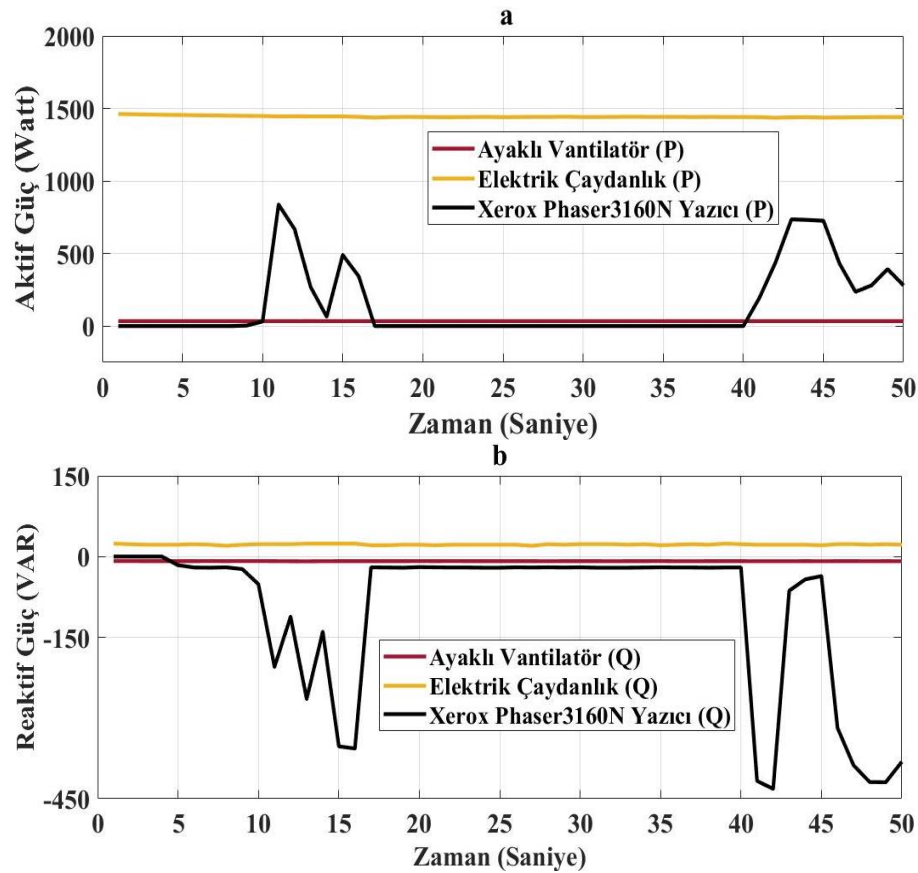
Bu çalışmaya ait sınıflardan birisi ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve monitörün aynı anda çalışması durumunda oluşan sınıftır. Bu sınıf üç cihazın aynı anda çalıştırıldığı durumlarda oluşan 10 adet sınıftan birisidir. Şekil 4.17; (a)'da ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve monitör cihazlarının birbirinden ayrı olarak çalıştırıldıkları durumda bu üç cihazın harcadıkları aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de bu üç cihaz birbirinden ayrı olarak çalıştırıldıkları durumda harcadıkları reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)'de bu üç cihazın aynı anda çalıştırıldıklarında harcadıkları aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. Kolayca tahmin edileceği gibi bu üç cihazın aynı anda çalışması durumunda harcanan aktif güç, bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştıklarında harcanan aktif gücün toplamı eşit olmaktadır. Bu üç cihazın aynı anda çalıştırıldığında harcadıkları reaktif güç tüketim miktarı ise yine bu cihazın bireysel olarak harcadıkları güçlerin toplamına eşit olmaktadır. (b) grafiği dikkatlice incelendiğinde elektrik çaydanlığın reaktif güç tüketim tipi indüktif özellik gösterirken monitörün ve ayaklı vantilatörün reaktif güç tüketim tipleri

kapasitif özellik göstermektedir. Bu iki reaktif güç tüketimi tipinin birbirini kompanse ettiği bilinen bir gerçektir. Sonuç olarak bu sınıfın için oluşan toplam reaktif gücün kapasitif olduğu (c) grafiğinde görülmektedir. Öbür taraftan aktif güç tüketimine (a) grafiğine bakıldığında elektrikli çaydanlığın tükettiği aktif güç diğer iki cihaza göre oldukça yüksek görünmektedir. (c) grafiğinde gösterilen bu sınıfın aktif gücü, bu sınıfın bileşenlerinde elektrikli çaydanlık bulunduğundan yüksek çıkmaktadır.

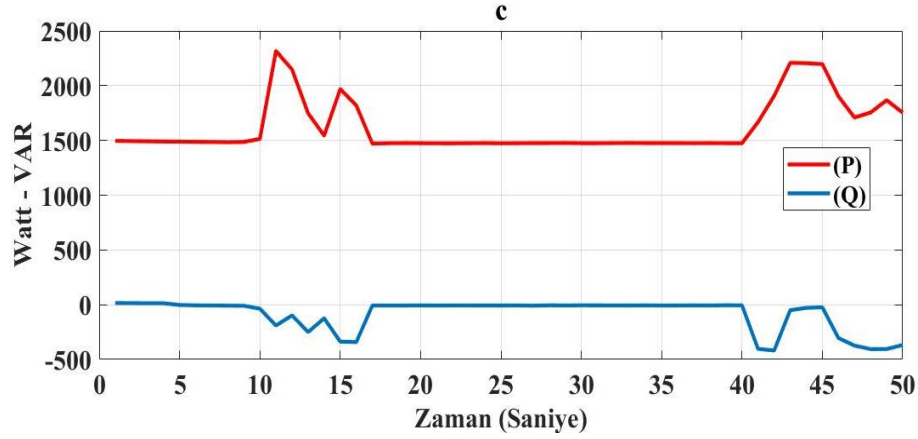


Şekil 4.17. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Şekil 4.18’de; (a) grafiğinde ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve yazıcı cihazlarının ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan aktif güç tüketim sinyalleri, (b) grafiğinde yine bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c) grafiğinde bu üç cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. (c)’de oluşan aktif ve reaktif güçler, bu üç cihazın ayrı ayrı çalışması durumunda harcadıkları aktif güçlerin kendi aralarındaki ve reaktif güçlerin kendi aralarındaki toplamına eşit olmaktadır. Buradaki güçlerin sayısal büyüklüğü, şekli vb. gibi temel karakteristik özellikleri diğerlerinden farklı olacağından (c) grafiğinde sinyalleri gösterilen bu sınıf tamamen farklı bir sınıfı oluşturmaktadır. Bu farklılıklarla makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları eğitildikten sonra ilgili algoritmalar sonraki örneklerde bu farklılıkları kullanarak örnekleri sınıflandırır. Doğrusal DVM algoritması da bu yolla bu sınıfa ait sinyalleri başarılı bir şekilde diğer örneklerden ayırt edip sınıflandırmıştır. Sonraki bölümlerde Doğrusal DVM algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir.

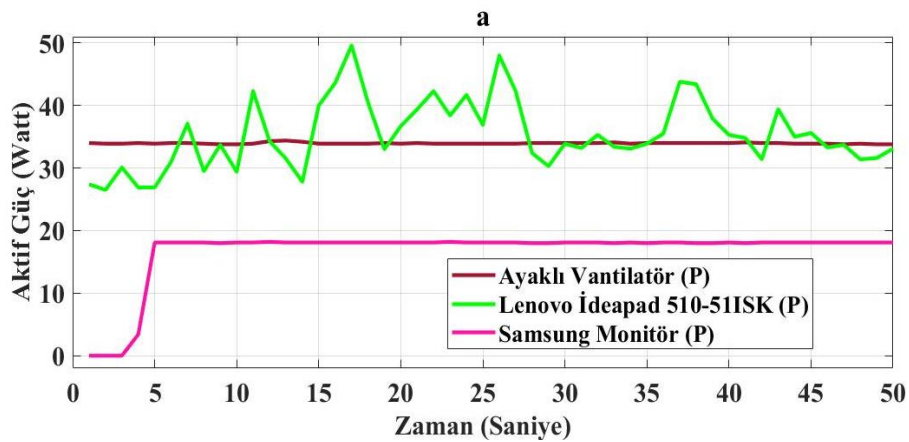


Şekil 4.18. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

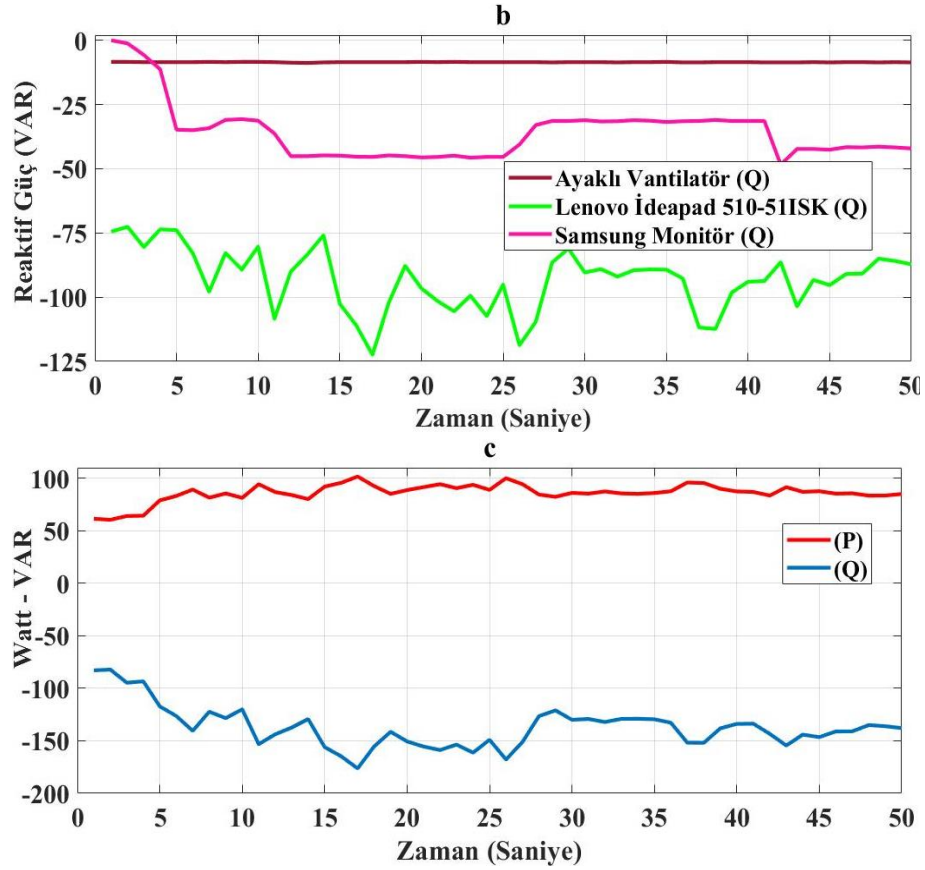


Şekil 4.18. (Devam) Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve monitörden oluşan sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri Şekil 4.19 (c)'de gösterilmektedir. Şekil 4.19 (a) ve (b) grafikleri ise sırasıyla bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcadıkları aktif ve reaktif güçlere ait sinyalleri göstermektedir. Beş cihazın üçlü kombinasyonlarından olan bu sınıfının kapasitif karakterde olan reaktif güç tüketimi aktif güç tüketiminden fazla olduğu (c) grafiğinden okunmaktadır. Reaktif güç tüketimi her ne kadar dizüstü bilgisayarınki ile paralellik gösterse de sayısal büyüklük ve azda olsa şekil bakımından farklılık göstermektedir. Sınıflandırmanın temelinde karakteristik farklılıkların yattığı gerçeğinden yola çıkılırsa, bu üç cihazın aynı anda çalışması durumunda oluşan bu yeni durumun yeni bir tüketim sınıfını oluşturacağı ortadadır.

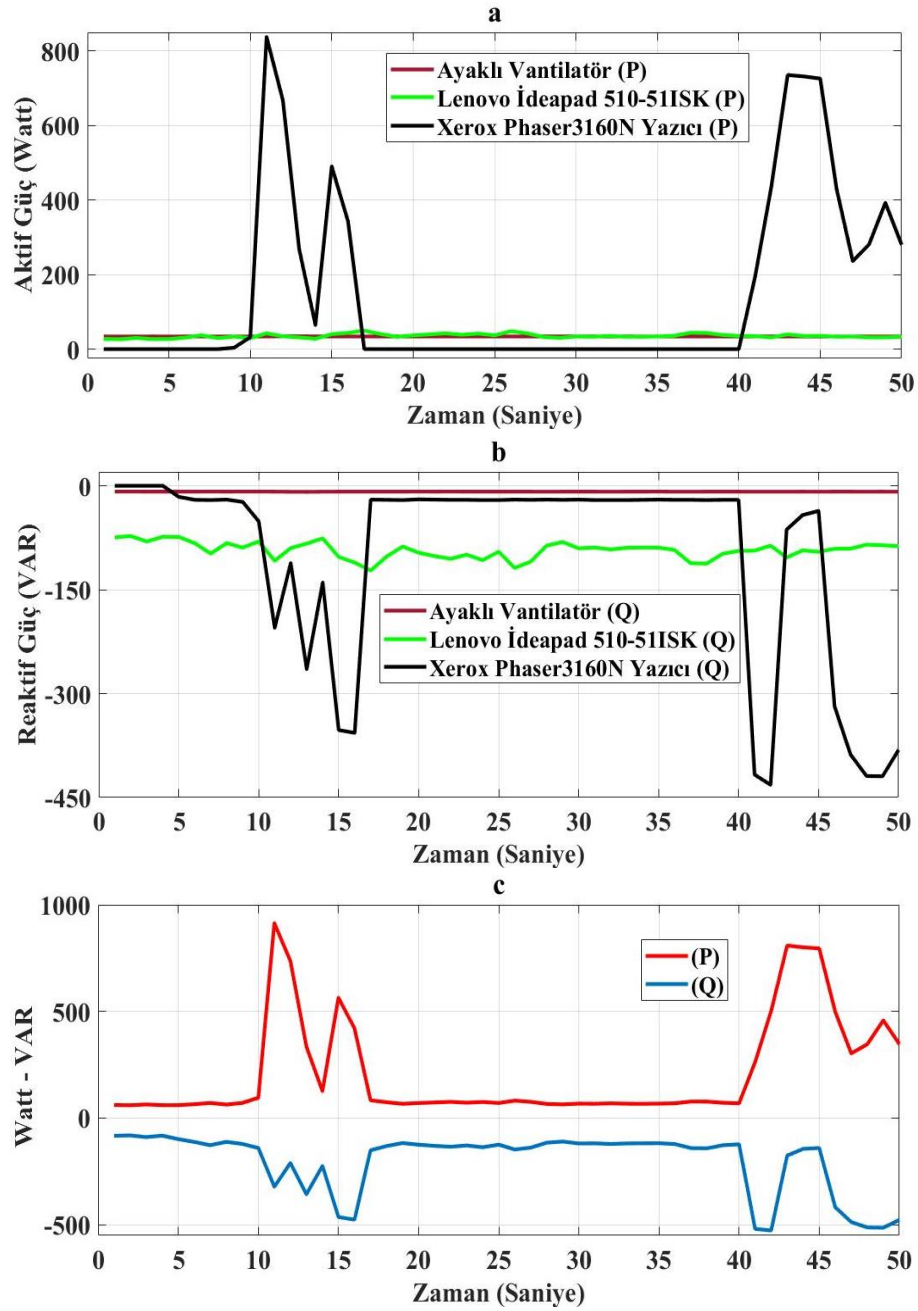


Şekil 4.19. Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.19. (Devam) Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

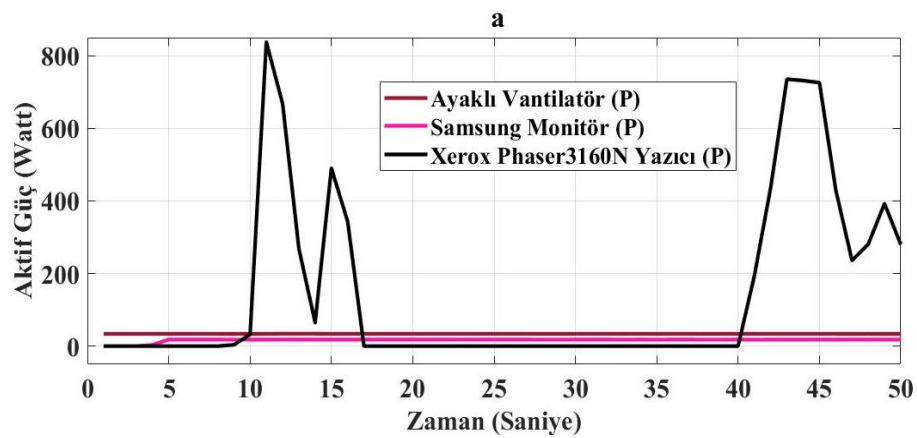
Şekil 4.20’de (a) grafiği ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve yazıcının ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan aktif güç tüketim sinyallerini; (b) grafiği bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan reaktif güç tüketim sinyallerini ve (c) grafiği bu üç cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda harcanan toplam aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Dizüstü bilgisayar ve ayaklı vantilatörün aktif güç tüketimleri yazıcınıninkine göre daha az ve şekil olarak daha sabit olduklarından, bu üç cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda oluşan yeni sinyalin şekil olarak aktif güç tüketimi yazıcınıninkine benzerlik göstermektedir. Öbür taraftan reaktif güç tüketimlerinden, ayaklı vantilatörünki az olduğundan sonuç üzerinden pek etkisi olmamaktadır. Oluşan reaktif gücün şekil, büyüklük, kapasitiflik-indüktiflik gibi karakteristik özelliklerini daha çok yazıcı ve dizüstü bilgisayar oluşturmaktadır. Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve yazıcının aynı anda çalışması durumunda oluşan bu sınıf, her ne kadar bazı özellikler bakımından diğerlerine benze de tamamen apayrı karakteristik özellikleri bünyesinde barındırmaktadır.



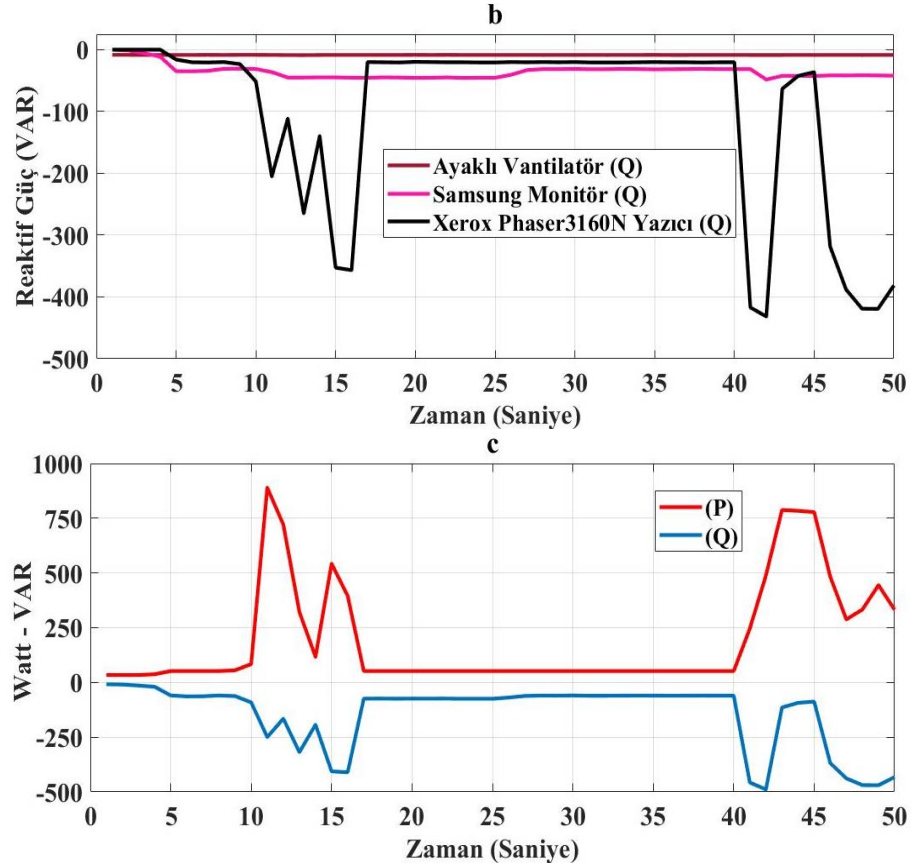
Şekil 4.20. Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Şekil 4.21 (a)'da ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcının ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcanan reaktif güç tüketim sinyalleri ve (c)'de bu üç cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. (c)'de oluşan sınıfa ait sinyallerden aktif güç sinyali ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcının aktif güçlerinin toplamına eşitken reaktif güç sinyali ise yine bu üç cihazın reaktif

güçlerinin toplamına eşit olmaktadır. Yazıcının aktif güç tüketimi büyük aralıklarla değişmektedir ve bu durum bu sınıfın aktif güç tüketim sinyalinin şeklinde baskın olmaktadır. Öbür taraftan ayaklı vantilatör ve monitörün aktif güç tüketim sinyalleri şekil bakımından sabite yakın durmaktadır. (c) grafiğinde gösterilen aktif güç tüketim sinyaline bu iki cihazın katkısı daha çok sayısal değer olduğu görünmektedir. Bu durum bu iki cihazın şekil bakımından etkilerinin sıfır olduğu anlamına gelmemelidir. Reaktif güç tüketiminde gelince (c) grafiğinde oluşan reaktif güç tüketimi üzerinde her ne kadar yazıcı baskın olsa da monitörün tükettiği reaktif güç de sonucu önemli ölçüde etkilemektedir. Burada ayaklı vantilatörün reaktif güç tüketiminin diğer iki cihaza göre oldukça düşük olduğu (b) grafiğinde rahatlıkla görülebilmektedir. Bu sınıfa ait reaktif güç tüketiminin kapasitif özellik gösterdiği grafiklerde rahatlıkla okunabilmektedir. Ayrıca bu sınıfın reaktif güç tüketimi yüksektir denilebilir. Sonuç olarak (c) grafiğinde aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görselleştirilen bu sınıfın benzersiz özellikleri bulunmaktadır. Bu durum sınıflandırma algoritmaları tarafından tespit edilir ve bu sınıfa ait sinyaller yine bu algoritmalar tarafında bu sınıfta tahmin edilir. Burada önemli hususlardan biri bu ve diğer sınıfların eşsiz özelliklerini doğru operatörler veya tekniklerle sınıflandırma algoritmalarına tanıtmaktır. Bu çalışmada öne çıkan makine öğrenmesi algoritmalarından Doğrusal DVM algoritmasının bu sınıfa ait örnekleri başarılı bir şekilde sınıflandırdığı sonraki bölümlerde görülecektir. Ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcının oluşturduğu bu sınıfın on beş adet örneğini Doğrusal DVM algoritması diğer sınıflara ait örneklerden öznetelik çıkarımında kullanılan operatörler ve tekniklerin sonuçlarını tanıyarak ayırt edebilmiştir.

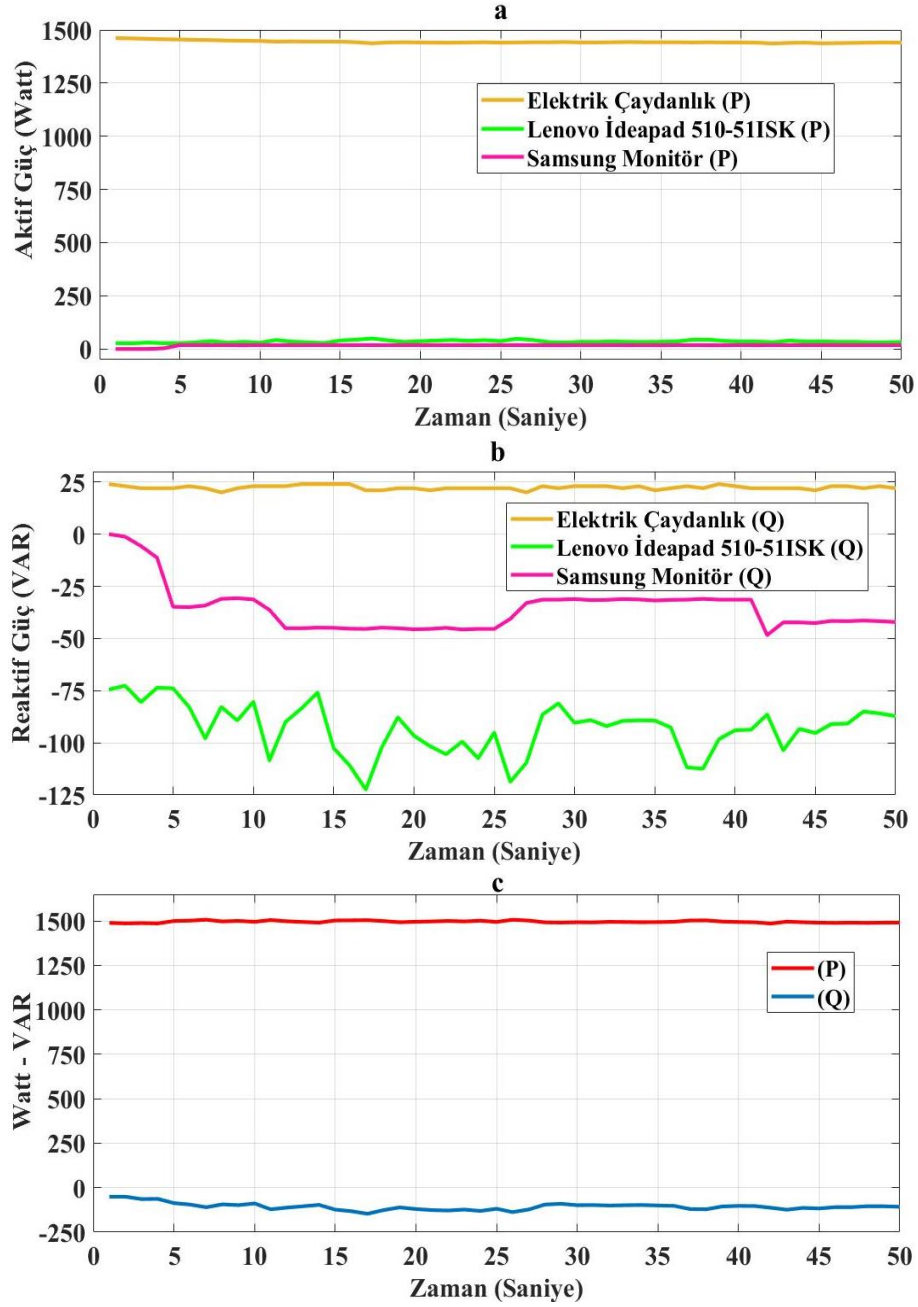


Şekil 4.21. Ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.21. (Devam) Ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

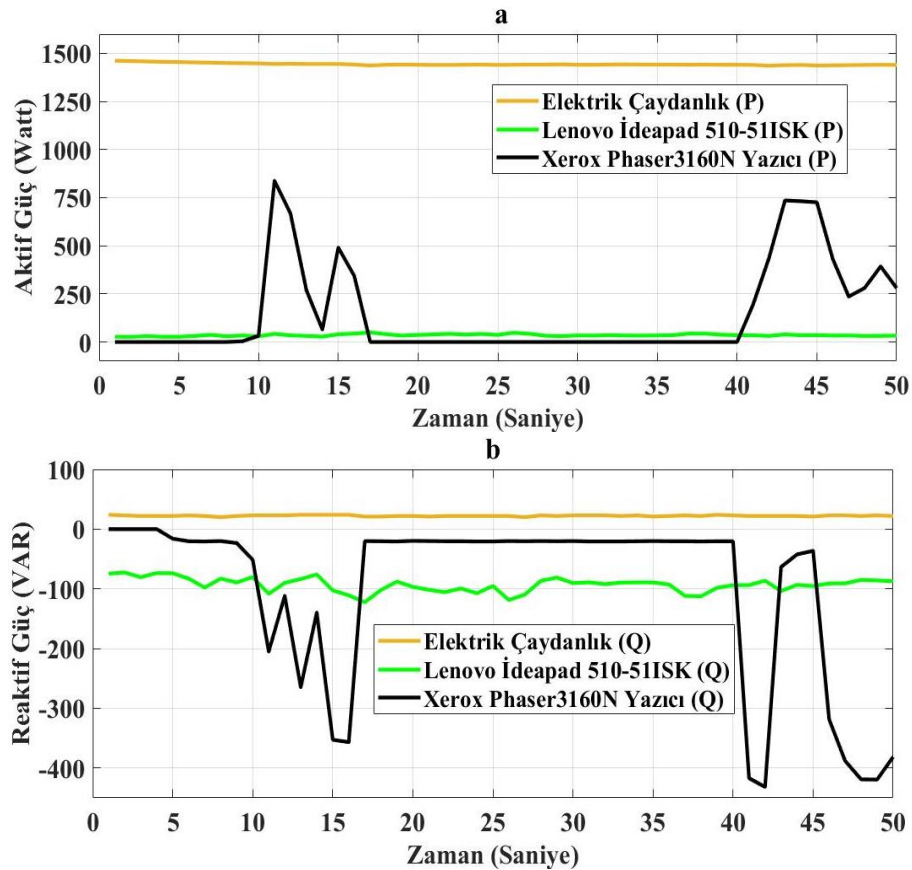
Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitörün aynı anda çalıştırılması durumunda oluşan sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri Şekil 4.22 (c)'de verilmektedir. Şekil 4.22 (a)'da bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcadıkları aktif güç tüketim sinyalleri, (b)'de ise yine ayrı ayrı çalıştırılması durumunda harcadıkları reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. Aktif güç tüketiminde elektrikli çaydanlığın bariz bir baskınlığa sahip olduğu grafik (a)'da okunmaktadır. Reaktif güç tüketiminde ise elektrikli çaydanlığın tüketimi indüktif ve sayısal değer bakımından diğer iki cihaza nispeten az iken monitörün ve dizüstü bilgisayarın tüketimleri kapasitif ve elektrikli çaydanlığa göre sayısal değer bakımından fazla olmaktadır. Sonuç olarak (c)'de oluşan sınıfa ait sinyallerin aktif güç tüketiminde elektrikli çaydanlığın güç tüketimi, reaktif güç tüketiminde dizüstü bilgisayar ve monitörün güç tüketimleri baskın olmaktadır. Yani (c) grafiğinde oluşan sinyallerin özellikleri kendilerini oluşturan cihazların sinyallerinin özelliklerinden hem şekil bakımından hem de büyüklük bakımından farklı olmaktadır. Bu durum bu sınıfın karakteristik olarak benzersiz olmasına sebebiyet vermektedir.



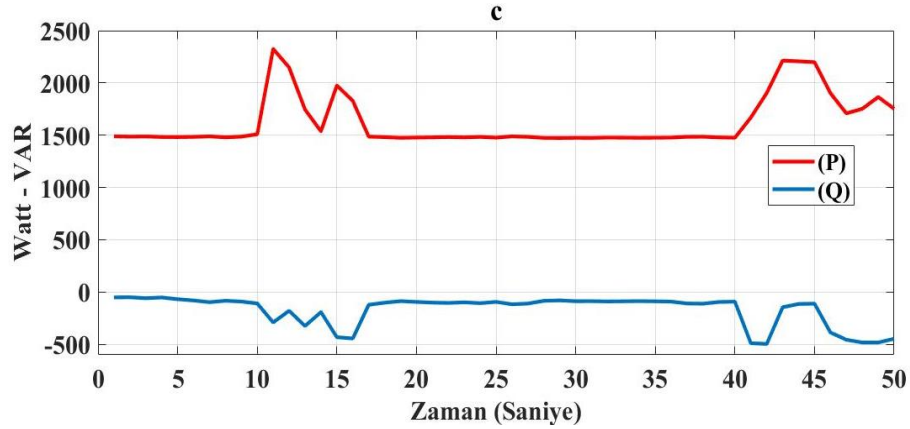
Şekil 4.22. Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitöre ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Bu çalışmanın sınıflarından birisini olan ve elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcı cihazlarının aynı anda çalıştığı sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri Şekil 4.23 (c)'da gösterilmektedir. (c)'deki aktif güç sinyali (a) grafiğindeki bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştırılması sonucu harcanan aktif güçlerin toplamına eşit olmaktadır. Yine aynı şekilde (c)'deki reaktif güç sinyali (b) grafiğindeki bu üç cihazın ayrı ayrı harcadıkları reaktif güç sinyallerinin toplamına eşit olmaktadır. Dizüstü bilgisayar ve yazıcının reaktif

güç tüketimleri yüksek ve kapasitif oldukları için, oluşan bu sınıfa ait reaktif gücün karakteristiği kapasitiftir. Gerek harcanan güçlerin sayısal büyüklüğü gerekse şekil bakımından oluşan bu yeni sınıfın gücü benzersiz özelliklere sahip olmaktadır. Örneğin elektrikli çaydanlığın aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri şekil bakımından düz iken (c) grafiğinde sinyalleri verilen bu sınıfın aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerinin şekilleri değişkendir. Bu ve bunun gibi ayırt edici özellikler sınıflandırma algoritmaları tarafından algılanır ve sınıflandırma algoritmaları sinyalleri sınıflara ayırırlar. Bu çalışmada sınıflandırma probleminin çözümünde kullanılan Doğrusal DVM algoritması ve bu algoritmayı karşılaştırmak için kullanılan diğer makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları, bu temel farklılıklardan yola çıkarak bu sınıfa ait örnekleri diğer sınıflara ait örneklerden başarılı bir şekilde ayırt etmiş olup sınıflandırmışlardır. Sınıflandırma tahmin sonuçları sonraki bölümlerde gerek skor olarak gerekse saçılım grafiği ve hata matrisi grafiği üzerinde detaylı bir şekilde verilmiştir.

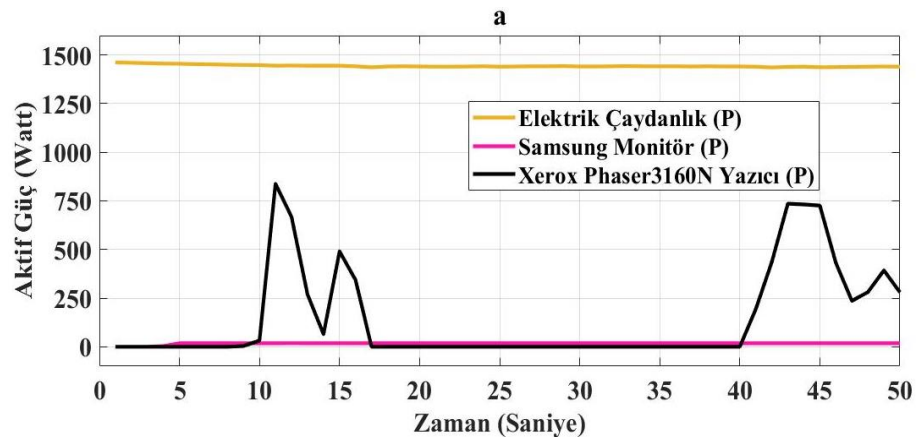


Şekil 4.23. Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

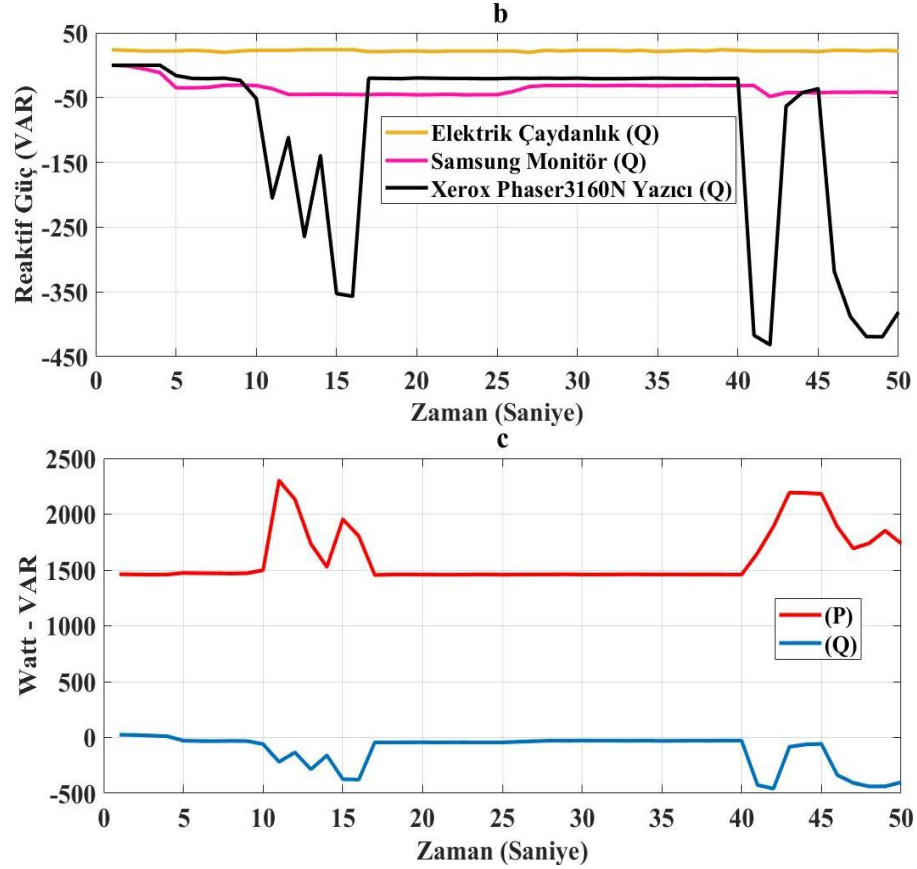


Şekil 4.23. (Devam) Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Beş cihazın üçlü kombinasyonlarından olan elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcının aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri Şekil 4.24 (c)'de gösterilmektedir. (c)'de oluşan bu sinyaller, (a) ve (b) grafiklerindeki aktif ve reaktif güçlerin sırasıyla toplamına eşit olmaktadır. Şekil 4.23 (c)'de ve bu sınıfa ait Şekil 4.24 (c)'de oluşan sinyaller şekil bakımından ve sayısal değer bakımından birbirine yakın dursa da temelde farklılıklar sahiptirler. Şekil 4.23 (c)'de reaktif güç ve aktif güç tüketimine farklı olarak dizüstü bilgisayarın güç tüketim sinyalleri katılırken, Şekil 4.24 (c)'de reaktif ve aktif güç sinyallerine farklı olarak monitöre ait güç tüketim sinyalleri katılmaktadır. Dizüstü bilgisayarın monitöre göre gerek aktif gerekse reaktif güç harcaması büyük olduğu için bu iki cihazın bu iki sınıfa verdikleri katkı farklı olmaktadır.

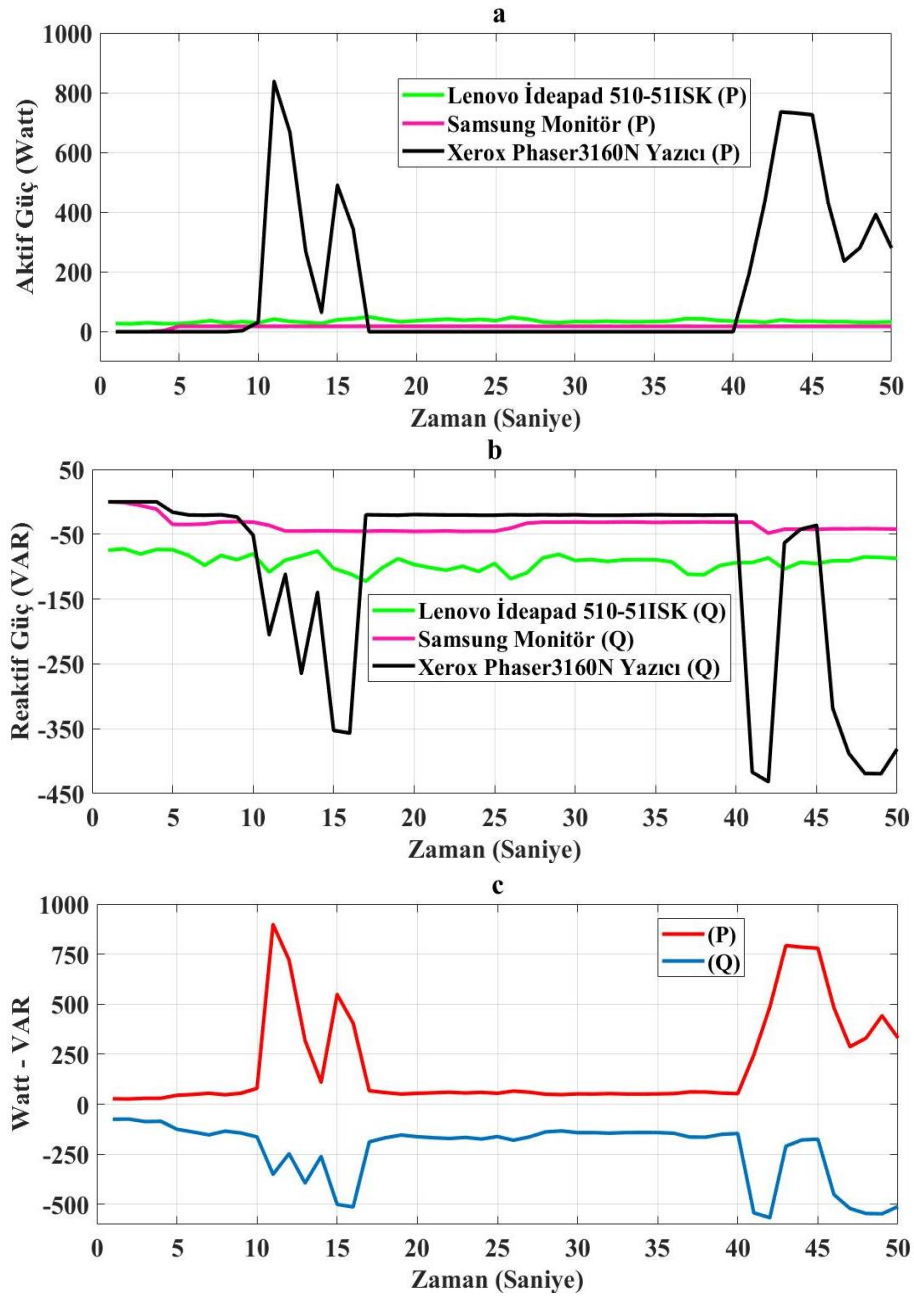


Şekil 4.24. Elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.24. (Devam) Elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

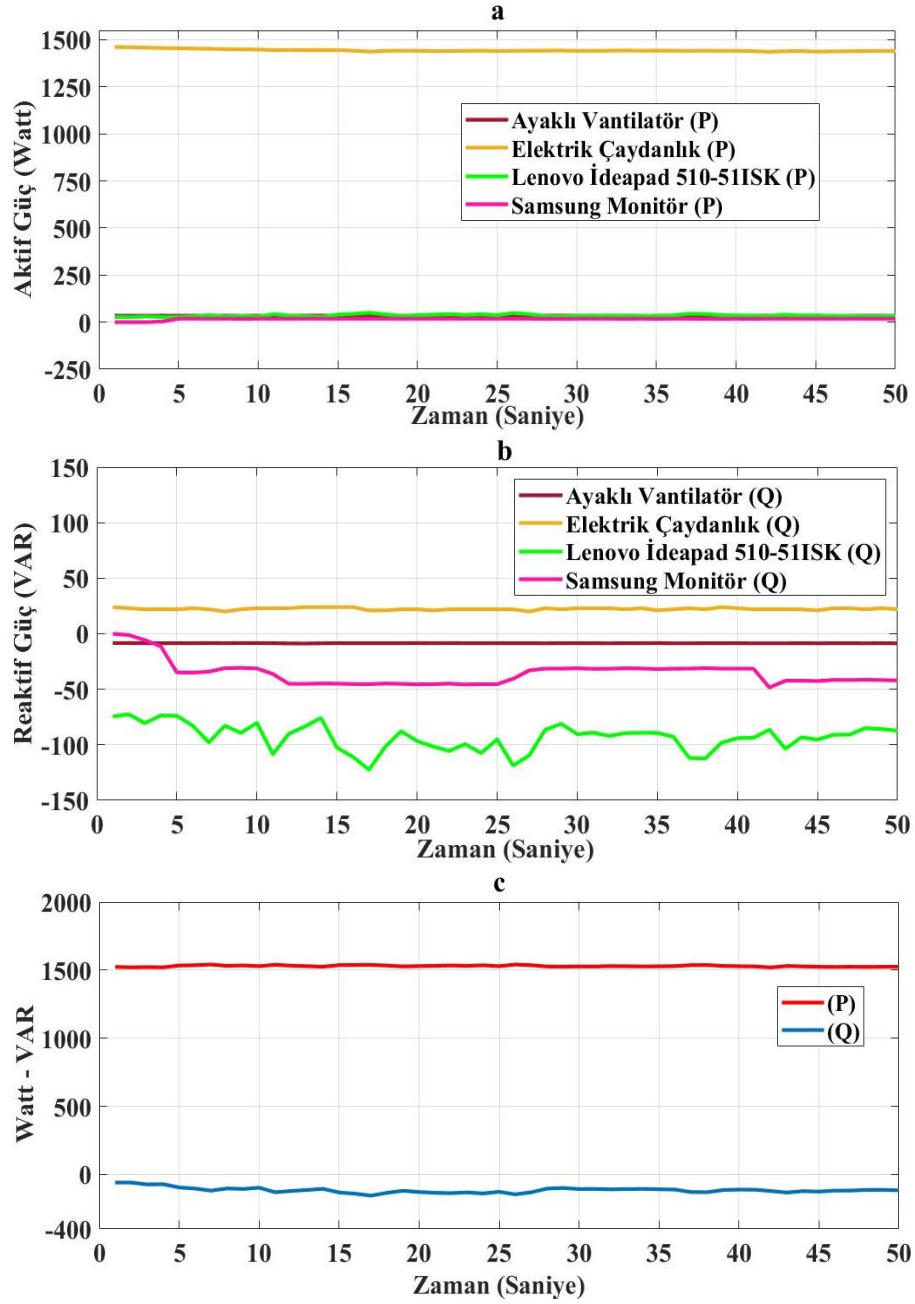
Şekil 4.25 (c), bu çalışmada bulunan 31 sınıftan birisine ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Bu sınıf dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcının aynı anda çalışması sonucu oluşan sinyalleri içermektedir. Bu sınıfa ait aktif güç tüketiminin büyüklüğü (a) grafiğindeki bu üç cihazın ayrı ayrı çalıştıkları durumda harcanan aktif güçlerin toplamına, reaktif güç tüketiminin büyüklüğü (b) grafiğindeki bu üç cihazın bireysel olarak harcadıkları reaktif güçlerin toplamına eşit olmaktadır. Aktif güç bakımında bu sınıf, bu üç cihazın aktif güçlerinin toplamı kadar harcayacağından hem sayısal değerler hem de şekil bakımın diğer sınıflardan farklı tüketim sinyallerine sahip olmaktadır. Yazıcının güç tüketim sinyali büyük aralıklarla değişken olduğundan bileşeni olduğu sınıfların güç sinyallerinin şekilleri üzerinde bu etkisini açıkça göstermektedir. Bu üç cihazın reaktif güç tüketimleri kapasitif olduğundan, oluşan bu sınıfa ait reaktif güç tüketimi kapasitif olmaktadır. Kapasitiflik bakımından çoğu sınıfa ait sinyallerle benzerlik olsa da kapasitifliğin sayısal büyüklüğü ve sinyalin şekli bakımından bu sınıf farklılıklara sahip olmaktadır. Bütün bu özellikler bu sınıfı diğerlerinden ayırıp benzersiz yapmaktadır.



Şekil 4.25. Dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

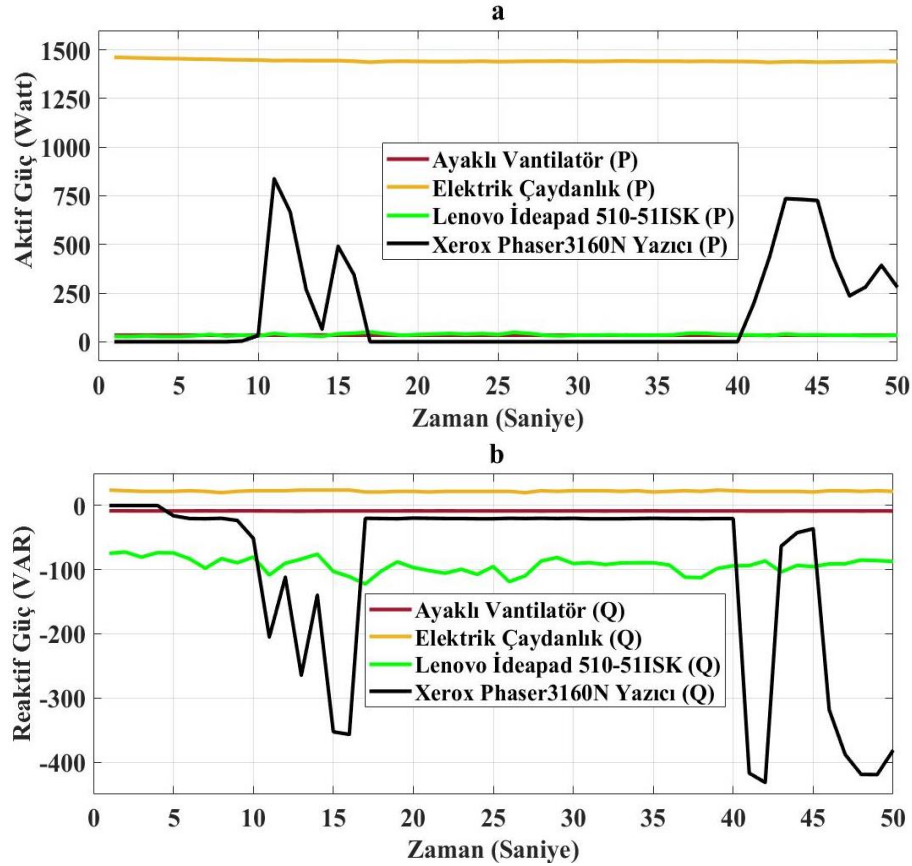
Şekil 4.26 (c) grafiği, beş cihazın dörtlü kombinasyonlarından olan ve ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitörün aynı anda çalıştırılması sonucu oluşan sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Kolayca tahmin edileceği gibi, bu sınıfa ait gerek aktif güç harcaması gerekse reaktif güç tüketimi bu cihazların ayrı ayrı çalıştıklarında harcadıkları aktif ve reaktif güçlerin sırasıyla toplamına eşit olmaktadır. Bu sınıfın aktif güç tüketiminde (a) grafiğinden de anlaşılabacağı gibi

elektrikli aydanlıđın harcadıđı g baskın olmaktadır. Bu baskınlıđa rađmen bu sınıfın aktif g tketimi detaylı incelendiđinden hem řekil bakımından hem de sayısal byklk bakımından kendine has zellikler iermektedir. br taraftan reaktif g tketimleri bakımından bu sınıfın reaktif g tketim sinyali kapasitiftir. Her iki g tketim tipi de kendilerini oluřturan bileřenlerin her birinden ve diđer sınıflara ait sinyallerden farklı zellikler gstermektedir.

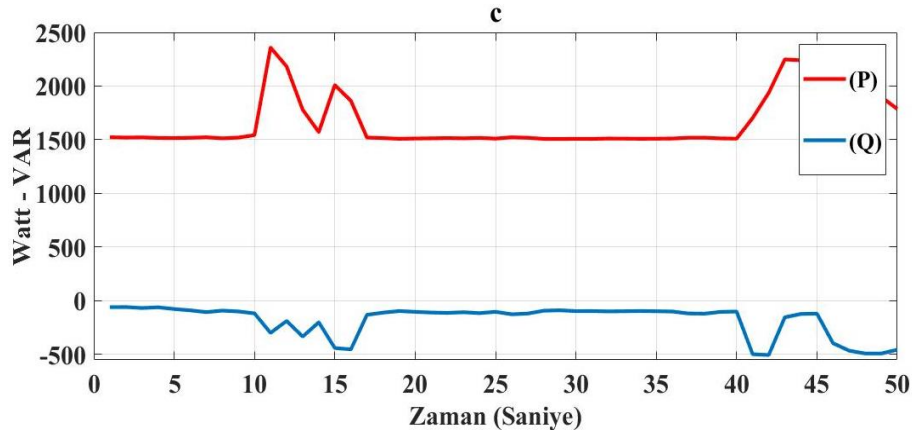


řekil 4.26. Ayaklı vantilatr, elektrikli aydanlık, dizst bilgisayar ve monitre ait a. Aktif g tketim sinyalleri, b. Reaktif g tketim sinyalleri ve c. Aynı anda alıřma durumunda oluřan aktif ve reaktif g tketim sinyalleri

Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcının aynı anda çalışması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri bu çalışmanın sınıflarından birini oluşturmaktadır. Bu sınıfa ait sinyaller şekil 4.27 (c)'deki grafik ile gösterilmektedir. (a) ve (b) grafikleri ise bu sınıfın bileşenleri olan bu dört cihazın ayrı ayrı çalışmaları durumunda sırasıyla harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Bu iki güç çeşidinin kendi aralarında toplanması (c)'de gösterilen grafiği oluşturmaktadır. Bu sınıfa ait aktif güç tüketimi 1500 Watt ile yaklaşık 2400 Watt arasında değişim gösterirken, reaktif güç tüketimi 0 VAR civarı ile yaklaşık 500 VAR arasında değişim göstermektedir. Bu iki güç tipi bu sınıfta değer bakımından diğer sınıfların çoğuna göre büyük olmaktadır. Ayrıca bu sınıfın reaktif güç tüketim sinyali kapasitif özellik göstermektedir. Gerek bu sayısal değerler gerekse bu sınıfa ait aktif ve reaktif güç sinyallerinin şekli bu sınıfı diğerlerinden ayırıp benzersiz kılmaktadır. Bilindiği gibi bu benzersiz özellikler sınıflandırma algoritmaları tarafından tespit edilip sinyal örnekleri sınıflandırılmaktadır.

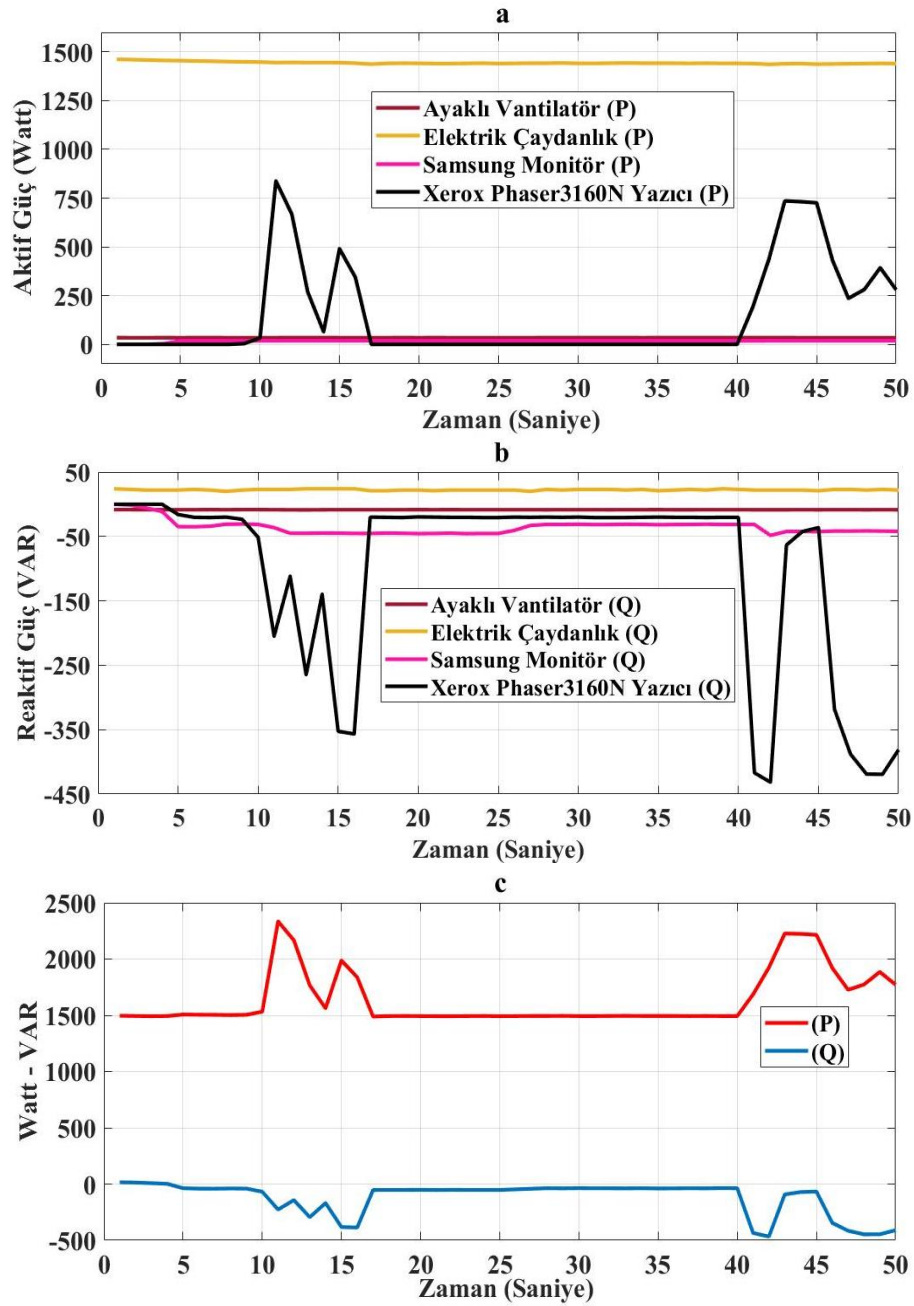


Şekil 4.27. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.27. (Devam) Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

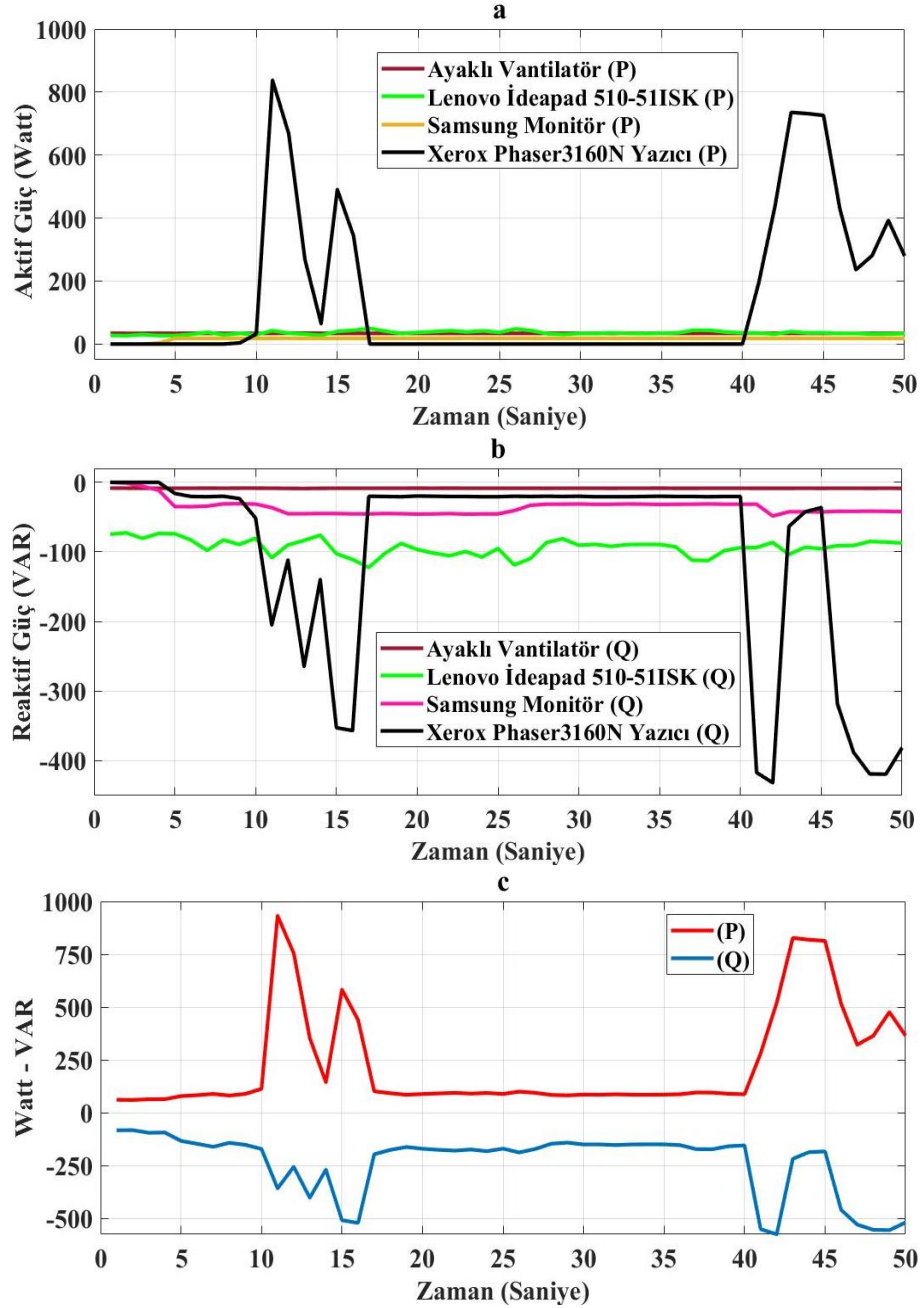
Şekil 4.28 (a) ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait aktif güç tüketim sinyallerini; (b) bu dört cihaza ait reaktif güç harcama sinyallerini ve (c) bu dört cihazın aynı anda çalışması durumunda harcanan aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. Beş cihazı içeren bu çalışmanın dört cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıflarından birisi de bu sınıftır. Cihazların bireysel aktif güç tüketim sinyallerine bakıldığında elektrikli çaydanlığın tükettiği güç diğerlerine göre oldukça fazla görünmektedir. Şekil bakımından elektrikli çaydanlık, monitör ve ayaklı vantilatörün aktif güç tüketim sinyali düzken yazıcınıninki değişken görünmektedir. Öbür taraftan reaktif güç tüketiminde yazıcı ve monitörün güç tüketimleri diğer iki cihaza göre yüksektir. Ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığın reaktif güç tüketimleri indüktif görünürken monitör ve yazıcının reaktif güç tüketimleri kapasitif görünmektedir. (c) grafiğinde oluşan reaktif güç tüketim tipi monitör ve yazıcınıninki gibi kapasitif görünmektedir. Bunun sebebi bu iki cihazın reaktif güç tüketimlerinin daha yüksek olmasıdır. Şekil 4.27 (c) ve Şekil 4.28 (c) grafikleriyle aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri görselleştirilen iki sınıfın arasında farklılık oluşmasına sebep olan etmen, her iki sınıfta üç cihaz aynı cihazlarken Şekil 4.27’de farklı olarak dizüstü bilgisayar Şekil 4.28’de ise farklı olarak monitörün bulunmasıdır. Bu iki farklı cihazın oluşan bu iki sınıfın güç tüketimlerine katkıları bu iki sınıfı birbirinden ayırt eden temel etken olmaktadır. Şekil 4.3 ve Şekil 3.4 sırasıyla dizüstü bilgisayar ve monitöre ait şekillerdir. Bu iki şekil dikkatle incelendiğine dizüstü bilgisayarın her iki güç tüketim tipinde de daha yüksek harcamaya sahip olduğu rahatlıkla görülebilmektedir. Bu gibi farklar bu iki sınıfı birbirinden ayırmaktadır.



Şekil 4.28. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

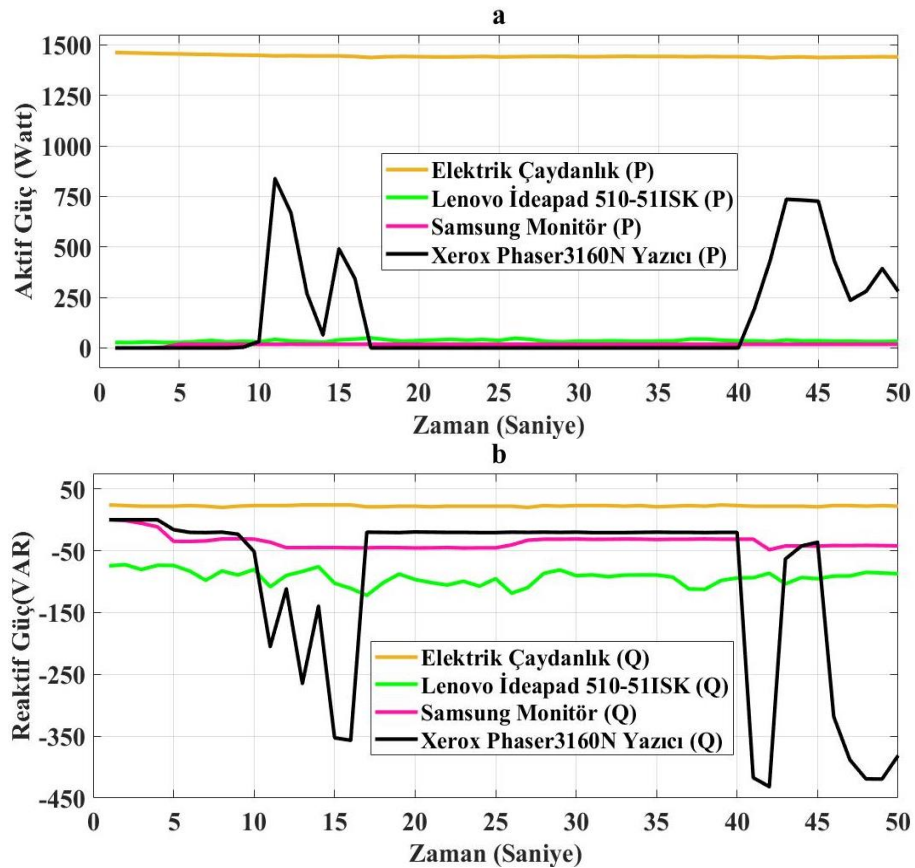
Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcının aynı anda çalıştırılması sonucu oluşan sınıf şekil 4.29 (c)'de grafikleştirilmektedir. Bu dört cihazın ayrı ayrı çalıştırılması durumunda oluşan aktif güç ve reaktif güç tüketim sinyalleri sırasıyla (a) ve (b) grafiklerinde gösterilmektedir. (c) grafiği incelendiğinden, daha çok yazıcının güç tüketim şeklinden kaynaklı düzensiz ve dalgalı bir aktif güç tüketim sinyali olduğu

görülmektedir. Diğer üç cihazın ise aktif güç tüketim şekilleri daha çok sabit olduğundan bu sınıfa ait aktif güç üzerinde daha çok sayısal büyüklük olarak etkileri olmaktadır. Öbür taraftan bu sınıfa ait reaktif güç tüketim sinyalinin şekli üzerinde yazıcı ve dizüstü bilgisayarın etkileri monitöre ve özellikle yazıcıya göre daha fazla olmaktadır. Bu sınıfa ait reaktif güç tüketim tipi kapasitiftir. Bu çalışmanın diğer sınıfları gibi bu sınıf da benzersiz özelliklere sahip olmaktadır.

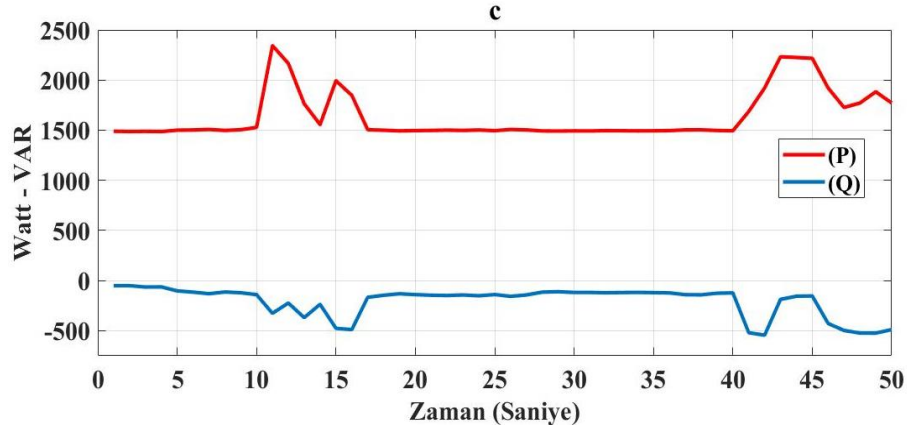


Şekil 4.29. Ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Beşin dörütlü kombinasyonlarından olup elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcı cihazlarını içeren sınıfa ait aktif ve reaktif güç harcama sinyalleri şekil 4.30 (c)'de verilmektedir. (a) ve (b) grafiklerinde ise sırasıyla bu sınıfın bileşenlerinin ayrı ayrı çalışmaları durumunda tükettikleri aktif güç tüketim sinyalleri ve reaktif güç tüketim sinyalleri gösterilmektedir. Bu dört cihazın aktif güç harcamalarının toplamı (c)'de gösterilen aktif gücü verirken, reaktif güç harcamalarının toplamı ise (c)'de gösterilen reaktif gücü vermektedir. İçinde elektrikli çaydanlığın bulunduğu sınıfların aktif güç tüketimleri yüksek olmaktadır. Çünkü bu cihaz diğerlerine göre oldukça yüksek sayılabilecek aktif güç tüketimine sahiptir. Öbür taraftan bu sınıfın reaktif güç tüketimi çoğu sınıfa göre yüksektir. Bu sınıf için belirtilecek hususlardan birisi de reaktif güç harcamasının kapasitif oluşudur. Bu çalışmanın otuz bir sınıfından birisi olan bu sınıf, diğer sınıflar gibi kendine has benzersiz özelliklere sahiptir. Bu eşsizlik hem aktif ve reaktif güç harcamalarının sayısal değerlerinde hem de şekillerinde var olmaktadır.

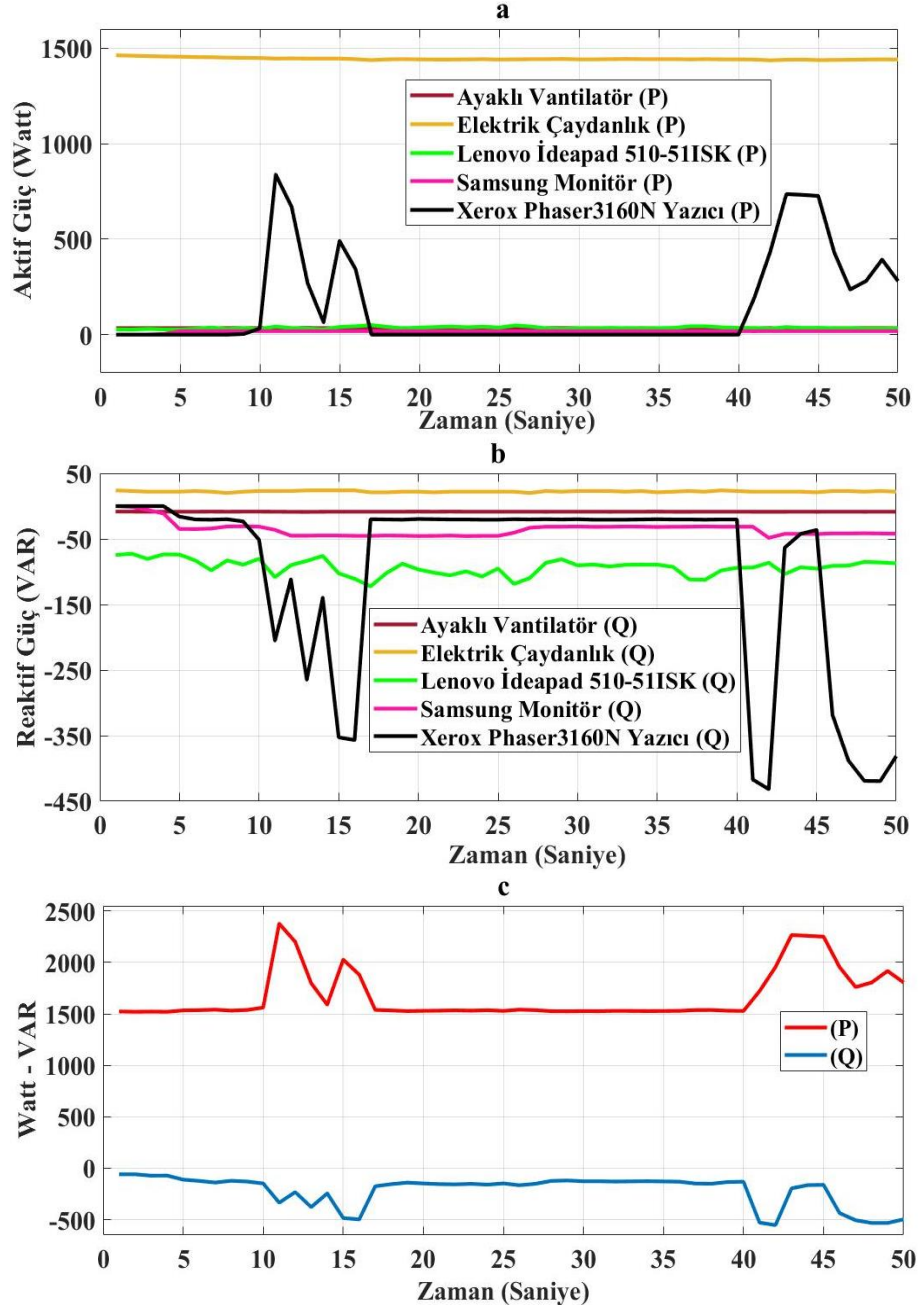


Şekil 4.30. Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri



Şekil 4.30. (Devam) Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

Beş cihazın beşli varyasyonu tek olduğundan bu çalışmada tek adet beş cihazlı sınıf bulunmaktadır. Bu çalışmanın son sınıfı olup ve bu çalışma için seçilen beş cihaz olan ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıdan oluşan sınıfa ait aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri şekil 4.31 (c)'de gösterilmektedir. (a) ve (b) grafikleri ise sırasıyla bu beş cihazın ayrı ayrı çalıştıkları durumda harcadıkları aktif ve reaktif güç tüketim sinyallerini göstermektedir. (c)'de oluşan aktif güç tüketim sinyali, (a) grafiğindeki beş cihaza ait aktif güç tüketim sinyallerinin toplamına eşit olurken (c)'de oluşan reaktif güç sinyali (b) grafiğindeki bu beş cihazın reaktif güç tüketim sinyallerinin toplamına eşit olmaktadır. Bu sınıf beş cihazı da içerdiğinden aktif güç tüketim sinyali en yüksek sınıf özelliğine sahiptir. Reaktif güç tüketiminde aynı şey söylenemez. Bunun sebebi reaktif güç tüketiminde iki güç tipinin oluşu ve bu iki güç tipinin birbirlerinin etkisini azaltması gerçeğidir. Bu sınıfın reaktif güç tüketimi kapasitiflik-indüktiflik bakımından kapasitif özelliktedir. Birkaç sınıf hariç bu çalışmanın sınıfları kapasitiflik özellikte olmuştur. Sonuç olarak bu beş cihazın aynı anda çalışmaları durumunda oluşan bu yeni sınıf, bu çalışmanın diğer sınıfları gibi benzersiz özelliklere sahip olmaktadır. Diğer sınıflarda olduğu gibi bu sınıfta da bazı sinyal örneklerinin sınıfın temel karakteristik özelliklerine sahip olmama ihtimali vardır. Bu aykırı sinyaller makine öğrenmesi algoritmaları tarafında yanlış sınıflarda tahmin edilirler. Bu tahmin sonuçları takip eden bölümlerde detaylı bir şekilde verilmiştir. Buradaki grafikleri ile sınıflandırma tahmin sonuçlarına ait grafikler incelendiğinde doğru veya yanlış tahmin sonucu yüksek çıkan sınıflar rahatlıkla analiz edilebilmektedir.



Şekil 4.31. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcıya ait a. Aktif güç tüketim sinyalleri, b. Reaktif güç tüketim sinyalleri ve c. Aynı anda çalışma durumunda oluşan aktif ve reaktif güç tüketim sinyalleri

4.2. Destek Vektör Makineleri Sınıflandırma Tahmin Sonuçları

Makine öğrenmesi algoritmaları ile veriden kullanışlı bilgi çıkartılır. Sağlıklı bilginin elde edilmesi için verilerin toplanıp uygun hale getirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada veri seti oluşturmak amacıyla beş cihazdan toplam 75 örnek (ölçüm) alınmıştır. Daha sonra ilgili MATLAB kodu yardımıyla beş cihazın kendi aralarında çalışma varyasyonları da

hesaba katılarak toplam örnek sayısı 5'in kombinasyonu alınarak 465'e çıkarılmıştır. Yapılan ölçümlerden bu çalışma için 465 adet aktif gücü sinyali, 465 adet reaktif gücü sinyali, 465 adet akım armonikleri sinyali ve 465 adet gerilim armonikleri sinyali olmak üzere toplamda 1860 adet sinyal elde edilmiştir. Elde edilen bu veriler, MATLAB programının verileri görselleştirme ve sınıflandırma özellikleri kullanılarak hem grafiksel olarak gösterilmiş hem de sınıflandırılmıştır.

Daha önce belirtildiği gibi elektrikli cihazların kendilerini benzersiz yapan özelliklerinden biri güç tüketim karakteristikleridir. Örneğin yazıcının hem aktif güç hem de reaktif güç tüketimlerinde ani ve büyük değişimler gözlenirken; ayaklı vantilatörde her iki güç tüketimi de sabit olmaya yatkındır. Bu duruma başka bir örnek olarak aktif güç tüketiminde elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayarın yaklaşık 43 katı kadar güç tüketmektedir. Öbür taraftan reaktif güç harcamasında dizüstü bilgisayar elektrikli çaydanlığın yaklaşık 4 katı kadar güç tüketir ve bu iki cihazdan ayaklı vantilatörün reaktif gücü endüktif, elektrikli çaydanlığın reaktif gücü ise kapasitif olmaktadır. Bunun gibi ayırt edici karakteristik özellikler, elektrikli cihazlara ait 'güç imzası' ile kavramsallaştırılmaktadır. Elektrikli cihazların güç imzaları bir nevi bu cihazların DNA'sıdır. Bu tür cihazları sınıflandırmanın temelinde cihazlardaki bahsi geçen farklı özellikler yattığından güç imzaları kullanılarak elektrikli cihazlar kolaylıkla ilgili algoritmalar yardımıyla sınıflandırılabilir.

Bu çalışmada kullanılan elektrikli cihazlardan alınan örneklerin oluşturduğu veri seti için öznitelik vektörleri; standart sapma, ortanca değer ve aritmetik ortalama operatörleri ile bir boyutlu yerel ikili örüntü (1B-YİÖ) tekniği kullanılarak elde edilmiştir. Öznitelik çıkarma işlemini yapan bu 3 operatör ve 1B-YİÖ tekniği, bir sinyalin kaydedilen dört değerine (aktif güç, reaktif güç, akım harmoniği ve gerilim harmoniği) ayrı ayrı uygulandıkları için öznitelik matrisi 465 örnek ve 16 girdi özniteliğinden oluşan 465x16 boyutlu bir matris olup tablo halinde oluşturulmuştur. Tablo 4.1 465 örnekle öznitelik matrisinden 5 örneği göstermektedir. Bu beş örnek; beş cihazın çalışma varyasyonlarından cihazların tek başına, ikiye olarak, üçer olarak, dörder olarak ve beşer olarak çalıştıkları durumdan birer örneği içermektedir. Bu öznitelik matrisinden faydalanılarak MATLAB programında bulunan sınıflama ara yüzü (classification learner app) kullanılmış olup cihazlar sınıflandırılmıştır.

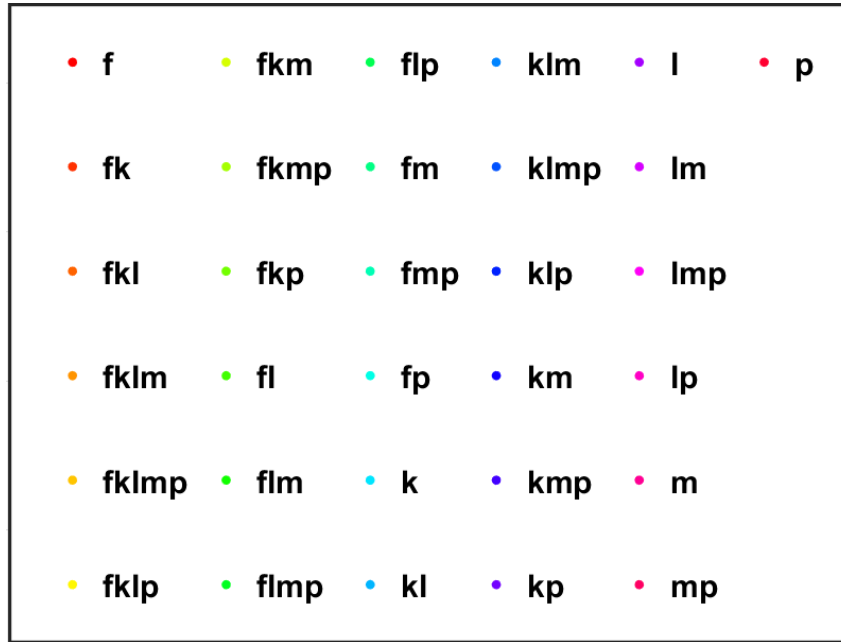
Sınıflama uygulaması, sınıflandırma modellerini etkileşimli olarak eğitir, doğrular ve ayarlar. Sınıflama uygulamasında, ikili veya çok sınıflı problemler için sınıflandırma modellerini eğitmek ve doğrulamak için çeşitli algoritmalar arasından seçim yapılabilir; birden fazla modeli eğittikten sonra, doğrulama hatalarını yan yana karşılaştırılabilir ve ardından en iyi model seçilebilir. Model eğitimi; verilerin işlenmesi, özelliklerin belirlenmesi ve doğrulama şemalarının oluşturulması ile yapılır. MATLAB programının 2019 versiyonu sınıflama uygulaması (classification learner app) hazır ara yüzünde 24 adet sınıflandırıcı algoritması bulunmaktadır. Bu ara yüzde karar ağaçları, destek vektör makineleri, lojistik regresyon, en yakın komşular, naive Bayes ve kolektif öğrenme dahil olmak üzere en iyi sınıflandırma modeli türünü aramak için otomatik eğitimler gerçekleştirilebilmektedir.

Tablo 4.1. Özellik matrisinden 5 adet sinyale ait veriler

		Örnekler				
		1	2	3	4	5
Aktif Güç	mean	33,97	74,99	113,01	161,70	1,55e+03
	std	0,11	143,46	143,51	204,11	94,09
	median	34	17,50	55,50	71,60	1.53e+03
	ODLPB	37	37	37	37	37
Reaktif Güç	mean	-8,51	-102,83	-108,89	-126,17	-164,82
	std	0,08	123,01	123,03	120,23	105,46
	median	-8,50	-57	-63,03	-80,57	-137,67
	ODLPB	37	37	37	37	37
Gerilim Harmoniği	mean	0,11	0,24	0,38	0,56	0,67
	std	0,063	0,03	0,18	0,21	0,17
	median	0,09	0,23	0,33	0,55	0,63
	ODLPB	37	37	37	37	37
Akım Harmoniği	mean	-8,51	-102,83	-108,89	-126,17	-164,82
	std	0,08	123,01	1232,03	120,23	105,46
	median	-8,50	-57	-63,03	-80,57	-137,67
	ODLPB	37	37	37	37	37
Sınıf Etiketleri		f	mp	fmp	flmp	fkmp

Bu çalışmada her bir sınıf, bir renk veya o renge ait renk tonu ve bir veya birden fazla karakter (harf) ile temsil edilmektedir. Şekil 4.32, 31 sınıfa ait renkleri ve karakterleri göstermektedir. Burada ‘f’, ‘l’, ‘p’, ‘m’ ve ‘k’ harfleri sırasıyla ayaklı vantilatörü (fanın f’si), dizüstü bilgisayarı (laptopun l’si), yazıcıyı (printer p’si), monitörü (m) ve elektrikli çaydanlığı (kettle’in k’si) temsil etmektedir. Tek karakterli olan harfler her cihazın

bireysel olarak çalıştığında oluşan sınıfları, çift karakterli olanlar cihazların ikişer olarak aynı anda çalıştırıldıklarında oluşan sınıfları, üç karakterli olanlar cihazlar üçer olarak aynı anda çalıştırıldıklarında oluşan sınıfları, dört karakterli olanlar cihazların dörder olarak çalıştırıldıklarında oluşan sınıfları ve beş karakterli olan sınıf ise beş cihazın aynı anda çalıştırılması durumunda oluşan sınıfı temsil etmektedir.



Şekil 4.32. Sınıfları temsil eden karakterler ve renkler

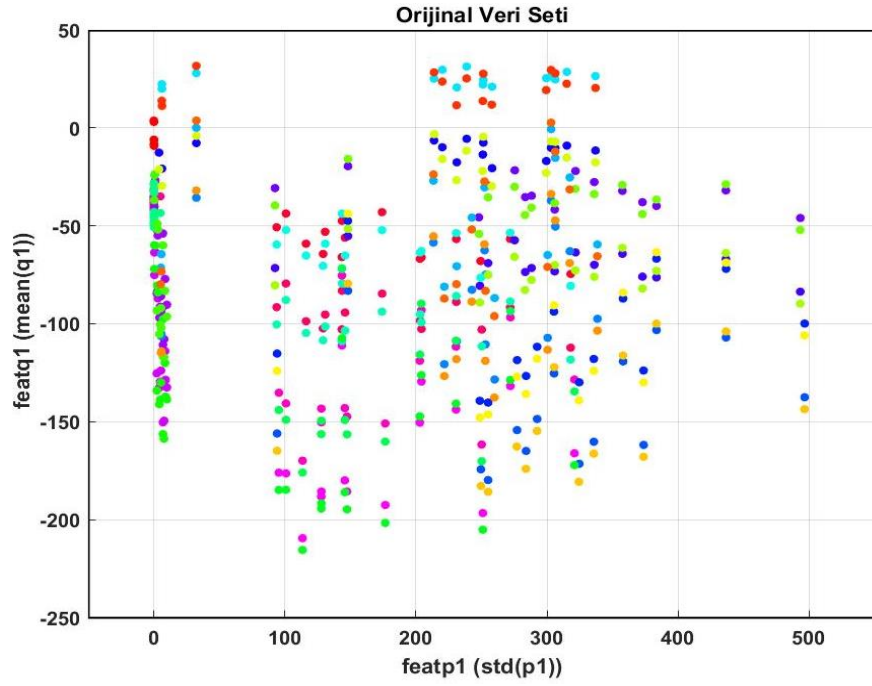
Matlab programının classification learner ara yüzünde bir sınıflandırma işlemi yapıldıktan sonra, sınıflandırma sonuçlarının üzerinde görselleştirildiği grafiklerden biri olan dağılım ya da diğer ismiyle saçılım grafiği (scatter plot) üzerinde farklı yordayıcı (predictors) çiftleri çizilerek sınıfları iyi ayıran yordayıcıları belirlemek mümkün olmaktadır. Yordayıcı, bilinen veya gözlenen durumlardan yola çıkarak bilinmeyen veya gözlenmeyen durumlar hakkında tahminde bulunmak olarak tanımlanmaktadır. Dağılım grafiği, dahil edilecek veya hariç tutulacak özellikleri araştırmaya yardımcı olur. Eğitim verileri ve yanlış sınıflandırılmış noktalar dağılım grafiği üzerinde görsel hale gelebilmektedir. Bir sınıflandırıcı eğitilmeden önce dağılım grafiği, verileri gösterirken sınıflandırıcı eğitildikten sonra dağılım grafiği model tahmin sonuçlarını göstermektedir.

Sınıflandırmada 465 örnek (observations) verisi, 16 yordayıcı (predictors) kullanılarak ve çapraz doğrulamada k değeri (cross-validation) 10 seçilerek 31 sınıfa (response classes)

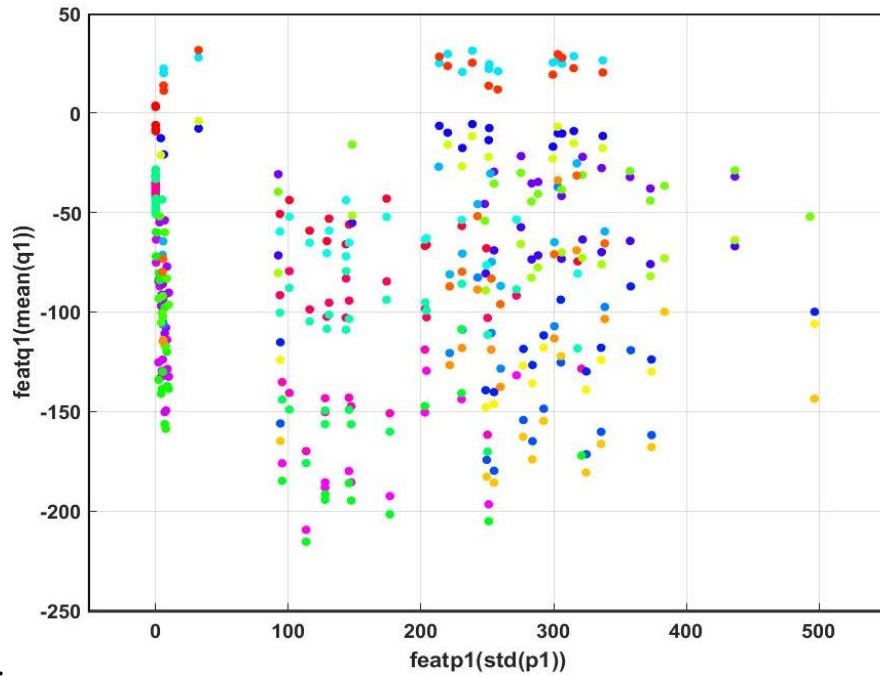
pay edilmiştir. Şekil 4.33'teki dağılım grafiği için yordayıcı çiftleri olarak dikey ekseninde aktif gücün standart sapması $\text{std}(p1)$ ile yatay ekseninde reaktif gücün ortalama değeri $\text{mean}(q1)$ seçilmiştir. Şekil 3.33 bütün sinyal örneklerinin olması gereken yeri ve sınıfları göstermektedir. Yani herhangi bir sınıflandırıcı modelinin sonuçları %100 doğru tahmin ile sınıflandırılırdı, sonuç böyle olacaktı. Şekil 4.34'de Destek Vektör Makinası modelinin Doğrusal DVM algoritması ile doğru tahmin edilen sinyal örnekleri, Şekil 4.35'de ise bu algoritma ile yanlış tahmin edilen sinyal örnekleri gösterilmektedir. Doğru tahmin edilen örnekler daireciklerle temsil edilirken yanlış örnekler ise x işareti ile temsil edilmektedir. DVM modelinin Doğrusal DVM algoritması ile yapılan sınıflandırmada 465 sinyal örneğinden 388 tanesi doğru 77 tanesi yanlış tahmin edilerek modelin tahmin doğruluk oranı %83,4 olmuştur. Saçılım grafikleri dikkatle incelendiğinde 'p' 'f', 'fk' gibi ayırt edici özellikleri nispeten yüksek olan bazı sınıflara ait veriler tam doğru tahmin edilmiştir. Diğer taraftan bazı sınıflara ait hem doğru hem de yanlış tahminler bulunmaktadır. Yanlış tahminlere bakıldığında 19 sınıfa ait veriler görülürken 11 sınıfın verileri ise tam doğru tahmin edilmiştir. 465 adet sinyal örneğinin tek bir saçılım grafiğinin üzerinde gösterilmesi grafiğin okunması açısından eksik kalmaktadır. Çoğu sınıfın renk tonu birbirine çok yakın olduğundan doğru okuma daha da zorlaşmaktadır. Bu soruna çözüm adına her sınıfın kendine ait saçılım grafiğini oluşturmak gerekmektedir. Bunun için bu bölümün sonraki alt başlığında her sınıfın kendine ait saçılım grafiği görselleştirilmektedir.

Makine öğreniminde kullanılan sınıflandırma algoritmalarının başarısını değerlendirmek adına, hedeflenen özelliğin tahminlerini ve gerçek değerlerini karşılaştıran ve bir hata matrisi olarak da bilinen karışıklık matrisi sıklıkla kullanılmaktadır. Şekil 3.36'da doğrusal destek vektör makinası sınıflandırıcısı algoritmasına ait karışıklık matrisi verilmektedir. Hata matrisinde, sinyallerin ait oldukları gerçek sınıflar ile doğrusal destek vektör makinası sınıflandırıcısına ait tahmin edilen sınıflar tablo düzeninde verilmektedir. İki boyutlu hata matrisinin dikey ekseni örneklerin bulundukları gerçek sınıfları gösterirken yatak ekseni ise doğrusal destek vektör makinesi algoritmasının tahminine dayalı olarak örneklerin hangi sınıfta olduğunu göstermektedir. 31 sınıfa ait sinyallerin ait oldukları sınıflarda ne oranda doğru veya yanlış tahmin edildiğini sırasıyla gösteren yeşil ve bej renkleridir. Yeşilin veya bejin tonları ise ilgili sınıfın ne oranda doğru veya yanlış tahmin edildiğini göstermektedir. Örneğin 'f' sınıfına ait sinyallerin tamamı doğru tahmin

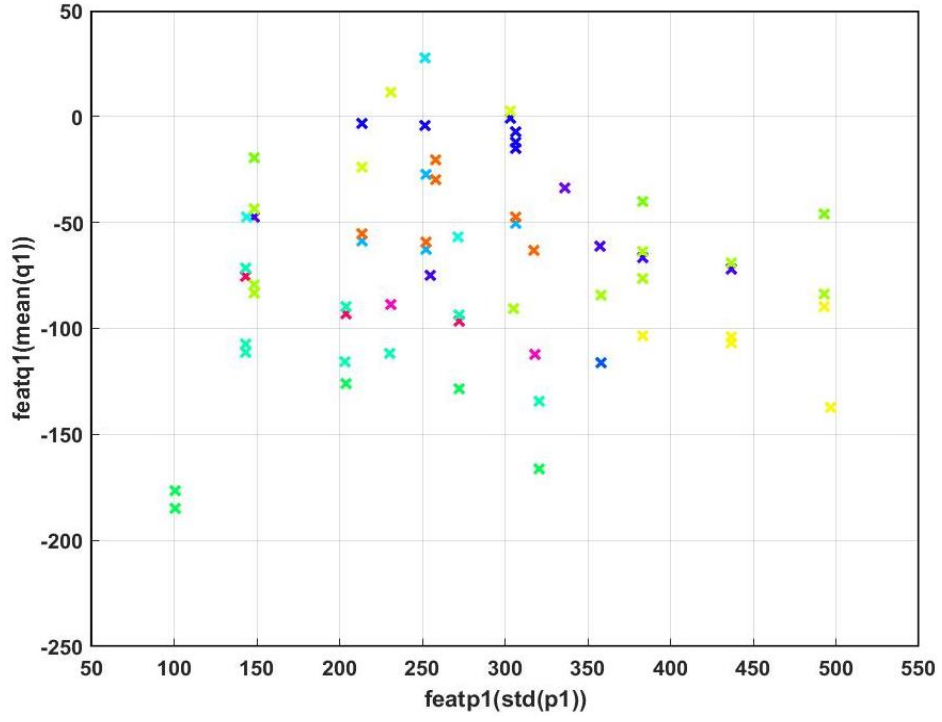
edildiği için ilgili hücre koyu yeşil olurken, ‘fkm’ sınıfına ait veriler en az doğru tahmin edilen sınıflardan biri olduğundan ilgili hücre açık yeşil tonunda görünmektedir.



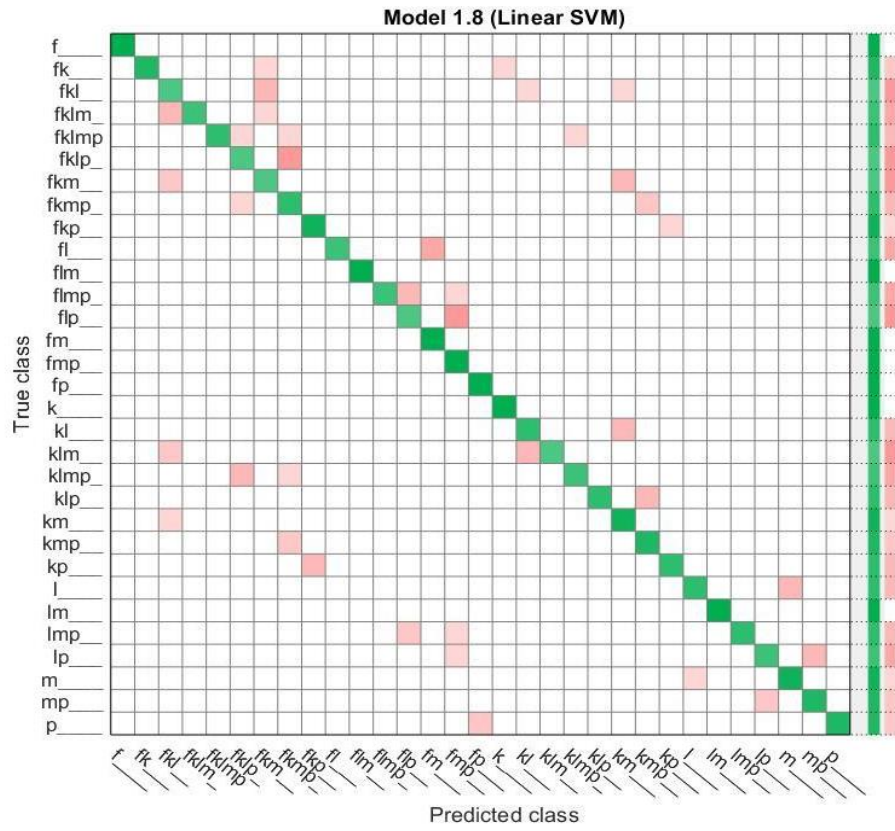
Şekil 4.33. 465 sinyalin orijinal sınıfları



Şekil 4.34. Doğru tahmin edilen sinyal örnekleri



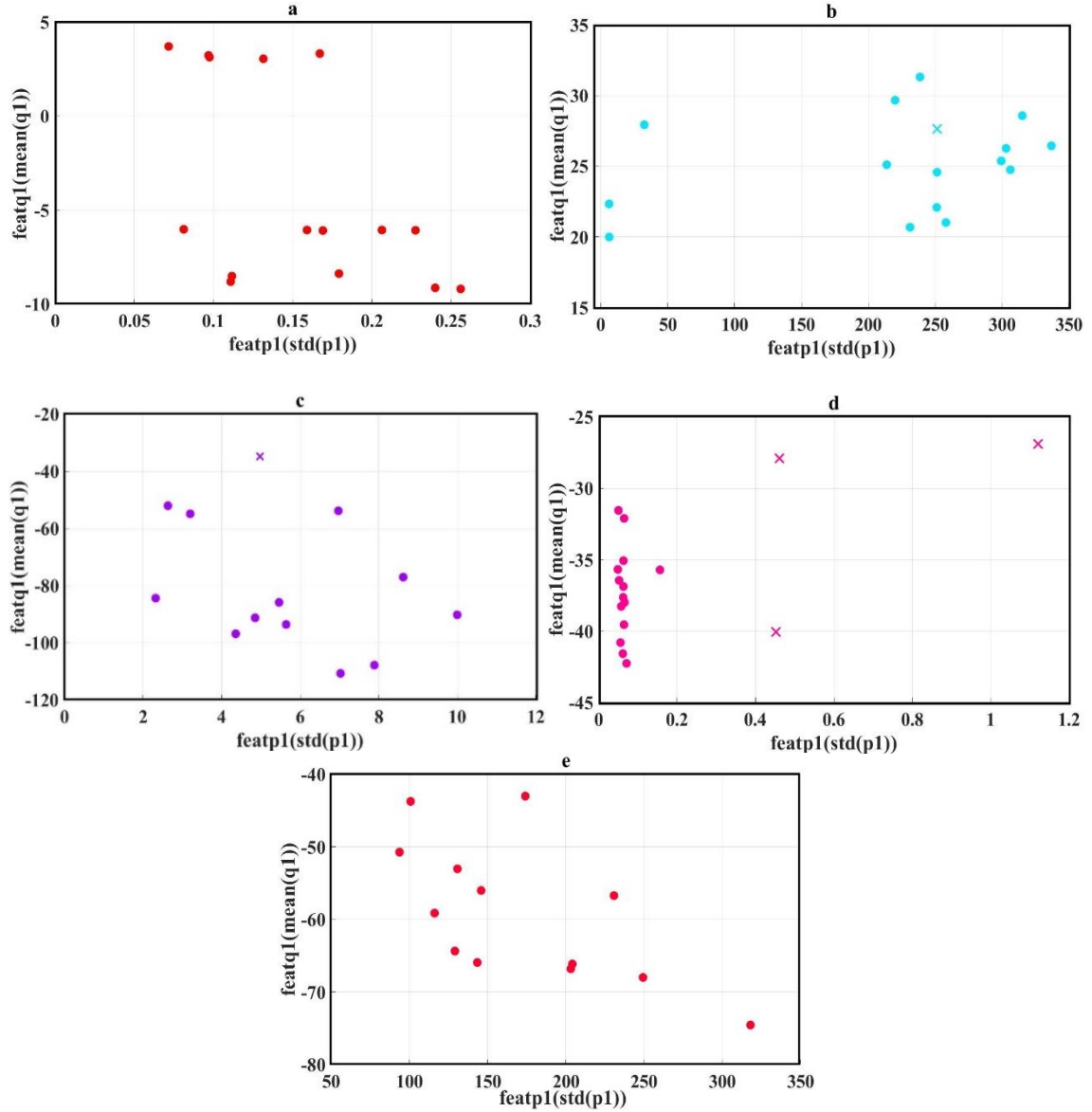
Şekil 4.35. Yanlış tahmin edilen sinyal örnekleri



Şekil 4.36. Doğrusal DVM Sınıflandırmasına ait karmaşık matrisi

4.2.1. Her Sınıfın Doğrusal DVM Tahmin Sonucu

Önceki kısımda belirtildiği gibi 465 adet sinyal örneğinin tek saçılım grafiği üzerinden okunup analiz edilmesi zor görünmektedir. Analizi kolaylaştırmak adına bu çalışmanın her bir sınıfına ait saçılım grafiğini ayrı olarak göstermekle mümkün olmaktadır. Bu amaç için matlab programının görselleştirme özelliği kullanılarak 31 adet grafik çizilmiştir. Bu grafiklerden 5 tanesi cihazların tek başına çalıştırıldığı duruma ait olup Şekil 4.37’de görselleştirilmektedir. Şekil 4.37 (a)’da ayaklı vantilatörün tek başına çalışması durumunda oluşan ve bu çalışmanın 31 adet sınıfından birisini oluşturan sınıfa (f) ait tahmin sonuçları gösterilmektedir. Bu çalışmada her grupta 15 adet sinyal örneği bulunmaktadır. (f) etiketli bu sınıfta 15 adet sinyal örneğinin tamamı Doğrusal DVM modeli tarafından doğru tahmin edilmiştir. Elemanlarının tamamının doğru tahmin edildiği sınıflardan birisi ayaklı vantilatörün oluşturduğu bu sınıf olmuştur. Elektrikli çaydanlığın (k) tek başına çalışması sonucu oluşan ve içinde 15 adet sinyal örneğinin bulunduğu sınıfın Doğrusal DVM sınıflandırıcısı tarafından yapılan tahmin sonucu, Şekil 4.37 (b)’de gösterilmektedir. Doğrusal DVM algoritması, bu sınıfta olması gereken 15 adet sinyal örneğinin tamamını doğru tahmin etmiştir. Öbür taraftan diğer sınıflardan birisine ait bir sinyal örneğini ise yanlış tahmin etmiş olup bu sınıfta varsaymıştır. Dizüstü bilgisayar (l) sınıfına ait tahmin sonucu Şekil 4.37 (c)’de gösterilmektedir. Doğrusal DVM algoritması tarafından bu sınıfta 13 örneğin var olduğu tahmin edilmiştir. Bunların 12’si bu sınıfa aitken 1 tanesi diğer sınıflardan birisine aittir. Öbür taraftan bu sınıfta olması gereken 3 adet sinyal ise diğer sınıf veya sınıflarda yanlış tahmin edilmiştir. Algoritmanın tahmin sonucu düşük sınıflardan birisi bu sınıf olmuştur. Monitör (m) cihazının tek başına çalışması sonucu oluşan sınıfın tahmin sonucu Şekil 4.37 (d)’de gösterilmektedir. Bu sınıfa ait 15 adet sinyal örneğinin 14’ü doğru edilmiş olup 1 tanesi diğer sınıflardan birisinde yanlış tahmin edilmiştir. Öbür taraftan diğer sınıf veya sınıflara ait olan 3 adet sinyal ise model tarafında bu sınıfta varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir. Şekil 4.37 (e), yazıcı (p) cihazının tek başına çalışması sonucu oluşan sınıfın tahmin sonucunu göstermektedir. İçinde 13 adet sinyal örneği tahmin edilmiş olup bu örneklerin tamamı bu sınıfa aittir. Öbür taraftan bu sınıfa ait 2 adet sinyal örneği ise diğer sınıf veya sınıflarda varsayılmış olup model tarafından yanlış tahmin edilmiştir.



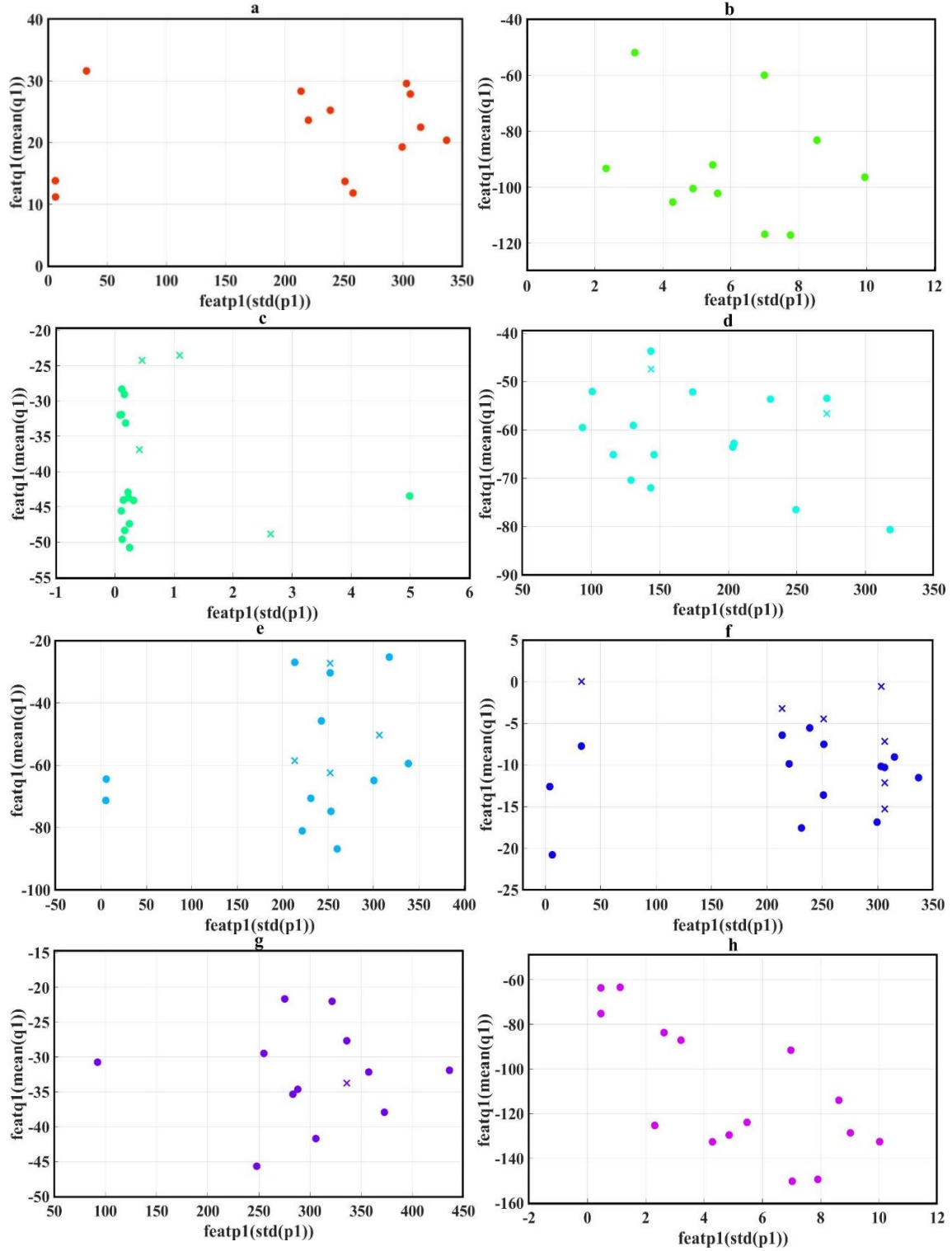
Şekil 4.37. Beş cihazın ayrı olarak çalıştırılması durumunda oluşan 5 adet sınıfın tahmin sonuçları

Şekil 4.38 bu çalışmada kullanılan cihazların ikili varyasyonlarına yani iki cihazın aynı anda çalıştırılması durumuna ait 10 adet grafiği göstermektedir. Her grafikte normalde 15 adet sinyal örneğinin bulunması gerekir. Fakat Doğrusal DVM algoritmasının doğruluk tahmin oranı %100 olmadığından bu durum gerçekleşmemiş olup grafiklerde farklı sayılarda sinyal örneği tahmin edilmiştir.

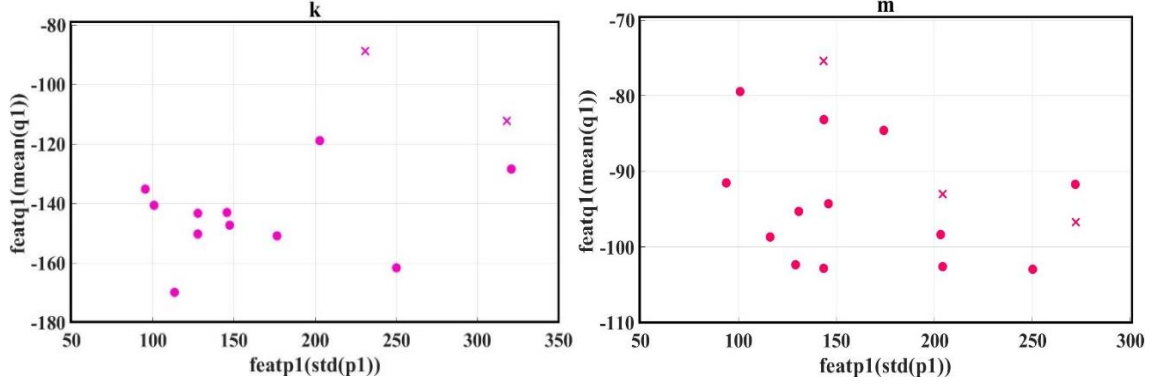
Şekil 4.38 (a)'da ayaklı vantilatör ve elektrikli çaydanlığın aynı anda çalışması durumunda oluşan sınıfa (fk) ait tahmin sonuçları gösterilmektedir. Şekil incelendiğinde Doğrusal DVM algoritması tarafından bu sınıfta 13 adet sinyal tahmin edilmiş olup tamamı bu sınıfa ait örnektir. Öbür taraftan burada olması gereken 2 adet sinyal örneği ise yanlış tahmin

edildiğinden burada gözükmemektedir. Ayaklı vantilatör ve dizüstü bilgisayarın aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıfa (fl) ait tahmin sonucu Şekil 4.38 (b)'de verilmektedir. Doğrusal DVM modeli bu sınıfta 11 adet sinyal tahmin etmiş olup bu sinyallerin tamamı buraya ait örneklerden oluşmaktadır. Öbür taraftan burada olması gereken 4 adet sinyal örneği ise diğer sınıf veya sınıflarda varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir. Bu sınıf için denilebileceklerden biri de içinde en az sinyalin tahmin edilenlerden birisi olmasıdır. En fazla sinyal örneğini barındıranlardan biri olup ayaklı vantilatör ile monitörden (fm) oluşan sınıf, Şekil 4.38 (c)'de gösterilmektedir. 19 adet sinyal örneğinin tahmin edildiği burada, 15'i doğru tahmin edilirken 4'ü yanlış tahmin edilmiştir. Ayaklı vantilatör ile yazıcının (kp) oluşturmuş olduğu sınıf, Şekil 4.38 (d)'de gösterilmektedir. Şekil incelendiğinde, buraya ait 15 sinyalin tamamı doğru tahmin edilmiştir. Öbür taraftan, diğer sınıflara ait 2 adet sinyal örneği ise model tarafından yanlış tahmin edilmiştir. Şekil 4.38 (e), elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayarın aynı anda çalışması durumunda oluşan sınıfın (kl) tahmin sonucunu göstermektedir. Bu sınıfta olması gereken 15 adet sinyalin 12'si doğru tahmin edilmişken 3 adet sinyal örneği diğer sınıf veya sınıflarda tahmin edilmiştir ki bu yanlış bir tahmin olmuştur. Öbür taraftan burada olmaması gereken 4 adet sinyal örneği yine model tarafından yanlış tahmin edilmiş olup bu sınıfta varsayılmıştır. Şekil 4.38 (f), elektrikli çaydanlık ve monitör cihazlarına (km) ait sınıfı göstermektedir. Model tarafından içinde toplam 21 adet sinyal tahmin edilmiştir. Bu rakam içinde en fazla sinyalin tahmin edildiği sınıflardan birisini oluşturmaktadır. Bu 21 adet sinyal örneğinin 14'ü doğru tahmin edilmişken 7'si diğer yanlış tahmin edilmiştir. Öbür taraftan bu sınıfta olması gereken 1 adet sinyal örneği ise yanlış tahmin edilmiştir. Elektrikli çaydanlık ve yazıcıdan (kp) oluşan sınıfın tahmin sonucu Şekil 4.38 (g)'de gösterilmektedir. Bu sınıfta 13 adet sinyal tahmin edilmiştir. Bunlardan 12'si buraya aitken 1'i diğer sınıflardan birisine aittir. Öbür taraftan burada olması gereken 3 adet sinyal ise algoritma tarafından yanlış tahmin edilmiştir. Doğrusal DVM algoritmasının tamamen doğru tahmin ettiği sınıflardan birisi, Şekil 4.38 (h)'de gösterilen ve dizüstü bilgisayar ile monitör (lm) cihazlarının oluşturduğu sınıftır. Şekil 4.38 (k), dizüstü bilgisayar ve yazıcı (lp) cihazlarına ait tahmin sonucunu göstermektedir. 13 adet sinyalin tahmin edildiği bu sınıfta 11 adet sinyal örneği doğru tahmin edilmişken 2 adet sinyal örneği ise yanlış tahmin edilmiştir. Burada olması gereken 4 adet sinyal yanlış tahmin edilmiştir. Doğrusal DVM sınıflandırıcısının en düşük doğruluk oranıyla tahmin ettiklerinden birisi de bu sınıf olmuştur. 16 adet sinyal örneğini barındıran monitör ile

yazıcının (mp) oluşturduğu sınıfın tahmin sonucu Şekil 4.38 (m)'de gösterilmektedir. Bu 16 sinyalin 13'ü doğru tahmin edilmişken 3'ü yanlış tahmin edilmiştir. Öbür taraftan bu sınıfın 2 adet sinyali ise diğer sınıflarda varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir.



Şekil 4.38. Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın ikili varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları



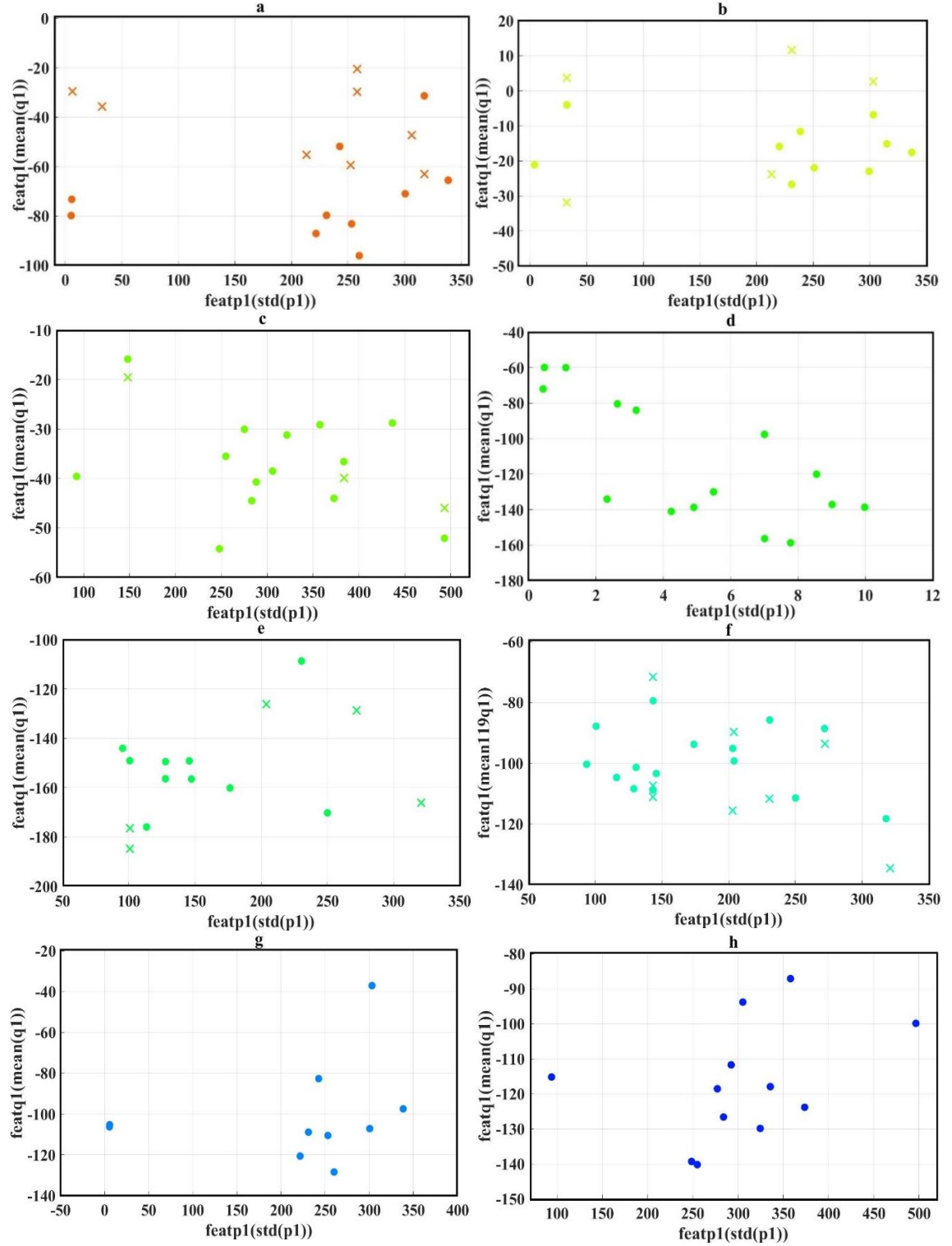
Şekil 4.38. (Devam) Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın ikili varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları

Şekil 4.39 cihazların üçünün aynı anda çalıştırılması sonucu oluşan 10 adet grafiği göstermektedir. Bu grafikler Doğrusal DVM algoritmasının tahmin sonuçlarından bir kısmını göstermektedir. Tahmin sonucuna bakıldığında algoritmanın cihazları üçlü çalışırken farklı kategorilerde değerlendirdiği ortaya çıkmaktadır. Şekil 4.39'daki grafikler incelendiğinden Doğrusal DVM sınıflandırıcısının büyük oranda örnekleri doğru sınıflandırdığı görülmektedir.

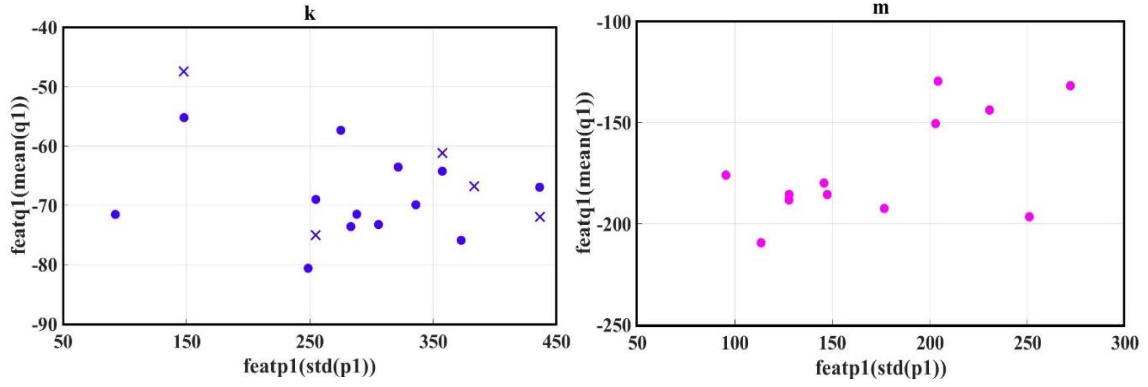
Şekil 4.39 (a)'da ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve dizüstü bilgisayar (fkl) cihazlarının aynı anda çalıştırıldığı duruma ait tahmin sonucu verilmektedir. Şekil incelendiğinde 18 adet sinyal örneği bu sınıfta tahmin edilmiştir. Bu 18 örneğin 8 tanesi diğer sınıflara ait örnekler olup yanlış tahmin edilmişken 10 tanesi bu sınıfa ait örneklerden olup doğru tahmin edilmiştir. Öbür taraftan buraya ait 5 örnek model tarafından başka sınıflara ait olduğu tahmin edilmiştir ki bu yanlış bir tahmin olmuştur. Bu sınıf, içinde en fazla örneğin tahmin edildiği ve öbür taraftan doğruluk oranı en düşük olanlardan birisini oluşturmaktadır. Şekil 4.39 (b)'de ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve monitörün (fkm) aynı anda çalışması durumunda oluşan sınıfın tahmin sonucu verilmektedir. fkm etiketli bu sınıfa ait tahmin sonuçları tıpkı bu çalışmanın dörtlü varyasyonlarına ait sınıflardan fklp sınıfı gibi olmuştur. Burada olması gereken sinyal örneklerinden 10'u doğru tahmin edilirken 5'i yanlış tahmin edilmiştir. Öbür taraftan başka sınıf veya sınıflara ait 5 sinyal örneği model tarafından burada varsayılmış ve bu yanlış bir tahmin olmuştur. Bu sınıf bu çalışmada Doğrusal DVM algoritmasının doğruluk oranını en düşük tahmin ettiği sınıflardan birisidir. Şekil 4.39 (c); ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık ve yazıcının (fkp) oluşturduğu sınıf olup içinde model tarafından 17 adet örnek olduğu tahmin edilmiştir. Bu 17 sinyalden 14'ü buraya aitken 3 tanesi diğer

sınıf veya sınıflara aittir. Öbür taraftan bu sınıfta olması gereken sinyallerden 1 tanesi diğer sınıflardan birinde olduğu varsayılp yanlış tahmin edilmiştir. Kendi sınıfında olması gereken sinyaller bakımından en yüksek doğru örnek sayısı barındıranlardan birisi bu sınıf olmuştur. Doğrusal DVM algoritması tarafından tamamı doğru tahmin edilen sınıflardan birisi Şekil 4.39 (d)'de gösterilmektedir. Bu sınıf ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve monitör (flm) cihazlarından oluşmaktadır. Şekil 4.39 (e); ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar ve yazıcının (flp) oluşturduğu sınıfa ait tahmin sonucunu göstermektedir. Şekil incelendiğinden, 15 adet sinyal örneği model tarafından bu sınıfta olduğu tahmin edilmiştir. Bu 15 adet sinyal örneğinin 10'u buraya aitken 5'i diğer gruplara ait olup model tarafından yanlış tahmin edilmiştir. Ayrıca bu sınıfta olması gereken sinyal örneklerinden 5'i diğerlerinde yanlış olarak tahmin edilmiştir. Çalışmada doğruluk oranı düşük olanlardan biri bu sınıf olmuştur. Ayaklı vantilatör, monitör ve yazıcının (fmp) oluşturduğu ve toplamda 23 adet sinyal örneği ile içinde en fazla sinyalin tahmin edildiği sınıf, Şekil 4.39 (f)'de gösterilmektedir. Bu sınıfın kendisine ait 15 sinyalin tamamı Doğrusal DVM algoritması tarafından doğru tahmin edilmiştir. Öbür taraftan burada olmaması gereken 8 adet sinyal örneği yanlış tahmin edilmiştir. Bu sınıfın bir diğer özelliği ise içinde en fazla hatalı tahmin edilmiş sinyal örneğinin bulunanlardan birisi olmasıdır. Bu çalışmada Doğrusal DVM algoritmasının, içinde en az sinyal örneğini tahmin ettiği sınıf Şekil 4.39 (g)'de gösterilmektedir. Elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitörün (klm) oluşturduğu bu sınıfta 10 adet sinyal tahmin edilmiş olup tamamı doğru tahmin olmuştur. Öbür taraftan burada olması gereken 5 adet sinyal örneği ise diğer sınıflarda varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir. Şekil 4.39 (h)'de 12 adet sinyal örneği tahmin edilmiştir ki burada en az örnek barındıran sınıflardan biri gösterilmektedir. 12 örneğin tamamı doğru tahmin edilen bu sınıf; elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcıdan (klp) oluşmaktadır. Diğer yandan bu grupta olması gereken 3 adet sinyal ise algoritma tarafından yanlış tahmin edilmiştir. Şekil 4.39 (k); elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcının (kmp) oluşturduğu sınıfı göstermektedir. 18 adet sinyal örneği burada tahmin edilmiştir. Bu rakam çoğu sınıfa göre nispeten yüksektir. Bu 18 adet sinyalin, 13'ü bu sınıfa ait olup doğru tahmin edilmişken 5'i yanlış tahmin edilmiştir. Öbür yandan bu sınıfta olması gereken 2 adet sinyal ise diğerlerinde varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir. Şekil 4.39 (m); dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcı (lmp) sınıfının tahmin sonucunu göstermektedir. Bu grupta 12 adet sinyal örneği tahmin edilmiş olup bu rakam çoğu sınıfa göre düşük olmuştur. Bu 12 adet sinyalin tamamı bu sınıfa ait olup

doğru tahmin edilmiştir. Öbür yandan bu grupta olması gereken 3 adet sinyal örneği ise Doğrusal DVM sınıflandırıcısı tarafından diğer sınıf veya sınıflarda varsayılmış olup yanlış tahmin edilmiştir.



Şekil 4.39. Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın üçlü varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları

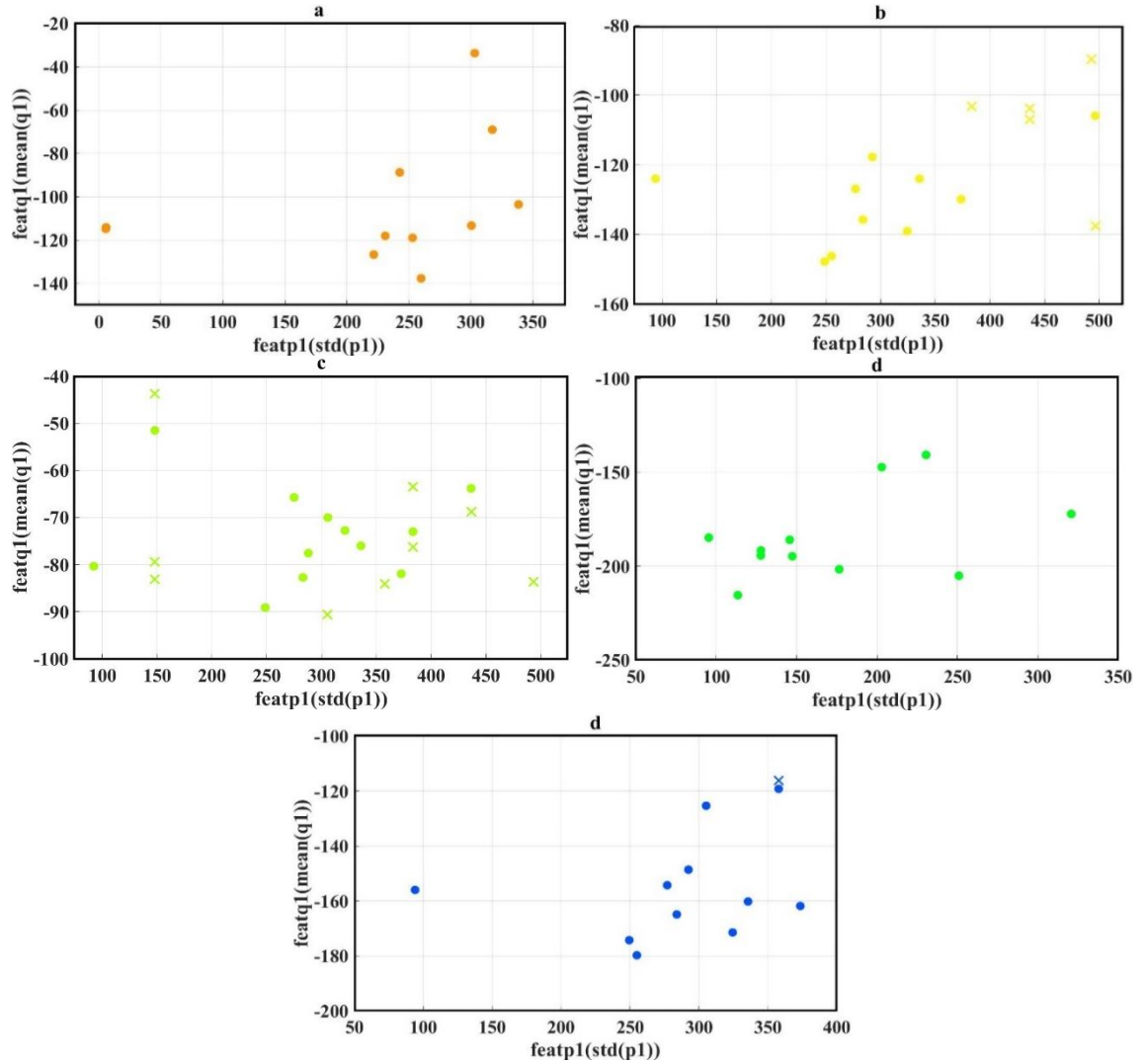


Şekil 4.39. (Devam) Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın üçlü varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları

Şekil 4.40 bu çalışmaya ait sınıflardan beşini göstermektedir. Cihazların dörtlü olarak çalıştırılması sonucu oluşan bu gruplar sırasıyla burada yorumlanmaktadır. Doğrusal DVM algoritması bu grupları büyük oranda doğru tahmin etmiştir. Burada bulunan sınıflardaki cihazların üçü üçlü sınıflardaki beş tanesi ile aynıdır. Ek olarak bir cihaz eklenmiş ve bu algoritma tarafından farklı algılanıp farklı sınıflandırılmıştır. Bu durum Doğrusal DVM algoritmasının başarısını gösteren etmenlerden birisidir.

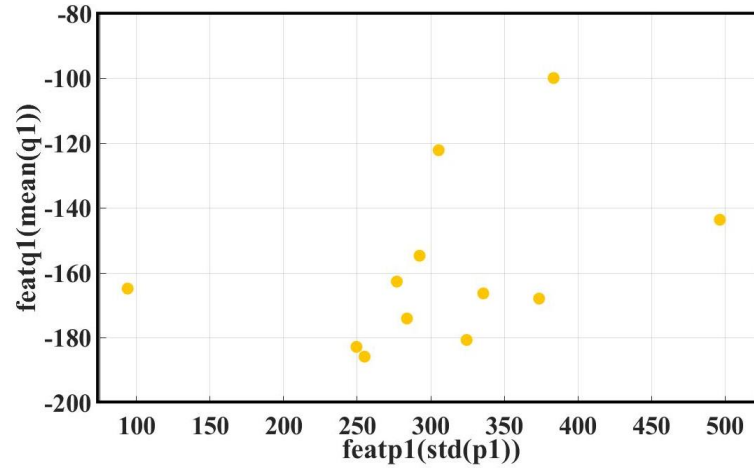
Şekil 4.40 (a); ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve monitörün oluşturduğu sınıfa (fk1m) ait tahmin sonucunu vermektedir. Şekilde 11 adet veri olup tamamı buraya aittir. Yani model bu sınıfın 11 adet örneğini doğru tahmin edip 4 tanesini ise başka grup veya gruplarda varsaymış olup yanlış tahmin etmiştir. Öbür taraftan burada başka sınıflara ait herhangi bir sinyal örneği bulunmamaktadır. Ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar ve yazıcının aynı anda çalışması sonucunda oluşan sınıfın (fk1p), model tarafından tahmin sonucu Şekil 4.40 (b)'de verilmektedir. Şekil incelendiğinde fk1p sınıfında 15 adet örnek olduğu tahmin edilmiş olup bu 15 örnekten 10'u doğru tahmin edilmişken 5'i yanlış tahmin edilmiştir. Buraya ait 5 adet sinyal örneği ise diğer yerlerde varsayıp yanlış tahmin edilmiştir. Bu çalışmada doğruluk oranı en düşük olanlardan birisi bu sınıf olmuştur. Şekil 4.40 (c); ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, monitör ve yazıcının (fkmp) oluşturduğu sınıfa ait tahmin sonucunu göstermektedir. Doğrusal DVM modeli, burada 21 adet sinyal örneğinin olduğunu tahmin etmiştir. Bunlardan 12 tanesi bu sınıfa ait örnek olurken 9 tanesi başka sınıf veya sınıflara ait örneklerdir. Bu çalışmada, en çok yanlış sinyal örneği barındıranlardan bu sınıf olmuştur. Öbür taraftan bu grupta olması gereken 3 adet sinyal örneği ise yine yanlış tahmin edildiğinden diğer sınıf veya sınıflarda olduğu varsayılmıştır. Şekil 4.40 (d)'de

ayaklı vantilatör, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcı (flmp) cihazlarının aynı anda çalışması durumunda oluşan sınıfı göstermektedir. Bu grupta 11 adet sinyal örneği tahmin edilmiş olup tamamı doğru tahmin olmuştur. 11 adet sinyal örneği ile en az örnek barındıranlardan birisi bu grup olmuştur. Öbür taraftan bu sınıfta olması gereken 4 adet sinyal örneği ise model tarafından yanlış tahmin edildiğinden diğer sınıflarda olduğu varsayılmıştır. İçinde en az sinyal örneğinin tahmin edildiği sınıflardan birisi de elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcının (klmp) oluşturduğu sınıf olup Şekil 4.40 (e)'de gösterilmektedir. Toplam 12 adet sinyalin içinde tahmin edildiği bu grup 11 adet sinyal doğru tahmin edilmiş, 1 adet örnek diğer sınıflardan birine ait sinyal olup yanlış tahmin edilmiştir. Öbür taraftan burada olması gereken sinyal örneklerinden 4'ü diğer sınıflarda tahmin edilmiştir ki bu yanlış tahmin olmuştur.



Şekil 4.40. Doğrusal DVM algoritmasının beş cihazın dördü varyasyonlarına ait sınıfların tahmin sonuçları

Beş cihazın beşli kombinasyonu bir olduğundan Şekil 4.41’de sadece bir adet grafik bulunmaktadır. İlgili şekilde; ayaklı vantilatör, elektrikli çaydanlık, dizüstü bilgisayar, monitör ve yazıcının aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıfa (fklmp) ait verilerin tahmin sonucu gösterilmektedir. Doğrusal DVM modeli, bu grupta olması gereken 15 veriden 12 tanesini doğru tahmin edip 3 tanesini ise başka sınıf veya sınıflarda varsayıp yanlış tahmin etmiştir. Diğer 30 sınıftan herhangi bir veri bu sınıfta tahmin edilmemiştir.



Şekil 4.41. Beş cihazın aynı anda çalışması sonucu oluşan sınıf

MATLAB programında yaygın bir şekilde kullanılan yöntemler ile yapılan sınıflandırmada en yüksek doğruluk oranına sahip 5 sınıflandırıcı Tablo 4.2’de verilmiştir. Tabloda sınıflandırıcıların doğruluk oranları, eğitim süreleri ve tahmini hız değerleri verilmiştir. Tabloda; doğrusal DVM, Ağaç Topluluğu, Altuzay Diskiriminant, Kuadratik DVM ve İyi Ağaç sınıflandırıcılarına ait doğruluk oranları sırası ile %83,4, %82,8, %82,8, %82,2 ve %81,5 olarak ortaya gerçekleşmiştir. Eğitim süresi, işlem yükünün azlığını ve programın etkinliğini gösteren parametre olduğundan kısa olması arzu edilir. Eğitim süreleri bakımından en kısa süreye sahip olan 2,0946 saniyelik süre ile İyi Ağaç algoritması olurken Altuzay Diskiriminant algoritması 186,81 saniyelik eğitim süresi ile en uzun süreye sahip olmuştur. En yüksek doğruluk oranına sahip olan Doğrusal DVM’de eğitim süresi 50,285 saniye olmuştur.

Bu çalışmada makine öğrenmesi algoritmalarında aşırı öğrenmeden kaçınmak için kullanılan çapraz doğrulama tekniğiyle tüm veriler kullanılarak Doğrusal DVM algoritması eğitilmiştir. Bu eğitim, modelin tahmin başarısını belirlemede önemli bir rol oynamaktadır. Bu eğitim sayesinde model ilgili örnekleri tanıyacak ve sonradan gelen

örnekleri de bu tanıma sayesinde en doğru sınıfa atayacaktır. Bu çalışmada, çapraz doğruluk katı 10 olarak belirlenmiştir. Başka bir deyişle 465 adet örnek 10 gruba ayrılmış ve Doğrusal DVM algoritması ile diğer algoritmalar 10 defa eğitilip test edilmiştir. Böylece 465 adet örneğin tamamı hem eğitimde kullanılmış hem de teste de kullanılmıştır. Bu yolla makine öğrenmesi algoritmaların tahmin sonuçları daha güvenilir olmaktadır. Tablo 4.3'te çapraz geçerlilik katının sabit ve aktif ve reaktif güç sinyal sürelerinin farklı olması durumunda en yüksek doğruluk oranlarını veren sınıflandırma algoritmaları gösterilmektedir. Bu iki güç tipine ait sinyal süresinin 20 saniye olması durumunda %69,2 doğruluk oranıyla en yüksek değeri Ağaç Topluluğu algoritması vermiştir. Sinyal süresi 45 oluncaya kadar sınıflandırıcılarda örnekleri doğru tahmin etme skoru artmıştır. Örneğin, sinyal süresi 30 saniyelik iken doğru tahmin oranı %75,9 (Ağaç Topluluğu) ve sinyal süresi 40 saniye olduğunda doğru tahmin oranı %80,2 (İyi Ağaç) olmuştur. Sinyal süresi 45 olduğunda ise en yüksek doğru tahmin oranı olan %83,4 (Doğrusal DVM algoritması) elde edilmiştir. Sinyal süresinin 45 saniyenin üstüne çıkması durumunda sınıflandırma algoritmalarının doğru tahmin oranı nispeten azalmaktadır. 50 saniyelik sinyal süresinde en yüksek doğruluk oranı %82,6 ile Doğrusal DVM algoritmasına ait olmuştur. 60 ve 70 saniyelik sinyal sürelerinde ise en yüksek doğruluk oranları %79,6 (Ağaç Topluluğu) ve %78,1 (Ağaç Topluluğu) olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar sinyal süresine bağlı olarak sınıflandırıcı modellerinin doğruluk oranının değiştiğini ve en iyi doğruluk oranının 45 saniyelik sürede alındığını göstermektedir. Başka bir deyişle bu cihazları makine öğrenmesi algoritmaları tarafından en iyi skorla sınıflandırmak için cihazlardan 45 saniyelik ölçüm alınmalıdır.

Tablo 4.2. En iyi sonucu veren beş sınıflandırıcıya ait bazı sonuçlar

Sınıflandırıcılar	Doğruluk (%)	Eğitim Süresi (san.)	Tahmin Hızı (1/san.)
Doğrusal DVM	83,4	50,285	200
Ağaç Topluluğu	82,8	179,94	550
Altuzay Diskiriminant	82,8	186,81	430
Kuadratik DVM	82,2	93,625	100
İyi Ağaç	81,5	2,0946	6700

Tablo 4.3. Sinyal süresine göre en yüksek doğruluk oranını veren sınıflandırıcılar

Sinyal Süresi (Saniye)	Çapraz Geçerlilik	Doğruluk (%)	Sınıflandırıcı
20	10	69,2	Ağaç Topluluğu
30	10	75,9	Ağaç Topluluğu
40	10	80,2	İyi Ağaç
45	10	83,4	Doğrusal DVM
50	10	82,6	Doğrusal DVM
60	10	79,6	Ağaç Topluluğu
70	10	78,1	Ağaç Topluluğu

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, ofis aletlerini güç tüketimlerine göre sınıflandırmada sezgisel yöntemlerin performansları karşılaştırılmıştır. Örnek cihaz olarak elektrikli çaydanlık, vantilatör, yazıcı, dizüstü bilgisayar ve monitör kullanılmış ve bu cihazlardan farklı varyasyonlarda ölçümler alınmıştır. Her sınıfa ait aktif ve reaktif güç sinyalleri MATLAB programının veriyi görselleştirme özelliği kullanılarak görselleştirilip yorumlanmıştır. Ölçüm verileri MATLAB programlama dilinde sıkça kullanılan başlıca yöntemler ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırmalarda belirleyici özellik olarak aktif ve reaktif güçler ile gerilim ve akım armonikleri kullanılmıştır. Bu dört parametrenin öznitelikleri ise aritmetik ortalama, ortanca değer ve standart sapma operatörleri ile bir boyutlu yerel ikili örüntü tekniği kullanılarak elde edilmiştir. Veri seti 465x16 boyutlu bir özellik matrisinden oluşmuştur. Aşırı öğrenmeden kaçınmak için çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. En yüksek doğruluk oranını elde etmek için beş farklı tip sınıflandırıcı karşılaştırılmıştır. Sınıflandırıcıların doğruluk oranları eğitim için kullanılan sinyallerin süresine bağlı olarak farklılık gösterdiği gözlemlenmiştir. En yüksek oranın %83,4 ile Doğrusal Destek Vektörü yöntemine ait olduğu belirlenmiştir. Bu oran, 465 adet ölçümden elde edilmiş olup 388'nin doğru kalan 77 tanesinin ise yanlış olarak tahmin edildiği anlamına gelmektedir. En yüksek doğruluk oranını veren makine öğrenmesi algoritmasına ait tahmin sonuçları her bir sınıf için ayrı ayrı analiz edilmiştir. Doğrusal destek vektörleri makinesi algoritması bazı sınıflarda bütün verileri doğru tahmin ederken bazılarında ise bu oran düşük olmuştur. Yanlış verilerin genellikle çoklu cihaz kullanımlarında meydana geldiği görülmüştür. Gelecek çalışmalarda MATLAB programlama dili yerine makine öğrenmesi algoritmaları için çeşitli avantajlar sunan Python ya da R programlama dilleri ile bu cihazlara ait verilerin sınıflandırılması yapılacaktır. Ayrıca cihaz sayısı artırılarak ve öznitelik çıkarımında parametre sayısı çeşitlendirilerek daha kapsamlı bir şekilde sınıflandırma yapılması hedeflenmektedir.

KAYNAKLAR

Agrawal M, Agrawal CP, Rathore MK, Pachariya MK (2020) Priority based strategic modes of operation and control for renewable energy sources micro-grid. Materials Today: Proceedings, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.09.415>

Alçin, ÖF, Siuly S, Bajaj V, Guo Y, Şengür A, Zhang Y (2016) Multi-category EEG signal classification developing time-frequency texture features based Fisher Vector encoding method. Neurocomputing 218: 251–258

Budak H (2018) Özellik seçim yöntemleri ve yeni bir yaklaşım. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi 22: 21–31

Chen, SG, Wu XJ (2018.) A new fuzzy twin support vector machine for pattern classification. International Journal of Machine Learning and Cybernetics 9(9): 1553–1564

Cortes, C, Vapnik V (1995) Support-vector networks. Machine Learning 20: 273–297

D'Alessandro S, Tonello AM, Monacchi A, Elmenreich W (2014) Home energy management systems: Design guidelines for the communication infrastructure. 2014 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), Cavtat, Croatia, pp. 805-812

Hayati D, Oğün C (2017) Enerji kaynakları. 1, Pegem Akademi, Ankara, 336

Güner A, Alçin ÖF, Şengür A (2019) Automatic digital modulation classification using extreme learning machine with local binary pattern histogram features. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation 145: 214–225

Guo F, Qin H (2017) data mining techniques for customer relationship management. Journal of Physics: Conference Series 910(1): 483–502

Holmberg K, Erdemir A (2017) Influence of tribology on global energy consumption, costs and emissions. Friction 5(3): 263–284

<https://vizyonergenc.com/icerik/5-temel-soruda-veri-madenciligi-data-mining-nedir>
(erişim tarihi: 26.01.2019)

<https://bdtechtalks.com/2020/11/12/what-is-ensemble-learning> (erişim tarihi: 12.11.2020)

<https://kadirguzel.medium.com/kolektif-öğrenme-ve-bagging-algoritması-e8ea3d932b72> (erişim tarihi: 20.11.2018)

<https://veribilimcisi.com/2018/02/23/karar-agaclari-decision-trees> (erişim tarihi: 13.04.2018)

<https://www.thoughtco.com/history-of-electricity-1989860> (erişim tarihi: 07.10.2019)

https://tr.wikipedia.org/wiki/Araştırma_ve_geliştirme (erişim tarihi: 21.02.2021)

Huang D, Shan C, Ardabilian M, Wang Y, Chen L (2011) Local binary patterns and its application to facial image analysis: A survey. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews* 41(6): 765–781

Huang J, Chen X, Cai X, Zou H (2021) Assessing the impact of energy-saving r&d on china's energy consumption: evidence from dynamic spatial panel model. *Energy* 218: 119443

Huang S, Aydin M, Lipo TA (2001) TORUS concept machines: pre-prototyping design assessment for two major topologies. *Conference Record - IAS Annual Meeting (IEEE Industry Applications Society, Chicago, IL, USA, pp. 1619–1625*

Karabiber A, Alçin ÖF (2019) Short term pv power estimation by means of extreme learning machine and support vector machine. *7th International Istanbul Smart Grids and Cities Congress and Fair, ICSG 2019 - Proceedings, Istanbul, Turkey, pp. 41–44*

Kazemzadeh M, Amjadian A, Amraee T (2020) A hybrid data mining driven algorithm for long term electric peak load and energy demand forecasting. *Energy* 204: 117948

Koç F, Karabiber A (2021) Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak elektrikli cihazların sınıflandırılması. *Türk Doğa ve Fen Dergisi* 10(1): 159–165

Natarajan KP, Vadana P (2018) Machine learning based residential energy management system. *2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, ICCIC 2017, Coimbatore, India, pp. 1–4*

Ladha L, Deepa T (2011) Feature selection methods and algorithms. *International Journal on Computer Science and Engineering* 3(5): 1787–1797

Li J, Li N, Peng J, Cui H, Wu Z (2019) Energy consumption of cryptocurrency mining : a study of electricity consumption in mining cryptocurrencies. *Energy* 168: 160–168

Lin M, Wang H, Xu Z, Yao Z, Huang J (2018) Clustering algorithms based on correlation coefficients for probabilistic linguistic term sets. *International Journal of Intelligent Systems* 33(12): 2402–24

Nguyen D, Tran VK, Nguyen TD, Le NT, Le M (2018) IoT-based smart plug-in device for home energy management system. *Proceedings 2018 4th International Conference on Green Technology and Sustainable Development*, Ho Chi Minh City, Vietnam, pp. 734–738

Nguyen TD, Do TD, Le NT, Benjapolakul W (2019) Appliance classification method based on k-nearest neighbors for home energy management system. *The 2019 First International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics*, Bangkok, Thailand, pp. 53–56

Osowski S, Siwek K, Markiewicz T (2004) MLP and SVM networks - A comparative study. *Proceedings of the Nordic Signal Processing Symposium (NORSIG)*, Espoo, Finland, pp. 37–40

Kayın Ö (2019) Binalarda Enerji modellemesi, enerji performans analizi ve yenilenebilir enerji kullanımının çevre dostu yeşil bina uygulama örneği kapsamında değerlendirilmesi. Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü Çevre Mühendisliği Anabilim Dalı, Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi, Tekirdağ, 135

Raberin M, Diesmusch C, Cordier MP, Farges JC (2015) innovations in diagnosis and treatment about a case of primary failure eruption linked to a pthr1 gene mutation.” *L’Orthodontie Française* 86(3): 221–231

Boisvert RN, Neenan B, Robinson J (2009) Residential electricity use feedback: A research synthesis and economic framework. *Electric Power Research Institute (EPRI)*, 1016844, EPRI, Palo Alto, CA, USA, 126

Sharma S, Christopoulos C (2021) Caring for you vs. caring for the planet: Empathic concern and emotions associated with energy-saving preferences in Singapore. *Energy Research and Social Science* 72: 101879

Thakkar H, Shah V, Yagnik H, Shah M (2021) Comparative anatomization of data mining and fuzzy logic techniques used in diabetes prognosis. *Clinical eHealth* 4: 12–23

Uğuz S, Çağlayan N, Oral O (2019) PV güç santrallerinden elde edilecek enerjinin makine öğrenmesi metotları kullanılarak tahmin edilmesi. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi* 11(3): 769–779

Üzen H, Hanbay K (2019) Yaya özellik tanıma için lm filtre temelli derin evrimsel sinir ağı. *Journal of Polytechnic* 0900(3): 605–613

Vance L, Eason T, Cabezas H (2015) Energy sustainability: consumption, efficiency, and environmental impact. *Clean Technologies and Environmental Policy* 17(7): 1781–1792

Vapnik V (1998) *Statistical Learning Theory*. John Wiley and Sons Inc., New York, 768

Wang XZ, He Q, Chen DG, Yeung D (2005) A genetic algorithm for solving the inverse problem of support vector machines. *Neurocomputing* 68(1–4): 225–238

Wu X, Zhu X, Wu GQ, Ding W (2014) Data mining with big data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 26(1): 97–107

Wang XZ, Lu SX, Zhai JH (2008) Fast fuzzy multicategory svm based on support vector domain description. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 22(1): 109–120

Yan D, Jin Y, Sun H, Dong B, Ye Z, Li Z, Yuan Y, (2019) Household appliance recognition through a bayes classification model. *Sustainable Cities and Society* 46: 101393

Yang L, Xu Z (2019) Feature extraction by PCA and diagnosis of breast tumors using SVM with DE-based parameter tuning. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 10(3): 591–601

Zekić-Sušac M, Mitrović S, Has A (2020) Machine learning based system for managing energy efficiency of public sector as an approach towards smart cities. *International Journal of Information Management* 58: 102074

Zhang J, Hou Q, Zhen Z, Jing L (2018) Locality similarity and dissimilarity preserving support vector machine. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 9(10): 1663–1674

Zoha A, Gluhak A, Nati M, Imran MA (2013) Low-power appliance monitoring using factorial hidden markov models. *Proceedings of the 2013 IEEE 8th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing: Sensing the Future, ISSNIP, Melbourne, VIC, Australia*, pp. 527–532

Zufferey D, Gisler C, Khaled OA, Hennebert J (2012) Machine learning approaches for electric appliance classification. *11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA), Montreal, QC, Canada*, pp. 740–745

EKLER

Bu çalışmada MATLAB programlama dili ile yazılıp kullanılan kod aşağıdaki gibidir.

```
clc;
clear;
clear all;
load data
limit=45;
goster=0;
%0--gosterme
%1--P
%2--Q
%3--sum
beklemeSuresi=5;
close all
TOP=[];
TOQ=[];
TOUH=[];
TOIH=[];
sayac=1;
LabelName=['fklmp'];
for choose=1:5;
A=combnats(1:5,choose);
[n m]=size(A);
for ornek=1:15;
% durbirdaka=0;
for i=1:n;
if(goster);
pause(beklemeSuresi);
```

```

close all
end
sumP_Signal=zeros(1,limit);
sumQ_Signal=zeros(1,limit);
sumUH_Signal=zeros(1,limit);
sumIH_Signal=zeros(1,limit);
Et=[];
mytitle=[];
for j=1:m ;
    signal_P=Veriler{A(i,j),1}{ornek,:};
    signal_P=[signal_P,
    signal_P,signal_P,signal_P,signal_P,signal_P,signal_P,signal_P,signal_P,sig
    _P,signal_P];
    sumP_Signal=signal_P(1,1:limit)+sumP_Signal;
    signal_Q=Veriler{A(i,j),2}{ornek,:};
    signal_Q=[signal_Q,
    signal_Q,signal_Q,signal_Q,signal_Q,signal_Q,signal_Q,signal_Q,sig
    nal_Q,signal_Q];
    sumQ_Signal=signal_Q(1,1:limit)+sumQ_Signal;
    signal_UH=Veriler{A(i,j),3}{ornek,:};
    signal_UH=[signal_UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH,sig
    _UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH,signal_UH];
    sumUH_Signal=signal_UH(1,1:limit)+sumUH_Signal;
    signal_IH=Veriler{A(i,j),2}{ornek,:};
    signal_IH=[signal_IH,
    signal_IH,signal_IH,signal_IH,signal_IH,signal_IH,signal_IH,sig
    _IH,signal_IH,signal_IH];
    sumIH_Signal=signal_IH(1,1:limit)+sumIH_Signal;
    Et=[Et,LabelName(A(i,j))];
    if(goster==1);
    plot(signal_P(1,1:limit));
    hold on
    legend_arr{j}=[labels{(A(i,j)-1)*16+1} ' ' num2str(ornek) ' (P)']

```

```

title([' Örnek: ' num2str(ornek)]);
ylabel('Watt') ;
xlabel('Saniye');
%
end
if(goster==2);
%
plot(signal_Q(1,1:limit))
legend_arr{j}=[labels{(A(i,j)-1)*16+1} ' ' num2str(ornek) ' (Q)']
title([' Örnek: ' num2str(ornek)]);
ylabel('VAR') ;
xlabel('Saniye');
hold on
end
if(goster==3);
plot(sumP_Signal);
hold on
plot(sumQ_Signal)
title([ num2str(A(i,:))])
ylabel('Watt - VAR') ;
xlabel('Saniye');
legend('(P)','(Q)');
hold off
mytitle=[mytitle labels{(A(i,j)-1)*16+1} ' ' num2str(ornek) ' '];
%
aaaaaaaaaaaaaaaa=1;
end
%
end
if(goster<3 && goster >0);
legend(legend_arr);
end
if(goster==3);

```

```

title([ mytitle])
aaaaaaaaaaaaaaaaaa=1;
end
TOP(sayac,:)=sumP_Signal;
TOQ(sayac,:)=sumQ_Signal;
TOUH(sayac,:)=sumUH_Signal;
TOIH(sayac,:)=sumIH_Signal;
etiket__='_____';
etiket__(:,1:size(Et,2))=Et;
Etiket{sayac}=etiket__;
sayac=sayac+1;
end
end
end
sondurum=0;
for i=1:size(TOP,1)
p1=TOP(i,:);
q1=TOQ(i,:);
uh1=TOUH(i,:);
ih1=TOIH(i,:);
ODLBPValue=1;
%featp1(i,:)=[mean(p1),    std(p1),    ODLBP(p1(:)',ODLBPValue),    median(p1),
skewness(p1), kurtosis(p1), cov(p1), var(p1)];
%featuh1(i,:)=[mean(uh1),    std(uh1),    ODLBP(uh1(:)',ODLBPValue),    median(uh1),
skewness(uh1), kurtosis(uh1), cov(uh1), var(uh1)];
%featq1(i,:)=[mean(q1),    std(q1),    ODLBP(q1(:)',ODLBPValue),    median(q1),
skewness(q1), kurtosis(q1), cov(q1), var(q1)];
%featih1(i,:)=[mean(ih1),    std(ih1),    ODLBP(ih1(:)',ODLBPValue),    median(ih1),
skewness(ih1), kurtosis(ih1), cov(ih1), var(ih1)];
%featp1(i,:)=[mean(p1), std(p1), skewness(p1) kurtosis(p1), cov(p1) ];
% feats1(i,:)=[mean(s1), std(s1), skewness(s1) kurtosis(s1), cov(s1) ];
% featq1(i,:)=[mean(q1), std(q1), skewness(q1) kurtosis(q1), cov(q1) ];
% featf1(i,:)=[mean(f1), std(f1), skewness(f1) kurtosis(f1), cov(f1) ];

```



```

%featp1(i,:)=[mean(p1),    std(p1)    ODLBP(p1(:)',ODLBPValue)    skewness(p1)
kurtosis(p1)];
%feats1(i,:)=[mean(s1), std(s1) ODLBP(s1(:)',ODLBPValue) skewness(s1) kurtosis(s1)];
%featq1(i,:)=[mean(q1),    std(q1)    ODLBP(q1(:)',ODLBPValue)    skewness(q1)
kurtosis(q1)];
%featf1(i,:)=[mean(f1), std(f1) ODLBP(f1(:)',ODLBPValue) skewness(f1) kurtosis(f1)];
%featp1(i,:)=[mean(p1), std(p1), ODLBP(p1(:)',ODLBPValue), skewness(p1)];
%feats1(i,:)=[mean(s1), std(s1), ODLBP(s1(:)',ODLBPValue), skewness(s1)];
%featq1(i,:)=[mean(q1), std(q1), ODLBP(q1(:)',ODLBPValue), skewness(q1)];
%featf1(i,:)=[mean(f1), std(f1), ODLBP(f1(:)',ODLBPValue), skewness(f1)];
featp1(i,:)=[mean(p1), std(p1),median(p1), ODLBP(p1(:)',ODLBPValue)];
featq1(i,:)=[mean(q1), std(q1),median(q1), ODLBP(q1(:)',ODLBPValue)];
featu1(i,:)=[mean(uh1), std(uh1),median(uh1), ODLBP(uh1(:)',ODLBPValue)];
feati1(i,:)=[mean(ih1), std(ih1),median(ih1), ODLBP(ih1(:)',ODLBPValue)];
%featp1(i,:)=[mean(p1), std(p1),median(p1)];
%featq1(i,:)=[mean(q1), std(q1),median(q1)];
%featu1(i,:)=[mean(uh1), std(uh1),median(uh1)];
%feati1(i,:)=[mean(ih1), std(ih1),median(ih1)];
%featp1(i,:)=[std(p1), var(p1)];
%feati1(i,:)=[std(ih1), var(ih1)];
%featq1(i,:)=[std(q1), var(q1)];
%featu1(i,:)=[std(uh1), var(uh1)];
%featp1(i,:)=[var(p1)];
%feats1(i,:)=[var(s1)];
%featq1(i,:)=[var(q1)];
%featf1(i,:)=[var(f1)];
%featp1(i,:)=[kurtosis(p1)];
%feats1(i,:)=[kurtosis(s1)];
%featq1(i,:)=[kurtosis(q1)];
%featf1(i,:)=[kurtosis(f1)];
%featp1(i,:)=[skewness(p1)];
%feats1(i,:)=[skewness(s1)];
%featq1(i,:)=[skewness(q1)];

```

```

%featf1(i,:)=skewness(f1);
%featp1(i,:)=mean(p1);
%feats1(i,:)=mean(s1);
%featq1(i,:)=mean(q1);
%featf1(i,:)=mean(f1);
%
%featp1(i,:)=median(p1);
%feats1(i,:)=median(s1);
%featq1(i,:)=median(q1);
%featf1(i,:)=median(f1);
%featp1(i,:)=[ ODLBP(p1(:)',ODLBPValue)];
%feats1(i,:)=[ ODLBP(p1(:)',ODLBPValue)];
%featq1(i,:)=[ ODLBP(p1(:)',ODLBPValue)];
%featf1(i,:)=[ ODLBP(q1(:)',ODLBPValue)];
end
FM=table([featp1, featq1, featuh1, featih1], categorical(Etiket'));
% FM=table([featp1, featq1], categorical(Etiket'));

```

ÖZGEÇMİŞ

1989 yılında Bingöl’de doğdu. İlk ve ortaokulu Bingöl’de, liseyi Turgutlu Anadolu Lisesi’nde tamamladı. 2010 yılında Gediz Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünü kazandı. 2015 yılında Gediz Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünden bölüm birincisi, fakülte üçüncüsü olarak mezun oldu. 2015 yılında, Bingöl Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Elektrik Tesisleri Anabilim Dalı adına açılan araştırma görevlisi kadrosunu kazandı. Fırat Üniversitesinde yüksek lisansa başlamasına rağmen çeşitli ailevi sorunlar nedeniyle bırakmak zorunda kaldı. Daha sonra İnönü Üniversitesinde yüksek lisansa başladı. Daha sonra görev yaptığı Bingöl Üniversitesinde Yenilenebilir Enerji Sistemleri Programı açıldı. Kendi çalıştığı üniversite ve çalışma şartları daha uygun olduğundan İnönü Üniversitesini terk etti ve 2019 yılında Bingöl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yenilenebilir Enerji Sistemleri Programına kayıt yaptırdı. Evli ve bir çocuk babasıdır.