



## Akıllı Şebekelerde Müdahaleci Olmayan Cihaz Yükü İzleme Yöntemi Ve Talep Tarafı Yönetimi İçin Veri Toplama Cihazı Oluşturma

### Creating Data Collection Device For Non-Intrusive Device Load Monitoring Method And Demand Side Management In Smart Grids

Ramazan Güngüneş<sup>1</sup> , Ertuğrul Çam<sup>1</sup> , Volkan Ateş<sup>2</sup> 

<sup>1</sup>Kırıkkale Üniversitesi, Kırıkkale MYO, Elektrik Programı, Kırıkkale, Türkiye

<sup>2</sup>Samsun Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Samsun, Türkiye

<sup>3</sup>Kırıkkale Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik – Elektronik Mühendisliği Bölümü, Kırıkkale, Türkiye

Başvuru/Received: 04/10/2021

Kabul / Accepted: 20/12/2021

Çevrimiçi Basım / Published Online: 31/12/2021

Son Versiyon/Final Version: 31/12/2021

#### Öz

Elektrik enerjisine olan talebin sürekli artması, elektrik enerjisi kullanımının haneden haneye ve kullanılan cihaz türüne göre farklılık göstermesi tüketim miktarının izlenmesi gerekliliğini daha da arttırmıştır. Son kullanıcının kullanım alışkanlıklarının değiştirilmeden, tüketim konusunda maddi faydalar sağlayacak düzenlemelerin yapılması ve tüketiciyi bilinçli kullanıma sevk edecek alternatif çözümler sunulması önemli bir konudur. Bu alternatif çözümler içerisinde tüketim miktarlarının ayrıntılı olarak raporlanması ve farklı tarife geçişlerine yönlendirmesi gibi önermeler bulunabilir. Yapılan çalışmada üretilen optik portlu bir veri toplama cihazı ile mevcut elektronik elektrik sayacı üzerine bağlanan bir cihaz yardımı ile konut ve endüstri tüketicilerinin anlık elektrik tüketim verileri merkezi haberleşme cihazı adı verilen bir cihaz üzerinde toplanmaktadır. Toplanan veriler hem cihaz üzerinde bulunan bir hafıza kartında hem de web server ile ilişkilendirilerek bir uzak sunucuda depolanmaktadır. Bu sayede müdahalesiz cihaz yükü izleme tekniği ile gerçekleştirilecek yapay zeka temelli ayrıştırma yöntemleri için bir veri seti cihazı oluşturulmuştur. Aynı zamanda yapılan çalışmada geliştirilen bir HMI ekran ile son tüketicinin de enerji tüketim miktarını anlık olarak takip etmesi sağlanmış bu şekilde tüketim kontrolü ve tüketici katılımlı talep tarafı yönetimli sistemlere temel oluşturacak bir yapıya da zemin hazırlanmıştır.

#### Anahtar Kelimeler

“Müdahalesiz Cihaz Yükü İzleme, Talep Tarafı Yönetimi, Akıllı Sayaçlar, Akıllı Şebeke, IOT Cihazlar”

#### Abstract

The continuous increase in the demand for electrical energy, the fact that the use of electrical energy differs from household to household and the type of device used has increased the necessity of monitoring the amount of consumption. It is an important issue to make arrangements that will provide financial benefits in consumption without changing the usage habits of the end user and to offer alternative solutions that will lead the consumer to conscious use. Among these alternative solutions, there may be suggestions such as detailed reporting of consumption amounts and directing them to different tariff transitions. With the help of a data collection device with an optical port and a device connected to the existing electronic electricity meter, the instantaneous electricity consumption data of residential and industrial consumers are collected on a device called a central communication device. The collected data is stored both on a memory card on the device and on a remote server by being associated with the web server. In this way, a data set device was created for artificial intelligence-based decomposition methods to be performed with the non-invasive device load monitoring technique. At the same time, with an HMI screen developed in the study, it is ensured that the end consumer can monitor the amount of energy consumption instantly, and in this way, the ground has been prepared for a structure that will form the basis for consumption control and demand-side management systems with consumer participation.

#### Key Words

“Non-Intrusive Load Monitoring, Demand Side Management, Smart Meter, Smart Grid, IOT Devices”

## 1. Giriş

Küresel ısınma, hava ve su kirliliği, asit yağmurları gibi doğal çevreyi etkileyen olayların en büyük etkileri enerji ile ilgilidir. Geçtiğimiz on yıl içerisinde enerji fiyatlarının makul düzeyde olması, ülkelerin ekonomisindeki büyümede negatif bir etki yaratmamıştır. Nüfus artışı ve teknolojik gelişmelerle birlikte, yenilenebilir olmayan enerji kaynaklarındaki fiyat artışı enerji arz ve talebi konusunu önemli bir duruma gelmesine sebep olmuştur (Kamat, 2007).

20. yüzyılda nüfus dört katına çıkmış, bu artışa paralel olarak enerjiye olan talep ise on altı kat artmıştır (Bartlett, 1986; Weisz, 2004). Enerjiye olan talebin sürekli artması ile birlikte 21. Yüzyılda dağıtım sistemleri ihtiyaçlara tam anlamıyla cevap verememektedir (Yenilmez, 2016). Dağıtım sistemlerinin bu eksikliklerinin başında tek yönlü iletişimden dolayı tüketici yükünün tam anlamıyla izlenememesi de yer almaktadır (Yenilmez, 2016).

Elektrik enerji sistemlerinin planlanmasında da gerekli olan yük tahmini işlemlerinin yapılabilmesi, üretim ve dağıtım işlemlerinin ekonomik bir şekilde gerçekleştirilmesi, işletme durumlarının iyileştirilmesi, enerji sisteminin tam anlamıyla kontrol edilmesi ve enerji fiyatlandırmasının daha sağlıklı yapılabilmesi için yükün daha hassas analiz edilmesi de oldukça önemlidir (Edebal et al., 2012). Aynı zamanda enerji tasarrufu için ev enerji yönetimi ve tüketiminin izlenmesi gerekliliği de önem kazanmıştır.

Akıllı şebekelerde karşılaşılan birçok sorunun çözümünde çeşitli hesaplama yöntemleri kullanılmakla birlikte Talep Tarafı Yönetimi (DSM, Demand Side Management) en fazla uygulanan çalışma yöntemlerinden biridir (Baloğlu, 2017). Talep Tarafı Yönetimi, tepe yükünün olduğu zamanı diğer zamanlara kaydırma işlemi olan yük kaydırma, en düşük yük ile en yüksek yük değerleri arasındaki farkı minimize etmeyi amaçlayan yük traşlama ve vadi doldurma gibi birtakım teknikler kullanarak tepe yük değerinin düşürmeyi hedeflemektedir (Baloğlu, 2017; Kothari & Nagrath, 2003).

Müdahaleli cihaz yükü izleme yaklaşımında bir elektrik dağıtım şirketinin müşterilerinin evlerindeki bireysel cihazların enerji kullanım dökümünü her bir cihaz kapsamında ayrıştırması için ya şirket bazında cihaz başı sensör monte etmesi ya da abonelerin bu sensörleri satın alarak cihazlara adapte etmesi gerekecektir. Bu şekilde cihaz başı sensör ilavesi hem ekonomik bakımdan hem de işletme bakımından pratik olmayacaktır (Mueller et al., 2014).

Tüm bu yaklaşımlarda da görüldüğü üzere tüketici yükünün izlenmesinin büyük bir önemi bulunmaktadır. Bu izleme yönteminde her bir cihaza bağlanan ayrı ayrı sensörler ile müdahaleci yük izleme yapmak yerine, müdahalesiz cihaz yükü izleme ile daha az sensör kullanarak daha düşük maliyetlerle yük verileri ayrıştırılabilmektedir (Esa et al., 2016).

Müdahalesiz cihaz yükü izleme yöntemleri tümleşik bir elektrik sisteminde bireysel olarak her bir cihazın enerji kullanımına olan etkisini belirlemek için kullanılmaktadır (Mueller et al., 2014). Tam olarak yapılmış bir NIALM yöntemi tümleşik bir yük eğrisi profili üzerinden anlık olarak aktif olan her bir cihazın için doğru bir şekilde tahmin edilmesini sağlar (Mueller et al., 2014).

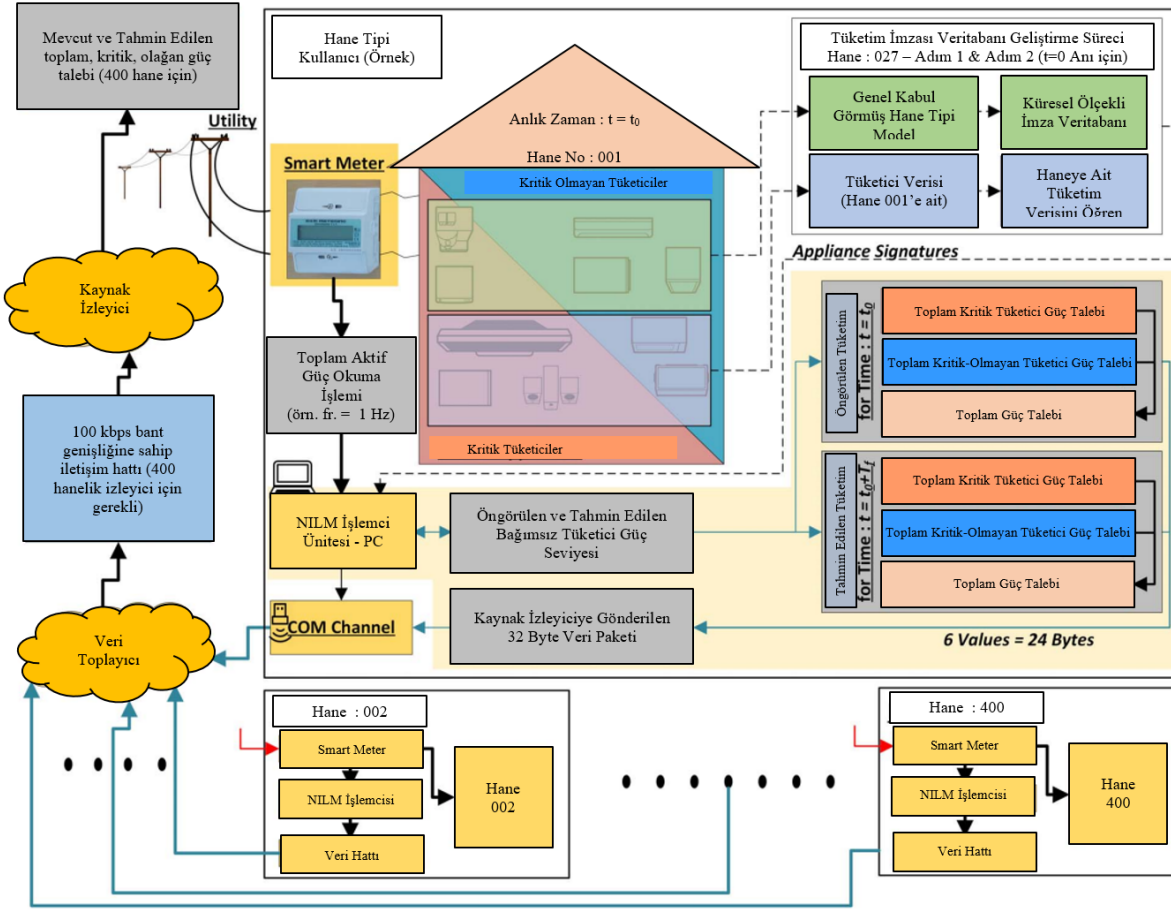
## 2. Müdahalesiz Cihaz Yükü İzleme (NIALM) Yöntemi

### 2.1. NIALM Yönteminin Tanımı Ve Güç Ayrıştırması

NIALM çözümlerinin ilk uygulamaları 1980'li yıllar da başlamıştır (Mueller et al., 2014). Yapılan ilk çalışmalarda kullanılan yöntemde cihazların mevcut yük özelliklerine göre bir sınıflandırma yapılmıştır (Sultanem, 1991). Cihaz tespiti, yüklerin saf omik özellik göstermesi, endüktif özellik gösteren güç elektroniği elemanlarından oluşması ve floresan ışıklar için yapılan özel bir sınıflandırma içerisinde olması durumları varsayımı göz önünde bulundurularak tahmin edilmeye çalışılmıştır (Sultanem, 1991). Bu yöntem ile yapılan ayrıştırma cihazların geçici başlangıç gücünün bilinmesi ve cihaz içerisinde kullanılan elektronik devrelere ait matematiksel fonksiyonlar ile belirlenen harmonik akımlar üzerinde yapılan analizler ile gerçekleştirilmektedir (Mueller et al., 2014).

NIALM için yapılan bir başka çalışmada (Hart, 1992) cihaz modelleme üzerine farklı bir yaklaşım getirilmiştir. Bu yaklaşımda, sadece açma ve kapama karakteristiğine sahip olan cihazlar, değişken durum özelliğine sahip olan cihazlar (Finite State Machine, FSM), sürekli aktif cihazlar ve sürekli değişken yük özelliğine sahip cihazlardan oluşan (Hart, 1992) dört temel yük üzerinde durulmaktadır. Ampüller veya mikrodalga fırınların yalnızca açma ve kapama durumlarında buldukları, değişken durumlu cihazların birden fazla durumu ve geçişinin olduğu, sürekli aktif cihazların her zaman çalışır durumda oldukları ve nominal düzeyde sabit bir güç kullandıkları ve sürekli değişken güç kullanan cihazların ise maksimum güç aralığında değişen zaman üzerinde herhangi bir güç değerinde olabileceği bilinmektedir (Mueller et al., 2014).

NIALM genel olarak bir bilinmeyen kaynak ayırma (Blind Source Separation-BSS) problemi olarak sınıflandırılabilir (Nalmpantis & Vrakas, 2019). Özel sensörlerle veya akıllı sayaçlarla toplam güç tüketimi üzerinden tek kanallı aşırı tamamlanmış bilinmeyen kaynak ayırma olarak ta belirtilebilmektedir (Nalmpantis & Vrakas, 2019). Aktif güç tüketiminin analiz edilmesinde, akıllı sayaç hattan geçen toplam akım ile sabit gerilim değerini çarparak toplam güç tüketimi hesaplar (Nalmpantis & Vrakas, 2019). Reaktif güç tüketiminin hesaplanması için ise akım ve gerilim arasındaki faz farkının bulunabilmesi için örnekler alınır (Nalmpantis & Vrakas, 2019). Örnekleme, akım, gerilim ve faz açısının hesaplanması sebebi ile daha doğru sonuçlar vermektedir (Nalmpantis & Vrakas, 2019). Şekil 1'de akıllı sayaçlar üzerinden alınan toplam güç verilerinin toplanması, ayrıştırılması işleminde kullanılacak verilerin veri tabanına gönderilmesi ve NIALM işleme ve analizinin yapıldığı sistem modeli gösterilmiştir.



Şekil 1. NIALM Sistem Modeli (Welikala et al. 2019)

Şekil 1’ de gösterilen NIALM modellemesi için tanımlanmış bir yük profili genel olarak Müdahalesiz Cihaz Yükü İzleme probleminin çözümü için toplam güç ölçümü denklem (1) deki gibi tanımlanabilir (Harell et al., 2019).

Denklemden  $s(t)$ ,  $t$  zamanında ölçülen toplam güç sinyali,  $s_k(t)$   $k$ ’inci cihazın güç seviyesi ve  $n(t)$  ise gürültüdür. Burada amaç  $s(t)$ ’den  $s_k(t)$ ,  $k=1,2,3,\dots,K$  ‘yi tahmin etmektir.

$$s(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) + n(t) \quad (1)$$

NILM problemlerinin çözümünde ya aktif güç-gerçek güç veya akım ölçümleri göz önüne alınarak bir sınıflandırma yapılır ya da tüketilen toplam güç üzerinden bir regrasyona tabi tutulur (Harell et al., 2019). Dağıtım şirketleri genellikle aktif güç (P) ve reaktif güç (Q) ile ilgilenirler. Aktif güç ve reaktif güç denklem (2)’ de olduğu gibi gösterilebilir (Harell et al., 2019). Denklemden “V” gerilim, “I” akım, “ $\theta$ ” ise akım ile gerilim arasındaki faz açısıdır.

$$S = V \cdot I, \quad P = S \cdot \cos(\theta), \quad Q = S \cdot \sin(\theta) \quad (2)$$

Ayrıştırılmış verilerin gerçek zamanlı olarak kullanıcılara sunulmasına izin verdiği için NIALM’de nedenselliğin korunması önemlidir. Bu, özellikle, kullanıcının gücün pahalı olduğu bir zamanda yüksek enerjili bir cihazı açabileceği dinamik olarak fiyatlandırılmış bir güç şebekesinde geçerlidir. Gerçek zamanlı bir bildirim verilirse, kullanıcı görevi daha sonra ertelemeyi seçebilir, paradan tasarruf edebilir ve yoğun saatte ağ üzerindeki yükü azaltabilir (Harell et al., 2019).

## 2.2. NIALM Yönteminin Kapsamı

1992 yılında Hart (Hart, 1992) tarafından önerilen müdahaleci olmayan yükü izleme (NILM), elektrik sayaçlarında bulunan toplam güç üzerinden yük profilinin izlenmesi ve kullanılan cihazların tüketim eğrilerinin analiz edilerek toplam yük profilinin her bir elektrikli cihaz için ayrıştırılması esasına dayanmaktadır (Nalmpantis & Vrakas, 2019). C. Nalmpantis ve D. Vrakas yaptıkları çalışmada müdahaleci olmayan yük izleme yöntemini modern yaklaşımlar kullanarak karşılaştırmışlardır (Nalmpantis & Vrakas, 2019). M. Zeifman, S. Member ve K. Roth yaptıkları çalışmada ev tüketicilerinin enerji yönetimi ile birlikte büyük ölçüde enerji tasarrufu sağladığını ortaya koymuştur (Zeifman et al., 2011).

A. Zoha ve arkadaşları enerji tasarrufu için evdeki split bir klima ünitesi ve buzdolabının güç tüketimini ölçmek için ana güç dağıtım panosuna kurulu bir cihazdan 3 noktalı ve 1 Hz'lik örneklemelerle güç sinyalindeki değişimleri tespit ettikleri verileri kullanarak güç tüketim verilerini ayırtırmayı esas alan bir algoritma önerisinde bulunmuşlardır (Zoha et al., 2012). Y. F. Wong ve arkadaşları konutlarda NILM teknikleri üzerine genel bir derleme çalışması ile son kullanıcının elde ettiği enerji bilgisi ile enerji tasarrufuna sağladığı katkıyı incelemiştir (Wong et al., 2013).

S. M. Tabatabaei ve arkadaşları talep tarafı yönetiminin önemini anlatarak üretim kaynaklarının daha verimli kullanılabilmesine dikkat çekerek, geleneksel tek etiketli sınıflandırma algoritmalarının aksine daha karmaşık olan çok etiketli sınıflandırma algoritmalarının kullanılması ile hem zaman hem de dalgacık etkilerinin ele alındığı özellik kümelerinin kullanılmasına dayalı çok etiketli meta sınıflandırma sistemi (RANdom k-labELsets, RAKEL) ve ayrılmış çok etiketli sınıflandırma algoritmasını (Multi-Label k-Nearest Neighbor, MLkNN) incelemiştir (Tabatabaei et al., 2016).

R. S. Butner ve arkadaşları NILM üzerine yaptığı çalışmada, Pasifik Kuzeybatı Ulusal Laboratuvarı (Pacific Northwest National Laboratory, PNNL) ve Kuzeybatı Enerji Verimliliği İttifakı (Northwest Energy Efficiency Alliance, NEEA) ortaklığı tarafından yük ayrıştırılmasında kullanılan ölçüm cihazlarının laboratuvar ortamında test edilmesi ile ilgili yaptığı test protokollerinin uygulamadaki doğruluğunu değerlendirmiştir (Butner et al., 2013).

S. Biansoongnorn ve B. Plungklang yaptıkları çalışmada herhangi bir aleti doğrudan monte etmeden split klima enerjisini %90.71 ve buzdolabının güç tüketimini de %89.95 oranında Müdahalesiz Yük İzleme Yöntemleri ile ayırtmışlardır (Biansoongnorn & Plungklang, 2016). S. Djordjevic ve M. Simic yaptıkları çalışmada doğrusal olmayan elektrikli cihazların kararlı durum akımının harmonik analizine dayanarak elektrikli cihazların yük durumlarının belirlenmesini araştırmışlardır. S. Djordjevic ve M. Simic yaptıkları bu çalışmada mevcut harmonik tabanlı NILM yöntemlerinin karmaşıklıklarının cihaz sayısına bağlı olarak artması nedeni ile sınırlı uygulamada kullanılabilmesine karşın mevcut harmonik fazörlerin basamak değişikliklerinin cihaz tespitinde ayırt edici bir özellik olarak kullanılabilmesini önermişlerdir. Önerilen yöntem, tüm cihazlar için toplam yük üzerinden bir kombinasyon yerine her bir cihazın yük karakteristikleri üzerinden ayrıştırma yapılması prensibine dayanmaktadır (Djordjevic & Simic, 2018).

N. F. Esa ve arkadaşları yaptıkları ayrıştırma yöntemi ile toplam güç yükünden tek bir cihaz için yük verilerine ulaşmışlardır (Esa et al., 2016). A. Harell, S. Makonin, ve I. V. Bajic derin sinir ağlarının NILM problemlerinin çözümünde sıklıkla kullanılmasına rağmen çoğu problemin nedensel olmaması ve bu durumun da gerçek zamanlı uygulamalar için önemli olduğunu vurgulayarak NIALM veri kümesinde bulunan karmaşık güç sinyalinin akım, aktif güç, reaktif güç ve görünür güç bileşenlerinin tamamının kullanılmasından ziyade düşük frekanslı yükler için tek boyutlu konvolüsyonel sinir ağlarını kullanarak daha hızlı ve daha tutarlı sonuçlar bulduklarını belirtmişlerdir (Harell et al., 2019).

J. Kelly ve W. Knottenbelt ilk olarak NIALM üzerinde derin öğrenme tabanlı yaklaşımı sunmuştur (Kelly & Knottenbelt, 2015). Bu çalışmada uzun-kısa süreli bellek tekrarına dayalı bir sinir ağı modeli (LSTM), gürültü giderici otoenkoder (dAE) ve her cihaz aktivasyonunun başlangıç zamanını, bitiş zamanını ve ortalama güç talebini azaltan bir ağ yapısını enerjinin ayrıştırılmasında kullanmıştır (Kelly & Knottenbelt, 2015). En çok kullanılan enerji ayrıştırma algoritmaları derin sinir ağlarına dayanan Gizli Markov Modeli (HMM) tabanlı çözümlerlerdir (Nalmpantis & Vrakas, 2019).

Son zamanlarda kullanım olarak artan cihaz sayısı ve benzer güç tüketim modeline sahip cihazların çoğalması güç ayrıştırılmasında problemlere sebep olmaktadır (J. Kim et al., 2017). J. Kim, T.-T.-H. Le, ve H. Kim bu problemlere çözüm aramak için uzun-kısa süreli bellek tekrarlayan sinir ağı (LSTM-RNN) ve ek gelişmiş derin öğrenmeye dayanan enerji ayrıştırma yöntemi önermiştir (J. Kim et al., 2017). M. Valenti ve arkadaşları yaptığı çalışmada NIALM problemini bir gürültü giderici problem olarak formüle etmiş ve her bir cihazın aktif gücünü tahmin etmek için gürültü giderici otoenkoder (dAE) sinir mimarisini kullanmıştır (Valenti et al., 2018).

H. Rafiq ve arkadaşları LSTM ve geçit tekrarlayan durum (GRU) sinir ağını NIALM üzerinde uygulamış ve performans değerlendirmesi yapmışlardır (Rafiq et al., 2018). Çalışmada düzenli LSTM modelinin daha iyi sonuç verdiğini test etmişlerdir (Rafiq et al., 2018). S. Makonin ve arkadaşları süper durum gizli Markov modeli ve yeni Viterbi algoritma varyansı kullanarak, seyrek Viterbi algoritması olarak çok sayıda süper durumla seyrek matrisleri hesaplayıp yükleri ayrıştırabilen yeni bir algoritma önermişlerdir (Makonin et al., 2015).

R. Machlev ve arkadaşları Modifiye Cross-Entropy yöntemi ismini verdikleri bir yöntemle aktif gücün düşük oranlı örneklemesini kullanarak gerçek zamanlı karar vermeye dayalı bir algoritma sunmuşlardır (Machlev et al., 2018). M. Z. A. Bhotto ve arkadaşları doğrusal destekli tamsayı programlamaya dayalı yük ayrıştırma önerisi ile IP tabanlı ayrıştırmanın performansı önemli ölçüde arttırdığını önermiştir (Bhotto et al., 2016). F. M. Wittmann ve arkadaşları, doğrusal programlamaya dayalı yaptığı müdahaleye gerek olmayan yük ayrıştırma üzerine yaptığı çalışmada her bir cihazın tüketimlerini toplam güç ölçümünden ayırırken ortaya çıkan çoklu anahtarlama sorunuyla ilgilenmiştir (Wittmann et al., 2018).

Akıllı sayaçların birçok ülkede kullanılması ile birlikte NIALM üzerine yapılan araştırmalar sürekli artmaktadır (Batra et al., 2014). Fakat kullanılan veri kümelerinin ve doğruluk metriklerinin çeşitliliği ile birlikte kullanılan algoritmaların referans uygulamalarının

olmamasından dolayı N.Batra ve arkadaşları (Batra et al., 2014) müdahaleci olmayan yük izleme araç setini (NILMTK) önermiştir (Batra et al., 2014). C. Beckel ve arkadaşları NIALM algoritmaları için standart bir değerlendirme prosedürünün ve kapsamlı bir elektrik tüketimi veri setinin yeterli olmaması sebebi ile NIALM algoritmalarının tasarım alanının temel boyutlarını ana hatlarıyla belirleyen, NIALM algoritmalarının performansını değerlendiren ve farklı veri kümeleri ve parametre konfigürasyonlarını kullanan bir veri seti üzerinde çalışmıştır (Beckel et al., 2014).

Kim, ve arkadaşları faktöriyel gizli markov modelinin varyantlarını düşürerek oluşturdukları koşullu faktöriyel gizli yarı Markov modelinin diğer müdahalesiz yük ayrıştırma yöntemlerinden daha iyi sonuç verdiğini göstermişlerdir (H. Kim et al., 2011). O. Parson ve arkadaşları mevcut bir cihaz verilerinin bulunduğu denetimli öğrenme sürecinde elde edilen veri kümesini kullanarak toplam güç üzerinde denetimsiz yüklerin ayrıştırılmasını incelemiştir (Parson et al., 2014). J. Z. Kolter ve T. Jaakkola yaptığı araştırmada katkılı faktöriyel gizli Markov modelinin çok güçlü sonuçlar vermesine rağmen doğru çıkarım yapmadaki güçlüklerinden bahsederek cihaz özellikleri bilinen bir denetimli izleme temelinde fark sinyalleri, toplam güç sinyali ve cihazların toplam güç üzerindeki etkilerini ele almıştır (Kolter & Jaakkola, 2012).

M. J. Johnson ve A. S. Willsky bayes olmayan bir ortamda geliştirilen açık süreli yarı Markov modellemesini kullanarak Hiyerarşik Dirichlet Süreci Gizli Yarı Markov Modeli (HDP-HSMM) ile doğru çıkarımlar için örnekleme algoritmaları üzerinde araştırmalar yapmıştır (Johnson & Willsky, 2013). J. Z. Kolter ve M. J. Johnson birkaç evden alınan ayrıntılı enerji kullanım bilgilerini içeren verileri önerdikleri Referans Enerji Veri Ayrıştırma Seti (REDD) ile analiz etmişlerdir (Kolter & Johnson, 2011).

S. Makonin ve arkadaşları, NIALM araştırmalarında kullanılan veri kümelerinin genellikle gerçek güç verilerinin olması ve bu verilerin karmaşık analiz algoritmaları ile analizinin kısa süreli veriler kullanılarak gerçekleştirilmesinin yeterli gelmediğini savunarak yük ayrıştırmalarında 21 sensör ile yaptıkları 11 ölçüm içeren bir yıllık toplam veri üzerinden dakikalık güç veri kümesinin yıllık toplamının ( Almanac of Minutely Power dataset-AMPDs) kullanılması ile geliştirdikleri bir algoritma önermişlerdir (Makonin et al., 2013).

M. Aiad ve P. H. Lee karşılıklı cihaz etkileşimlerini dikkate alan ve cihaz etkileşimleri hakkındaki alınan verileri Faktöriyel Gizli Markov Modelinde (FHMM) kullanan yeni bir yaklaşım sunmuşlardır (Aiad & Lee, 2016). Valera bazı durumlarda faktöriyel gizli Markov modelinin sebep ve durum sayısının önceden bilinmemesi ve sınırlandırılmamasından dolayı her gizli Markov modeli için birbirine paralel olarak işleyen durum sayısı sınırsız sonsuz faktöriyel gizli Markov modeli önermişlerdir (Valera et al., 2015).

Y. Li ve arkadaşları son yaptıkları çalışmada, cihazların tek başına çalışma durumu varsayımının üstesinden gelmek amacı ile hiyerarşik faktöriyel gizli Markov modelini önermişlerdir (Li et al., 2014). Önerilen algoritmada süper cihaz olarak gösterilen her bir cihaz özellikleri kümelenecek, tanımlanan kümelerde HMM modellerinin bu kümelerle eğitilmesi ve kararlı aktif güç sinyallerinin ayrıştırılması yapılmaktadır. Ayrıştırma aşamasında süper cihazlar için AFAMAP ile çıkarım yapılmakta ve eğitim aşamasında öğrenilen durum ilişkisi tablosu kullanılarak asıl cihaza ulaşılmaktadır. Bu çalışma REDD ve PECAN veri kümelerindeki AFAMAP algoritması ile karşılaştırıldığında daha iyi performans sağladığı görülmektedir (Li et al., 2014).

M. Zhong ve arkadaşları sinyal kümeleme kısıtlaması (Signal aggregate constraints-SACs) olarak adlandırılan bilinmeyen kaynakların ayrıştırılmasındaki zorluğu ele almışlardır (Zhong et al., 2014b). Sinyal kümeleme kısıtlaması bilinmeyen kaynakların toplam sinyal içerisindeki değişimlerini hedef alır. Çalışma bu ayrıştırma problemlerini açıklayabilmek için katkılı faktöriyel gizli Markov Modelini (additive factorial hidden Markov model-AFHMM) temel almaktadır. Bu önerme ile gerçek veri setlerinde SACs kullanımının orijinal AFHMM' yi önemli ölçüde iyileştirildiği görülmüştür.

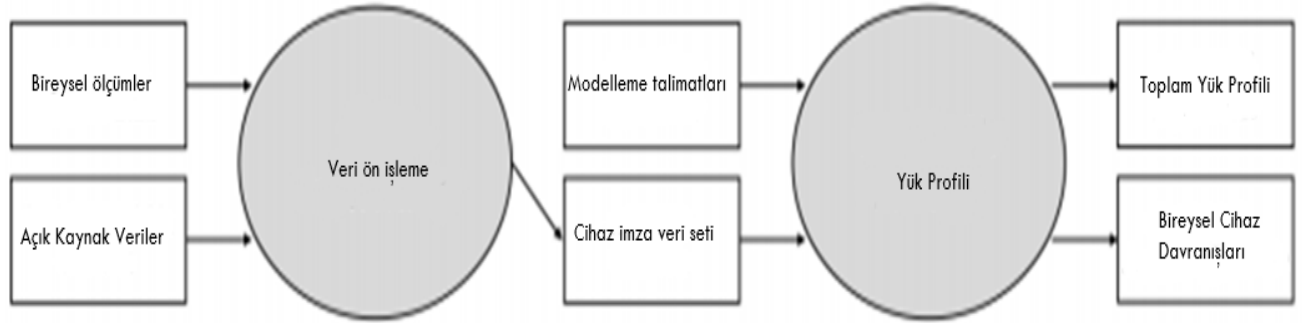
M. Zhong ve arkadaşlarının çalışmasında toplam güç üzerinden her bir cihaz verilerini ayrıştırmasında ara durumlu faktöriyel homojen olmayan gizli Markov modelini (interleaved factorial non-homogeneous hidden Markov model -IFNHMM) önermiştir (Zhong et al., 2014a). Bu modelle İngilterede 251 hane üzerinden daha düşük frekanslarda çalışan bir veri seti ile ayrıştırma durumlarını incelemiştir. Bu inceleme neticesinde yapılan ayrıştırmanın faktöriyel gizli Markov modeline göre daha iyi performans gösterdiğini vurgulamışlar ve ayrıştırmanın yapılmasında büyük ölçekli verilerin kullanılmasının daha iyi sonuçlar vereceğini ortaya koymuşlardır. Müdahaleci olmayan yük izleme (NIALM) teknikleri her ne kadar müdahale gerektirmeyen olarak tanımlansa da yük ayrıştırmasının yapılabilmesi için genellikle bireysel olarak her bir cihaz verilerinin eğitim amacı ile müdahaleci bir veri örnekleme gerektirir (Cominola et al., 2017). Bu yöntem büyük ölçekli cihaz kullanımında sınırlı doğruluk ve aynı anda birden fazla cihazın çalışması gibi durumlarla birlikte sorunları da beraberinde getirmektedir.

(Cominola et al., 2017)'de toplam güç üzerinden her bir cihaz verisine yaklaşımda bulunan ve yinelemeli gizli Markov modeli kombinasyonlarına dayanan Hibrit özellik tabanlı yinelemeli ayrıştırma (Hybrid Signature-based Iterative Disaggregation -HSID) önerilmiştir. Çalışmada müdahaleci eğitimin zorluklarını aşmak ve kalibrasyon yapmak için cihaz düzeyinde ölçümler gerektiren yarı denetimli bir algoritma ile toplam güç üzerinden her bir cihazın gücünü ayrıştırılabilmeye olanak tanıyan tam sürüm algoritma sunulmuştur. Her iki algoritmada 5 cihaz içeren bir veri seti üzerinde çalıştırılarak tek noktadan ölçülen güç sinyallerinin bu algoritmalar ile doğru bir biçimde ayrıştırılarak güç tüketim davranışlarının ayrıntılı bir karakteristiğinin çıkarılabildiği kanıtlanmıştır (Cominola et al., 2017).

A. Zoha ve arkadaşları geliştirdikleri tek bir sistem ile aktif ve reaktif güç ve güç faktörü bilgilerini kullanarak laptop, masa lambası ve led ekran gibi düşük güçlü cihazların toplam güç üzerinden ayrıştırılmasını sağlamışlardır (Zoha et al., 2013). Bu çalışmada faktöriyel gizli Markov modelini bir varyantını kullanarak gerçekleştirdikleri algoritmada ikilli kullanıma sahip cihazlarda %90, çok amaçlı kullanılan cihazlarda %80 doğruluğa ulaşmışlardır (Zoha et al., 2013).

F. Paradiso ve arkadaşları fazla maliyet gerektiren yüksek frekanslı örnekleme yerine 1 Hz gibi düşük frekans örneklemeyle alınan toplam güç sinyallerini kullanarak, ev kullanıcılarının evde olup olmama durumları ve cihazların saatlik kullanım verilerinin işlendiği durumların birlikte kullanıldığı faktöriyel gizli Markov modeli üzerindeki etkisini incelemiştir (Paradiso et al., 2016).

Bir binanın elektrik yük profilini tanımlamak için literatürde geliştirilen farklı yük ayrıştırma algoritmaları bulunmaktadır. Genel kullanım üzerine verilen metotlar açık veri kümeleri şeklinde değerlendirme ve karşılaştırma olanağı sunmaktadır. Farklı uygulama alanlarının olması sebebi ile oluşturulan veri kümelerinde çoğu zaman tutarsızlıklar ortaya çıkmaktadır. M. Maier, ve arkadaşları yaptıkları çalışmada ölçülen cihaz özelliklerindeki değişiklikleri minimum tutan ve yük profili modellemesi için yüksek frekanslı cihaz ölçümlerini kullanan bir metodoloji üzerinde durmuşlardır (Maier et al., 2020). Çalışmada şebeke geriliminin her bir periyodu için kullanıcı bazlı cihaz özelliklerinin ayrıştırıldığı gerilim ölçümleri yapılarak cihaz durumlarının tespit edildiği bir yöntem kullanılmıştır (Maier et al., 2020). Önerilen çalışmanın genel kapsamı, araştırmalarda NIALM algoritmalarını geliştirmek, değerlendirmek ve karşılaştırabilmek için belirli bir tüketici için bireysel ve yüksek frekanslı yük profillerinin varyasyonlarının üretilmesi sağlamaktır (Maier et al., 2020). Bu kapsamda şekil-2 teki metodoloji uygulanmaktadır (Maier et al., 2020).



Şekil 2. Yük Profili Modelleme Metodolojisi (Maier et al., 2020)

E. Nefzi ve arkadaşları NIALM çözümlerine yönelik bir veritabanı oluşturmak için LabVIEW yazılım ortamı altında tasarlanmış HAESD adında kapsamlı bir çözüm önerilmiştir (Nefzi et al., 2020). Bu çözümde bir hanedeki elektrikli ev aletleri ile ilgili akım ve gerilim ölçümlerinin depolanması ve bunların elektriksel özelliklerinin çıkarılması için ölçeklenebilir bir merkezi mimariyi sunar (Nefzi et al., 2020). LabVIEW ve elektrikli ev aletlerinin gerilim ölçümlerinin tutulması ve yönetilmesi için kullanılan veritabanı olan MySQL arasında bir bağlantı kurularak elektriksel imzalar tespit edilir (Nefzi et al., 2020). Bu elektriksel imzalar elektrikli ev aletlerinin gerilim ve akım ölçümlerinden başlayarak LabVIEW ortamında hesaplanır (Nefzi et al., 2020).

G. C. De Lello ve arkadaşları yaptıkları çalışmada Ağırlıksız Nöral Ağ Modeli WiSARD kullanılarak elektrik yüklerinin ayrıştırıldığı NIALM'e yeni bir yaklaşım getirmişlerdir (De Lello et al., 2020). Bu yaklaşımda Brezilyalı Cihaz Veri Seti (BRAD) kullanılarak elde edilen deneysel sonuçlar, WiSARD tabanlı NIALM algoritmalarını düşük maliyetli IoT akıllı enerji sayaçlarına yerleştirmenin mümkün olduğunu göstermektedir (De Lello et al., 2020).

### 2.3. NIALM için Veri Toplama Seti Tasarımı

Literatürde yapılan araştırmalar belirli elektrikli cihazların tüketimi hakkında bilgi sahibi olmanın enerji tasarrufu yapılmasında, müşterilerin enerji tüketimi ve tüketim zamanı yönünden bilinçlendirilmesi ve verimli tüketime teşvik edilmesinde ve aynı zamanda da enerji dağıtım şirketleri açısından da abone türü bazında daha etkili ve ayrıntılı tüketim verilerinin (big data) elde edilmesinde faydalı olduğu görülmüştür. Bu katkılarla birlikte NIALM üzerine yapılan çalışmalarda farklı modelleme teknikleri uygulanarak müdahaleli ve müdahalesiz cihaz yükü izleme tekniklerinin uygulandığı anlaşılmıştır.

Müdahalesiz yük izleme (NIALM) sistemin, geleneksel yük izleme sistemi gibi her bir cihaza ayrı ayrı sensör kurulumuna ihtiyaç duymadığı için işletme ve ekonomik bakımdan daha avantajlı durumdadır (Chang et al., 2013). Bu avantajlarla birlikte NIALM kullanılan daha geniş bir yük izleme sistemi için ayrıştırma doğruluğu ve hesaplama yöntemi bakımından sürekli olarak iyileştirmeler yapılmaktadır. Eğitim süresinin en aza indirilmesi ve ayrıştırma doğruluğunun artırılması amacı ile yapay sinir ağlarındaki çoklu çalışma koşullarında eğitim algoritmalarının parametrelerini optimize ederek ayrıştırma doğruluğu ve hesaplama verimliliği için (Chang et al., 2013) farklı optimizasyon algoritmaları da kullanılmaktadır.

Enerji verimliliği açısından değerlendirildiğinde üretim verileri ile birlikte tüketim verilerinin de eş zamanlı olarak incelenmesi ve arz talep bakımında kesintilerin minimize edilmesi, projelendirme süreçlerinde proaktif değerlendirme ve buna uygun yatırımların yapılması ile birlikte tüketimin de optimize edilmesi gerekliliği ortaya çıkmaktadır.

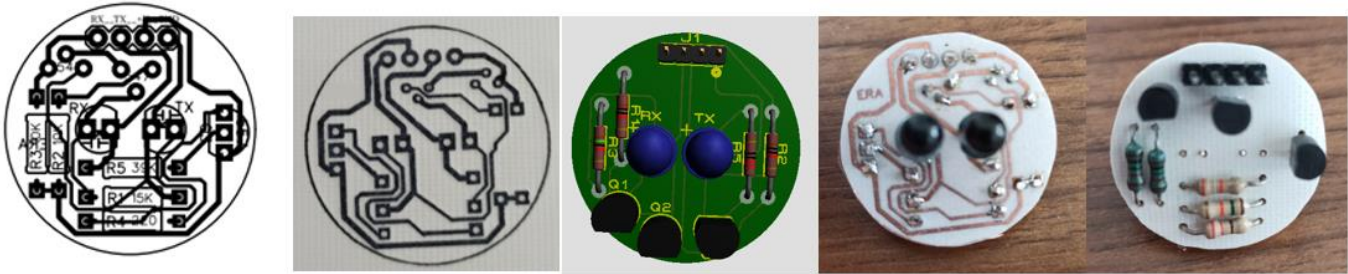
Çalışma genel anlamda bir donanım ve bu donanım ile ilgili bir yazılımdan oluşmaktadır. Donanım kısmı elektronik elektrik sayaçlarından enerji tüketim verilerini alan, depolayan, görüntüleyen ve başka bir uç noktaya ileten bir elektronik cihaz iken, yazılım ise koordineli bir şekilde verilerin alınması, saklanması, görüntülenmesi ve iletilmesi için gerekli algoritmalarla oluşmaktadır. Çalışmada donanım kısmı birden fazla bölümden oluşmaktadır. Bu bölümler optik okuyucu modül, merkezi haberleşme modülü ve görüntüleme modülüdür. Yazılım bölümü ise merkezi haberleşme cihazı içerisinde bulunan ve optik okuyucunun elektronik elektrik sayaçtan veri okumasını sağlayan algoritmalar ile birlikte görüntüleme cihazında okunan verilerin son tüketicinin anlayabileceği değerlere dönüştüren bir ara yüz yazılımı ve web server üzerinde bulunan bir veri tabanı yazılımından oluşmaktadır. Genel anlamda çalışmada gerçekleştirilen donanım ve yazılım ile ilgili yapılan tasarım ve üretim aşamaları şu şekilde sunulmuştur.

### 2.3.1. Elektronik Kart Tasarımlarının Yapılması ve Üretilmesi

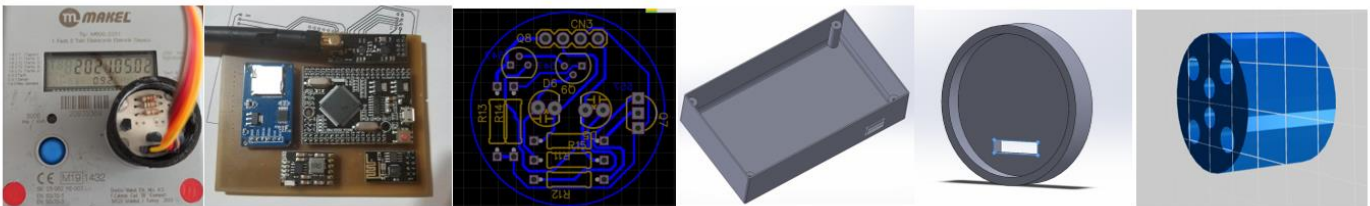
Bu aşamada kart tasarımları yapılmış ve üretilmiştir. Tasarlanan kartlar optik okuyucu kartı, merkezi haberleşme cihazı kartı ve görüntüleme cihazı kartıdır. Tasarım aşamasında çalışma içeriğine uygun olarak kullanılacak Mikroişlemci, Wifi Haberleşme, SD kart ve RF haberleşme modüllerinin birbiri ile entegre bir şekilde çalışması ve geliştirilecek yazılıma uygun olmasına dikkat edilmiş ve buna uygun tasarımlar yapılmıştır. Tasarım aşaması modüllerin doğru bir şekilde çalışması ve verilerin doğru bir şekilde alınması açısından büyük önem taşımaktadır. Tasarım aşamasında Proteus Baskı Devre ve Simülasyon programı ile birlikte EASY EDA isimli online çalışan bir tasarım programından faydalanılmıştır. Tasarımı gerçekleştirilen kartlar baskı devre oluşturma yöntemleri kullanılarak PCB haline dönüştürülmüştür. Tasarım aşamasında geliştirilen kartlara ait devre şemaları, kutu tasarımları ve PCB'ler Şekil-3, Şekil-4 ve Şekil-5' te verilmiştir.



Şekil 3. Merkezi Haberleşme Cihazı-Görüntüleme Cihazı PCB Kartı



Şekil 4. Optik Okuyucu PCB Kartı ve Optik Okuyucu 3D Görsel

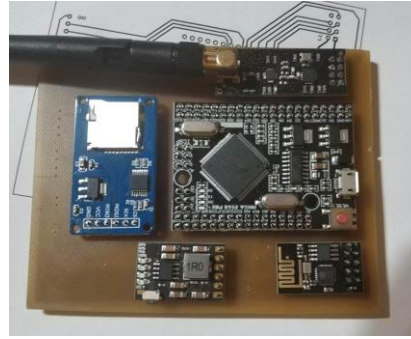


Şekil 5. Optik Okuyucu, Devre Kartları ve Kutu Tasarımları

### 2.3.2. Elektronik Kartların ve Modüllerin Birleştirilmesi

Bu aşamada PCB devreleri oluşturulan kartlar üzerinde kullanılacak Mikroişlemci, Wifi haberleşme, RF haberleşme, Şarj, Batarya ve SD Kart gibi modüllerin yerleştirilmesi ile birlikte kullanılan 7 inch Nextion Dokunmatik HMI ekranının montajı ve gerekli yerleşim tasarımının yapılması işlemleri gerçekleştirilmiştir.

Yerleşim planı Şekil-6' da gösterilmiştir.



Şekil 6. Merkezi Haberleşme Cihazı ve Görüntüleme Cihazı Devre Kartı Yerleşim Planı

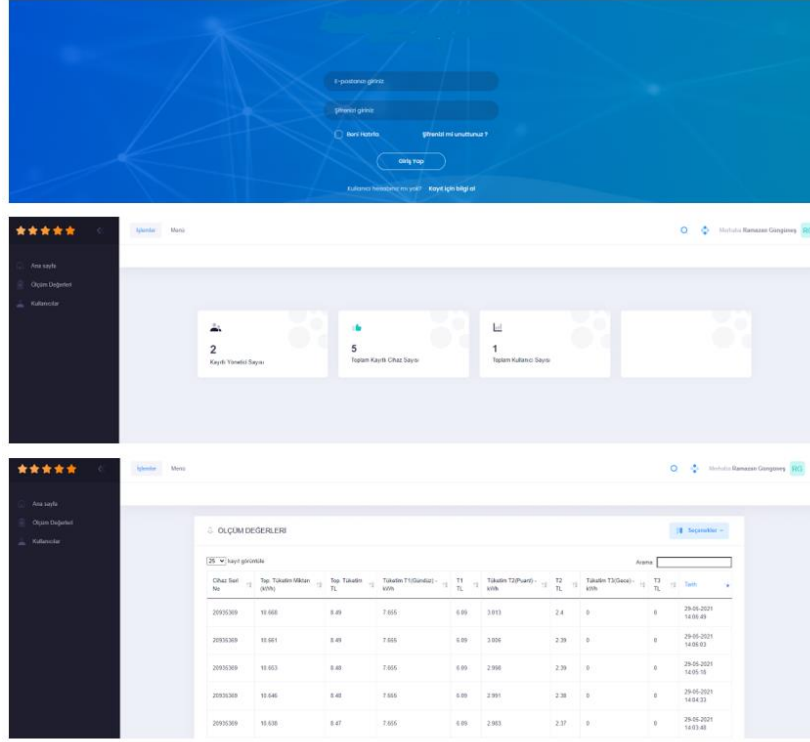
### 2.3.3. Çalışmada Kullanılacak Yazılımın Oluşturulması

Bu aşamada birden fazla yazılım gerçekleştirilmiştir. İlk yazılım geliştirilen optik okuyucunun elektronik elektrik sayacından veri alması için yapılmıştır. Bu yazılım elektrik sayaçlarına özgüdür. Çünkü elektrik sayaçları kaydettikleri verileri dış ortama bir kodlama sistemi ile aktarmaktadır. Bu kodlama sistemi olmadan herhangi bir okuma işlemi gerçekleştirilememektedir. Bu yazılımda “C/C++” ve “Arduino İDE Genuino” açık kaynak kodlama yazılımı kullanılmıştır. Geliştirilen özel bir kodlama sayesinde optik okuyucu yardımı ile elektrik sayacından veriler okunarak merkezi haberleşme cihazında saklanması sağlanmıştır. Merkezi haberleşme cihazı üzerinde geliştirilen yazılım optik okuyucu yardımı ile elektrik sayacından verilerin analiz edilerek alınmasını gerçekleştirirken aynı zamanda alınan ve analiz edilen ve faturalandırması yapılan bu veriler bir sd kart üzerinde kaydedilmekte, IP ve port yapılandırılması yapılan sunucuya ve görüntüleme cihazına da gönderilmektedir. Sunucu üzerinde de merkezi haberleşme cihazı üzerinden gönderilen verilerin saklanması ve bir web ortamında görüntülenmesi için gerekli yazılım altyapısı hazırlanarak web üzerinden de enerji tüketim verilerinin görüntülenmesi sağlanmıştır. Bir başka yazılım kısmı da görüntüleme cihazı üzerinde yapılmıştır. Burada da Nextion Editör, C ve Arduino İDE Genuino açık kaynak yazılımları kodları ile bir yazılım geliştirilmiştir. Yazılım merkezi cihaz tarafından gönderilen verileri almakta ve gerekli dönüşümler yapıldıktan sonra 7 inch HMI dokunmatik ekran üzerinde göstermektedir. Bu kısımda üretilen ikinci yazılım 7 inch Nextion HMI dokunmatik ekran üzerinde yapılmıştır. Ekran üzerinde InkSpace vektörel çizim programı ile çeşitli grafik tasarımları yapılmış cihazın açılması, ekran koruyucu özelliğinin devreye girmesi, Toplam Tüketim, T1 (Gündüz), T2 (Puant) ve T3 (Gece) tüketim verileri ile birlikte bu tüketim verilerine ait fatura bilgilerinin rakamsal ve grafiksel olarak görüntülenmesi sağlanmıştır. Birim Fiyat ve Bütçe Girilmesi gibi görsel bilgilendirme kısımlarının aktifleştirilmesi gerçekleştirilmiştir. Yine aynı zamanda ekran üzerinde güncel tarih ve saat bilgisi de görüntülenerek cihazın işlevsel olması sağlanmıştır. Bu kapsamda görüntüleme cihazı tasarım aşamalarına ait görseller Şekil-7’de, web ara yüzüne ait görseller Şekil-8’de verilmiştir.





## Şekil 7. Görüntüleme Cihazı Tasarım Aşamaları



Şekil 8. Görüntüleme Cihazı WEB Arayüzü

## 2.3.4. Cihazların Test Edilmesi

Bu aşamada geliştirilen donanımlar ve yazılımlar ile birlikte test sayacı üzerinden optik okuyucu ile verilerin alınması, merkezi haberleşme cihazına gönderilmesi, merkezi haberleşme cihazından alınan verilerin analiz edilmesi, ayrıştırılması, faturalandırılması ve merkezi haberleşme cihazında oluşturulan verilerin kaydedilmesi, görüntüleme cihazına ve sunucuya gönderilmesi, sunucuda ve görüntüleme cihazında verilerin gösterilmesi test edilmiş ve işlemler başarılı olmuştur.

08:56:51.162 -> IR SEND : /?!<CR><LF>

08:56:51.162 ->

08:56:53.085 -> 447IR SEND : <ACK>000<CR><LF>

08:56:53.085 ->

08:56:53.131 -> RECEIVE : /MSY5<1>M600.2251

08:56:54.914 -> RECEIVE : 96.89.1(2880350262)

08:56:55.471 -> RECEIVE : 0.0.0(20935369)

08:56:55.988 -> RECEIVE : 0.8.0(15\*min)

08:56:56.551 -> RECEIVE : 0.9.1(08:57:07)

08:56:57.110 -> RECEIVE : 0.9.2(21-01-21)

08:56:57.435 -> RECEIVE : 0.9.5(4)

08:56:58.232 -> RECEIVE : 1.8.0(000000.000\*kWh)

08:56:58.981 -> RECEIVE : 1.8.1(000000.000\*kWh)  
 08:56:59.729 -> RECEIVE : 1.8.2(000000.000\*kWh)  
 08:57:00.526 -> RECEIVE : 1.8.3(000000.000\*kWh)  
 08:57:01.275 -> RECEIVE : 1.8.4(000000.000\*kWh)  
 08:57:02.121 -> RECEIVE : 1.8.0\*1(000000.000\*kWh)  
 08:57:02.963 -> RECEIVE : 1.8.1\*1(000000.000\*kWh)  
 08:57:03.805 -> RECEIVE : 1.8.2\*1(000000.000\*kWh)  
 08:57:04.604 -> RECEIVE : 1.8.3\*1(000000.000\*kWh)  
 08:57:05.450 -> RECEIVE : 1.8.4\*1(000000.000\*kWh)  
 08:57:06.294 -> RECEIVE : 1.8.0\*2(000000.000\*kWh)  
 08:57:07.092 -> RECEIVE : 1.8.1\*2(000000.000\*kWh)  
 08:57:07.939 -> RECEIVE : 1.8.2\*2(000000.000\*kWh)  
 08:57:08.780 -> RECEIVE : 1.8.3\*2(000000.000\*kWh)  
 08:57:09.624 -> RECEIVE : 1.8.4\*2(000000.000\*kWh)  
 08:57:10.799 -> RECEIVE : 1.6.0(000.000\*kW)(00-00-00,00:00)  
 08:57:12.018 -> RECEIVE : 1.6.0\*1(000.000\*kW)(00-00-00,00:00)  
 08:57:13.237 -> RECEIVE : 1.6.0\*2(000.000\*kW)(00-00-00,00:00)  
 08:57:13.846 -> RECEIVE : 31.7.0(000.15\*A)  
 08:57:14.454 -> RECEIVE : 32.7.0(213.80\*V)  
 08:57:14.783 -> RECEIVE : 96.6.1(1)  
 08:57:15.389 -> RECEIVE : 96.1.3(19-11-13)  
 08:57:15.994 -> RECEIVE : 96.2.5(19-11-13)  
 08:57:16.833 -> RECEIVE : 96.2.2(19-11-13,16:37)  
 08:57:18.191 -> RECEIVE : 96.50(0600170022009999999999999999999999)  
 08:57:19.556 -> RECEIVE : 96.51(0600170022009999999999999999999999)  
 08:57:20.914 -> RECEIVE : 96.52(0600170022009999999999999999999999)  
 08:57:21.481 -> RECEIVE : 96.60(31230000)  
 08:57:22.042 -> RECEIVE : 96.61(31230000)  
 08:57:22.602 -> RECEIVE : 96.62(31230000)  
 08:57:23.398 -> RECEIVE : 96.70(00-00-00,00:00)  
 08:57:24.288 -> RECEIVE : 96.71(00-00-00,00:00)(00)

08:57:25.224 -&gt; RECEIVE : 96.71\*1(00-00-00,00:00)(00)

08:57:26.209 -&gt; RECEIVE : 96.71\*2(00-00-00,00:00)(00)

### 2.3.5. Cihazların Gövde Tasarımının Yapılması ve Üretilmesi

Bu aşamada optik okuyucu, merkezi haberleşme cihazı ve görüntüleme cihazı için gerekli kutu tasarımları Solid Works üzerinde tasarlanmış, tasarlanan kutular 3D yazıcı ile üretilmiştir. Üretim gerçekleştirildikten sonra tasarlanan kartlar ve modüller kutu içerisine yerleştirilerek portatif hale getirilmiştir.

### 2.3.6. Cihazın Saha Uygulamasının Yapılması

Cihaz Şekil-9'da gösterildiği gibi prototip hale getirildikten sonra mevcut bir ev sayacı üzerinde saha uygulaması yapılmış Mart 2021 ve Nisan 2021 gerçek fatura tutarı ile elde edilen sonuçlar cihaz verileri ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda Mart 2021 de cihaz üzerinden yapılan hesaplamada 199,523 kWh aylık tüketim karşılığında 158,840 TL lik fatura gelmesi beklenirken 158,90 TL lik fatura gelmiştir. Yine Nisan 2021 de cihaz üzerinden yapılan hesaplamada 190.366 kwh aylık tüketim karşılığında 151,550 TL lik fatura gelmesi beklenirken 151,50 TL lik fatura gelmiştir. Sonuçlardan da görüldüğü gibi yapılan fatura hesaplamalarında binde 1 lik bir hata bile yapılmamaktadır. Aradaki bu çok küçük hata miktarı yuvarlama ve bir sonraki aya devir gibi işlemlerden kaynaklanmaktadır. İlgili faturalara ait görsel Tablo-1'de verilmiştir.



Şekil 9. Prototip Cihaz Görseli

Tablo 1. Mart 2021 ve Nisan 2021 tarihlerine ait gerçek fatura değerleri

Okuma Bilgileri	İlk	Son	Fark	Okuma Bilgileri	İlk	Son	Fark
Okuma(Gün)	05.03.2021	06.04.2021	33	Okuma(Gün)	07.04.2021	06.05.2021	30
Tek Zaman (Endeks)			199,523	Tek Zaman (Endeks)			190,366
Gündüz (Endeks)	154,712	247,816	93,104	Gündüz (Endeks)	247,816	328,275	80,459
Puant (Endeks)	90,391	146,080	55,689	Puant (Endeks)	146,080	203,533	57,453
Gece (Endeks)	76,384	127,114	50,730	Gece (Endeks)	127,114	179,568	52,454
<b>Fatura Detayı</b>	<b>Tüketim</b>	<b>Birim Fiyat</b>	<b>Bedel (TL)</b>	<b>Fatura Detayı</b>	<b>Tüketim</b>	<b>Birim Fiyat</b>	<b>Bedel (TL)</b>
Enerji Tük. Bed. (ETB)	199,523	0,64408615	128,51	Enerji Tük. Bed. (ETB)			122,62
<b>Vergi ve Fonlar</b>			<b>30,35</b>	<b>Vergi ve Fonlar</b>			<b>28,94</b>
Enerji Fonu			0,56	Enerji Fonu			0,53
TRT Payı			1,59	TRT Payı			1,51
Elekt. Ve Hvg. Tük. Ver.			3,97	Elekt. Ve Hvg. Tük. Ver.			3,78
KDV %18 (Matrah 134,63 TL)			24,23	KDV %18 (Matrah 134,63 TL)			23,12
<b>Fatura Tutar</b>			<b>158,86</b>	<b>Fatura Tutar</b>			<b>151,56</b>
Önceki Dönem Yuvarlama Farkı							-0,04
Yuvarlama Farkı			0,04				-0,02
<b>Ödenecek Tutar</b>			<b>158,90</b>				<b>151,50</b>
Dönem	Toplam		Günlük Ortalama	Dönem	Toplam		Günlük Ortalama
2020	2.468.792 (kWh)		6,745 (kWh)	2020	2.468.792 (kWh)		6,745 (kWh)
2021	634,745 (kWh)		6,612 (kWh)	2021	625,588 (kWh)		6,727 (kWh)

Bütün bu planlanan işlerin yapılmasında ortaya çıkarılan teknoloji de aşağıda verilmiştir.

Donanım kısmı elektrik sayaçlarından geliştirilen optik bir okuyucu cihaz ile elektrik sayacında saklanan temelde Toplam, T1(Gündüz), T2(Puant) ve T3(Gece) tüketim güç verilerini ve bununla birlikte sayaç türüne göre farklı verileri okuyan bir elektronik cihaz, Optik okuyucu tarafından alınan verilerin alındığı, analiz edildiği, saklandığı ve farklı noktalara veri iletimi yapıldığı merkezi haberleşme cihazı ve verilerin görselleştirildiği ve kullanıcıya anlamlı veriler sunan bir görüntüleme cihazından oluşmaktadır.

### 3. Sonuç ve Tartışma

Yapılan çalışma ile birlikte müdahalesiz cihaz yükü izleme ve cihaz ayrıştırma algoritmalarının ve yapay zeka temelli makine öğrenimi algoritmalarının çalıştırılmasında eğitim ve test için gerekli veri toplama işlemine zemin teşkil edebilecek bir veri cihazı oluşturulmuştur. Cihaz ile yapılan çalışmalarda her bir okuma döngüsünde elektronik elektrik sayaçta kaydedilen veriler yaklaşık 35 saniyelik bir süre sonunda işlenmek üzere alınabilmektedir. Bu veriler elektronik elektrik sayaçta bulunan tüm verileri kapsamaktadır. Farklı OBİS sorgulama aşamaları ile müdahalesiz yük ayrıştırma için kullanılacak akım, gerilim, aktif güç, reaktif güç gibi veriler ayrı ayrı da sorgulanabilmektedir. Son tüketici açısından okunan bu değerler anlamlı olabilirken cihaz ayrıştırma aşamasında özellikle harmonik analiz aşamasında elektronik elektrik sayaç üzerinden gerçekleştirilen bu okuma süresi yetersiz olsa da özellikle durum değişkenli tespit aşamasında ayrı ayrı OBİS kodu sorgulaması yapılarak okuma süresi düşürülebilmektedir. Bu çalışma ile birlikte Smart Meter olarak bilinen ve son kullanıcının tüketim durumunu görüntüleyen ve yapılacak ileriki çalışmalarla tüketiciye farklı tarife önerileri sunabilecek, gerektiğinde tüketiciyi uyarabilecek farklı çalışmalara zemin oluşturacağını düşünmekteyiz. Yine bu çalışma ile ortaya çıkarılan cihaz, ev otomasyon sistemlerine rahatlıkla adapte olacak yönlendirici bir cihaz mimarisi olarak ta kullanılabilir. Kullanılacak optik alıcı modül ve elektronik elektrik sayacın örnekleme frekansı üzerinde yapılacak çalışmalar ile birlikte sistemin daha da geliştirilmesi için çalışmalarımız devam etmektedir. Bu sistemin yeterli örnekleme oranlarında veri alması ve müdahalesiz cihaz yükü ayrıştırma algoritmaları ile doğru sonuçlar vermesi açısından geliştirmeye açık bir çalışma olarak sunulmuştur. Bu aşamada talep tarafı yönetimi açısından son kullanıcıya doğru tüketim verileri sunması ve yük kaydırma ya da abone bazlı faturalandırma ile tüketici katkılı talep tarafı yönetimi açısından faydalı olacağı görülmektedir.

### Referanslar

- Aiad, M., & Lee, P. H. (2016). Unsupervised approach for load disaggregation with devices interactions. *Energy and Buildings*, 116, 96–103.
- Baloğlu, U. B. (2017). Akıllı Şebekelerde Hesapsal Yöntem Uygulamaları. 131.
- Bartlett, A. A. (1986). Sustained availability: A management program for nonrenewable resources. *American Journal of Physics*, 54(5), 398–402.
- Batra, N., Kelly, J., Parson, O., Dutta, H., Knottenbelt, W., Rogers, A., Singh, A., & Srivastava, M. (2014). NILMTK: an open source toolkit for non-intrusive load monitoring. *Proceedings of the 5th International Conference on Future Energy Systems*, 265–276.
- Beckel, C., Kleiminger, W., Cicchetti, R., Staake, T., & Santini, S. (2014). The ECO data set and the performance of non-intrusive load monitoring algorithms. *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*, 80–89.
- Bhotto, M. Z. A., Makonin, S., & Bajić, I. V. (2016). Load disaggregation based on aided linear integer programming. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 64(7), 792–796.
- Biansongnem, S., & Plungklang, B. (2016). Non-Intrusive Appliances Load Monitoring (NILM) for Energy Conservation in Household with Low Sampling Rate. *Procedia Computer Science*, 86(March), 172–175. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.049>
- Butner, R. S., Reid, D. J., Hoffman, M. G., Sullivan, G., & Blanchard, J. (2013). Non-intrusive load monitoring assessment: literature review and laboratory protocol. Pacific Northwest National Lab.(PNNL), Richland, WA (United States).
- Chang, H. H., Lin, L. S., Chen, N., & Lee, W. J. (2013). Particle-swarm-optimization-based nonintrusive demand monitoring and load identification in smart meters. *IEEE Transactions on Industry Applications*. <https://doi.org/10.1109/TIA.2013.2258875>
- Cominola, A., Giuliani, M., Piga, D., Castelletti, A., & Rizzoli, A. E. (2017). A hybrid signature-based iterative disaggregation algorithm for non-intrusive load monitoring. *Applied Energy*, 185, 331–344.
- De Lello, G. C., Caldeira, J. F., Aredes, M., Franca, F. M. G., & Lima, P. M. V. (2020). Weightless neural networks

- applied to nonintrusive load monitoring. Proceedings - 2020 IEEE 34th International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops, IPDPSW 2020. <https://doi.org/10.1109/IPDPSW50202.2020.00143>
- Djordjevic, S., & Simic, M. (2018). Nonintrusive identification of residential appliances using harmonic analysis. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 26(2), 780–791. <https://doi.org/10.3906/elk-1705-262>
- Edebal, E. Y. H., Enstit, F. B., Dal, A., Esener, I., Tezi, L., Dan, T., & Tez, M. K. (2012). Akilli sistemler kullanılarak güç sistemlerinde yük tahmini analizi ve uygulaması.
- Esa, N. F., Abdullah, M. P., & Hassan, M. Y. (2016). A review disaggregation method in Non-intrusive Appliance Load Monitoring. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 163–173. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.07.009>
- Harell, A., Makonin, S., & Bajic, I. V. (2019). Wavenilm: A Causal Neural Network for Power Disaggregation from the Complex Power Signal. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, 2019-May, 8335–8339. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2019.8682543>
- Hart, G. W. (1992). Nonintrusive Appliance Load Monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870–1891. <https://doi.org/10.1109/5.192069>
- Johnson, M. J., & Willsky, A. S. (2013). Bayesian nonparametric hidden semi-Markov models. *Journal of Machine Learning Research*, 14(Feb), 673–701.
- Kamat, P. V. (2007). Meeting the clean energy demand: Nanostructure architectures for solar energy conversion. *Journal of Physical Chemistry C*, 111(7), 2834–2860. <https://doi.org/10.1021/jp066952u>
- Kelly, J., & Knottenbelt, W. (2015). Neural nilm: Deep neural networks applied to energy disaggregation. *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments*, 55–64.
- Kim, H., Marwah, M., Arlitt, M., Lyon, G., & Han, J. (2011). Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements. *Proceedings of the 2011 SIAM International Conference on Data Mining*, 747–758.
- Kim, J., Le, T.-T.-H., & Kim, H. (2017). Nonintrusive load monitoring based on advanced deep learning and novel signature. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017.
- Kolter, J. Z., & Jaakkola, T. (2012). Approximate inference in additive factorial hmms with application to energy disaggregation. *Artificial Intelligence and Statistics*, 1472–1482.
- Kolter, J. Z., & Johnson, M. J. (2011). REDD: A public data set for energy disaggregation research. *Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD)*, San Diego, CA, 25(Citeseer), 59–62.
- Kothari, D. P., & Nagrath, I. J. (2003). *Modern power system analysis* Tata McGraw. Hill Publishing Company Limited.
- Li, Y., Peng, Z., Huang, J., Zhang, Z., & Son, J. H. (2014). Energy disaggregation via hierarchical factorial hmm. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring*, Austin, TX, USA, 3.
- Machlev, R., Levron, Y., & Beck, Y. (2018). Modified cross-entropy method for classification of events in NILM systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(5), 4962–4973.
- Maier, M., Bremer, M., & Schramm, S. (2020). Load Profile Modeling Using High-Frequency Appliance Measurements for Nonintrusive Load Monitoring. 2020 8th International Conference on Smart Energy Grid Engineering, SEGE 2020. <https://doi.org/10.1109/SEGE49949.2020.9181962>
- Makonin, S., Popowich, F., Bajić, I. V., Gill, B., & Bartram, L. (2015). Exploiting HMM sparsity to perform online real-time nonintrusive load monitoring. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(6), 2575–2585.
- Makonin, S., Popowich, F., Bartram, L., Gill, B., & Bajić, I. V. (2013). AMPds: A public dataset for load disaggregation and eco-feedback research. 2013 IEEE Electrical Power & Energy Conference, 1–6.
- Mueller, J. A., Sankara, A., Kimball, J. W., & McMillin, B. (2014). Hidden Markov models for nonintrusive appliance load monitoring. 2014 North American Power Symposium, NAPS 2014. <https://doi.org/10.1109/NAPS.2014.6965464>
- Nalmpantis, C., & Vrakas, D. (2019). Machine learning approaches for non-intrusive load monitoring: from qualitative to quantitative comparison. *Artificial Intelligence Review*, 52(1), 217–243. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9613-7>

- Nefzi, E., Houidi, S., & Attia Sethom, H. Ben. (2020). A Novel and Scalable Home Appliances Electrical Signature Database for Smart Home Energy Management. 2020 15th International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies, EVER 2020. <https://doi.org/10.1109/EVER48776.2020.9242957>
- Paradiso, F., Paganelli, F., Giuli, D., & Capobianco, S. (2016). Context-based energy disaggregation in smart homes. *Future Internet*, 8(1), 4.
- Parson, O., Ghosh, S., Weal, M., & Rogers, A. (2014). An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring. *Artificial Intelligence*, 217, 1–19.
- Rafiq, H., Zhang, H., Li, H., & Ochani, M. K. (2018). Regularized LSTM Based Deep Learning Model: First Step towards Real-Time Non-Intrusive Load Monitoring. 2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE), 234–239.
- Sultanem, F. (1991). Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 6(4), 1380–1385.
- Tabatabaei, S. M., Dick, S., & Xu, W. (2016). Toward non-intrusive load monitoring via multi-label classification. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1), 26–40.
- Valenti, M., Bonfigli, R., Principi, E., & Squartini, S. (2018). Exploiting the Reactive Power in Deep Neural Models for Non-Intrusive Load Monitoring. 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 1–8.
- Valera, I., Ruiz, F. J. R., & Perez-Cruz, F. (2015). Infinite factorial unbounded-state hidden markov model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(9), 1816–1828.
- Weisz, P. B. (2004). Basic choices and constraints on long-term energy supplies. *Physics Today*, 57(7), 47–52. <https://doi.org/10.1063/1.1784302>
- Welikala, S., Dinesh, C., Ekanayake, M. P. B., Godaliyadda, R. I., & Ekanayake, J. (2019). Incorporating Appliance Usage Patterns for Non-Intrusive Load Monitoring and Load Forecasting. *IEEE Transactions on Smart Grid*. <https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2743760>
- Wittmann, F. M., López, J. C., & Rider, M. J. (2018). Nonintrusive load monitoring algorithm using mixed-integer linear programming. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 64(2), 180–187.
- Wong, Y. F., Şekercioğlu, Y. A., Drummond, T., & Wong, V. S. (2013). Recent approaches to non-intrusive load monitoring techniques in residential settings. 2013 IEEE Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG), 73–79.
- Yenilmez, M. (2016). AKILLI ŞEBEKELRDE ( Smart Grid ) DAĞITIM S İSTEM O TOMASYONDAKİ G ELİŞMELER LİSANS TEZİ MEKATRONİK MÜHENDİSLİĞİ.
- Zeifman, M., Member, S., & Roth, K. (2011). Nonintrusive Appliance Load Monitoring : Review and Outlook. 57(1), 76–84.
- Zhong, M., Goddard, N., & Sutton, C. (2014a). Interleaved factorial non-homogeneous hidden Markov models for energy disaggregation. *ArXiv Preprint ArXiv:1406.7665*.
- Zhong, M., Goddard, N., & Sutton, C. (2014b). Signal aggregate constraints in additive factorial HMMs, with application to energy disaggregation. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 3590–3598.
- Zoha, A., Gluhak, A., Imran, M. A., & Rajasegarar, S. (2012). Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey. *Sensors*, 12(12), 16838–16866.
- Zoha, A., Gluhak, A., Nati, M., & Imran, M. A. (2013). Low-power appliance monitoring using factorial hidden markov models. 2013 IEEE Eighth International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing, 527–532.