



**KENAR BİLİŞİM SİSTEMLERİNDE İLETİŞİM
SIKLIĞININ ANOMALİ ALGORİTMALARI İLE
SEYRELTİLEREK GÜÇ TÜKETİMİNİN
AZALTILMASI**

Fadime KARADAŞ

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ

Yüksek Lisans Tezi

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı

2025

(Her hakkı saklıdır.)

T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

**KENAR BİLİŞİM SİSTEMLERİNDE İLETİŞİM SIKLIĞININ ANOMALİ
ALGORİTMALARI İLE SEYRELTİLEREK GÜÇ TÜKETİMİNİN AZALTILMASI**

(Reducing Power Consumption by Minimizing Communication Frequency in Edge
Computing Systems Using Anomaly Detection Algorithms)

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Fadime KARADAŞ

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ

Erzurum
Ağustos, 2025



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Graduate School of Natural and
Applied Sciences

T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü
TEZ KABUL VE ONAY TUTANAĞI

**KENAR BİLİŞİM SİSTEMLERİNDE İLETİŞİM SIKLIĞININ ANOMALİ
ALGORİTMALARI İLE SEYREL TİLEREK GÜÇ TÜKETİMİNİN AZALTILMASI**

Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ danışmanlığında, Fadime KARADAŞ tarafından hazırlanan bu çalışma, 16/07/2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak **oy birliği** ile kabul edilmiştir.

Jüri Başkanı: Prof. Dr. Murat ÇAĞLAR Aslı ıslak imzalıdır
Erzurum Teknik Üniversitesi

Danışman: Dr. Öğr Üyesi Bilal USANMAZ Aslı ıslak imzalıdır
Atatürk Üniversitesi

Jüri Üyesi: Dr. Öğr Üyesi Faruk Baturalp GÜNAY Aslı ıslak imzalıdır
Atatürk Üniversitesi

Enstitü Yönetim
Kurulunun .../.../.... tarih
ve sayılı kararı.

Bu tezin Atatürk Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin ilgili maddelerinde belirtilen şartları yerine getirdiğini onaylarım.

Aslı ıslak imzalıdır
Prof. Dr. Alper NUHOĞLU
Enstitü Müdürü



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Graduate School of Natural and
Applied Sciences

T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

ETİK BİLDİRİM VE İNTİHAL BEYAN FORMU

Yüksek Lisans Tezi olarak *Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ* danışmanlığında sunulan “Kenar Bilişim Sistemlerinde İletişim Sıklığının Anomali Algoritmaları ile Seyreltilerek Güç Tüketiminin Azaltılması” başlıklı çalışmanın tarafımızdan bilimsel etik ilkelere uyularak yazıldığını, yararlanılan eserlerin kaynakçada gösterildiğini, Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından belirlenmiş olan Turnitin Programı benzerlik oranlarının aşılmadığını ve aşağıdaki oranlarda olduğunu beyan ederiz.

Tez Bölümleri	Tezin Benzerlik Oranı (%)	Maksimum Oran (%)
Giriş	0	30
Kuramsal Temeller	0	30
Materyal ve Metot	4	35
Araştırma Bulguları ve Tartışma	2	20
Sonuçlar ve Öneriler	0	20
Tezin Geneli	2	25

Not: Yedi kelimeye kadar benzerlikler ile Başlık, Kaynakça, İçindekiler, Teşekkür, Dizin ve Ekler kısımları tarama dışı bırakılabilir. Yukarıdaki azami benzerlik oranları yanında tek bir kaynaktan olan benzerlik oranlarının %5'den büyük olmaması gerekir.

Sunulan bilgilerin doğru olduğunu, aksi halde doğacak hukuki sorumlulukları kabul ettiğimizi beyan ederiz.

Tez Yazarı (Öğrenci)	Tez Danışmanı
Fadime KARADAŞ	Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ
16.7.2025	16.7.2025
İmza: Aslı ıslak imzalıdır	İmza: Aslı ıslak imzalıdır

* Tez ile ilgili YÖKTEZ’de yayımlanmasına ilişkin bir engelleme var ise aşağıdaki alanı doldurunuz.

Tezle ilgili patent başvurusu yapılması / patent alma sürecinin devam etmesi sebebiyle Enstitü Yönetim Kurulunun .../.../.... tarih ve sayılı kararı ile teze erişim 2 (iki) yıl süreyle engellenmiştir.

Enstitü Yönetim Kurulunun .../.../.... tarih ve sayılı kararı ile teze erişim 6 (altı) ay süreyle engellenmiştir.

Not: Bu form, Tezin son şekline uygun olarak bilgisayar ortamında doldurulmalı, çıktısı imzalanıp Tezin sonuna eklenmelidir.

TEŐEKKÜR

Tez alıőmasının her aőamasında bilgi, deneyim ve yol gőstericilięiyle bana rehberlik eden danıőmanım Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ'a en içten teőekkürlerimi sunarım. Kendisinin akademik birikimi, sabırlı desteęi ve deęerli önerileri, araőtırmamın hem bilimsel nitelięini artırmıő hem de sürecin başarıyla tamamlanmasında belirleyici olmuőtur.

Ayrıca, bu zorlu akademik süreç boyunca bana her zaman destek olan, sabırları ve anlayıőlarıyla yanımda bulunan aileme ve arkadaőlarıma da gönülden teőekkür ederim. Onların manevi desteęi, motivasyon kaynaęım olmuő ve bu alıőmanın tamamlanmasında önemli rol oynamıőtır.

Bu tez, yalnızca akademik bir kazanım deęil, aynı zamanda beni hem kiőisel hem de bilimsel anlamda geliőtiren önemli bir deneyim olmuőtur. Bu sürece katkıda bulunan herkese őükranlarımı sunarım.

Fadime KARADAŐ

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KENAR BİLİŞİM SİSTEMLERİNDE İLETİŞİM SIKLIĞININ ANOMALİ ALGORİTMALARI İLE SEYRELTİLEREK GÜÇ TÜKETİMİNİN AZALTIILMASI

Fadime KARADAŞ

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Bilal USANMAZ

Amaç: Bu çalışmanın amacı, kenar bilişim sistemlerinde gereksiz veri iletimini azaltarak enerji verimliliğini artırmaktır. Bu doğrultuda, sadece anormal verilerin kenar cihazlar arasında iletilmesini sağlayacak bir yapı geliştirilmiştir. Gerçek zamanlı sensör verileri kullanılarak anomali tespiti gerçekleştirilmiş ve yalnızca bu anomali verileri kablosuz ağ üzerinden iletilmiştir. Bu sayede hem veri yükü azaltılmış hem de enerji tasarrufu sağlanması hedeflenmiştir.

Yöntem: Çalışmada, MPU6050 ivmeölçer sensörüyle elde edilen titreşim verileri LoRa modülü aracılığıyla iletilmiştir. Sensörden gelen veriler üzerinde DBSCAN ve Isolation Forest algoritmaları ile anomali tespiti yapılmış; verilerin tamamını göndermek yerine yalnızca anomaliler iletilmiştir. Güç tüketimi INA226 sensörü ile ölçülerek her senaryonun enerji performansı değerlendirilmiştir. Ayrıca, verilerin uç değer analizi için modifiye Z-Score yöntemi uygulanmıştır. Bu yapı, iki kenar cihaz arasında LoRa haberleşmesi ile gerçek zamanlı veri akışını sağlarken enerji ölçümünü de detaylı biçimde kayıt altına almıştır.

Bulgular: Bu tez çalışmasında, çalışmada üç farklı senaryo test edilmiştir: (1) tüm verilerin gönderimi, (2) DBSCAN ile bulunan anomali verilerinin gönderimi ve (3) Isolation Forest ile tespit edilen anomali verilerinin gönderimi. Sonuçlara göre tüm verilerin gönderildiği senaryoda enerji tüketimi diğer senaryolara göre 8 kat fazladır. DBSCAN algoritması, enerji tüketimini en az artıran ve sistem kaynaklarını en verimli kullanan yöntem olmuştur. Isolation Forest algoritması daha fazla anomali yakalasa da yanlış pozitif oranının yüksek olması nedeniyle daha fazla enerji tüketimine neden olmuştur. En düşük enerji tüketimi ve yüksek verim DBSCAN ile elde edilmiştir.

Sonuç: Kenar bilişim sistemlerinde veri iletiminin seyreltilmesi yoluyla enerji tasarrufunun mümkün olduğunu göstermiştir. Anomali tespiti algoritmaları sayesinde sadece gerekli verilerin iletimi sağlanarak enerji tüketimi önemli ölçüde düşürülmüştür. DBSCAN algoritması, enerji verimliliği açısından en uygun sonuçları vermiştir. Bu yapı, enerji kısıtı bulunan kenar cihazlarında sürdürülebilir veri iletimi için etkili bir çözüm olarak önerilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Kenar Bilişim, Anomali Tespiti, Enerji Verimliliği, LoRa, DBSCAN, Isolation Forest, Sensör Verisi

Ağustos 2025, 52 sayfa

ABSTRACT

MASTER'S THESIS

REDUCING POWER CONSUMPTION BY MINIMIZING COMMUNICATION FREQUENCY IN EDGE COMPUTING SYSTEMS USING ANOMALY DETECTION ALGORITHMS

Fadime KARADAŞ

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Bilal USANMAZ

Purpose: The aim of this study is to enhance energy efficiency in edge computing systems by reducing unnecessary data transmission. A system was developed to transmit only anomalous data between edge devices. Real-time sensor data were analyzed using anomaly detection algorithms, and only detected anomalies were transmitted via a wireless network. This approach aimed to reduce data load and achieve energy savings.

Method: In this study, vibration data collected from an MPU6050 accelerometer were transmitted via a LoRa module. Anomaly detection was performed using DBSCAN and Isolation Forest algorithms, and only anomalies were sent instead of the entire dataset. Power consumption was measured with an INA226 sensor to evaluate the energy performance of each scenario. Modified Z-Score was used for outlier analysis. This structure enabled real-time data flow between two edge devices while accurately monitoring energy consumption.

Findings: Three different scenarios were tested: (1) transmission of all data, (2) transmission of anomalies detected by DBSCAN, and (3) transmission of anomalies detected by Isolation Forest. Results showed that transmitting all data consumed approximately 8 times more energy than the anomaly-based approaches. DBSCAN proved to be the most efficient method in terms of energy use and system load. Although Isolation Forest detected more anomalies, its high false-positive rate led to greater energy consumption. The lowest energy usage and highest efficiency were achieved with DBSCAN.

Result: This study demonstrated that energy savings in edge computing systems can be achieved by reducing data transmission frequency through anomaly detection. By transmitting only necessary data, power consumption was significantly lowered. DBSCAN provided the most favorable results in terms of energy efficiency. This approach offers an effective solution for sustainable data communication in energy-constrained edge devices.

Keywords: Edge Computing, Anomaly Detection, Energy Efficiency, LoRa, DBSCAN, Isolation Forest, Sensor Data

August 2025, 52 pages

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY TUTANAĞI.....	i
ETİK BİLDİRİM VE İNTİHAL BEYAN FORMU	ii
TEŞEKKÜR	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
TABLolar DİZİNİ.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
KISALTMALAR ve SİMGELER DİZİNİ	ix
GİRİŞ.....	1
KURAMSAL TEMELLER.....	2
Veri Seti	6
MATERYAL ve YÖNTEM.....	9
Çok Katmanlı Dağıtık Bilişim Mimarisi.....	10
Deney Materyalleri.....	12
Deney Prosedürü	14
Denetimsiz Makine Öğrenmesi Algoritmaları	15
Makine öğrenmesi modellerinde performans metrikleri.....	16
Güç Tüketim Analizi.....	17
İstatiksel Analiz.....	19
Varyans analizi (ANOVA).....	19
Tek yönlü varyans analizi	21
Tukey HSD çoklu karşılaştırma testi	21
ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	22
Deney Sonuçları.....	22
Anomali tespit sonuçları	22
Güç tüketim sonuçları	24
İstatiksel analiz sonuçları	31
SONUÇLAR.....	35
KAYNAKÇA	37
ÖZGEÇMİŞ.....	41

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 1. Veri Seti İçeriği	7
Tablo 2. Kenar, Sis ve Bulut Bilişim Karşılaştırma.....	12
Tablo 3. Enerji Hesaplamasında Kullanılan Formüller	19
Tablo 4. Tüm Veride Deneysel Güç ve Enerji Hesaplama Sonuçları.....	26
Tablo 5. DBSCAN Deneysel Enerji Hesaplamaları	29
Tablo 6. Isolation Forest Enerji Hesaplama Sonuçları	31
Tablo 7. Yöntemlere Göre Ortalama Enerji Tüketimi	32
Tablo 8. Yöntemlere Göre Enerji ve Anlamlılık Analizi.....	33
Tablo 9. TVİ Bazlı Veri Azalma Yüzdeleri ve Ortalama Enerji	36

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Veri setinin elde edildiği 3D yazıcı.....	7
Şekil 2. Modifiyed z-score ile tespit edilen anormal noktalar.....	8
Şekil 3. Deney mimarisi	9
Şekil 4. Çok katmanlı dağıtık bilişim mimarisi.....	10
Şekil 5. INA226 güç izleme modülü.....	12
Şekil 6. Raspberry ve Arduino uno modülleri.....	13
Şekil 7. LoRa kablosun iletişim modülü	13
Şekil 8. Deney düzeneği.....	14
Şekil 9. Konfüzyon matrisi.....	17
Şekil 10. DBSCAN konfüzyon matrisi	22
Şekil 11. Isolation Forest konfüzyon matrisi.....	23
Şekil 12. TVİ akım zaman grafiği	24
Şekil 13. DBSCAN akım-zaman grafiği	27
Şekil 14. Isolation Forest akım zaman grafiği.....	29
Şekil 15. Üç yöntemin enerji tüketim profili.....	35

KISALTMALAR ve SİMGELER DİZİNİ

ANOVA	: Varyans Analizi
BLE	: Düşük Enerjili Bluetooth(Bluetooth Low Energy)
DBSCAN	: Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)
FN	: Yanlış Negatif
FP	: Yanlış Pozitif
IF	: Isolation Forest
IoT	: Nesnelerin İnterneti (Internet Of Things)
TF	: Doğru Negatif
TP	: Doğru Pozitif
TVİ	: Tüm Veri İletimi

GİRİŞ

Nesnelerin İnterneti (IoT) teknolojileri, fiziksel dünyadaki nesnelerin dijital sistemlerle sürekli iletişim hâlinde olmasını mümkün kılarak, son yıllarda hızlı bir dönüşüm sürecine girmiştir. Bu gelişim, hem günlük yaşamda hem de endüstriyel alanlarda veri odaklı sistemlerin yaygınlaşmasına katkı sağlamıştır. Ancak IoT ortamlarında oluşan yüksek hacimli veri üretimi, sınırlı enerji kaynaklarına sahip cihazlarda enerji tüketimini artırmakta ve aynı zamanda ağ altyapısına binen iletim yükü nedeniyle sistem verimliliğini olumsuz etkilemektedir. Özellikle düşük güçle çalışan gömülü cihazların yoğun olarak kullanıldığı senaryolarda, veri iletim sıklığı ve enerji yönetimi, sistemin sürdürülebilirliği açısından kritik faktörler olarak öne çıkmaktadır.

Bu çerçevede, veri iletim yükünü hafifletmeye yönelik yeni stratejilerin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Enerji açısından kısıtlı çalışan IoT cihazlarında, ham verilerin doğrudan merkeze iletilmesi yerine yalnızca anlamlı veri örneklerinin gönderilmesi, sistem kaynaklarının daha verimli kullanılmasına olanak tanımaktadır. Bu doğrultuda geliştirilen yöntemlerden biri, normal durumları yerel düzeyde filtreleyip yalnızca anormal verilerin merkezi sistemlere aktarılmasını sağlayan anomali tabanlı veri iletim stratejisidir. Söz konusu yaklaşım, hem ağ trafiğini azaltmakta hem de cihazların enerji tüketiminde önemli ölçüde tasarruf sağlamaktadır.

Çalışmada, denetimsiz anomali tespiti çerçevesinde DBSCAN ve Isolation Forest algoritmaları tercih edilmiş ve 3D yazıcılardan elde edilen titreşim verileri üzerinde uygulanmıştır. Gerçekleştirilen deneysel analizde, yalnızca anormal verilerin iletildiği senaryolar ile tüm verilerin aktarıldığı yöntem karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Veri iletimi için, düşük enerji tüketimi ve geniş kapsama alanı gibi avantajları nedeniyle LoRa kablosuz iletişim protokolü tercih edilmiştir. Algoritmaların sınıflandırma başarımı, yanlış pozitif oranı ve enerji tüketimi gibi performans ölçütleri üzerinden yapılan analizlerle, farklı iletim stratejilerinin sistem üzerindeki etkileri kapsamlı bir biçimde ortaya konmuştur.

KURAMSAL TEMELLER

Kenar bilişim sistemlerinde üretilen yüksek hacimli veriler, sınırlı işlem gücüne ve enerji kapasitesine sahip uç cihazlar üzerinde önemli bir yük oluşturmaktadır. Bu durum, özellikle kesintisiz çalışması gereken ve gerçek zamanlı yanıt gerektiren uygulamalarda sistem verimliliğini düşürmekte, sürdürülebilirliği ise ciddi biçimde tehdit etmektedir. Bu tür sorunların aşılabilmesi için, iletilen veri miktarını azaltmaya yönelik çözüm önerileri giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Bu doğrultuda geliştirilen anomali tespiti temelli yaklaşımlar, yalnızca olağandışı ve bilgi değeri yüksek verilerin iletilmesini sağlayarak gereksiz veri trafiğini azaltmakta; böylece enerji tüketiminde önemli kazanımlar elde edilmektedir. Bu çalışmada önerilen yöntem, kenar bilişim ortamlarında anomali odaklı veri yönetimi aracılığıyla iletişim yoğunluğunu azaltmayı ve enerji kullanımını daha dengeli bir yapıya kavuşturmayı amaçlamaktadır. Bu çerçevede, literatürde sunulan çeşitli çalışmalar, enerji verimliliğine odaklanan modellerin farklı uygulama senaryoları altındaki etkinliğini kapsamlı biçimde ele almaktadır.

Lu vd.(2025), endüstriyel veri setlerinde anomali tespiti amacıyla kullanılan üç algoritmayı — SVM, DBSCAN ve Isolation Forest — farklı veri türleri ve koşulları altında karşılaştırmalı olarak değerlendirmiştir. Bulgular, her algoritmanın belirli anomali türlerine karşı farklı düzeyde başarı sağladığını göstermektedir. Noktasal anomali tespitinde, zaman serisi içermeyen verilerde SVM %91,6 F-skor ile en yüksek başarıyı göstermiştir; bunu DBSCAN (%89,5) ve Isolation Forest (%82,2) takip etmiştir. Ancak zaman serisi verilerde bu performans dengeleri değişmiş; kolektif anomali tespitinde DBSCAN %90,5, Isolation Forest %81,6 ve SVM %81,0 F-skor değerlerine ulaşmıştır. Ayrıca, zaman serisi içeren noktasal anomali senaryolarında Isolation Forest %66,7 ile en başarılı model olurken, DBSCAN %56,9 ve SVM %50,7 oranında başarı sağlamıştır. Bu sonuçlar, ön işleme tabi tutulmuş verilerde DBSCAN'ın gürültüye duyarlılığı sayesinde avantaj sağladığını, SVM'nin ikili sınıflandırmada güçlü olduğunu ve Isolation Forest'ın özellikle kolektif anomalilerde zaman açısından verimli sonuçlar sunduğunu ortaya koymaktadır. Bu farklılıklar, anomali tespitinde veri yapısına uygun algoritma seçiminin önemini vurgulamaktadır.

Dai vd. (2022), batarya enerji depolama istasyonlarında (BESS) yer alan güç dönüşüm sistemlerinde (PCS) oluşabilecek veri anormalliklerini yüksek doğrulukla tespit edebilen yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Araştırmacılar, geleneksel DBSCAN algoritmasında parametre

seçiminin manuel yapılması nedeniyle ortaya çıkan zorluklara çözüm olarak, Eps ve MinPts değerlerini otomatik olarak belirleyebilen gelişmiş bir model önermiştir. Modelde, veri setinin içsel özelliklerine dayalı olarak KNN, kutulama (binning) ve yoğunluk kümeleme indeksi (CDI) gibi teknikler birleştirilmiş ve algoritmanın adaptif bir şekilde çalışması sağlanmıştır. Deney sonuçlarına göre, geliştirilen model %99'un üzerinde anomali tespit başarısı göstermiştir. Karşılaştırma amacıyla kullanılan K-means algoritması %79 ile %89 arasında, Isolation Forest ise %57 ile %66 arasında değişen doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Bu sonuçlar, modelin hem güvenilirliğini hem de diğer yöntemlere kıyasla üstün performansını açıkça ortaya koymaktadır. Ayrıca modelin gerçek zamanlı çalışabilmesi ve yeni gelen verilerle kendini güncelleyebilmesi, enerji sistemlerinin güvenliği açısından büyük bir avantaj sağlamaktadır.

Hairach vd. (2023), çalışmasında dört farklı anomali tespit yöntemi (DBSCAN, K-means, Isolation Forest ve LOF) karşılaştırılmıştır. Veriler, bir güneş santralinden alınan akım ölçümlerine dayanmaktadır. En başarılı sonuçlar DBSCAN algoritması ile elde edilmiş; %100 doğruluk, hassasiyet, duyarlılık ve F1 skoru sağlanmıştır. K-means yöntemi de oldukça etkili olmuş ve tek küme yaklaşımıyla %97–99 doğruluk ile %92–98 F1 skoru aralığında performans göstermiştir. Isolation Forest ve LOF algoritmaları ise parametre ayarlarına bağlı olarak %88–96 arasında değişen sonuçlar üretmiştir. Bu farklılıkların nedeni, her algoritmanın çeşitli parametre kombinasyonlarıyla çoklu testlerden geçirilmiş olmasıdır; dolayısıyla performans, kullanılan ayar değerlerine göre değişiklik göstermiştir. Özetle, DBSCAN hem kararlılığı hem de yüksek başarımla en güvenilir yöntem olarak öne çıkmıştır.

Caba vd. (2021), hiperspektral görüntülerde anomali tespiti yapan HW-LbL-FAD (Line-by-Line Fast Anomaly Detector) algoritması, düşük maliyetli ve düşük güç tüketimli bir FPGA (Field Programmable Gate Array) donanımı üzerinde gerçek zamanlı çalışacak şekilde uygulanmıştır. Kullanılan FPGA donanımı (Zynq-7020), algoritmayı çalıştırırken yaklaşık 1.3 Watt enerji tüketmiştir. Güç tüketimi hesaplaması, Xilinx Power Estimator aracı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu değer, pil gücüyle çalışan sistemler için oldukça uygundur ve gömülü sistemlerde kullanımını avantajlı hale getirmektedir.

Nia vd. (2015), Giyilebilir ve vücuda yerleştirilebilir tıbbi cihazlardan (IWMDs) oluşan Kablosuz Vücut Alan Ağları (WBANs) için, enerji ve veri depolama açısından verimli bir sistem geliştirmeye çalışmışlardır. Sistemde nabız, tansiyon, oksijen, sıcaklık, şeker, ivmeölçer, EKG ve EEG olmak üzere toplam 8 sensör kullanılmıştır. Sensörlerin enerji tüketimi analitik olarak modellenmiştir. Sensörlerden elde edilen veriler için üç farklı yöntem önerilmiştir: Örnek Toplama (Sample Aggregation), Anomali Tabanlı İletim (Anomaly-driven Transmission) ve Sıkıştırılmalı Algılama (Compressive Sensing – CS). Anomali Tabanlı İletim

yönteminde, sensör verilerindeki anormal durumlar tespit edilerek yalnızca bu verilerin iletimi sağlanmıştır. Aynı çalışmada, Bluetooth Low Energy (BLE) cihazı üzerinden veri aktarımı gerçekleştirilirken, akım ve voltaj değişimleri bir osiloskop aracılığıyla ölçülmüştür. Gönderim sırasındaki ortalama güç değeri 30.5 mW, bekleme modundaki ortalama güç değeri ise 2.5 mW olarak belirlenmiştir. Yapılan deneyler sonucunda, enerji tüketiminde 100 kata kadar azalma sağlandığı belirtilmiştir.

Li vd. (2023), IoT tabanlı sistemlerde anomali tespiti için hem doğruluk hem de enerji verimliliği sağlayan bir mekanizma geliştirilmiştir. Bu amaçla, anomali sınırlarını belirlemek için Marching Squares algoritması kullanılmıştır. Yalnızca anomali içeren veriler buluta aktarılmış ve böylece gereksiz veri iletiminin önüne geçilmiştir. Çalışmada, kenar ağ (edge) sayısı arttıkça anomali modelinin hem daha doğru hem de daha eksiksiz tespitler yaptığı; yani F1-skorunun yükseldiği belirtilmiştir. Ancak bununla birlikte, enerji tüketiminin de arttığı vurgulanmıştır. Güç tüketimi, First-Order Radio Model (Birinci Derece Radyo Modeli) kullanılarak hesaplanmıştır. Kenar ağ üzerinde oluşturulan, dörde bölünmüş 200 sensörlük bir sistemde yapılan veri iletiminde yaklaşık 0,03 Joule enerji harcandığı; buna karşın, kenarda 100'e bölünmüş 2000 sensörlük daha büyük bir ağ üzerinde ise 0,38 Joule enerji tüketildiği ifade edilmiştir. Bu sonuçlar, veri iletiminin azaltılması durumunda enerji tüketiminde de belirgin bir düşüş sağlandığını ortaya koymaktadır.

Moellemi vd. (2022), yapısal sağlık izleme sistemlerinde sensörlerden gelen verileri doğrudan buluta aktarmak yerine, sensör üzerinde gerçek zamanlı ve ölçeklenebilir anomali tespiti gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada üç farklı algoritmanın (PCA, FC-AE, C-AE) performansı karşılaştırılmış ve düşük güç tüketimine sahip bir mikrodenetleyici (STM32L476) üzerinde enerji tüketimleri incelenmiştir. Sensörlerde (üç merkezde) gerçek zamanlı veri işlenmiş ve yalnızca anormal durumlarda küçük boyutlu verilerin buluta gönderilmesi sağlanmıştır. Bu sayede veri trafiği büyük ölçüde azaltılmış ve enerji tüketiminden önemli ölçüde tasarruf elde edilmiştir. Kullanılan algoritmalar arasında, %98,82 doğruluk oranı ve çıkarım başına (anomaliler veya normal durumlar için) 74 μ J enerji tüketimi ile en iyi sonucu PCA algoritması vermiştir.

Lu vd. (2024), Mobil Edge Computing (MEC) sistemlerinde, görevlerin mobil cihazlardan güçlü kenar sunuculara aktarılması süreci ele alınmıştır. Bu aktarım sırasında, verilerin kötü niyetli kişilerce ele geçirilmesini önlemek amacıyla AES şifreleme algoritması kullanılarak güvenli görev aktarımı (offload) sağlanmıştır. Görevlerin ne zaman ve hangi kenar sunucusuna aktarılacağı ise, Proximal Policy Optimization (PPO) adlı derin pekiştirmeli öğrenme algoritması ile optimize edilmiştir. Bu yaklaşımla, yalnızca ihtiyaç duyulan

durumlarda görev aktarımı yapılmış, böylece veri iletiminde seyreltme sağlanarak gereksiz veri gönderimi ve enerji kaybı önlenmiştir. Gerçekleştirilen deneysel analizler sonucunda, önerilen yöntemle enerji tüketiminde %38'e varan tasarruf elde edildiği belirtilmiştir .

Vinod vd. (2024), LoRaWAN teknolojisi ve IoT uygulamaları kullanılarak, akıllı sayaçlarda enerji tüketimini minimize etmeye yönelik çeşitli stratejiler geliştirilmiş ve uygulanmıştır. Akıllı sayaçlardan elde edilen enerji tüketim verileri, öncelikle edge (uç) cihazlarda işlenmiş ve sıkıştırılarak daha küçük boyutlu veri paketlerine dönüştürülmüştür. Bu sıkıştırma işlemi, derin öğrenme tabanlı bir model aracılığıyla gerçekleştirilmiş ve bu sayede hem veri boyutu azaltılmış hem de iletişim için gerekli enerji miktarı düşürülmüştür. Ardından, bu veriler LoRa ağı üzerinden düşük bant genişliği ve düşük güç tüketimi ile uzun mesafeler boyunca başarıyla aktarılmıştır. Ayrıca, LoRa'nın yayılma faktörü (spreading factor), sistemin gecikme ve enerji kullanımı dengesi gözetilerek optimize edilmiştir. Bu bütünsel yaklaşım sayesinde, hem veri iletiminde önemli ölçüde enerji tasarrufu sağlanmış hem de sistemin genel verimliliği artırılmıştır.

Suresh vd. (2018), Enerji gereksinimlerinden tasarruf etmek amacıyla, LoRa ve gömülü devrelerde makine öğrenimi kullanımını temel alan bir etkinlik sınıflandırma IoT sistemi tasarlanmıştır. Bu sistemde, makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak veriler 512 kat sıkıştırılmıştır. Enerji tüketimi; veri yakalama, işleme ve LoRa üzerinden iletim gibi modların ayrı ayrı ölçülmesiyle hesaplanmış ve üç farklı senaryo altında değerlendirilmiştir. En verimli senaryoda, işlemci boştaki düşük güç moduna geçirilmiş ve bu sayede sınıflandırma başına enerji tüketimi 0.597 mJ seviyesine düşürülmüştür. Teorik hesaplamalara göre bu durum, 331 güne kadar pil ömrü sağlayabilecektir. Bu çalışma, gömülü makine öğrenmesinin yerel veri işleme ile entegre bir şekilde kullanılması sayesinde yalnızca iletim yükünü 512 kat azaltmakla kalmayıp, aynı zamanda enerji tüketimini de minimuma indirerek IoT cihazlarının sürdürülebilirliğini önemli ölçüde artırmaktadır.

Dimitrievski vd. (2021), Kırsal alanlarda hizmet sunan IoT uygulamaları için LoRa tabanlı bir mimari önerilmiştir. Bu mimarinin temel hedefi, elektrik altyapısının zayıf olduğu bölgelerde, bağımsız çalışan bataryalar ile uzun süre görev yapabilen cihazlar tasarlamaktır. Tasarımda güç tüketimini azaltmak amacıyla hem donanımsal hem de yazılımsal yöntemler kullanılmıştır. Donanımsal olarak, mikrodenetleyicilerin tamamen kapanmasını sağlayan ultra düşük güçlü zamanlayıcılar tercih edilmiş ve bu sayede batarya ömrü 45 kata kadar uzatılmıştır. Yazılımsal düzeyde ise, sensör verileri birleştirilerek daha az sıklıkla iletilmiş, böylece iletişim kaynaklı enerji tüketimi azaltılmıştır. Ayrıca, LoRa parametreleri (örneğin iletim gücü, veri hızı) optimize edilmiş ve cihazlar yalnızca belirli zaman aralıklarında senkronize şekilde

uyanacak şekilde yapılandırılmıştır. Gereksiz veriler filtrelenmiş, sadece anlamlı ve gerekli bilgiler işlenip iletilmiştir. Tüm bu bütünsel stratejiler sayesinde sistemin enerji tüketiminde ciddi düzeyde tasarruf sağlanmıştır.

Wu vd. (2023), Geniş alanlarda çevresel veri toplamak amacıyla, düşük maliyetli ve düşük güç tüketimli bir LoRa tabanlı mesh ağ protokolü olan CottonCandy geliştirilmiştir. CottonCandy düğümlerinin güç tüketimi, Nordic Power Profiler Kit II (PPK2) kullanılarak saniyede 1000 örnekleme hızıyla ölçülmüştür. Ölçümlerin doğruluğu ise profesyonel bir SDM3065X dijital multimetre ile teyit edilmiştir. Yapılan ölçümler, sistemin farklı çalışma modlarındaki (uyku, veri gönderimi, dinleme, işlem yapma) akım tüketimini detaylı şekilde ortaya koymuştur. Derin uyku modunda 17 μ A, veri gönderimi sırasında ise 72–121 mA arasında akım tüketildiği rapor edilmiştir.

Çalışmanın literatüre temel katkısı, düşük güçlü kablosuz iletişim protokolü olan LoRa kullanılarak tüm verilerin iletimi ve iki farklı anomali algoritması (Isolation Forest ve DBSCAN) tarafından belirlenen verilerin iletimi sırasında güç tüketiminin karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesidir. Literatürde bazı çalışmalar kenar cihazlarının enerji tüketimine odaklanmış; genellikle kullanılan donanım tipi ya da iletişim protokollerine dayalı enerji ölçümleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, anomali tespit algoritmalarına dair yapılan çalışmaların büyük bir kısmı, algoritmaların sınıflandırma doğruluğu, başarı oranı veya tespit yüzdesi gibi metriklere yoğunlaşmıştır. Bu çalışmada ise farklı bir yaklaşım benimsenmiş; anomali tespit algoritmalarının yalnızca doğruluk performansları değil, seçtikleri verilerin iletimi sırasında oluşan enerji tüketimi üzerinden dolaylı etkileri de analiz edilmiştir. Güç tüketimi doğrudan algoritma çalışırken değil, algoritmaların belirlediği veriler LoRa üzerinden gönderilirken ölçülmüştür. Böylece, karar destekli veri iletim stratejilerinin yalnızca tespit başarımı değil, aynı zamanda enerji verimliliğine katkısı da bütüncül biçimde değerlendirilmiş; bu yönüyle literatürdeki sınırlı enerji-temelli karşılaştırmalı analizlere yenilikçi ve özgün bir katkı sunulmuştur.

Veri Seti

Titreşim veri seti, bir 3D yazıcıya MPU6050 titreşim sensörü yerleştirilerek elde edilmiştir. MPU6050, üç eksenli bir jiroskop ile üç eksenli bir ivmeölçeri bir arada sunan ve hareket ile konum takibi amacıyla yaygın olarak kullanılan bir sensördür. I^2C arayüzü üzerinden mikrodenetleyicilere bağlanır ve açısal hız ile ivme verilerini sağlar (Fedorov vd. 2015).

Bu çalışmada, yalnızca titreşim verileri kullanılacağından ivmeölçer verileri değerlendirilmiştir. X ve Y eksenlerinde anlamlı bir değişim gözlemlenmediğinden, yalnızca Z eksenine ait veriler kaydedilmiştir.



Şekil 1. Veri setinin elde edildiği 3D yazıcı

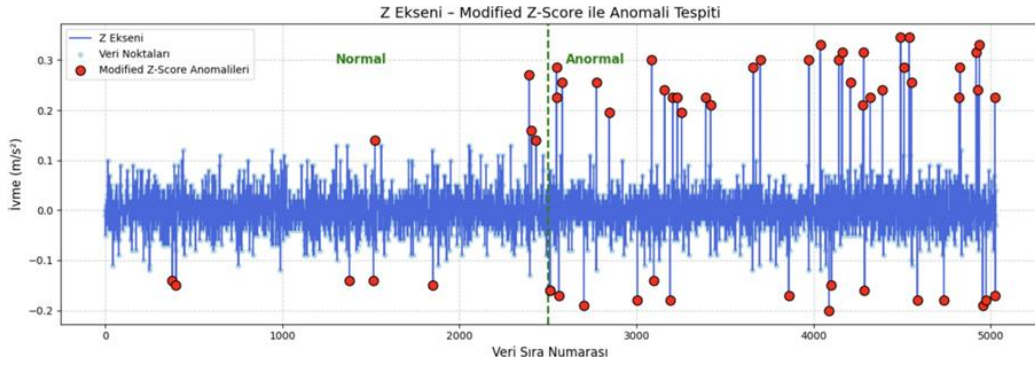
Şekil 1’de, veri setinin elde edildiği 3D yazıcı görülmektedir. Yazıcı çalışırken, ilk aşamada yalnızca normal (sağlıklı) çalışma verileri toplanmıştır. Daha sonra, şekilde gösterilen üç noktadaki vidalar kasıtlı olarak gevşetilerek anormal durumlar oluşturulmuştur. Bu işlem sırasında, ortadaki vidalar üç tur, kenarlardaki vidalar ise beşer tur gevşetilmiştir. Tablo 1’de gösterildiği gibi toplamda 5029 adet veri toplanmıştır. Bunların 4971 tanesi normal, 58 tanesi ise anormal duruma karşılık gelmektedir.

Tablo 1. Veri Seti İçeriği

Veri Seti	Normal	Anormal	Toplam
Titreşim Verileri	4971	58	5029

Veri ön işleme sürecinde, sensör kaynaklı parazitleri azaltmak amacıyla filtreleme tekniği uygulanmıştır.

Bu kapsamda, ivmeölçer verisinin düşük frekanslı bileşenlerini bastırmak amacıyla yüksek geçiren bir filtre uygulanmıştır. Söz konusu filtre, sabit veya yavaş değişen etkileri (örneğin yerçekimi kaynaklı ivme) ortadan kaldırarak, yalnızca ani hareketlerden kaynaklanan yüksek frekanslı ivme değişimlerini veri setinde korumayı hedeflemektedir (Gjoreski vd. 2011).



Şekil 2. Modifiyed z-score ile tespit edilen anormal noktalar

Filtreleme işleminden sonra, Şekil 2'de gösterilen istatistiksel bir yöntem olan Modifiye Z-Score analizi uygulanmıştır. Modifiye Z skoru, klasik Z skoru yönteminin uç değerlere karşı duyarlılığını azaltmak amacıyla geliştirilmiş, medyan ve medyan mutlak sapma (MAD) temelli bir istatistiksel yöntemdir. Klasik Z skoru, aritmetik ortalama ve standart sapma gibi parametrik ölçülere dayandığı için, özellikle çarpık dağılımlar ya da uç değerlerin bulunduğu veri setlerinde yanıltıcı sonuçlar üretebilir. Bu zayıflığı gidermek üzere geliştirilen modifiye Z skoru, verinin merkezi eğilimini ve yayılımını daha az etkilenebilir ölçütlerle değerlendirir (Domanski vd. 2020). Modifiye Z-skoru aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$M_i = \frac{0.6745x(x_i - \tilde{x})}{MAD} \quad (1)$$

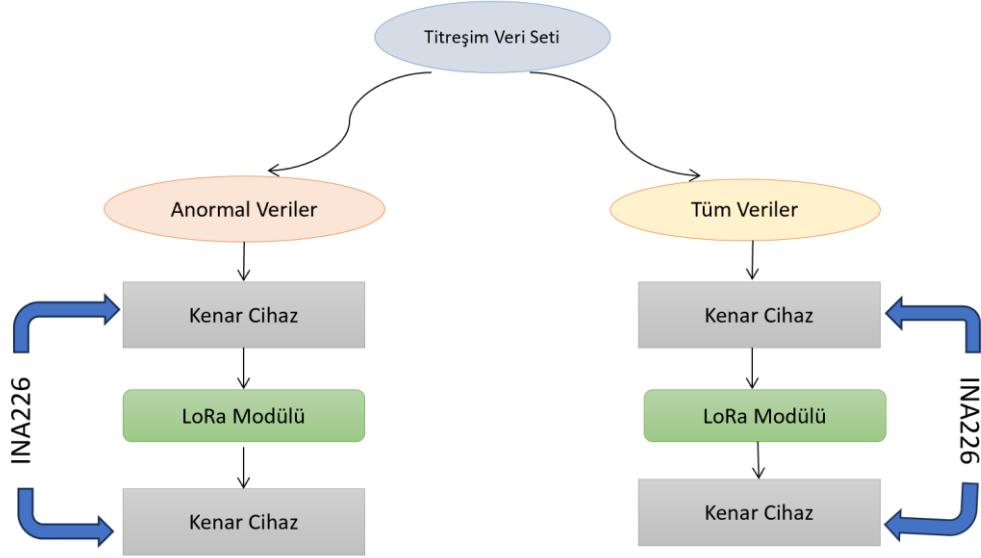
Formül (1) ile verilen ifade de M_i modifiye Z-skoru, x_i ilgili veri noktasını, \tilde{x} veri setinin medyanını, MAD ise medyan mutlak sapmayı ifade etmektedir. Katsayı olarak kullanılan 0.6745 değeri, normal dağılımın %75'lik açıklığını standart sapma ile ilişkilendirir ve Z-skorunun medyana göre kalibre edilmesini sağlar. Tek değişkenli zaman serisi analizlerinde uygulanan bu yöntem, özellikle gürültülü ve düzensiz verilerde uç değerlerin etkisini azaltarak lokal anomali tespitine katkı sağlamaktadır (Şahinler vd. 2024).

Kannan vd. (2015), bu yöntemin özellikle tek değişkenli veri yapılarında uç değerlerin (outlier) tespiti açısından son derece uygun olduğunu belirtmiştir. Benzer şekilde, Şahinler vd. (2024) tarafından zaman serisi verileri üzerinde yapılan uygulamalarda, modifiye Z-skorumun sinyal verilerinde anomali tespiti açısından etkili bir araç olduğu gösterilmiştir.

Modifiye Z-skoru sayesinde, normal dağılımdan sapma gösteren aykırı değerler tespit edilerek potansiyel anomaliler olarak etiketlenmiştir. Şekilde de görüldüğü üzere, veri sayısının ortasından itibaren kasıtlı olarak oluşturulan anomaliler nedeniyle anormal nokta sayısında artış gözlemlenmektedir.

MATERYAL ve YÖNTEM

İki farklı denetimsiz anomali tespit algoritması, verilen veri seti üzerinde uygulanmıştır. Anomali tespiti sonrasında, her iki algoritma tarafından yalnızca anormal olarak sınıflandırılan veri noktaları işaretlenmiş ve bu işaretli noktalar, bir kenar cihazdan diğer bir kenar cihaza LoRa iletişim protokolü üzerinden iletilmiştir. Buna ek olarak, karşılaştırmalı analiz yapabilmek amacıyla, veri setinin tamamı da aynı iletişim protokolüyle iletilmiş, üç durumda da iletişim sırasında gerçekleşen güç tüketimi ayrı ayrı kayıt altına alınmıştır. Böylece, sadece anomali noktalarının iletimi ile tüm veri setinin iletimi arasındaki enerji verimliliği değerlendirilmiştir.



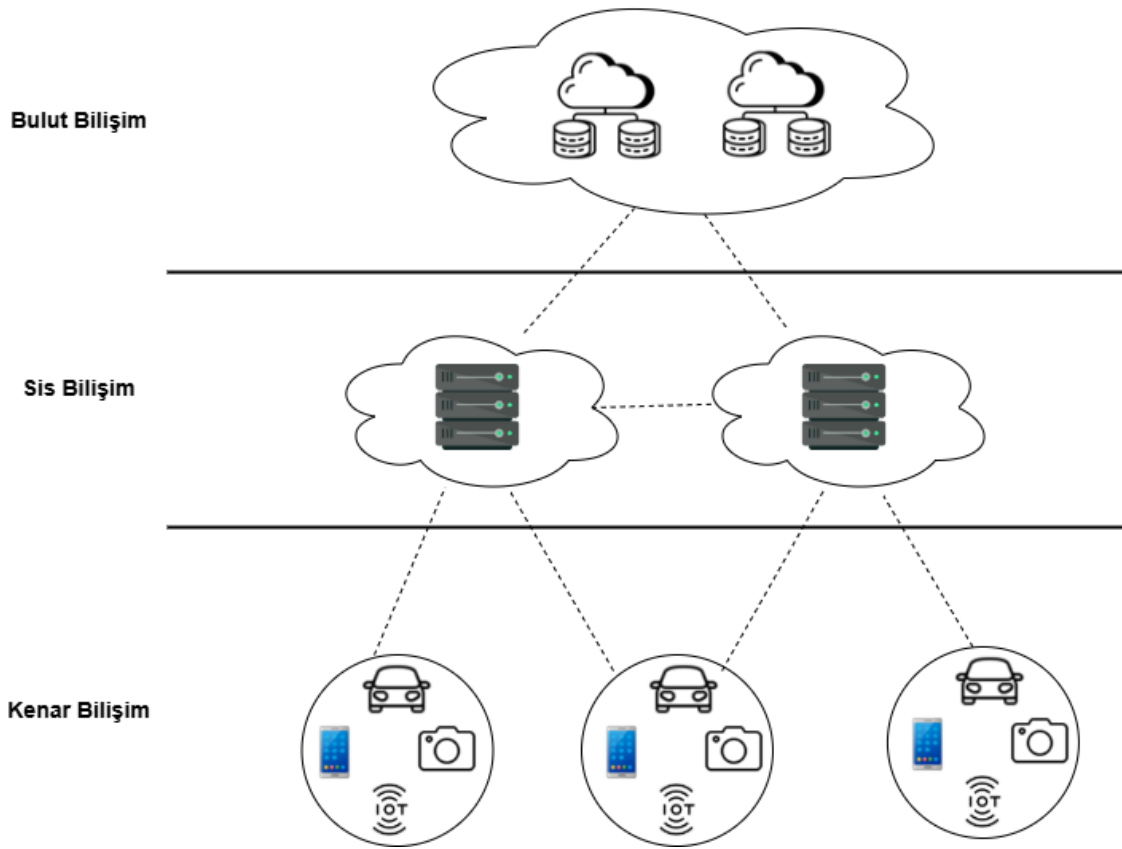
Şekil 3. Deney mimarisi

Şekil 3'te, üç farklı veri iletim stratejisinin Tüm Veri İletimi(TVİ), Isolation Forest(IF) ve Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise(DBSCAN) tabanlı iletim) uygulandığı tüm deney senaryolarında ortak olarak kullanılan sistem mimarisi sunulmaktadır. Titreşim verilerinden oluşan veri seti bu üç senaryo kapsamında değerlendirilmiştir. İlk yaklaşım olan TVİ'de, herhangi bir filtreleme yapılmaksızın veri setinin tamamı (normal ve anormal veriler birlikte) doğrudan iletilmiştir. Diğer iki yaklaşımda ise anomali tespiti algoritmaları kullanılarak yalnızca anormal veriler belirlenmiş ve iletilmiştir; bu yaklaşımlar sırasıyla IF ve DBSCAN algoritmalarına dayanmaktadır. Her üç senaryoda da veriler, kenar cihazdan diğer kenar cihaza LoRa modülü aracılığıyla kablosuz olarak aktarılmıştır. İletim

süresince sistemin enerji tüketimi INA226 akım sensörleriyle izlenmiş ve stratejiler arası karşılaştırmalı analiz gerçekleştirilmiştir.

Çok Katmanlı Dağıtık Bilişim Mimarisi

Kenar, Sis ve Bulut Bilişim, günümüz Nesnelerin İnterneti (IoT) altyapılarında verinin işlenme ve analiz edilme yöntemlerine göre farklı roller üstlenen tamamlayıcı teknolojilerdir. Bu üçlü yapı, akademik literatürde sıklıkla “Kenar–Sis–Bulut Bilişim Paradigması” (Edge–Fog–Cloud Computing Paradigm) ya da “Çok Katmanlı Dağıtık Bilişim Mimarisi” (Multi-layer Distributed Computing Architecture) olarak adlandırılmaktadır (Tay vd. 2021, Vo vd. 2022).



Şekil 4. Çok katmanlı dağıtık bilişim mimarisi

Şekil 4’teki mimari, üç katmanlı bir yapıdan oluşur: veri üreten uç cihazlar (sensörler, mobil cihazlar), veriyi işleyen sis düğümleri ve merkezi bulut sunucuları. Özellikle sağlık, akıllı şehirler ve endüstriyel sistemler gibi zaman duyarlı uygulamalarda büyük avantaj sağlamaktadır.

Bu mimaride özellikle Kenar Bilişim (Edge Computing), geleneksel merkezi bulut modellerine alternatif olarak gelişen ve verinin üretildiği noktaya yakın işlenmesini esas alan dağıtık bir bilişim yaklaşımıdır. Bu modelde, veriler merkezi veri merkezlerine iletilmeden önce yerel cihazlar ya da kenar sunucular üzerinde işlenmekte, böylece veri iletim süresi önemli

ölçüde kısaltılmaktadır. Bu yaklaşım, gecikme sürelerini azaltmanın yanı sıra bant genişliğini daha verimli kullanmakta ve veri gizliliğini artırmaktadır. Özellikle otonom araçlar, akıllı şehir altyapıları, sağlık sistemleri ve endüstriyel otomasyon gibi gerçek zamanlı işlem gerektiren uygulama alanlarında, hızlı ve yerinde karar alma ihtiyacını karşılaması açısından öne çıkmaktadır. Buna karşın, kenar bilişim mimarilerinin uygulanmasında kaynak sınırlamaları, sistem senkronizasyonu ve güvenlik gibi çeşitli teknik zorluklar söz konusu olabilmektedir. Tüm bu sınırlamalara rağmen, dağıtık yapısı ve yerelleştirilmiş işlem gücü sayesinde kenar bilişim; hız, esneklik ve güvenilirlik açısından modern bilişim altyapılarında giderek daha fazla benimsenen yenilikçi bir paradigma olarak değerlendirilmektedir(Tirupatamma vd. 2024).

Sis Bilişim (Fog Computing) ise bu yapı içinde, bulut bilişimde karşılaşılan gecikme, bant genişliği yetersizliği ve güvenlik sorunlarına çözüm sunmak amacıyla geliştirilmiş dağıtık bir bilişim modelidir. Bu yaklaşımda veriler, buluta gönderilmeden önce uç cihazlara yakın konumlandırılan sis düğümleri aracılığıyla işlenir ve filtelenir. Böylece ağ trafiği azalırken, işlem süreleri kısalır ve veri güvenliği artar. Dağıtık yapısının getirdiği esneklikle birlikte, fiziksel güvenlik eksiklikleri ve veri gizliliği gibi konularda yeni güvenlik önlemleri gerektirmektedir. Bu nedenle sis bilişim sistemlerinde, veri iletim sürecinde kriptografik yöntemlerin etkin biçimde kullanılması gereklidir. Bu bağlamda sis bilişim, veri işleme kapasitesini merkezin ötesine taşıyarak, gerçek zamanlı ve güvenli çözümler geliştirmeye yönelik önemli bir alternatif sunmaktadır (Verma vd. 2023).

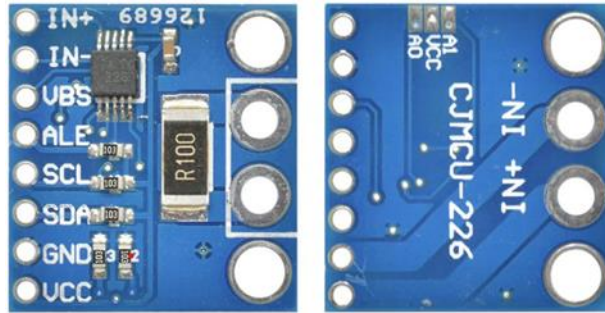
Mimarinin en üst kısmında yer alan bulut bilişim, bilgi işlem kaynaklarının ve hizmetlerinin internet üzerinden isteğe bağlı olarak sunulmasını sağlayan modern bir teknolojidir. Kullanıcılar, kendi donanımlarına ihtiyaç duymaksızın veri depolama, yazılım kullanımı ve işlem gücü gibi hizmetlere uzaktan erişim sağlayabilir. Esnek yapısı, ölçeklenebilirliği ve maliyet avantajları sayesinde bireylerden büyük ölçekli kurumlara kadar geniş bir kullanım alanı bulmuştur. Bu model, yalnızca veri barındırma değil; aynı zamanda dijital dönüşüm, uygulama geliştirme ve büyük veri analizi gibi çeşitli alanlarda etkin çözümler sunmaktadır. Öte yandan, zaman hassasiyeti yüksek ve hızlı işlem gerektiren uygulamalarda, kenar bilişim mimarisi giderek daha çok tercih edilmektedir. Verilerin kullanıcıya yakın noktalarda işlenmesini esas alan bu yaklaşım, ağ üzerindeki veri iletim süresini kısaltarak sistem yanıt hızını artırmakta ve ağ üzerindeki yükü hafifletmektedir. Bu sayede merkezi bulut altyapısına olan bağımlılık azalırken, daha hızlı ve yerelleştirilmiş hizmet sunumu mümkün hâle gelmektedir (Asghari vd. 2024).

Tablo 2. Kenar, Sis ve Bulut Bilişim Karşılaştırma

Özellik	Kenar Bilişim (Edge)	Sis Bilişim (Fog)	Bulut Bilişim (Cloud)
Gecikme	Çok Düşük	Orta	Yüksek
İşlem Gücü	Düşük – Orta	Orta	Yüksek
Donanım Konumu	Sensör/cihaz başı	Ağ geçitleri	Uzaktaki veri merkezleri
Güvenlik	Yüksek (yerel)	Orta	Düşük – riskli
Kullanım Alanı	Gerçek zamanlı sistemler	Filtreleme, ara işleme	Büyük veri, makine öğrenimi

Yukarıdaki Tablo 2’de, Kenar Bilişim (Edge), Sis Bilişim (Fog) ve Bulut Bilişim (Cloud) yaklaşımlarını temel özellikler açısından karşılaştırmalı olarak özetlemektedir. Gecikme açısından Kenar Bilişim en düşük gecikmeyi sağlarken, Bulut Bilişim yüksek gecikme nedeniyle gerçek zamanlı uygulamalarda sınırlı kalmaktadır. İşlem gücü bakımından Bulut Bilişim üstünlük sağlarken, Kenar ve Sis Bilişim sınırlı kaynaklarla çalışmaktadır. Donanım konumları farklıdır: Kenar Bilişim cihaz başında, Sis Bilişim ağ geçitlerinde, Bulut Bilişim ise uzak veri merkezlerinde işlem yapar. Güvenlik açısından en yüksek seviye yerel işleme izin veren Kenar Bilişimde sağlanırken, Bulut Bilişim genellikle daha riskli kabul edilir. Kullanım alanları da bu farklara göre şekillenmekte; Kenar Bilişim gerçek zamanlı sistemlerde, Sis Bilişim ara işleme gerektiren yapılarda, Bulut Bilişim ise büyük veri ve yapay zeka uygulamalarında tercih edilmektedir.

Deney Materyalleri

**Şekil 5.** INA226 güç izleme modülü

Şekil 5'te, veriler gönderici kenar cihazdan alıcı kenar cihaza iletilirken tüketilen gücü izleyebilmek amacıyla INA226 güç ve akım izleme modülü kullanılmıştır. Bu sensör, bir shunt (şönt) direnci üzerinden geçen gerilim düşüşünü ölçer. Bu gerilim düşüşünden yararlanarak akım hesaplanır. Ölçümler, sensörün içinde bulunan 16-bit ADC (Analog-Dijital Çevirici) tarafından dijital veriye dönüştürülür. Arduino veya başka bir mikrodenetleyici ile I2C

haberleşmesi üzerinden bağlanarak elektriksel güç tüketiminin analiz edilmesine olanak sağlar (Hoss vd. 2019).

$$V_{shunt} = IxR_{shunt} \quad (2)$$

Formül(2), bir devredeki shunt(paralel direnç) üzerindeki gerilimi hesaplama için kullanılır. INA226, shunt direncini doğrudan ölçer.

$$I = \frac{V_{shunt}}{R_{shunt}} \quad (3)$$

Sensör, ölçtüğü gerilim düşüşünden akımı yukarıda ki formül (3) ile hesaplar.



Şekil 6. Raspberry ve Arduino uno modülleri

Deneyde kullanılan Raspberry Pi ve Arduino Uno, Şekil 6'da gösterilmiştir. Arduino, açık kaynaklı bir elektronik platformdur. Üzerinde programlanabilir bir mikrodenetleyici bulunan bir devre kartından oluşur. Arduino, sensörlerden gelen verileri okuyarak bu girdilere göre uygun çıkışlar üretebilir(Kim vd. 2020). Arduino'dan farklı olarak Raspberry Pi, düşük maliyetli, tek kartlı bir bilgisayardır. Android, Linux ve Windows 10 IoT gibi işletim sistemlerinde çalışabilir. Ekran, klavye ve fare bağlanarak tam teşekküllü bir bilgisayar gibi kullanılabilir. Ayrıca Wi-Fi, Ethernet ve Bluetooth desteği sunmaktadır (Jolles vd. 2021).

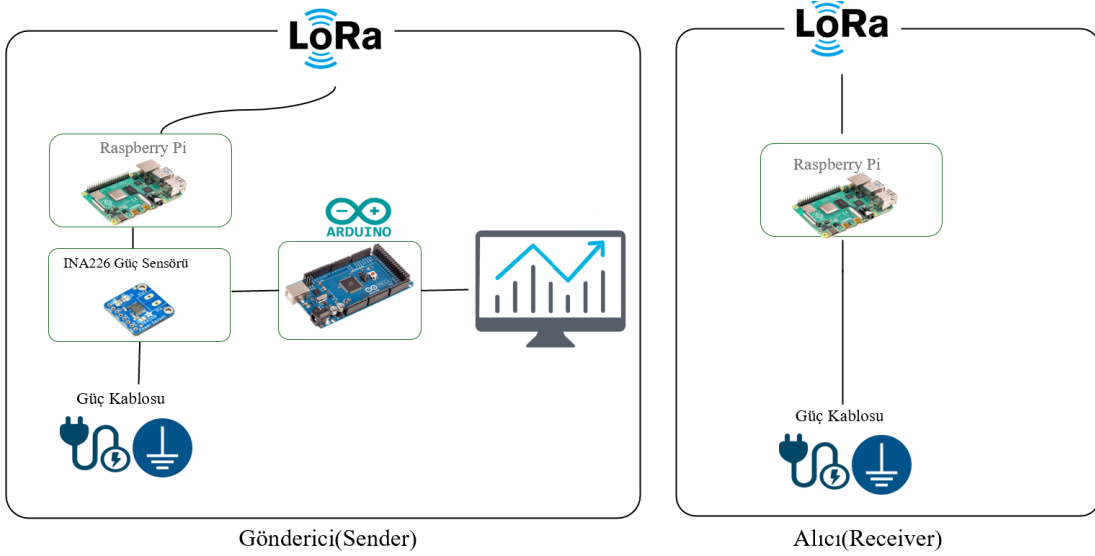


Şekil 7. LoRa kablosun iletişim modülü

Titreşim verilerini bir kenar cihazdan diğerine iletmek için, Şekil 7'de gösterilen LoRa kablosuz iletişim modülü kullanılmıştır. LoRa, uzun menzil, düşük güç tüketimi ve düşük veri hızına sahip bir kablosuz telekomünikasyon sistemidir (Augustin vd. 2016).

Deney Prosedürü

Veri setindeki tüm noktaların ve sadece anormal noktaların iletilmesi sırasında enerji tüketimini belirleyebilmek için gönderici kenar cihaza gelen güç kablosu kesilerek araya INA226 akım ve güç izleme modülü yerleştirilmiştir. Bu modül sayesinde kenar cihazın tükettiği akım gömülü devrenin seri portu üzerinden kayıt edilmiştir. Deney Düzenegi şekil 7'de verilmiştir.



Şekil 8. Deney düzenegi

Şekil 8, deney düzeneginde kullanılan donanımların genel yerleşimini ve uçtan uca veri iletim akışını göstermektedir. Gönderici tarafında, veri üretimi ve iletimi için bir Raspberry Pi ve bir Arduino modülü kullanılmıştır. Raspberry Pi, sistemin kontrolünü sağlar ve enerji tüketimini INA226 sensörü üzerinden gerçek zamanlı akım verilerini toplar. Bu veriler Arduino aracılığıyla işlenerek belirli aralıklarla LoRa modülü üzerinden alıcıya iletilir. Her iki taraf da sabit güç kaynaklarıyla beslenmiştir.

Veriler, uçtan uca iletim sırasında 1,5 saniyelik aralıklarla gönderilmiştir. Bu bekleme süresi, daha kısa aralıklarla gerçekleştirilen denemelere kıyasla iletim güvenliği açısından optimal bulunmuştur. Özellikle 1,5 saniyenin altındaki aralıklarda (ilk senaryoda), TVİ sürecinde veri çakışmaları meydana gelmiş ve bu durum, alıcı tarafta veri bütünlüğünün bozulmasına yol açmıştır. Bu nedenle, 1,5 saniyelik iletim aralığı; çakışmaların önlenmesi, iletim kararlılığının sağlanması ve verilerin anlamlı ve eksiksiz biçimde karşı tarafa ulaşması açısından tercih edilmiştir. Ayrıca bu iletim aralığı, sistemin hem enerji verimliliğini hem de veri bütünlüğünü koruması bakımından en uygun senaryo olarak değerlendirilmiştir. Deney süresince, belirlenen aralık ile birlikte sistem kararlılığında gözle görülür bir iyileşme sağlanmış

ve iletim sırasında paket kayıplarının minimum düzeye indiği gözlemlenmiştir. Bu da, sistemin güvenilirliği açısından kritik bir avantaj olarak öne çıkmaktadır.

Denetimsiz Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Denetimsiz algoritmalar, etiketlenmemiş veriler üzerinde çalışan ve verilerdeki gizli desenleri, yapıları veya gruplamaları kendi başına keşfetmeye çalışan makine öğrenmesi algoritmalarıdır (Naeem vd. 2023).

Isolation Forest(IF), veri noktalarını rastgele seçilen özellikler ve eşiklere bölerek izolasyon ağaçlarını oluşturur. Bir veri noktası x için ağaçlardaki ortalama yol uzunluğu $E[h(x)]$ hesaplanır ve anomali skoru şekilde hesaplanır:

$$s(x, n) = \frac{1}{2 \frac{E[h(x)]}{c(n)}} \quad (4)$$

Formülde(4) $c(n)$, boyutu n olan bir veri kümesi için ortalama yol uzunluğu, m ise ağaçta giren veri sayısıdır. Formül 5'teki gibi hesaplanır.

$$c(m) = \begin{cases} 2H(m-1) - \frac{2(m-1)}{n} & \text{eğer } m > 2 \\ 1 & \text{eğer } m = 2 \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (5)$$

$H(n)$ ise, n 'inci harmonik sayı olup yaklaşık olarak $\ln(n) + \gamma$ (Euler sabiti $\gamma \approx 0.577$ $\gamma \approx 0.577$) ile ifade edilir. Düşük $E[h(x)]$ değerleri, veri noktasının izolasyon ağaçlarında daha kısa yollarla ayrılabilmesini ve dolayısıyla yüksek anomali skoruna ($s(x) \rightarrow 1$) karşılık geldiğini gösterir. Buna karşın, yüksek $E[h(x)]$ değerleri daha uzun izolasyon yolları ile ilişkilidir ve bu da söz konusu veri noktasının normal davranışa ($s(x) \rightarrow 0$) daha yakın olduğunu ifade eder (Lesouple vd. 2021).

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), veri kümesindeki noktaları yoğunluk temelli bir yaklaşımla kümeleyen bir algoritmadır. Her bir veri noktası p için, ϵ yarıçaplı komşuluk bölgesi aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$N_\epsilon(p) = \{q \in D \mid d(p, q) \leq \epsilon\} \quad (6)$$

Formülde(6):

- D , tüm veri kümesini,
- $d(p, q)$, veri noktaları arasındaki mesafeyi (genellikle Öklidyen mesafe),
- ϵ , komşuluk yarıçapını ifade eder.

Bir veri noktası p , komşuluk bölgesindeki nokta sayısı $MinPts$ değerinden büyük ya da eşit ise, çekirdek nokta (core point) olarak kabul edilir. Bu durum aşağıdaki denklemde(7) matematiksel olarak ifade edilir:

$$|N_{\epsilon}(p)| \geq MinPts \quad (7)$$

Bu şart sağlandığında, $MinPts$, bir veri noktasının çekirdek nokta olarak tanımlanabilmesi için sahip olması gereken minimum komşu sayısını temsil eder.

DBSCAN algoritması, doğrudan yoğun bağlılık (*direct density-reachability*) kavramına dayanır. Bir nokta p , bir çekirdek nokta q için doğrudan yoğun bağlıdır, eğer:

$$p \in N_{\epsilon}(q) \quad ve \quad |N_{\epsilon}(q)| \geq MinPts \quad (8)$$

Formülde(8) ki şartları sağlanıyor ise,

Algoritma, çekirdek noktaların doğrudan ya da dolaylı bağlantıları aracılığıyla kümeleri oluşturur. Yoğunluk koşullarını sağlayamayan ve herhangi bir kümeye dahil edilemeyen noktalar ise gürültü (noise) olarak sınıflandırılır. Anomali (gürültü) tespiti ise, bir veri noktasının komşuluk bölgesinde yeterli sayıda nokta bulunmaması durumunda gerçekleştirilir. Bu, aşağıdaki formül(9) ile tanımlanır:

$$|N_{\epsilon}(q)| < MinPts \quad (9)$$

Bu koşul sağlanıyorsa, p noktası anomali olarak kabul edilir. Bu yöntem sayesinde DBSCAN, yoğun veri bölgelerinde kümeler oluştururken, düşük yoğunlukta kalan veri noktalarını da etkili bir biçimde anomali olarak tespit edebilmektedir (Deng vd. 2020).

Makine öğrenmesi modellerinde performans metrikleri

Makine öğrenmesi modellerinin doğruluk düzeyini değerlendirmek için kullanılan başlıca araçlardan biri konfüzyon matrisidir. Konfüzyon matrisi, bir sınıflandırma algoritmasının tahmin ettiği sınıflarla gerçek sınıfların karşılaştırılmasına olanak tanır ve bu sayede modelin nerede başarılı veya hatalı olduğunu somut biçimde ortaya koyar. Matris, dört ana bileşenden oluşur (Yang vd. 2024).

True Positive (TP): Modelin pozitif olarak tahmin ettiği ve gerçekten pozitif olan örneklerdir.

False Negative (FN): Gerçek sınıfı pozitif olan ancak model tarafından negatif olarak tahmin edilen örneklerdir.

False Positive (FP): Gerçek sınıfı negatif olan ancak modelin pozitif olarak tahmin ettiği örneklerdir.

True Negative (TN): Modelin doğru biçimde negatif olarak sınıflandırdığı ve gerçekten negatif olan örneklerdir.

		GERÇEK	
		Pozitif	Negatif
TAHMİN	Pozitif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Şekil 9. Konfüzyon matrisi

Şekil 9’da gösterilen konfüzyon matrisi, ikili sınıflandırma problemlerinde kullanılan temel bir değerlendirme aracıdır. Bu matrisin satırları, gözlemlerin gerçek (actual) sınıflarını; sütunları ise modelin yaptığı tahminleri (predicted) temsil eder. Bu yapı, modelin hangi sınıflarda doğru (TP, TN) ya da hatalı (FP, FN) tahminlerde bulunduğunu sistematik olarak ortaya koyar.

Konfüzyon matrisinde yer alan bu dört temel bileşen; duyarlılık (recall), özgüllük (specificity), doğruluk (accuracy) ve F1 skoru gibi yaygın başarı ölçütlerinin hesaplanmasında doğrudan kullanılır. Böylece yalnızca genel doğruluk oranını değil, aynı zamanda modelin yaptığı hataların doğası ve yönü hakkında da bilgi sunarak, sınıflandırma modelinin güçlü ve zayıf yönlerinin daha kapsamlı ve dengeli biçimde değerlendirilmesine olanak tanır.

Güç Tüketim Analizi

Gerçekleştirilen deneysel çalışmada, kenar bilişim tabanlı bir sistemin güç tüketimi, 0,1 saniyelik aralıklarla yapılan ölçümlerle analiz edilmiştir. Akım verileri INA226 sensörü kullanılarak elde edilmiş, Arduino mikrodenetleyicisi aracılığıyla okunarak doğrudan Excel ortamına kaydedilmiştir. Cihazın sabit 5V DC besleme gerilimi temel alınarak hesaplanmıştır.

Toplamda üç ayrı ölçüm senaryosu değerlendirilmiştir. İlk senaryo, sistemdeki tüm verilerin herhangi bir ön işleme tabi tutulmadan doğrudan iletiildiği Tüm Veri İletimi (TVİ) senaryosudur. İkinci senaryoda, DBSCAN algoritması kullanılarak tespit edilen anormal verilerin gönderimi gerçekleştirilmiştir. Üçüncü senaryo ise, Isolation Forest (IF) algoritması ile belirlenen anomalilerin iletimini kapsamaktadır. Gerçekleştirilen bu üç senaryo,

gerçek bir sistemin çalışma koşulları göz önünde bulundurularak modellenmiş ve karşılaştırılmıştır. Her bir senaryoda, sistemin çalışması süresince veri iletimi eşit sürelerde tamamlanmıştır. Bunun nedeni, anomalilerin tespit edilip yalnızca bu noktaların iletilmiş olmasına rağmen, tüm veri noktalarının kontrol edilerek karar verilmiş olmasıdır. Bu nedenle, verilerin tamamının gönderildiği senaryo ile sadece anomali verilerin gönderildiği senaryolar arasında veri iletim süresi açısından herhangi bir farklılık bulunmamaktadır. Her bir senaryo üç kez tekrarlanarak, toplamda dokuz deney gerçekleştirilmiştir. Deneyler sırasında, sistem başlangıcında ve sonunda birer dakikalık süreyle veri gönderimi yapılmaksızın çalıştırılmış, bu durum da her bir deneyin toplam süresini 2 saat 8 dakika sürmüştür. Deneylerin her birinde, aşağıdaki işlem adımları gerçekleştirilerek enerji analizi yapılmıştır: öncelikle tepe noktaları belirlenmiş, ardından bu noktalardaki tepe akım değerleri tespit edilmiş, bu verilere dayalı olarak anlık güç hesaplamaları yapılmış ve nihayetinde her bir deneyde sistemin tükettiği toplam enerji miktarı hesaplanmıştır.

Veri analiz sürecinde, sinyal içerisindeki ani yükselişleri tespit etmek için MATLAB yazılımında yer alan `findpeaks()` fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon, belirli eşik değerleri temel alarak sinyalde yerel maksimum konumları belirler. Bu tepe noktaları veri gönderim noktalarıdır., sistemin kısa süreli yüksek akım çekişlerini temsil ettiği için özellikle güç ve enerji analizlerinde oldukça kritiktir. Elde edilen bu değerler, enerji hesaplamalarında doğrudan kullanılmak üzere akımın en baskın bileşenlerini tanımlar. Sistemden elde edilen akım verileri miliamper (mA) cinsindedir. Ancak enerji ve güç hesaplamaları, Uluslararası Birim Sistemi'ne (SI) uygun olarak Amper (A) cinsinden yapılmaktadır. Bu nedenle, her bir tepe akım değeri 1000'e bölünerek mA'den A'ye dönüştürülmektedir. Anlık güç hesabı, bir sistemin birim zamanda tükettiği enerji miktarını ifade eder ve sabit gerilim altında çalışan sistemlerde akım ile gerilim çarpımı şeklinde hesaplanmaktadır. Enerji hesaplamalarında ise, anlık güç değerleri sistemin çalıştığı süre ile çarpılarak enerjiye dönüştürülmektedir. Enerji, bir işin gerçekleştirilebilmesi için harcanan güç miktarını temsil eder ve Joule (J) birimiyle ifade edilir. Uygulanan deneylerde, her bir veri gönderimi gerçekte 1,5 saniyede tamamlandığından, ölçülen her bir güç değeri bu sabit zaman aralığı ile çarpılarak, tepe noktalarına karşılık gelen enerji tüketimleri hesaplanmıştır.

Yapılan deneyler sonucunda her bir sistem için toplam enerji tüketimi, belirlenen tüm tepe noktalarına karşılık gelen enerji değerlerinin toplanmasıyla elde edilmiştir. Bu yaklaşım, sistemin kısa süreli enerji tüketimlerini ayrıntılı şekilde değerlendirme imkânı sunmaktadır. İlgili hesaplamalarda kullanılan matematiksel formüller aşağıdaki Tablo 3'de sunulmuştur.

Tablo 3. Enerji Hesaplamasında Kullanılan Formüller

Adımlar	Formül	Açıklama
1.Adım: T epe Akım Hesabı	$I_{peak} = \frac{peak_vals}{1000}$	Akım verileri mA cinsindedir. SI birim sistemine göre A cinsine çevrilir. 1000'e bölünerek dönüşüm yapılır.
2.Adım: Anlık Güç Hesabı	$P = V \times I$	Elektrikteki güç, sistemin anlık olarak harcadığı gücü gösterir. Gerilim (V) ve akım (I) çarpımıdır.
3.Adım: Enerji Hesabı	$E = P \times \Delta t \quad (\Delta t = 1.5 \text{ sn})$	Her bir tepe noktasındaki güç değeri sabit süreyle çarpılarak anlık enerji hesaplanır. Enerji, Joule cinsindedir.
4.Adım: Toplam Enerji	$E_{top} = \sum_{i=1}^n E_i$	Deneyde elde edilen tüm enerji değerinin toplamıdır. n, tepe noktası sayısıdır.

İstatiksel Analiz

Çalışmada, veri iletiminde kullanılan üç farklı yöntemin enerji tüketimine etkisi istatistiksel olarak analiz edilmiştir: DBSCAN ve IF algoritmalarıyla yalnızca anormal verilerin gönderilmesi ve tüm verinin iletilmesi. Her yöntem için üçer deney yapılmış, toplam enerji tüketimleri karşılaştırılmıştır. Tek yönlü varyans analizi (ANOVA – Analysis of Variance) ile gruplar arası farklar incelenmiş, anlamlı sonuçlarda Tukey HSD (Honestly Significant Difference) testi ile hangi gruplar arasında fark olduğu belirlenmiştir. Elde edilen bulgular grafiklerle desteklenerek, enerji verimliliği açısından en uygun yöntemin belirlenmesine katkı sağlanmıştır.

Varyans analizi (ANOVA)

Varyans Analizi (ANOVA), üç veya daha fazla grubun ortalamaları arasında anlamlı bir fark olup olmadığını test etmek amacıyla kullanılan parametrik bir istatistiksel yöntemdir. Bu analiz türünün temel amacı, gruplar arası varyans ile gruplar içi varyansın karşılaştırılması yoluyla gözlemlenen farkların rastlantısal mı yoksa istatistiksel olarak anlamlı mı olduğunu belirlemektir (Henson vd. 2015).

ANOVA, Genel Doğrusal Model (GDM) çerçevesinde ele alınmakta olup, özellikle deneysel çalışmalarda bir ya da daha fazla bağımsız değişkenin (faktörün), bir bağımlı değişken üzerindeki etkilerini değerlendirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak bu yöntemin güvenilir ve geçerli sonuçlar verebilmesi için bazı temel varsayımların sağlanması gerekmektedir. Bu varsayımlar şunlardır:

- (i) Gruplar arası karşılaştırmaların bağımsız olması; yani her bir gözlemin yalnızca bir gruba ait olması ve diğer gözlemlerden etkilenmemesi,
- (ii) Her grubun normal dağılım göstermesi; özellikle küçük örneklem boyutlarında bu koşulun sağlanması, istatistiksel gücü doğrudan etkiler,
- (iii) Tüm grupların eşit varyansa sahip olması (varyans homojenliği); yani gözlem grupları arasında dağılım genişliğinin benzer düzeyde olması (McHung vd. 2011).

Bu varsayımlar karşılandığında, ANOVA yöntemi oldukça güçlü ve geçerli sonuçlar sunabilmektedir. Ancak, bu varsayımlardan biri veya birkaçı ihlal edildiğinde, analiz sonuçlarının güvenilirliği azalabilir. Bu nedenle, varyans homojenliği varsayımının sağlanmadığı durumlarda Welch ANOVA, normallik varsayımının sağlanamadığı durumlarda ise Levene testi gibi alternatif yöntemlerin veya non-parametrik testlerin kullanılması, istatistiksel analizlerin doğruluğunu korumak açısından önem taşımaktadır (Henson vd. 2015).

ANOVA, gruplar arası varyansın gruplar içi varyansa oranını test eder. Bu karşılaştırma, aşağıdaki F-istatistiği formülü(10) ile gerçekleştirilir:

$$F = \frac{\text{Gruplar Arası Ortalama Kare}(MS_{\text{between}})}{\text{Gruplar İçi Ortalama Kare}(MS_{\text{within}})} \quad (10)$$

Burada:

$$MS_{\text{between}} = \frac{SS_{\text{between}}}{df_{\text{between}}} : \text{Gruplar arası ortalama kare}$$

$$MS_{\text{within}} = \frac{SS_{\text{within}}}{df_{\text{within}}} : \text{Gruplar içi ortalama kare}$$

SS: Toplam kareler

df: Serbestlik derecesi

F-istatistiği, varyansların karşılaştırılması yoluyla gruplar arasındaki farkın büyüklüğünü değerlendirmektedir. F değeri ne kadar yüksekse, gruplar arasındaki farkın rastlantısal olma olasılığı o denli düşüktür. İlgili varsayımlar sağlandığında, bu test istatistiği F dağılımına uymaktadır.

$$F \sim f_{k-1, N-k} \quad (11)$$

Formülde(11) k grup sayısını, N ise toplam gözlem sayısını temsil etmektedir.

Çalışmada yalnızca tek bir faktör (veri iletim yöntemi) üzerinden karşılaştırma yapılması ve her faktör düzeyinin (DBSCAN, Isolation Forest, Full) farklı bağımsız örneklem gruplarıyla ölçülmesi nedeniyle, en uygun istatistiksel yaklaşım olarak tek yönlü varyans analizi (one-way ANOVA) tercih edilmiştir. Bu yöntem, faktörün üç düzeyinin bağımlı değişken üzerindeki etkisini karşılaştırmak için yeterli ve geçerli bir çözümleme sunmaktadır.

Tek yönlü varyans analizi

Çalışmada, farklı veri iletim stratejilerinin toplam enerji tüketimi üzerindeki etkilerini karşılaştırmak amacıyla tek yönlü varyans analizi (One-Way ANOVA) kullanılmıştır. Analiz kapsamında aşağıda tanımlanan üç farklı yaklaşım değerlendirilmiştir:

DBSCAN algoritması: Anormal veri noktalarını saptayıp yalnızca bunları iletmeye yönelik bir yöntem,

IF algoritması: Anomali tespiti amacıyla ağaç tabanlı yapay öğrenme yaklaşımı,

TVi: Hiçbir filtreleme yapılmaksızın tüm verilerin doğrudan iletildiği kontrol durumu.

Bu yöntemlerin karşılaştırılmasıyla, enerji verimliliği açısından en uygun veri iletim stratejisi belirlenmeye çalışılmıştır.

Tukey HSD çoklu karşılaştırma testi

Tip I hata, istatistiksel analizlerde gerçekte doğru olan bir sıfır hipotezinin (H_0) yanlışlıkla reddilmesi durumudur. Yani, aslında gruplar arasında gerçek bir fark bulunmadığı hâlde, analiz sonucu anlamlı bir fark varmış gibi yorum yapılmasıdır. Bu hata, genellikle analizde belirlenen anlamlılık düzeyiyle (α) ilişkilidir ve çoğunlukla %5 (0.05) düzeyinde sınırlandırılır. Ancak araştırmalarda birden fazla grup arasında karşılaştırma yapıldığında, her bir test bağımsız olarak bu hatayı yapma riski taşır. Bu durum, birden fazla testten kaynaklanan birleşik hata oranını artırarak, yanlış pozitif sonuçların ortaya çıkmasına neden olabilir. İşte bu noktada, çoklu karşılaştırmalarda Tip I hata riskini azaltmak için özel testlere ihtiyaç duyulur. Bu testlerden biri olan Tukey'in HSD, varyans analizi (ANOVA) sonrasında uygulanan güçlü bir post-hoc analiz yöntemidir. ANOVA yalnızca gruplar arasında genel bir fark olup olmadığını belirlerken, Tukey HSD testi bu farkın hangi gruplar arasında olduğunu gösterir. Test, tüm olası çiftli grup karşılaştırmaları için güven aralıkları hesaplayarak, bu farkların istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını değerlendirir. En önemlisi, her karşılaştırmada hata oranını kontrol altına alarak, toplamda güvenilir ve geçerli sonuçlar elde edilmesini sağlar. Bu yönüyle, istatistiksel olarak güvenilir sonuçlar sunmak isteyen araştırmacılar tarafından sıklıkla tercih edilmektedir (Nanda vd. 2021).

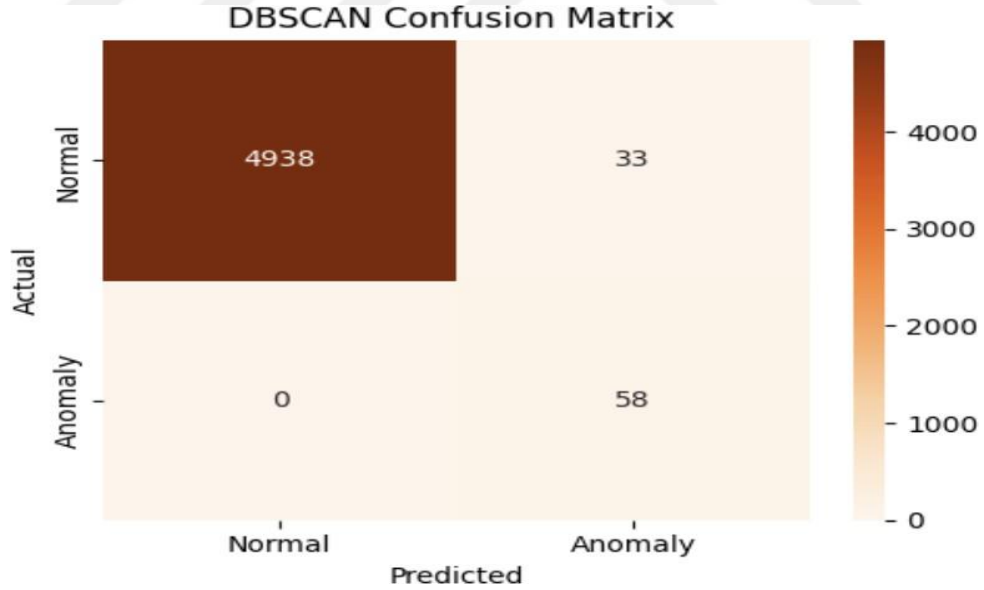
ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Deney Sonuçları

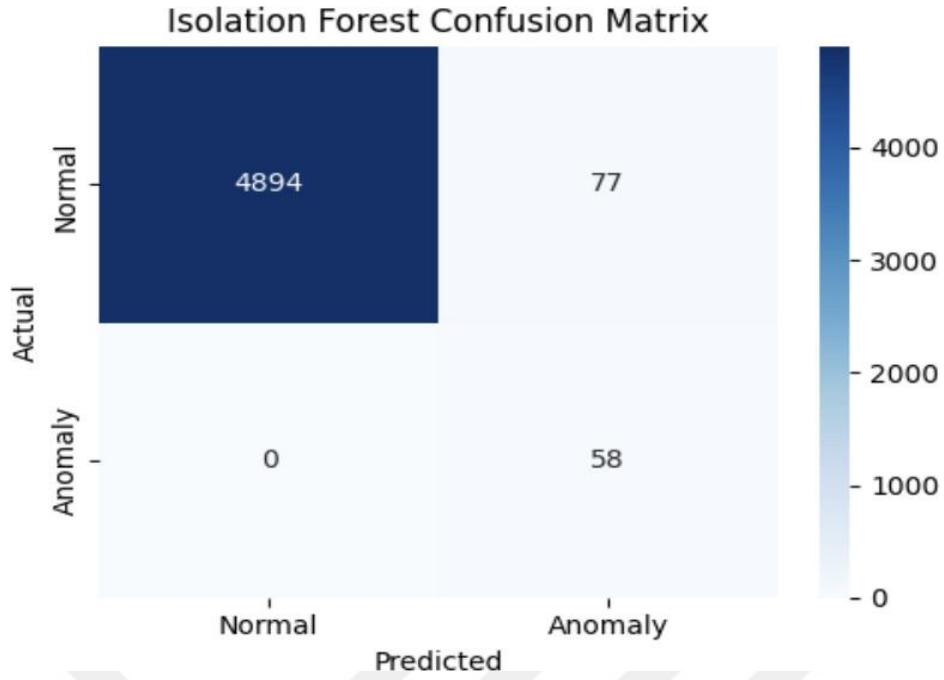
Enerji verimliliğini incelemek amacıyla, farklı veri iletim stratejileri kullanılarak gerçekleştirilen deneylerin sonuçları bu bölümde ele alınmaktadır. Gerçekleştirilen analizlerde, DBSCAN ve IF algoritmaları ile anomalilerin tespit edilerek yalnızca gerekli verilerin iletilmesi ve bu yöntemlerin TVi adlı doğrudan iletim stratejisiyle karşılaştırılması hedeflenmiştir. Uygulanan yöntemlerin performansı, enerji verimliliği açısından karşılaştırmalı olarak incelenmiş ve elde edilen sonuçlar istatistiksel olarak değerlendirilmiştir. Bu değerlere, önerilen yaklaşımların veri iletiminde enerji tüketimini azaltma potansiyelini ortaya koymaktadır.

Anomali tespit sonuçları

Anomali tespitine yönelik modellerin değerlendirilmesinde, konfüzyon matrisleri aracılığıyla elde edilen sınıflandırma hataları; modellerin karar mekanizmalarının güçlü ve zayıf yönlerini ortaya koymada kritik bir rol oynamaktadır.



Şekil 10. DBSCAN konfüzyon matrisi



Şekil 11. Isolation Forest konfüzyon matrisi

Şekil 10 ve Şekil 11’de görsel olarak sunulan konfüzyon matrisleri, DBSCAN ve IF algoritmalarının anomali tespiti performanslarını sayısal ve görsel olarak ortaya koymaktadır. DBSCAN algoritması, normal sınıfa ait toplam 4971 örneğin 4938 tanesini doğru bir şekilde sınıflandırmış ve yalnızca 33 yanlış pozitif üretmiştir. Normal sınıfta elde edilen 1.00 F1-Skoru, verilerin kusursuz bir şekilde tespit edildiğini göstermektedir. Anomali sınıfında ise, toplam 58 anomalinin tamamı doğru bir şekilde yakalanmış ve 0.78 F1-Skoru elde edilmiştir. Elde edilen bu yüksek doğruluk, DBSCAN’in normal verileri neredeyse hatasız bir şekilde ayırt edebildiğini ve aynı zamanda anomali tespitinde kabul edilebilir bir performans sergilediğini göstermektedir. Düşük yanlış pozitif oranı, gereksiz veri iletiminin önüne geçilmesini sağlamak ve kenar cihazlarda enerji verimliliğini desteklemektedir.

İzolasyon Ormanı (IF) algoritması incelendiğinde, normal sınıfa ait toplam 4971 örneğin 4894 tanesini doğru şekilde sınıflandırdığı ve 77 yanlış pozitif ürettiği görülmektedir. Normal sınıfta elde edilen 0.99 F1-Skoru, DBSCAN ile kıyaslandığında hafif bir düşüş göstermektedir. Anomali tespitinde ise farklı bir performans gözlemlenmektedir. IF, anomali sınıfında bulunan 58 örneğin tamamını doğru şekilde tespit ederek 0.60 F1-Skoru elde etmiştir. Anomalilerin eksiksiz bir şekilde tespit edilmesi önemli bir başarı sağlarken, normal sınıftaki yüksek yanlış pozitif oranı, gereksiz yere daha fazla veri iletimi anlamına gelmektedir. Bu durum, özellikle kenar cihazlara gönderilen verinin enerji tüketimini artırmakta ve iletişim maliyetlerini yükseltmektedir.

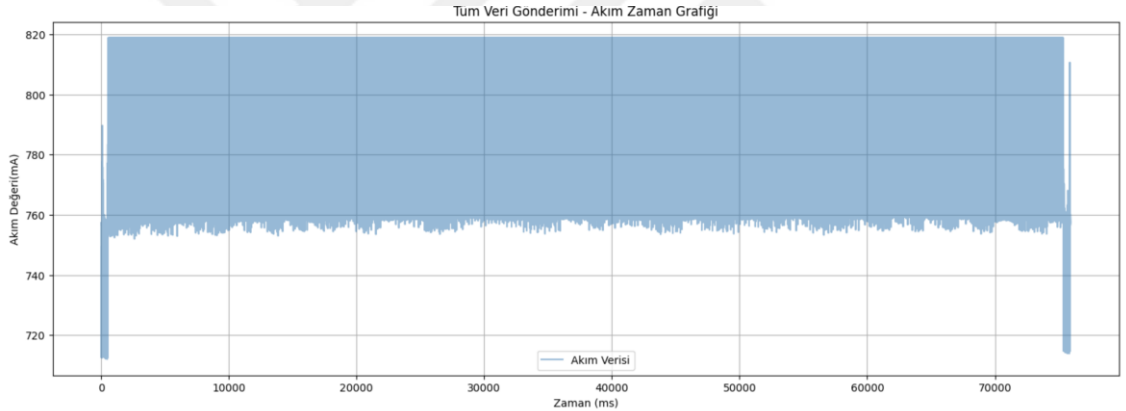
Yapılan analizler sonucunda, DBSCAN ve IF algoritmalarının farklı avantajlara sahip olduğu görülmektedir. DBSCAN, normal verileri yüksek doğrulukla tespit edebilmesi ve düşük

yanlış pozitif üretmesiyle, kenar cihazlara gereksiz veri gönderimini en aza indirmekte ve enerji verimliliğini artırmaktadır. IF ise, anomali tespitinde tam kapsama sağlarken, normal sınıfta daha fazla hata yapmakta ve yanlış pozitif üretimi nedeniyle enerji tüketimini artırmaktadır. Elde edilen bulgular ışığında, enerji verimliliği ve yanlış pozitiflerin azaltılması hedeflendiğinde DBSCAN algoritması daha etkili bir seçenek olarak öne çıkmaktadır. Uygulama gereksinimlerine göre doğru algoritma seçimi, hem enerji verimliliğini artırmakta hem de doğruluk performansını optimize etmektedir.

Güç tüketim sonuçları

Her bir senaryoda (TVİ, IF ve DBSCAN) kaydedilen akım değerleri, kullanılan veri iletim stratejisinin enerji tüketimi üzerindeki etkilerini zamana bağlı olarak ortaya koymaktadır. Grafikler, anomali tespiti yapılan yaklaşımların (IF ve DBSCAN) enerji verimliliğinde sağladığı kazanımları görsel olarak desteklemektedir.

Tüm veri iletimi (TVİ)



Şekil 12. TVİ akım zaman grafiği

Şekil 12'de yer alan grafikte, sistemin çalışması süresince elde edilen tüm akım ölçüm verilerinin zamana bağlı değişimi görselleştirilmiştir. Yatay eksen örnekleme indeksini, dikey eksen ise akım değerlerini (mA cinsinden) ifade etmektedir. Görsel incelendiğinde, sinyalin başlangıç ve bitiş kısımlarında belirgin akım düşüşleri gözlemlenmektedir. Bu düşük değerler, sisteme veri gönderimi başlamadan önce ve veri aktarımı tamamlandıktan sonra sistemin yaklaşık bir dakika süreyle boşa çalıştığı (idle durumda olduğu) zaman dilimlerine karşılık gelmektedir.

Grafik, herhangi bir filtreleme ya da anomali tespiti yöntemi uygulanmaksızın kaydedilmiş ham verileri içermektedir. Bu bağlamda, sınıflandırma algoritmaları ya da sinyal işleme teknikleriyle müdahale edilmeden, sistemin gerçek zamanlı akım davranışı doğrudan analiz edilmiştir. Tüm ölçüm süresi boyunca kaydedilen bu veriler, sistemin hem yük altındaki

hem de bořta alıřma kořullarındaki elektriksel profilini bütünsel olarak ortaya koymaktadır. Deneş üç kez tekrarlanmıřtır. Tablo 2’de ki formüller sırayla hesaplanarak TVİ’deki toplam enerji bulunmuřtur.

1. Adım

$$I_{peak} = \frac{peak_vals}{1000}$$

$$I_{peak} = 0.81881 \text{ A}$$

Gerekleřtirilen üç deneyde de I_{peak} deęeri 0.81881 A olarak gözlemlenmiřtir.

2. Adım

$$P = V \times I$$

$$V = 5$$

$$P_1 = V_1 \times I_1 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_2 = V_2 \times I_2 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_3 = V_3 \times I_3 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

3. Adım

$$E = P \times \Delta t \quad (\Delta t = 1.5 \text{ sn})$$

$$E_1 = P_1 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_2 = P_2 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_3 = P_3 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

4. Adım

$$E_{top} = \sum_{i=1}^n E_i$$

Deneşler sırasında tespit edilen tepe noktalarına dayanarak hesaplanan toplam enerji deęerleri ařaęıda verilmiřtir.

$$E_{top1} = \sum_{i=1}^{5026} E_i = 30.865.02 \text{ j}$$

$$E_{top2} = \sum_{i=1}^{5022} E_i = 30883.46 \text{ j}$$

$$E_{top3} = \sum_{i=1}^{5032} E_i = 30901.88 \text{ j}$$

Watt-Saat Dönüşümü

$$E_{Wh1} = \frac{E_{top1}}{3600} = \frac{30865.02}{3600} = 8.5736 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh2} = \frac{E_{top2}}{3600} = \frac{30883.46}{3600} = 8.5787 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh3} = \frac{E_{top3}}{3600} = \frac{30901.88}{3600} = 8.5839 \text{ Wh}$$

Kilowatt-Saat Dönüşümü

$$E_{kWh1} = \frac{E_{Wh1}}{1000} = \frac{8.5736}{1000} = 0.008573 \text{ kWh}$$

$$E_{kWh2} = \frac{E_{Wh2}}{1000} = \frac{8.5787}{1000} = 0.008578 \text{ kWh}$$

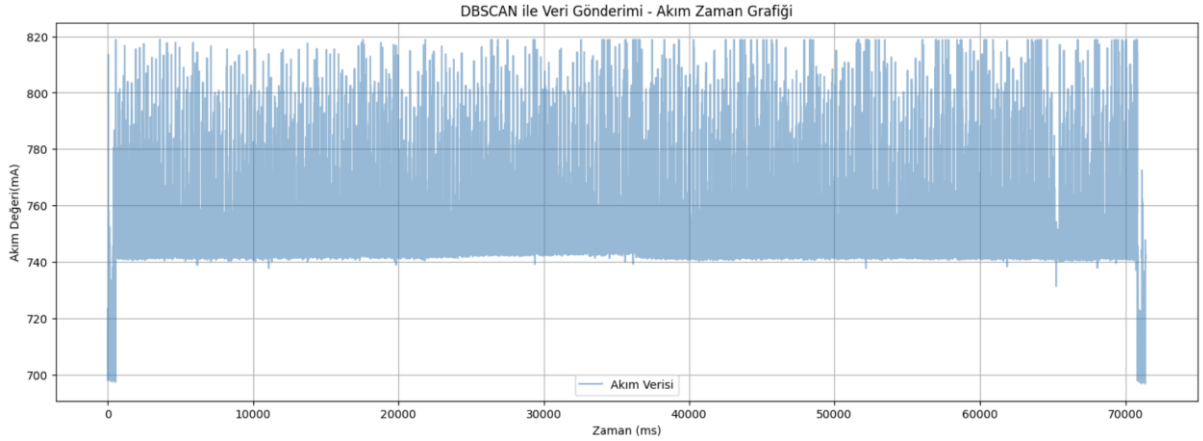
$$E_{kWh3} = \frac{E_{Wh3}}{1000} = \frac{8.5839}{1000} = 0.008583 \text{ kWh}$$

Bu sonuçlar, her bir deneyde tespit edilen tepe noktalarının enerji tüketimine katkılarının ayrı ayrı hesaplanmasıyla elde edilmiştir. Enerji değerleri, ilgili tepe noktalarına ait akım ölçümlerinin sabit gerilim (5V) ve sabit örnekleme süresi (1,5 s) altında hesaplanan güç ile çarpılması yoluyla, Joule cinsinden belirlenmiştir. Hesaplanan bu değerler, daha sonra Watt-saat (Wh) ve kilowatt-saat (kWh) birimlerine dönüştürülerek enerji maliyeti analizlerinde kullanılabilir hale getirilmiştir. Deneyler arasında gözlemlenen küçük farklılıklar ise, sistemin tekrarlanabilirliğini ve ölçüm doğruluğunu göstermektedir. Ayrıntılı hesaplamalar ve sayısal sonuçlar Tablo 4'te sunulmaktadır.

Tablo 4. Tüm Veride Deneysel Güç ve Enerji Hesaplama Sonuçları

Deney	Gerilim (V)	Süre (s)	Tepe Nokta Sayısı	Enerji (J)	Toplam Enerji (J)	Enerji (Wh)	Enerji (kWh)
1	5	1.5	5026	6.1411	30.865,03	8,5736	0,008573
2	5	1.5	5029	6.1411	30.883,47	8,5787	0,008578
3	5	1.5	5032	6.1411	30.901,89	8,5839	0,008583

DBSCAN



Şekil 13. DBSCAN akım-zaman grafiği

Şekil 13’de, yalnızca DBSCAN algoritmasıyla tespit edilen anormal verilerin iletimi sırasında ölçülen akım değerlerinin zamana bağlı değişimini göstermektedir. Grafik, sistemin olağandışı durumlar altındaki enerji tüketim profilini ortaya koymaktadır. Akım değerlerinde gözlemlenen yüksek genlikli ve düzensiz dalgalanmalar, anomalilere özgü işlem yoğunluğundan kaynaklanmaktadır. Başlangıç ve bitiş noktalarındaki düşük akım seviyeleri ise sistemin boşa çalışma durumunu yansıtmaktadır. Herhangi bir filtreleme uygulanmadan oluşturulan bu grafik, DBSCAN algoritmasının anomalileri etkin bir biçimde ayırt edebildiğini göstermekte ve sistemin yalnızca istisnai koşullardaki davranışını analiz etmeye odaklanmaktadır. Çalışmanın güvenilirliğini ve tutarlılığını sağlamak amacıyla deneysel süreçler her biri bağımsız olacak şekilde üç kez tekrarlanmıştır.

DBSCAN algoritması kullanılarak sinyal üzerinde yoğunluk temelli kümeleme işlemi gerçekleştirilmiş ve her bir deneyde tespit edilen tepe noktaları üzerinden enerji hesaplamaları yapılmıştır. Bu kapsamda, Deney-1’de 96, Deney-2’de 93 ve Deney-3’te 95 adet tepe noktası belirlenmiştir. Bu tepe noktaları, sistemin kısa süreli yüksek akım çekimlerini temsil etmekte olup, her biri için ayrı ayrı enerji değerleri hesaplanarak toplam enerji tüketimi elde edilmiştir. Elde edilen bu değerler, sistemin anlık tüketim tepkilerini yansıtmakta ve genel enerji profilini tanımlamada önemli bir rol oynamaktadır.

1.Adım

$$I_{peak} = 0.81881 \text{ A}$$

2. Adım

$$P_1 = V_1 \times I_1 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_2 = V_2 \times I_2 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_3 = V_3 x I_3 = 5 x 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

3. Adım

$$E_1 = P_1 x \Delta t = 4.09405 x 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_2 = P_2 x \Delta t = 4.09405 x 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_3 = P_3 x \Delta t = 4.09405 x 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

4. Adım

Toplamda 96, 93 ve 95 adet tepe noktasının her biri için aynı enerji değeri elde edilmiştir. Böylece:

$$E_{top1} = \sum_{i=1}^{96} E_i = 589.5290 \text{ j}$$

$$E_{top2} = \sum_{i=1}^{93} E_i = 571.1203 \text{ j}$$

$$E_{top3} = \sum_{i=1}^{95} E_i = 583.3751 \text{ j}$$

Watt-Saat Dönüşümü

$$E_{Wh1} = \frac{E_{top1}}{3600} = \frac{589.5290}{3600} = 0.1637 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh2} = \frac{E_{top2}}{3600} = \frac{571.1203}{3600} = 0.1586 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh3} = \frac{E_{top3}}{3600} = \frac{583.3751}{3600} = 0.1620 \text{ Wh}$$

Kilowatt-Saat Dönüşümü

$$E_{kWh1} = \frac{E_{Wh1}}{1000} = \frac{0.1637}{1000} = 1.6375 x 10^{-4} \text{ kWh}$$

$$E_{kWh2} = \frac{E_{Wh2}}{1000} = \frac{0.1586}{1000} = 1.586 x 10^{-4} \text{ kWh}$$

$$E_{kWh3} = \frac{E_{Wh3}}{1000} = \frac{0.1620}{1000} = 1.6200 x 10^{-4} \text{ kWh}$$

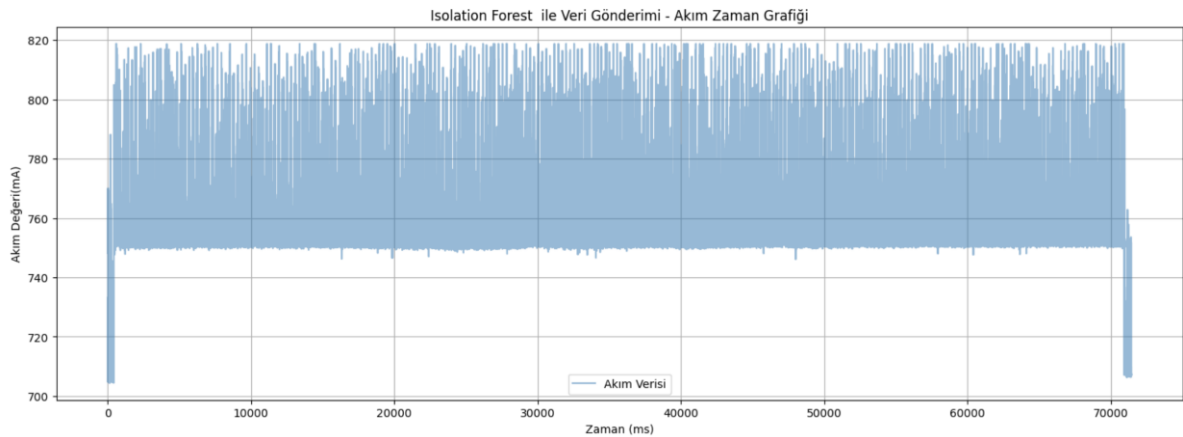
Aşağıda sunulan tabloda, DBSCAN algoritması kullanılarak gerçekleştirilen üç farklı deneyde ait enerji analizine ilişkin sonuçlar yer almaktadır. Her bir deneyde, yoğunluk temelli kümeleme yöntemiyle belirlenen tepe noktaları sistemin kısa süreli yüksek akım çekimlerini temsil etmekte olup, bu noktalar üzerinden yapılan hesaplamalarla enerji tüketimi ayrıntılı biçimde değerlendirilmiştir. Hesaplamalarda, her bir tepe noktasına karşılık gelen akım değerleri sabit gerilim ve zaman aralığı altında güç değerlerine dönüştürülmüş; ardından bu güçlerin zamanla çarpımı yoluyla Joule cinsinden enerji miktarları elde edilmiştir.

Tablo 5. DBSCAN Deneysel Enerji Hesaplamaları

Deney	Gerilim (V)	Süre (s)	Tepe Nokta Sayısı	Enerji (J)	Toplam Enerji (J)	Enerji (Wh)	Enerji (kWh)
1	5	1.5 s	96	6.1411 J	589.529 j	0.1638 Wh	0.00016376 kWh
2	5	1.5 s	93	6.1411 J	571.1203 j	0.1586 Wh	0.00015864 kWh
3	5	1.5 s	95	6.1411 J	583.3751 j	0.1620 Wh	0.00016205 kWh

Tablo 5'te ki elde edilen enerji değerleri ayrıca Watt-saat (Wh) ve kilowatt-saat (kWh) birimlerine dönüştürülerek sunulmuş; böylece sistemin enerji tüketim karakteristiği hem mikroskobik hem de makroskobik düzeyde incelenebilir hâle getirilmiştir.

Isolation Forest Algoritması analizi



Şekil 14. Isolation Forest akım zaman grafiği

Şekil 14'de, Isolation Forest algoritmasıyla tespit edilen anormal verilerin iletimi sırasında kaydedilen akım değerlerinin zamana bağlı değişimini göstermektedir. Grafik, yalnızca izole edilmiş sapma anlarına ait enerji tüketim profilini yansıtmaktadır. Ani dalgalanmalar ve akım sıçramaları, sistemin olağandışı durumlara verdiği tepkileri ortaya

koymaktadır. Deneysel doğruluğu sağlamak amacıyla ölçümler her biri bağımsız olacak şekilde üç kez tekrarlanmıştır.

1. Adım

$$I_{peak} = 0.81881 \text{ A}$$

2. Adım

$$V = 5$$

$$P_1 = V_1 \times I_1 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_2 = V_2 \times I_2 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

$$P_3 = V_3 \times I_3 = 5 \times 0.81881 = 4.09405 \text{ Watt}$$

3. Adım

$$E_1 = P_1 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_2 = P_2 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

$$E_3 = P_3 \times \Delta t = 4.09405 \times 1.5 = 6.141075 \text{ j}$$

4. Adım

Toplamda 137, 131 ve 135 adet tepe noktasının her biri için aynı enerji değeri elde edilmiştir. Böylece:

$$E_{top1} = \sum_{i=1}^{137} E_i = 841.3029 \text{ j}$$

$$E_{top2} = \sum_{i=1}^{131} E_i = 804.4808 \text{ j}$$

$$E_{top3} = \sum_{i=1}^{135} E_i = 839.0451 \text{ j}$$

Watt-Saat Dönüşümü

$$E_{Wh1} = \frac{E_{top1}}{3600} = \frac{841.3029}{3600} = 0.2337 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh2} = \frac{E_{top2}}{3600} = \frac{804.4808}{3600} = 0.2234 \text{ Wh}$$

$$E_{Wh3} = \frac{E_{top3}}{3600} = \frac{839.0451}{3600} = 0.2302 \text{ Wh}$$

Kilowatt-Saat Dönüşümü

$$E_{kWh1} = \frac{E_{Wh1}}{1000} = \frac{0.2337}{1000} = 0.0002387 \text{ kWh}$$

$$E_{kWh2} = \frac{E_{Wh2}}{1000} = \frac{0.2234}{1000} = 0.0002234 \text{ kWh}$$

$$E_{kWh3} = \frac{E_{Wh3}}{1000} = \frac{0.2302}{1000} = 0.0002337 \text{ kWh}$$

Aşağıda sunulan Tablo 6'da , Isolation Forest algoritması kullanılarak yürütülen üç bağımsız deneye ait enerji hesaplama sonuçları yer almaktadır. Bu algoritma, istisnai ve seyrek örnekleri izole etme prensibine dayanarak anormal veri noktalarını belirlemekte ve sistemin sıra dışı akım tüketim anlarını tespit etmektedir. Her bir deneyde tespit edilen tepe noktaları, sistemin yüksek enerji tüketimi gösterdiği kısa süreli anomalilere karşılık gelmektedir. Bu noktalar dikkate alınarak yapılan hesaplamalarla, sistemin anlık güç gereksinimi sabit gerilim altında değerlendirilmiş ve toplam enerji tüketimi Joule (J), Watt-saat (Wh) ve kilowatt-saat (kWh) cinsinden sunulmuştur. Böylece, sistemin yalnızca izole edilmiş anomaliler altındaki enerji davranışı ayrıntılı biçimde analiz edilebilir hâle getirilmiştir.

Tablo 6. Isolation Forest Enerji Hesaplama Sonuçları

Deney	Gerilim (V)	Süre (s)	Tepe Nokta Sayısı	Enerji (J)	Toplam Enerji (J)	Enerji (Wh)	Enerji (kWh)
1	5	1.5	137	6.1411	841,3029	0,2337	0,0002337
2	5	1.5	131	6.1411	804,3509	0,2234	0,0002234
3	5	1.5	135	6.1411	828,9586	0,2303	0,0002303

İstatiksel analiz sonuçları

Enerji tüketim değerleri üzerinde veri iletim stratejilerinin etkisini istatistiksel olarak değerlendirebilmek için tek yönlü ANOVA testi uygulanmıştır. Gruplar arasında anlamlı farklılıkların bulunduğu durumlarda, bu farkların hangi stratejiler arasında ortaya çıktığını belirlemek amacıyla Tukey HSD çoklu karşılaştırma yöntemi kullanılmıştır.

Tek yönlü anova sonuçları

Her bir yöntemle üç bağımsız deney yürütülmüş ve elde edilen toplam enerji tüketimi değerleri joule cinsinden kaydedilmiştir. Deneysel gözlemler aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 7. Yöntemlere Göre Ortalama Enerji Tüketimi

Veri Yöntemi	İşleme	Voltaj(V)	Süre(s)	Ortalama Enerji (J)	Toplam Ortalama Enerji j	Ortalama Enerji (Wh)	Ortalama Enerji (kWh)
TVi		5	1.5 s	6.141	30.883,463	8,579	0,008579
IF		5	1.5 s	6.141	824,871	0,229	0,000229
DBSCAN		5	1.5 s	6.141	581,341	0,161	0,000161

Tablo 7'de ki veriler ışığında, enerji tüketim düzeyleri arasında anlamlı bir fark olup olmadığını test edebilmek için aşağıdaki hipotez yapısı benimsenmiştir

H₀ (Null Hypothesis): Grupların ortalama enerji tüketimleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark yoktur; yani tüm yöntemlerin ortalama enerji tüketimleri birbirine eşittir.

$$\mu_{DBSCAN} = \mu_{IF} = \mu_{TVi}$$

H₁ (Alternatif Hipotez): En az bir grubun ortalama enerji tüketimi, diğerlerinden istatistiksel olarak anlamlı düzeyde farklıdır.

$$\exists i, j \text{ için } \mu_i \neq \mu_j$$

Tek yönlü ANOVA analizi sonucunda elde edilen istatistiksel değerler aşağıda sunulmuştur:

$$F(2, 6) = 3.49725057 \times 10^6$$

$$p < 0.001 (p = 6.31 \times 10^{-19})$$

Formül (11)'de kullanılan F-istatistiği için testin serbestlik dereceleri, 2 (gruplar arası) ve 6 (gruplar içi) olarak belirlenmiştir. Elde edilen bulgular, özellikle TVİ yönteminin diğer yöntemlere göre çok daha yüksek bir enerji tüketimiyle sonuçlandığını açıkça göstermektedir. Bunun temel nedeni, tüm verilerin hiçbir ayıklama yapılmadan doğrudan iletilmesidir. Bu yaklaşım, enerji açısından son derece maliyetlidir. p-değerinin 0.05 anlamlılık düzeyinin oldukça altında olması, H₀ hipotezinin reddedilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Bu da, değerlendirilen yöntemler arasında enerji tüketimi açısından istatistiksel olarak anlamlı farklar bulunduğunu doğrulamaktadır.

Öte yandan, DBSCAN ve IF gibi anomali tabanlı algoritmalar yalnızca olağandışı veri noktalarını ilettikleri için, toplam enerji tüketiminde anlamlı düzeyde bir azalma sağlamışlardır. Bu durum, anomali tabanlı veri iletim yöntemlerinin enerji verimliliği açısından etkili bir strateji sunduğunu göstermektedir.

Bununla birlikte, ANOVA yalnızca gruplar arasında genel anlamlı farklılıkların olup olmadığını belirler. Ancak farkın hangi gruplar arasında ortaya çıktığını tespit etmez. Bu

nedence, analiz süreci, farkın yönünü belirlemek üzere Tukey HSD çoklu karşılaştırma testi ile sürdürülmüştür

Tukey HSD çoklu karşılaştırma testi

Tek yönlü ANOVA analizinde gruplar arasında anlamlı farklar gözlemlendikten sonra, bu farkların hangi gruplar arasında gerçekleştiğini belirlemek amacıyla Tukey'in HSD (Honestly Significant Difference) testi uygulanmıştır. Bu test, çoklu karşılaştırmalarda tip I hata oranını kontrol altında tutarak güvenilir istatistiksel çıkarımlar yapılmasına olanak tanır. Yapılan analiz sonucunda, üç yöntem arasında yapılan tüm ikili karşılaştırmalarda enerji tüketimi açısından istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar tespit edilmiştir ($\alpha = 0.05$)

Aşağıda yer alan Tablo 8'de, yöntem çiftleri arasındaki ortalama farkları, anlamlılık düzeylerini (p-değeri) ve %95 güven aralıklarını sunmaktadır

Tablo 8. Yöntemlere Göre Enerji ve Anlamlılık Analizi

Karşılaştırılan Gruplar	Ortalama Fark (J)	%95 GA Alt Sınır	%95 GA Üst Sınır	p-değeri	Anlamlılık
IF- DBSCAN	240,27	119,95	360,59	< 0.001	Evet
TVİ-DBSCAN	30.299,30	30.179,07	30.419,71	< 0.001	Evet
TVİ – IF	30.059,11	29.938,79	30.179,43	< 0.001	Evet

Yapılan tek yönlü varyans analizi (ANOVA) sonrasında uygulanan Tukey HSD testi, üç veri iletim yönteminin enerji tüketimi açısından anlamlı farklar içerdiğini göstermiştir. Tüm yöntem çiftleri arasındaki karşılaştırmalarda p-değeri < 0.001 düzeyindedir; bu da farkların istatistiksel olarak anlamlı olduğunu gösterir. TVİ yöntemi ile DBSCAN ve IF arasındaki ortalama farklar sırasıyla 30.299,30 J ve 30.059,11 J olarak bulunmuştur. Bu karşılaştırmalara ait %95 güven aralıkları sırasıyla [30.179,07 , 30.419,71] ve [29.938,79 ,30.179,43] olup, sıfır değerini içermemektedir. Bu durum, farkların yalnızca gözleme değil, aynı zamanda istatistiksel olarak da anlamlı olduğunu göstermektedir. Gruplar arasındaki farkın rastlantısal değil, gerçek bir etkiden kaynaklandığı anlaşılmaktadır. Bu sonuç, TVİ yönteminin diğerlerine göre istatistiksel olarak daha fazla enerji tükettiğini ortaya koyar. Bu farkın temel nedeni, TVİ yönteminin verileri herhangi bir işlemde geçirilmeden doğrudan ilemesidir.

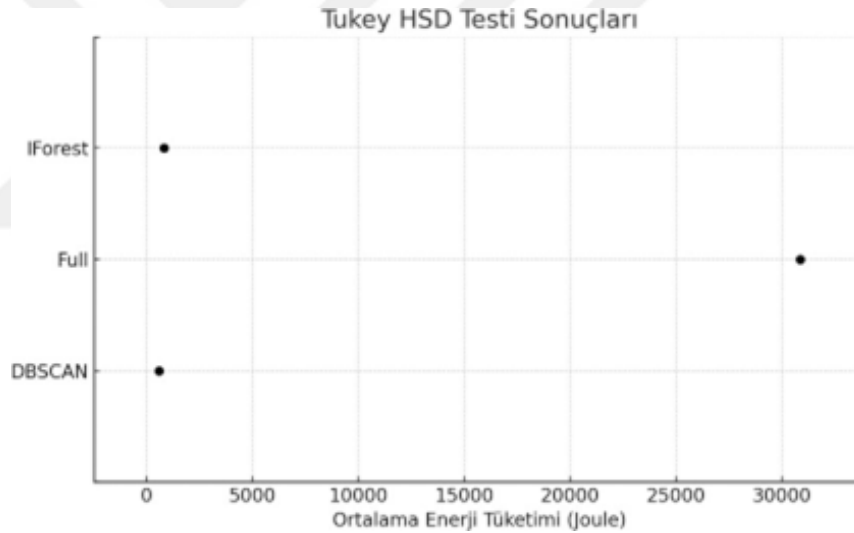
DBSCAN ve IF arasındaki fark daha küçük olsa da (240.27 J), bu fark da anlamlıdır, çünkü güven aralığı sıfırdan uzak olup [119.95 , 360.59] şeklindedir. Sonuç olarak, DBSCAN algoritması enerji açısından en verimli yöntem olarak öne çıkarken, TVİ yöntemi en fazla enerji tüketen seçenek olmuştur. Enerji tasarrufunun önemli olduğu sistemlerde, verileri filtreleyen ve

yalnızca gerekli olanları ileten algoritmaların özellikle de DBSCAN'in kullanılması öneri önerilir.

Çalışma, güncel literatürde sıkça değinilen ancak uygulamalı olarak ele alınmayan bir boşluğu doldurmaktadır. DBSCAN ve Isolation Forest algoritmaları sistem üzerinde gerçek zamanlı olarak çalıştırılmamış, önceden işlenmiş veriler üzerinde çevrimdışı olarak uygulanmıştır. Tespit edilen anormal örnekler daha sonra LoRa modülü aracılığıyla iletilmiş ve enerji ölçümleri yalnızca bu iletim sürecine odaklanarak gerçekleştirilmiştir. Enerji verimliliği yalnızca nitel olarak değil, istatistiksel olarak (ANOVA ve Tukey HSD testleri ile) nicel biçimde ortaya konmuştur. Ayrıca literatürde yaygın olarak simülasyon temelli analizlere başvurulurken, bu çalışmada gerçek zamanlı bir kenar mimarisi (Raspberry Pi, Arduino ve LoRa modülleriyle oluşturulan donanım altyapısı) üzerinde deneysel ölçümler gerçekleştirilmiş ve veri iletim senaryoları enerji bakımından uçtan uca değerlendirilmiştir. Bu yönüyle çalışma, IoT ve edge bilişim literatüründe karar destekli veri iletimiyle enerji kazanımı temasına uygulamalı ve istatistiksel düzeyde özgün bir katkı sunmaktadır.

SONUÇLAR

Bulut ve kenar bilişim mimarilerinin yaygınlaştığı sistemlerde, veri üretim hızının artması enerji verimliliği açısından yeni çözümlerin geliştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, kablosuz algılayıcı ağlar (WSN) üzerinde çalışan sistemlerin yalnızca güvenilir değil, aynı zamanda düşük enerji tüketimli veri iletim stratejileriyle desteklenmesi kritik bir gereklilik haline gelmiştir. Çalışmada, farklı veri iletim yöntemlerinin enerji tüketimine olan etkisi deneysel olarak incelenmiş; özellikle anomali tabanlı veri iletim stratejilerinin bu açıdan sağladığı katkı değerlendirilmiştir. Uygulanan tek yönlü varyans analizi (ANOVA), üç farklı yöntemin enerji tüketiminde anlamlı farklar yarattığını göstermiştir ($F(2, 6) = 3.497.259,57$) Genel farklılığın detaylarını ortaya koymak amacıyla gerçekleştirilen Tukey HSD testi, tüm yöntem çiftleri arasında $p < 0.001$ düzeyinde anlamlı farklar olduğunu ortaya koymuştur.



Şekil 15. Üç yöntemin enerji tüketim profili

Şekil 15'te, üç farklı veri işleme yönteminin ortalama enerji tüketim profilleri görsel olarak karşılaştırılmıştır. Grafik, Tukey HSD testi sonuçlarına dayanmaktadır ve yöntemler arasındaki enerji tüketimi farklarını istatistiksel olarak değerlendirmektedir. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda, DBSCAN ve Isolation Forest (IF) algoritmalarının enerji tüketimleri, Tüm Veri İletimi (TVİ) yöntemine kıyasla belirgin şekilde daha düşük seviyelerde kalmaktadır. Özellikle TVİ yöntemi, tüm verilerin iletilmesine dayandığı için sistem üzerinde ciddi bir enerji yükü oluşturmaktadır. Buna karşılık, DBSCAN ve IF yöntemleri yalnızca anomali olarak belirlenen sınırlı sayıda veri noktasını ilettiğinden, enerji tüketimleri minimum düzeye

indirgenmiştir. Bu farklılık, şekil üzerinde de açık biçimde görülmekte olup, yöntemler arası enerji tasarruf potansiyeli net bir şekilde ortaya konmuştur.

Tablo 9. TVİ Bazlı Veri Azalma Yüzdeleri ve Ortalama Enerji

Yöntem	Gönderilen Veri Sayısı	Veri Azalımı (%)	Ortalama Enerji Tüketimi (J)	Enerji Azalımı (%)
DBSCAN	91	%98.19	580,34	%98.10
IF	135	%97.32	820,57	%97.32
TVİ	5029	%0.00	30.580	%0.00

Tablo 9'da ki bulgulara göre, TVİ (Tüm Verilerin İletimi) yöntemi, ortalama 30,580 J enerji tüketimi ile en fazla enerji harcayan yöntem olmuştur. Bu yüksek değer, sistemin tüm verileri herhangi bir filtreleme veya anomali ayıklama olmadan doğrudan iletmesinden kaynaklanmaktadır. Öte yandan, DBSCAN algoritması yalnızca 91 veriyi ileterek %98.19 oranında veri azaltımı sağlamış ve 580,34 J ortalama enerji tüketimi ile %98.10 oranında enerji tasarrufu elde etmiştir. IF algoritması ise 135 veri iletimiyle %97.32 veri azaltımı gerçekleştirmiş ve 820,57 J enerji tüketimiyle TVİ'ye kıyasla %97.32 enerji tasarrufu elde etmiştir. Bu enerji ve veri azaltım oranlarının tamamı, referans nokta olarak TVİ yöntemi esas alınarak hesaplanmıştır. Özellikle DBSCAN ile TVİ arasındaki ortalama fark 30.299,39 J olup, %95 güven aralığı [30.419,71 , 30.179,07] olarak hesaplanmıştır. Güven aralıklarının sıfırı içermemesi, farkların sadece tesadüfi değil, anlamlı ve gerçek bir etki olduğunu desteklemektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma anomalilere dayalı veri iletim yöntemlerinin enerji verimliliği açısından önemli avantajlar sunduğunu ortaya koymuştur. Özellikle DBSCAN algoritması, yalnızca enerji tüketimini en aza indirmekle kalmamış, aynı zamanda yüksek düzeyde veri azaltımı sağlamış ve sistem kaynaklarının daha etkin kullanımına katkıda bulunmuştur. Bu bağlamda, bulut ve kenar bilişim altyapılarına entegre edilen kablosuz algılayıcı ağ uygulamalarında, DBSCAN gibi seçici ve akıllı iletim stratejilerinin tercih edilmesi, sistem ömrünün uzatılması ve genel verimliliğin artırılması açısından büyük önem taşımaktadır.

KAYNAKÇA

- Asghari, A., & Sohrabi, M. K. (2024). Server placement in mobile cloud computing: A comprehensive survey for edge computing, fog computing and cloudlet. In *Computer Science Review* (Vol. 51). Elsevier Ireland Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2023.100616>
- Augustin, A., Yi, J., Clausen, T., & Townsley, W. M. (2016). A study of Lora: Long range & low power networks for the internet of things. *Sensors (Switzerland)*, 16(9). <https://doi.org/10.3390/s16091466>
- Dai, Y., Sun, S., & Che, L. (2022). Improved DBSCAN-based Data Anomaly Detection Approach for Battery Energy Storage Stations. *Journal of Physics: Conference Series*, 2351(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2351/1/012025>
- de Luis García, E. (2024). Combating Child Sexual Abuse On The Internet: Considerations In The Light Of The Proposal For A Regulation. *Actualidad Juridica Iberoamericana*, 21, 104–129. <https://doi.org/10.13039/501100011033>
- Deng, D. (2020). Research on Anomaly Detection Method Based on DBSCAN Clustering Algorithm. *Proceedings - 2020 5th International Conference on Information Science, Computer Technology and Transportation, ISCTT 2020*, 439–442. <https://doi.org/10.1109/ISCTT51595.2020.00083>
- Dimara, A., Vasilopoulos, V. G., Papaioannou, A., Angelis, S., Kotis, K., Anagnostopoulos, C. N., Krinidis, S., Ioannidis, D., & Tzovaras, D. (2022). Self-Healing of Semantically Interoperable Smart and Prescriptive Edge Devices in IoT. *Applied Sciences 2022, Vol. 12, Page 11650, 12(22)*, 11650. <https://doi.org/10.3390/APP122211650>
- Dimitrievski, A., Filiposka, S., Melero, F. J., Zdravevski, E., Lameski, P., Pires, I. M., Garcia, N. M., Lousado, J. P., & Trajkovik, V. (2021). Rural Healthcare IoT Architecture Based on Low-Energy LoRa. *International Journal of Environmental Research and Public Health 2021, Vol. 18, Page 7660, 18(14)*, 7660. <https://doi.org/10.3390/IJERPH18147660>
- Domański, P. D. (2020). Study on Statistical Outlier Detection and Labelling. *International Journal of Automation and Computing*, 17(6), 788–811. <https://doi.org/10.1007/s11633-020-1243-2>
- Fedorov, D. S., Ivoylov, A. Y., Zhmud, V. A., & Trubin, V. G. (n.d.). *Using of Measuring System MPU6050 for the Determination of the Angular Velocities and Linear Accelerations*.
- Gjoreski, H., Luštrek, M., & Gams, M. (2011a). Accelerometer placement for posture recognition and fall detection. *Proceedings - 2011 7th International Conference on Intelligent Environments, IE 2011*, 47–54. <https://doi.org/10.1109/IE.2011.11>
- Gjoreski, H., Luštrek, M., & Gams, M. (2011b). Accelerometer placement for posture recognition and fall detection. *Proceedings - 2011 7th International Conference on Intelligent Environments, IE 2011*, 47–54. <https://doi.org/10.1109/IE.2011.11>

- Habibzadeh, H., Kaptan, C., Soyata, T., Kantarci, B., & Boukerche, A. (2020). Smart city system design: A comprehensive study of the application and data planes. *ACM Computing Surveys*, 52(2), 41. <https://doi.org/10.1145/3309545;SERIALTOPIC:TOPIC:ACM-PUBTYPE>JOURNAL;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER>
- Hairach, M. L. El, Bellamine, I., & Tmiri, A. (2023). Anomaly Detection in PV Modules: A Comparative Study of DBSCAN, k-means, Isolation Forest, and LOF. *Colloquium in Information Science and Technology, CIST*, 135–139. <https://doi.org/10.1109/CiSt56084.2023.10409931>
- Henson, R. N. (2015). Analysis of Variance (ANOVA). In *Brain Mapping: An Encyclopedic Reference* (Vol. 1, pp. 477–481). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397025-1.00319-5>
- Hoseinpur, F. (2022). *Towards security and resource efficiency in fog computing networks*. <https://lutpub.lut.fi/handle/10024/164847>
- Hoss, M., Westmeier, F., & Akelbein, J.-P. (n.d.). *Low cost high resolution ampere meter for automated power tests for constrained devices*.
- Jolles, J. W. (2021). Broad-scale applications of the Raspberry Pi: A review and guide for biologists. In *Methods in Ecology and Evolution* (Vol. 12, Issue 9, pp. 1562–1579). British Ecological Society. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13652>
- Kannan Kaliyaperumal, S., Arumugam, S., Senthamarai Kannan, K., & Manoj, K. (2015). Labeling Methods for Identifying Outliers. In *International Journal of Statistics and Systems* (Vol. 10, Issue 2). <http://www.ripublication.com>
- Lesouple, J., Baudoin, C., Spigai, M., & Tourneret, J.-Y. (2021). *Pattern Recognition Letters Generalized Isolation Forest for Anomaly Detection*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865521002063>
- Li, Y., Zhou, Z., Xue, X., Zhao, D., & Hung, P. C. K. (2023). Accurate Anomaly Detection with Energy Efficiency in IoT-Edge-Cloud Collaborative Networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 10(19), 16959–16974. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3273542>
- Lu, H. (2025). Evaluating the Performance of SVM, Isolation Forest, and DBSCAN for Anomaly Detection. *ITM Web of Conferences*, 70, 04012. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20257004012>
- Lu, H., He, X., & Zhang, D. (2024). Security-Aware Task Offloading Using Deep Reinforcement Learning in Mobile Edge Computing Systems. *Electronics (Switzerland)*, 13(15). <https://doi.org/10.3390/electronics13152933>
- McHugh, M. L. (2011). Multiple comparison analysis testing in ANOVA. *Biochemia Medica*, 21(3), 203–209.
- Moallemi, A., Burrello, A., Brunelli, D., & Benini, L. (2022). Exploring Scalable, Distributed Real-Time Anomaly Detection for Bridge Health Monitoring. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(18), 17660–17674. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3157532>
- Naeem, S., Ali, A., Anam, S., & Ahmed, M. M. (2023). An Unsupervised Machine Learning Algorithms: Comprehensive Review. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 13(1), 911–921. <https://doi.org/10.12785/ijcds/130172>

- Nanda, A., Mohapatra, Dr. B. B., Mahapatra, A. P. K., Mahapatra, A. P. K., & Mahapatra, A. P. K. (2021). Multiple comparison test by Tukey's honestly significant difference (HSD): Do the confident level control type I error. *International Journal of Statistics and Applied Mathematics*, 6(1), 59–65. <https://doi.org/10.22271/math.2021.v6.i1a.636>
- Nia, A. M., Mozaffari-Kermani, M., Sur-Kolay, S., Raghunathan, A., & Jha, N. K. (2015). Energy-Efficient Long-term Continuous Personal Health Monitoring. *IEEE Transactions on Multi-Scale Computing Systems*, 1(2), 85–98. <https://doi.org/10.1109/TMSCS.2015.2494021>
- Putrada, A. G., Abdurohman, M., Perdana, D., & Nuha, H. H. (2022). Machine Learning Methods in Smart Lighting Toward Achieving User Comfort: A Survey. *IEEE Access*, 10, 45137–45178. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3169765>
- Sahinler, R., Ozturk, C., Karazeybek, B., & Kahraman, B. (2024). Anomaly Detection in Time Series Data Using Unsupervised Machine Learning and Statistical Methods. *Electrical-Electronics and Biomedical Engineering Conference, ELECO 2024 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/ELECO64362.2024.10847072>
- Solano, F., Krause, S., & Wollgens, C. (2022). An Internet-of-Things Enabled Smart System for Wastewater Monitoring. *IEEE Access*, 10, 4666–4685. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3140391>
- Spanos, G., Giannoutakis, K. M., Votis, K., Viano, B., Augusto-Gonzalez, J., Aivatoglou, G., & Tzovaras, D. (2020). A Lightweight Cyber-Security Defense Framework for Smart Homes. *INISTA 2020 - 2020 International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications, Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/INISTA49547.2020.9194689>
- Suresh, V. M., Sidhu, R., Karkare, P., Patil, A., Lei, Z., & Basu, A. (2018). Powering the IoT through embedded machine learning and LoRa. *IEEE World Forum on Internet of Things, WF-IoT 2018 - Proceedings, 2018-January*, 349–354. <https://doi.org/10.1109/WF-IOT.2018.8355177>
- Tay, M., & Şentürk, A. (2022). Kenar, Sis ve Bulut Bilişimin IoT Açısından İncelenmesi. *European Journal of Science and Technology*. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1040133>
- Tirupatamma, N., Anjali, N., Keerthi, V. P. M., Atchi, H. S., & Sammy, F. (2024). An Exploration of Edge Computing: Emergence, Evolution, Challenges, Approaches. *Proceedings - 2024 8th International Conference on Inventive Systems and Control, ICISC 2024*, 19–26. <https://doi.org/10.1109/ICISC62624.2024.00011>
- Utomo, D., & Hsiung, P. A. (2020). A Multitiered Solution for Anomaly Detection in Edge Computing for Smart Meters. *Sensors 2020, Vol. 20, Page 5159, 20(18)*, 5159. <https://doi.org/10.3390/S20185159>
- Verma, S., Joshi, P., Pandey, M. S., Baloni, D., Malav, A., & Mahariya, S. K. (2023). Fog and edge computing: State-of-art, application and challenges in IoT. *AIP Conference Proceedings*, 2771(1). <https://doi.org/10.1063/5.0152441>
- Vinod, V. M., Vijayalakshmi, J., Murugesan, G., Pranesh, S., Santhosh Mari, M., & Sarjun Ahmed, K. (2024). Development of Household Energy Usage Monitoring Smart Meter System Using Lorawan. *10th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2024*, 1705–1708. <https://doi.org/10.1109/ICACCS60874.2024.10717075>
- Vo, T., Dave, P., Bajpai, G., & Kashef, R. (2022). *Edge, Fog, and Cloud Computing : An Overview on Challenges and Applications*. <http://arxiv.org/abs/2211.01863>

- Wu, D., & Liebeherr, J. (2023). A Low-Cost Low-Power LoRa Mesh Network for Large-Scale Environmental Sensing. *IEEE Internet of Things Journal*, 10(19), 16700–16714. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3270237>
- Yang, S., & Berdine, G. (2024). Confusion matrix. *The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles*, 12(53), 75–79. <https://doi.org/10.12746/swrccc.v12i53.1391>
- Yu, P., Xu, Z., Wang, J., & Xu, X. (2025). *The Application of Large Language Models in Recommendation Systems*. <http://arxiv.org/abs/2501.02178>



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı:	Fadime KARADAŞ
Doğum tarihi:	
Doğum Yeri:	
Uyruğu:	
Adres:	
Tel:	
E-mail:	
Eğitim	
Lise:	
Lisans:	
Yüksek lisans:	
Yabancı Dil Bilgisi	
İngilizce:	İ
	-
	-
Üye Olunan Mesleki Kuruluşlar	
Tezden Üretilmiş Yayınlar	