



Face recognition system based on image transmission via LoRa in areas without Internet access

Bilal Babayiğit¹, Fatma Yarlı Doğan^{2*}

¹Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Erciyes University, 38039, Kayseri, Türkiye

²Department of Computer Engineering, Graduate School of Natural and Applied Sciences, Erciyes University, 38039, Kayseri, Türkiye

Highlights:

- Low-power wide-area data transmission technology: LoRa
- Face recognition based on image transfer via LoRa in environments without internet access
- Face recognition and image compression algorithms

Keywords:

- LoRa
- LPWAN
- Internet of things
- ResNet
- Face recognition

Article Info:

Research Article

Received: 10.02.2024

Accepted: 25.12.2024

DOI:

10.17341/gazimmfd.1434752

Acknowledgement:

This research was supported by Erciyes University Scientific Research Projects Coordination Unit (Project Code: FDK-2023-12503)

Correspondence:

Author: Fatma Yarlı Doğan
e-mail: fatmayarlidogan@gmail.com
phone: +90 312 596 4444/8862

Graphical/Tabular Abstract

Transmitting visual data from difficult regions where there is no internet access via the LoRa network poses difficulties due to the large size of the image data and the high energy requirement for transmission. As visualized in Figure A, face detection is first performed through a Raspberry Pi camera module connected to Raspberry Pi. If a foreign face is detected, pixel rounding is first applied to the image and then the image is compressed with the Huffman Compression algorithm and is transmitted to a remote central LoRa. With this study, in order to optimally overcome the difficulties of LoRa in big data transfer, rather than transmitting each image; first, the images are analyzed and the risky results are communicated.

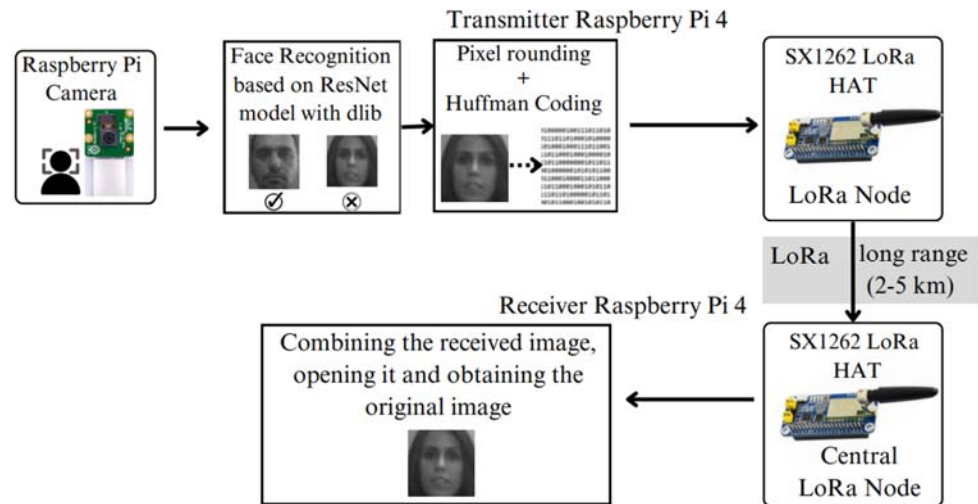


Figure A. Face recognition system based on image transmission via LoRa

Purpose: The aim of the study is to transmit image data, which is one of the most important data regarding environmental monitoring, over long distances with LoRa in environments where there is no internet access. For this purpose, efforts are being made to overcome the difficulties experienced in image transmission with LoRa.

Theory and Methods: In the study, firstly, foreign face detection is performed using the ResNet model based on the dlib library. Pixel rounding is first applied to the detected foreign face area, then it is compressed using the Huffman compression algorithm and transmitted via LoRa. In addition, in the study, image transmission with LoRa was tested in an external environment and the longest transmission distance was determined.

Results: In real experiments, inter-LoRa image transmission was achieved lossless at 2.5 km and with 20% packet loss at 2.9 km. At a distance of 3.3 km, the signal lost and data transmission stopped. According to the results of the study, an image of 43x43 pixels is compressed with the Huffman algorithm after pixel rounding and transferred via LoRa in approximately 14 seconds.

Conclusion: Research results show that it is possible to transmit image data, which has various difficulties in transmission via LoRa, via LoRa by applying pixel rounding and the Huffman compression algorithm. These results are important for environmental monitoring applications that require communication without internet access and over long distances.



Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi

Journal of The Faculty of Engineering
and Architecture of Gazi University

Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

İnternet erişimsiz alanlarda LoRa ile görüntü aktarımına dayanan yüz tanıma sistemi

Bilal Babayiğit¹ , Fatma Yarı Doğan^{2*}

¹Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 38039, Kayseri, Türkiye

²Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, 38039, Kayseri, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Uzun mesafede düşük güçlü veri iletimi teknolojisi: LoRa
- İnternet erişimsiz ortamlarda LoRa ile görüntü aktarımına dayalı yüz tanıma
- Yüz tanıma ve görüntü sıkıştırma algoritmaları

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi

Geliş: 10.02.2024

Kabul: 25.12.2024

DOI:

10.17341/gazimmfd.1434752

Anahtar Kelimeler:

LoRa,
LPWAN,
nesnelerin interneti,
ResNet,
yüz tanıma

ÖZ

Çevre izlemeye yönelik çalışmalarda görüntü verilerinin izlenmesi ve bu amaçla görüntünün belirli bir merkez noktaya aktarımı oldukça önemlidir. Hücresel şebeke kapsama sahası dışında olan coğrafi sahalarda görüntü aktarımı yoluyla çevre izlemenin gerçekleştirilmesi için LoRa ağı kullanılması, görüntü verilerinin boyutunun büyüklüğü ve iletimde fazla enerji gerektirmeleri sebebiyle, zorluklar içermektedir. Bu çalışmada, her görüntünün iletiminden önce görüntülerin analizinin yapıp riskli sonuçların LoRa ile iletilmesi sağlanarak bu zorluğun en verimli şekilde üstesinden gelinmesini amaçlanmıştır. Çalışma, ResNet derin öğrenme modeli ile yüz tanıma yapılarak yabancı yüz tespit edildiğinde, gönderici konumdaki LoRa düğümünün bu veriyi ve yabancı yüz görüntüsünü merkez LoRa düğümüne iletmeye dayalıdır. Görüntü iletilmeden önce piksel yuvarlama tekniği uygulanmakta, ardından Huffman Algoritması ile sıkıştırılarak paketlere bölünmektedir. İletim sonrası paketler birleştirilerek aynı teknikte açılmaktadır. Çalışma, internet erişiminin olmadığı ortamlarda çevre güvenliğinin hem düşük enerji gerektirmesi hem de kilometrelerce uzun mesafelerde haberleşebilmesi yeteneklerine sahip LoRa teknolojisi ile gerçekleştirilmesi açısından önem taşımaktadır. Bu çalışmada, veri kayıplarının tolere edilemediği riskli uygulamalar dışında, LoRa'nın, uzak mesafede internet erişiminin olmadığı alanlarda çevresel güvenlik ve kontrolü sağlamayı amaçlayan çevre izleme araştırmalarında kullanılabileceği, gerçek ortam deneyleri ile de desteklenerek ortaya konulmuştur. Çalışmanın sonuçları, büyük boyutlarından dolayı zorlukları olsa da LoRa ile görüntü iletiminin mümkün olduğunu göstermektedir.

Face recognition system based on image transmission via LoRa in areas without Internet access

H I G H L I G H T S

- Long-distance low-power data transmission technology: LoRa
- Face recognition based on image transfer via LoRa in environments without internet access
- Face recognition and image compression algorithms

Article Info

Research Article

Received: 10.02.2024

Accepted: 25.12.2024

DOI:

10.17341/gazimmfd.1434752

Keywords:

LoRa,
LPWAN,
Internet of things,
ResNet,
face recognition

ABSTRACT

In environmental monitoring studies, monitoring image data and transferring the image to a specific center point for this purpose is very important. Using the LoRa network to perform environmental monitoring through image transmission in geographical areas outside the cellular network coverage area poses difficulties due to the large size of the image data and the high energy requirement for transmission. In this study, rather than transmitting each image; It is aimed to overcome this difficulty in an optimum way by first analyzing the images and transmitting the risky results via LoRa. The study is based on the fact that when a foreign face is detected by performing face recognition with the ResNet model, the LoRa node in the sending position transmits this data and the face image to the central LoRa node. Before the image is transmitted, pixel rounding technique is applied, and then it is compressed with the Huffman Algorithm and divided into packets. After transmission, the packets are combined and opened with the same technique. The study is important in terms of ensuring environmental security in environments where there is no internet access, with LoRa technology, which requires low energy and has the ability to communicate over kilometers long distances. In our study, it has been demonstrated, supported by real environment experiments, that LoRa can be used in environmental monitoring studies aiming to ensure environmental security and control for areas where there is no internet access at long distances, except for risky applications that cannot tolerate data loss. The results of the study show that image transmission with LoRa is possible, although it has difficulties due to its large size.

*Sorumlu Yazar/Yazarlar / *Corresponding Author/Authors : bilalb@erciyes.edu.tr, *fatmayarlidogan@gmail.com / Tel: +90 312 596 4444/8862

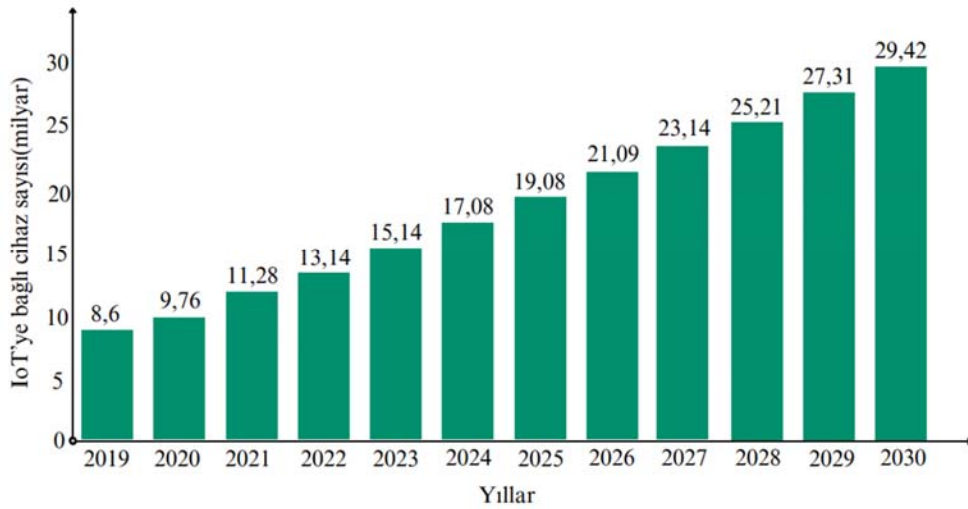
1. Giriş (Introduction)

Nesnelerin interneti (IoT) kavramının hızlı gelişimini sürdürmesiyle, IoT ağına bağlı cihaz sayısı da artmaktadır [1-3]. 2019-2023 yılı arası IoT'ye bağlı cihaz sayıları ve sonraki yıllara dair öngörülen tahmini sayılar, Şekil 1'deki grafikte gösterilmektedir. Bu sayılara göre 2023 yılında 15 milyardan fazla bağlantılı IoT cihazı sayısının, 2030 yılına kadar 29 milyarı aşması beklenmektedir [4, 5]. Bu hızlı gelişim ile birlikte nesnelerin uzun mesafelerde, düşük güçle veri iletimi ihtiyacı ortaya çıkmaya başlamıştır. Akıllı sayaç, akıllı şebekeler gibi hücresel şebeke üzerinden servis verilen mobil haberleşme sistemlerinden bağımsız uygulamalar için pil ömrünün uzaması açısından [6], düşük güç tüketimi sağlayan teknolojilere ihtiyaç duyulmaktadır. Ayrıca düşük güç tüketimi tüm IoT uygulamaları için enerji verimliliği sağlaması açısından önemli bir ihtiyaçtır [7, 8].

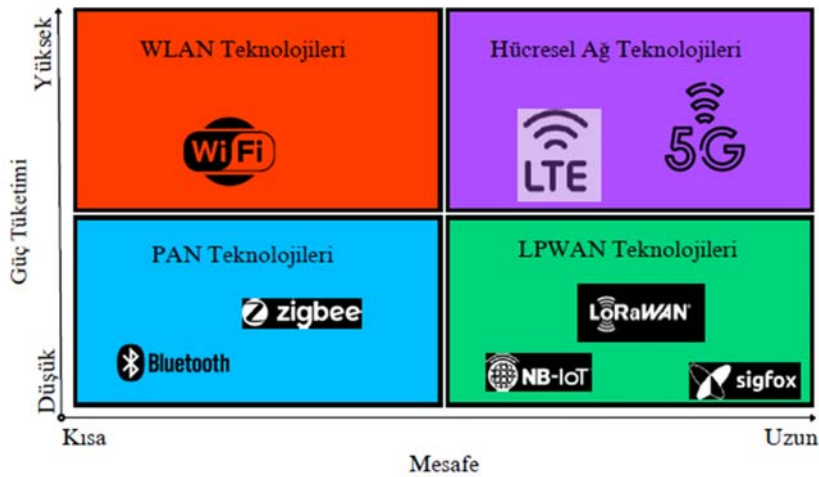
IoT uygulamalarında kullanılan kablosuz ağ teknolojileri, mesafe ve güç tüketimi bazlı olarak Şekil 2'de gösterilmektedir. Bluetooth, Zigbee gibi kablosuz teknolojiler, düşük güç tüketimi sağlarken kısa mesafelerde etkilidir. Wi-Fi teknolojisi de kısa mesafelerde etkilidir, aynı zamanda yüksek güç tüketimi gerektirmektedir. Operatöre bağımlı olarak hizmet alınan mobil haberleşme sistemleri (4G, 5G)

ise uzun iletim menzili ve geniş kapsama alanı sağlamasına karşın servis maliyeti ve yüksek güç tüketimi sebebiyle bütçe ve enerji kısıtlı cihazlar ile gerçekleştirilen IoT uygulamaları için cazip bir seçenek değildir [9]. Tam da bu noktada, IoT teknolojilerinin ihtiyacına yönelik olarak Düşük Güçlü Geniş Alan Ağı (Low Power Wide Area Network-LPWAN) olarak adlandırılan kablosuz ağ teknolojileri ortaya çıkmıştır [10]. Bunlardan bazıları: Narrowband IoT, Long Range (LoRa), Sigfox, eLTE-IoT'dir. Çalışmanın temel konusunu, bu teknolojilerden biri olan LoRa oluşturmaktadır.

Bu çalışmanın amacı; hücresel şebeke kapsama sahası dışındaki coğrafi sahalar (kırsal, dağlık, şehir dışı zorlu konumlar) [11] başta olmak üzere uzun mesafede düşük güç gerektiren tüm uygulama noktalarında, bilgisayarlı görme teknikleri kullanarak yüz tanıma ile yabancı yüz tespiti yapmak, tespit edilen yabancı yüz görüntüsünün LoRa ağı üzerinden merkez LoRa noktasına iletilmesini sağlamaktır. Çalışma senaryosu, "uzak ve erişimi zor alanlarda güvenlik gözetimi" olarak belirlenmiş ve yüz tanıma sistemi kurulan uzak noktalarda, yabancı yüzlerin tespit edilmesi durumlarını ele alacak şekilde tasarlanmıştır. Senaryoda yabancı yüz tespiti gerçekleştiğinde ilk olarak yabancı yüz tespiti bilgisi uzak yönetim merkezine LoRa iletişimi ile bildirilmekte, ardından yabancı yüz görüntüsü, gerekli



Şekil 1. IoT'ye bağlı cihaz sayıları (Number of devices connected to IoT) [4]



Şekil 2. IoT Kablosuz Ağ Teknolojileri (IoT Wireless Network Technologies)

sıkıştırma ve paketleme işlemlerinden geçerek yine LoRa üzerinden merkez LoRa modülüne gönderilmektedir. Bu senaryo, özellikle hücresel şebeke erişiminin olmadığı veya sınırlı olduğu bölgelerde, güvenlik ve izleme sistemlerinin etkinliğini artırmayı hedeflemiştir. Bu çalışmada, düşük veri paketi sınırlandırması ve düşük veri hızı sebebiyle LoRa teknolojisi ile görüntü aktarımının zorluklarının aşılması ve en uygun sürede görüntü aktarımının sağlanabilmesi hedeflenmektedir. Bu hedefler doğrultusunda çalışma gerçek ortamda test edilmiştir.

Makalenin ikinci bölümünde literatürdeki ilgili çalışmalara yer verilmiştir. Üçüncü bölümde ise çalışmanın teknik arka planı sunulmuştur. Dördüncü bölüm olan Materyal ve Metot bölümünde uygulamada kullanılan malzemeler ve tekniklere yer verilmiştir. Beşinci bölümde LoRa görüntü aktarımına dayalı yüz tanıma sistemi deneyleri ile elde edilen bulgular ve bu bulgulara yönelik çıkarımlar sunulmuştur. Son bölüm olan Altıncı bölümde çalışmanın sonuçları özetlenmiş ve gelecek çalışmalara yönelik önerilerde bulunulmuştur.

2. İlgili Çalışmalar (Related Works)

LoRa ile görüntü iletimi çalışmalarından Pham'ın yapmış olduğu çalışmada, paket kaybına toleranslı bir görüntü sıkıştırma tekniği uygulanarak LoRa ile görüntü iletimi üzerine çalışılmıştır [12]. Kirichec vd., ses ve görüntü iletimi üzerine yaptıkları çalışmalarında, görüntü iletiminde JPEG ve JPEG2000 sıkıştırma yöntemlerini kullanmışlardır [13]. Jebriil vd., Malezya'daki Mangrov ormanlarının izlenmesi için görüntü sensörü verilerinin, düğümden düğüme ağ modeli ile LoRa fiziksel katmanı (PHY) üzerinden aktarılması üzerine çalışmışlardır. Çalışma, kameradan alınan görüntülerin, LoRa üzerinden transfer edilebilmesi için hexadecimal olarak şifrelenmesine dayanmaktadır [14]. Fan ve Ding çalışmalarında, kablosuz görsel sensör ağları için topolojinin karmaşıklığı ve ağ kapsama alanının sınırlılıklarının önüne geçilmesi amacıyla; LoRa modülasyon tekniğini kullanarak kamera düğümü, ağ geçidi ve ağ sunucusundan oluşan bir topoloji önermişlerdir. [15]. Pham, LoRa aktarımlarında çarpışmaları azaltmak için bir Carrier Sense mekanizmasının nasıl uyarlanabileceğini araştırdığı çalışmasında hem kısa hem de uzun mesajları işleyebilen, LoRa ağlarına uyarlanmış bir CSMA protokolü önermiştir [16]. Wei vd. çalışması, farklı SF'ler kullanılan birden fazla düğümün kendi aralarında MQTT, uzun mesafede ise LoRa ağı ile veri iletimi yapılmasına dayanmaktadır [17]. Ancak MQTT iletişimi için bir Wi-Fi ağına ihtiyaç duyulmaktadır. Chen vd. çalışmalarında, tarımsal izleme IoT sistemlerinde, LoRa tabanlı görüntü iletimini kolaylaştırmak için Multi-Packet LoRa (MPLR)'yı önermişlerdir. Bir LoRa test yatağı ağı kullanılarak uygulanan çalışmada, Chen vd. iletim süresinin ortalama %24 oranında azaltılabileceği sonucuna ulaşmıştır [18]. Ji vd. çalışmalarında, görüntüyü parçalara bölerek görüntünün yalnızca değiştirilmiş parçasını LoRa ile göndermişlerdir. Böylece Ji vd. görüntü iletiminde gecikme süresini azaltmayı hedeflemişlerdir [19]. Brazhenenko vd., LoRa ile görüntü aktarımında iletilen çıktıların kalitesini, kendi kendine yapılandırmayı ve makine öğrenimi algoritmaları için güvenilir girdi sağlamayı amaçladıkları çalışmalarında, verinin akış algoritması ile herhangi bir şekilde sıkıştırılmasının tüm görüntünün kaybolma olasılığını artırdığı; bu sebeple aktarım sırasındaki veri kayıplarının göze alınması gerektiği sonucuna varmışlardır [20]. Juliando ve Putra, herhangi bir görüntü sıkıştırma veya görüntü işleme tekniği kullanmadan bir resmin doğrudan aktarımının mümkün olup olmadığı üzerine çalışmışlardır. Deney sonuçlarına göre bir görüntünün 858 dakikada iletildiği, bu sebeple görüntü aktarımının LoRa için uygun olmadığı sonucuna varmışlardır [21]. Zinonos vd., üzüm yaprağı görüntülerinin gri tonlamayla boyutunun küçültülüp LoRa ile iletilmesi üzerine çalışmışlardır. Zinonos vd. bir CNN modeli kullanarak kayıplı da olsa iletilen üzüm yaprağı görüntülerinden, hastalık tespiti

gerçekleştirmeye çalışmış, görüntünün %50'si kaybolduğunda bile, üzüm yaprağı hastalıklarının etkin bir şekilde tespit edildiği sonucuna varmıştır [22]. Chaparro B. vd., yazılım tanımlı radyo (SDR) ortamı kullanarak, LoRa modülasyon parametrelerinin araştırılması ve görüntü işleme tekniklerini birleştirdikleri çalışmalarında, görüntüleri LoRa modülasyonu kullanarak taşımak için bir çerçeve sunmuşlardır [23]. Parameswari vd., yaptıkları çalışmada Hindistan cevizi ağacı yapraklarına yapışan beyazsinek tespiti için görüntüyü inceleyerek bir sonuca varan ve sonucu LoRa aracılığı ile LoRa ağ geçidi üzerinden ağ sunucusuna ileten bir uygulama önermişlerdir [24]. Staikopoulos vd. çalışmalarında, görüntü iletimini LoRa ile gerçekleştiren araştırmaları incelemişlerdir [25].

Literatür çalışmalarında kullanılan teknikler, sıkıştırma yöntemleri ve uygulama alanları Tablo 1'de sunulmaktadır.

Literatürdeki çalışmalarda yaşanan en büyük zorluk, noktadan noktaya bağlantıda iki LoRa modülü arasında doğrudan görüntü aktarımıdır. Bunun nedeni LoRa modüllerinin veri aktarım hızlarının sınırlı olması dolayısıyla büyük veri aktarımına uygun olmamasıdır. LoRa teknolojisi kullanılarak görsel veri iletimindeki motivasyon, uzak bir bölgeden transfer edilen görsel verilerin analizi ile görsel hakkında bilgi çıkarımında bulunarak çevre izleme sağlamaktır. Ancak LoRa'nın aktarım sınırlılıkları göz önüne alınırsa, çevre ile ilgili olağan ve olağan olmayan tüm görüntünün iletimindense; önce görüntülerin analizinin yapıp olağan olmayan sonuçların ve görüntülerin iletilmesi, çalışmaya katkı sağlayacaktır. Bu çalışma internet erişimi olmayan uzaktaki bir noktada yüz tanıma gerçekleştirilerek, tespit edilen yabancı yüzlerin merkez bir noktaya LoRa teknolojisi üzerinden iletiminin sağlanması üzerinedir. Literatürdeki çalışmaların büyük bir kısmı sürekli görüntü aktarımına dayanmaktadır. Ancak, görüntü aktarımında kısıtları ve düşük enerji harcama avantajı olan LoRa teknolojisini daha verimli kullanabilmek adına görüntünün, uç düğümden analiz edilip sadece ihtiyaç olan görüntünün iletilmesi daha ideal bir çözüm olacaktır. Bu doğrultuda, bu çalışma ile yerinde analiz sonrası tespit edilen yabancı yüz görüntüsünün LoRa üzerinden en hızlı sürede iletilmesi amaçlanmaktadır.

3. Teknik Arka Plan (Technical Background)

3.1. LoRa (Long Range)

2014 yılında Semtech Corporation tarafından geliştirilen LoRa, Long Range'in kısaltmasıdır ve düşük güçlü geniş alan ağı teknolojisinin önemli bir temsilcisidir [26, 27]. Düşük güç tüketimi, uzun menzil ve düşük maliyetli kablosuz ağ bağlantısı sağlayan LoRa teknolojisi, geniş alanlarda uzun menzil iletişimi sağlamak için Gigahertz altı (sub-GHz) frekans bandında radyo dalgalarını kullanır. Yayılı spektrum modülasyonuna ve verilerin entegre ileri hata düzeltmeli (FEC) cıvıltı yayılı spektruma (CSS) dayanan LoRa bağlantısı, belirli bir zaman aralığında artan veya azalan geniş bant darbelerle kodlanır [28].

LoRa teknolojisi, özellikle IoT cihazlarının pil ömrünün uzun olması ve düşük maliyetli bir bağlantı çözümü olması nedeniyle birçok alanda popülerdir. Örneğin, akıllı şehirlerde; çöp kutularından trafik akışına kadar birçok veri noktasından veriler toplanabilir. Tarım sektöründe; toprak nem ölçümü, hava kalitesi izleme ve hayvanların konumunu izleme gibi uygulamalarda kullanılabilir. Ayrıca endüstriyel IoT, lojistik ve enerji yönetimi, araçtan araca (V2V) iletişim, akıllı şebeke uygulamaları gibi birçok sektör de bu teknolojinin kullanım alanları arasında yer almaktadır [29-32].

LoRa ağı için genellikle; LoRa uç düğümleri, LoRa ağ geçidi, LoRa ağ sunucusu ve uygulama sunucusu katmanlarından oluşan yıldızların

yıldızı ağı kullanılmaktadır. [33]. Ancak LoRa ağ geçidi, uç LoRa'dan aldığı veriyi ağ sunucusuna aktarabilmek için IP tabanlı bir ağ bağlantısına ihtiyaç duymaktadır. Bu ağ modeli, uç düğümlerden alınan verilerin uygulamalara sunulacağı projelerde daha kullanışlı olmaktadır. Böyle bir ihtiyaç olmadığı durumlarda, iki LoRa modülünün noktadan noktaya haberleştirilmesi hem maliyet açısından hem de basit ve düşük gecikmeli bir iletişim olması açısından kullanışlı olmaktadır. Raspberry Pi karta entegre edilmiş LoRa modüllerinin hem alıcı hem verici rolü ile çift yönlü olarak noktadan noktaya iletişim modeli, Şekil 3'te gösterilmiştir.

LoRa modülleri, açık (fiziksel engelsiz) alanlarda 15 km menzilde iletişim kurabilirken kapalı alanlarda 2-5 km menzile sahiptir. Ayrıca düşük güç tüketimi sayesinde cihazlar, kullanım alanlarına da bağlı olmak üzere uzun bir pil ömrüne sahiptirler [32].

LoRa, birçok cihazın tek bir ağa bağlanmasına olanak sağlayan örgü (mesh) topolojisi ile ağ oluşturulmasına izin vermektedir. Örgü topolojisi sayesinde, LoRa ağına kapsama alanı genişletilebilir ve ağa

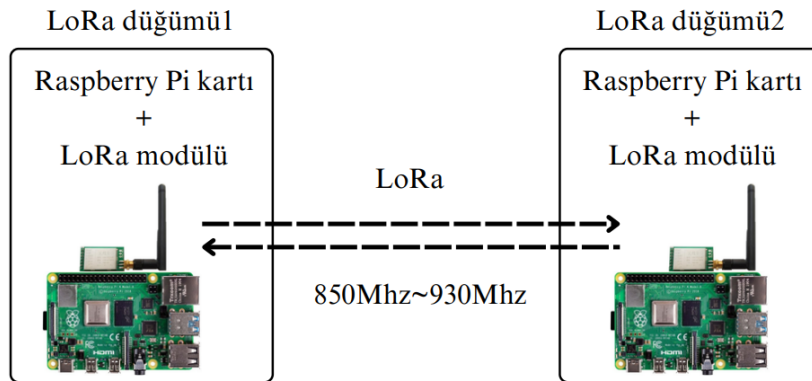
daha fazla cihaz bağlanabilir. LoRa teknolojisi Avrupa'da 868 MHz, ABD'de 915 MHz ve Asya'da 433 MHz lisanssız frekans bantlarında çalışabilmektedir [13].

LoRa teknolojisi için kurulacak iletim topolojisine uygun olarak, alıcı ve verici modül için, bazı parametreleri değiştirerek en uygun veri iletim aralığını tespit etmek mümkündür. Bu parametreler yayılma faktörü (SF), bant genişliği (BW) ve kodlama hızıdır (CR).

Yayılma Faktörü (SF): LoRa modülasyonu SF7 ile SF12 arasında altı adet yayılma faktörü kullanmaktadır. Farklı yayılma faktörleri sayesinde birden fazla farklı yayılma sinyali, aynı anda, aynı frekans kanalı üzerinden iletilir. Hedef alıcı, kendi yayılma faktörü dışındaki yayılım sinyallerini parazit olarak algıladığı için aynı kanalda, farklı yayılım faktörleri ile birden fazla veri iletimi sıkıntısız şekilde gerçekleştirilebilmektedir. SF değeri arttıkça iletim mesafesi uzar ve sinyal gürültü oranı azalır. Ancak veri iletim hızı düşer [34]. Bant Genişliği (BW): Bant genişliği, veri iletiminin en önemli parametrelerinden biridir. Bant genişliği ayarları LoRa modüllerine

Tablo 1. Literatür çalışmaları (Literature studies)

Makale	Kullanılan Teknik	Sıkıştırma Yöntemi	Uygulama Alanı
Parameswari vd. (2022)	CNN	-	Tarımda Görüntü İzleme
Chaparro B. vd. (2022)	Wavelet Representation, Kronecker, Discrete Cosine	Compressive Sensing (CS)	Görüntü İletimi
Zinonos vd. (2021)	Evrişimsel Sinir Modeli (CNN) grad-CAM	-	Tarımda Görüntü Aktarımı
Juliando ve Putra (2021)	-	-	Çevresel Görüntü İzleme
Brazhenenko vd. (2020)	-	JPEG2000, JPEG, TIFF	Görüntü Aktarımı, Güvenlik
Staikopoulos vd. (2020)	-	-	Görüntü İletimi Çalışmaları İnceleme
Ji vd. (2019)	L1 mesafesi (Manhattan mesafesi), L2 mesafesi (Öklid mesafesi), Kosinüs Farklılığı ve Yapısal Farklılık (DSSIM)	-	Tarım İzleme
Chen vd. (2019)	Multi-Packet LoRa (MPLR) dağıtım protokolü	-	Tarım İzleme
Wei vd. (2019)	MQTT, SF çeşitliliği	JPEG	SF Çeşitliliği ile Görüntü Aktarımı
Pham (2018)	CSMA	-	Görüntü İletimi
Fan ve Ding (2018)	Simetrik şifreleme algoritması	-	Video Akıllı İzleme
Jebril vd. (2018)	Data Encrypted Hexadecimal	JPEG	Görüntü Aktarımı
Kirichek vd. (2017)	-	JPEG/JPEG2000 a-law	Görüntü ve Ses Aktarım
Pham (2016)	Image Compression Discrete Cosine Transform	JPEG	Görüntü Aktarımı



Şekil 3. LoRa için noktadan noktaya iletişim (Point-to-Point communication for LoRa)

göre farklılık göstermekle birlikte genellikle 125kHz, 250kHz ve 500 kHz şeklinde kullanılır. Bant genişliği (BW), veri iletim hızına ve gürültü seviyesine etki etmektedir. Büyük bir bant genişliği ile daha yüksek bir iletim hızı sağlanabilir. Ancak büyük bant genişliği, daha fazla gürültü içermesinden dolayı daha düşük hassasiyete sebep olmaktadır [35]. Zorunlu durumlar dışında veri iletimindeki en önemli amaç gürültüleri minimum seviyeye indirmektir.

Kod Oranı (CR): Parazit patlamalarına karşı koruma sağlayan kod oranı, LoRa tarafından kullanılan ileri hata düzeltme oranıdır (FER). CR'nin düşürülmesi, paket hata oranını (PER) azaltırken paketin havada kalma süresini artırır. Kod oranı, $n \in \{1,2,3,4\}$ olmak üzere $4/(4+n)$ şeklinde hesaplanır [36].

Aşağıda, yukarıdaki parametrelere bağlı olarak Eş. 1'de sembol iletim hızı R_s , Eş. 2'de sembol süresi T_s ve Eş. 3'te veri aktarım hızı veya veri bit hızı olarak ifade edebileceğimiz DR formülleri verilmiştir.

$$\text{Sembol hızı (Symbol rate)} \quad R_s = BW/2^{SF} \quad (1)$$

$$\text{Sembol süresi (Symbol time)} \quad T_s = 1/R_s = 2^{SF}/BW \quad (2)$$

Veri iletim hızı (Data transmission rate)

$$DR(Kbps) = (BW * SF * CR)/2^{SF} \quad (3)$$

Eş. 3 kullanılarak elde edilen, farklı parametre ayarları için teorik veri aktarım hızları Tablo 2'de sunulmaktadır.

İkilik bitleri frekans aralığını kapsayacak şekilde cıvıltı sinyallerine dönüştüren LoRa iletişimi için sembol periyodu, 2^{SF} ile orantılıdır. Dolayısıyla yayılma faktörünün her bir artışı ile yayında geçen süre ikiye katlanacaktır.

LoRa haberleşmesinin düzenlenmesi ve kontrolü, Avrupa Telekomünikasyon Standartları Enstitüsü (ETSI) tarafından sağlanmaktadır. ETSI'nin Türkiye'de LoRa kullanımı için belirlediği görev döngüsü (duty cycle) düzenlemeleri, ETSI TR raporunda detaylandırılmıştır [37]. Bu düzenlemeler, düzensiz iletişim çakışmalarını önlemek amacıyla uygulanmakta olup RF spektrumunun saatlik kullanımını %0,1 ile %10 arasında (genellikle %1 oranında) sınırlandıran bir kısıtlama getirmektedir. [38]. Başka bir kanala geçilse bile görev döngüsü sınırlaması toplam iletim süresi için

geçerlidir [39]. Dolayısıyla bir cihaz bir günde yalnızca sınırlı sayıda paket gönderebilir. Ancak Uyanık vd. yaptıkları çalışmada, maksimum performansı gözlemlemek adına bu sınırlamanın göz ardı edilebileceği belirtilmektedir [40]. Pham ise çalışmasında, kritik görevi olan LoRa düğümlerinin, daha az kullanılan LoRa düğümlerinden, kullanmadıkları zamanlarını ödünç alarak iletimlerini tamamlamasına izin verileceği bir mekanizma önermektedir [39]. Ayrıca bu kısıtlamanın aşılmasına yönelik olarak veri paketlerinin sıkıştırılması, yedek cihaz kullanımı ve gönderim sürelerinin optimize edilmesi gibi çözümler uygulanabilir.

Dolaylı da olsa çalışmamızda kullanılan veri sıkıştırma teknikleri ile LoRa iletişiminde karşılaşılan görev döngüsü kısıtına yönelik bir çözüm sunulmaktadır. Veri sıkıştırma teknikleri ile iletilen veri boyutu azaltılarak aktarım süresi kısaltılmakta ve böylece cihazın görev döngüsü sınırlamasına uyumu kolaylaştırılmaktadır.

3.2. Yüz Tanıma (Face Recognition)

Yüz tanıma, bir kişinin yüz özelliklerini analiz edip bu analiz sonuçlarını kullanarak kimlik tespiti yapma işlemidir. İnsanlar genellikle yüzleri tanımak için görsel ve algısal yeteneklerini kullanırlar, ancak bilgisayarlar yüz tanıma için geliştirilmiş çeşitli yazılımlar aracılığıyla bu işlevi gerçekleştirebilirler. Yüz tanıma sistemleri genellikle yüz algılama, yüz özellikleri çıkarma, özelliklerin karşılaştırılması, tanıma ve sonuçlandırma adımlarından oluşmaktadır.

Yüz tanıma teknolojisi geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir. Bu uygulamalar arasında güvenlik sistemleri, otomatik odaklama kameraları, cep telefonları, sosyal medya fotoğraf etiketleme, katılım kontrolü ve suç soruşturmaları gibi alanlar bulunmaktadır. Ancak etik ve gizlilik açısından yüz tanıma teknolojisinin kullanımı, bireylerde özel bilgilerin toplanması ve saklanması gibi konularda endişelere yol açabilmektedir. Bu nedenle, yüz tanıma teknolojisinin kullanımıyla ilgili düzenlemeler ve yönergeler geliştirilmektedir. Çeşitli ülkeler ve bölgeler, yüz tanıma sistemlerinin kullanımına yönelik yasal çerçeveleri belirlemeye çalışmaktadır [41].

Bu çalışmada, yüz tanıma işlemi için dlib kütüphanesine dayalı Artık Ağ (Residual Network-ResNet) tabanlı derin öğrenme modeli kullanılmaktadır. ResNet, ilk olarak He vd. tarafından 2016 yılında tanıtılmıştır [42].

Tablo 2. Parametre ayarlarına göre veri aktarım hızları (Data transfer rates according to parameter settings)

Bant genişliği (kHz)	Yayılma faktörü (SF)	Kod Oranı (CR)	Nominal Rb (bps)
125	7	4/5	5469
	8	4/5	3125
	9	4/5	1758
	10	4/5	977
	11	4/5	537
	12	4/5	293
250	7	4/5	10938
	8	4/5	6250
	9	4/5	3516
	10	4/5	1953
	11	4/5	1074
	12	4/5	586
500	7	4/5	21875
	8	4/5	12500
	9	4/5	7031
	10	4/5	3906
	11	4/5	2148
	12	4/5	1172

Bu model ile geleneksel derin sinir ağlarında derinliğin artmasından kaynaklanan gradyan kayıplarının sebep olduğu performans düşüşünün önüne geçilmesi hedeflenmektedir. ResNet, bu sorunu her iki katman arasına “artık bağlantılar” (residual connections) ekleyerek çözmektedir [43]. Böylece, her bir katman yalnızca yeni özellikleri öğrenmek zorunda kalır ve daha önce öğrenilen bilgi kaybedilmez. Bu sayede, çok daha derin ağların eğitilmesi mümkün olmakta, yüksek bir eğitim doğruluğu ve performans sağlanarak yüz özelliklerini çıkarma gibi karmaşık görevlerde başarılı sonuçlar elde edilmektedir [44, 45].

ResNet, yüz tanıma görevlerinde, bir yüz görüntüsünden anlamlı ve ayırt edici özellikleri çıkarmak için kullanılır. Şekil 4'te, dlib kütüphanesi ve ResNet modeli kullanılarak gerçekleştirilen yüz tanıma işlemi gösterilmiştir. ResNet ağı, giriş olarak aldığı yüz görüntüsünü bir dizi katman boyunca işler ve her bir katmanda giderek daha soyut ve yüksek düzeyde özellikler çıkarır. 128 boyutlu bir özellik çıkarımı işlemi sonrasında elde edilen yüz vektörleri, yüzün temsilidir ve her bir bileşeni, yüzün belirli bir özelliğini ifade etmektedir.

Yüz görüntü veri tabanındaki görüntüler için de ResNet ile özellik çıkarımı işlemi gerçekleştirilir. Veri tabanından çıkarılan yüz vektörleri ve girdi olarak gelen yüzün vektörleri, karşılaştırılarak yüz tanıma işlemi gerçekleştirilir. Yüz vektörlerinin karşılaştırılmasında, Öklid benzerliği (Euclidean similarity) ve Kosinüs benzerliği (Cosine similarity) gibi benzerlik ölçümü yöntemleri kullanılmaktadır [46, 47]. Örneğin Öklid benzerliğinde iki yüz vektörü arasındaki Öklid mesafesi ne kadar küçükse, o iki yüzün aynı kişiye ait olma olasılığı o kadar yüksektir. Bu yöntemlerle, yüz tanıma işlemlerinde doğruluk oranı artırılarak başarılı eşleştirmeler elde edilebilmektedir.

3.3. Huffman Kodlaması (Huffman Coding)

Kayıpsız veri sıkıştırma önemli bir teknik olan Huffman kodlaması, veri dizisi içerisindeki sık kullanılan sembole en kısa kodu, daha az kullanılan sembole ise en uzun kodu atamaya dayalı bir sıkıştırma yöntemidir [48, 49]. Bu işlem ağaç yapıları kullanılarak gerçekleştirilir. Şekil 5'te görselleştirilen Huffman kodlama işleminde örnek olarak 0-255 arası değerlerden oluşturulmuş 5x5'lik görüntü verisi kullanılmıştır. Her pikselin 8 bit ile temsil edildiği bu

görüntüde, 0-255 arasındaki her piksel değeri bir sembol olarak kabul edilmiştir. Olasılık değerleri, her sembolün (piksel değerinin) görüntüdeki frekansına dayanarak hesaplanmıştır. Örneğin, belirli bir piksel değeri görüntüde kaç kez tekrar ediyorsa bu piksel değerinin olasılığı o kadar yüksek olur. Dolayısıyla sembollerin olasılıkları, görüntüdeki frekans dağılımına göre hesaplanmaktadır. (Örn.: 30 verisi için frekans değeri=8 olasılık değeri=8/25=0,32). Olasılık değerlerinin hesaplanmasının ardından en düşük iki olasılık değeri toplanır ve olasılık değerleri yeniden sıralanır. Bu işlem son iki olasılık değeri kalana kadar devam eder (işlem1-5). Son aşamada işlem5'ten başlangıç olasılık değerlerine kadar geriye doğru 0 ve 1 değerleri dağıtılır ve kod atamaları gerçekleştirilir. Böylelikle kaynak tarafında benzersiz kodlama işlemi gerçekleştirilirken, en sık üretilen sembolün temsiline en kısa kod bloğu ile yapılması sağlanır. Şekil 5'teki tabloda sembol değerleri ve bu değerlere karşılık üretilen kod verileri kodlanmış verinin çözülmesinde kullanılmaktadır.

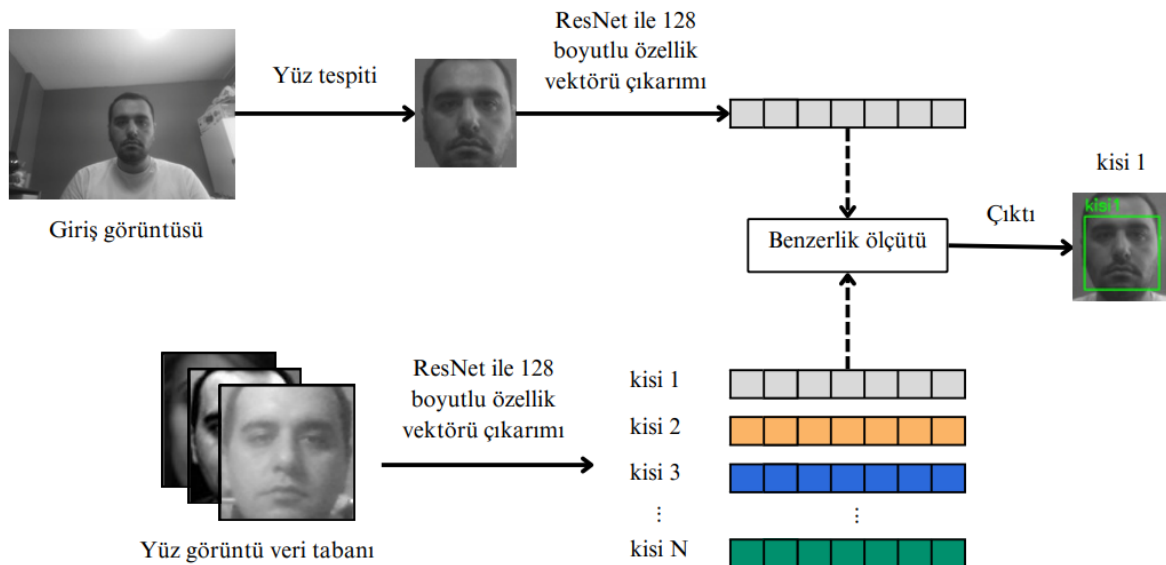
Şekil 5'teki örnekte, 5x5'lik görüntü verisinin boyutu her pikselin 8 bit ile temsil edilmesi ile $25 \times 8 = 200$ bittir. Yukarıda anlatıldığı gibi Huffman kodlaması uygulanarak elde edilen yeni temsil bitleri, Şekil 5'teki tablonun kodlar sütununda gösterildiği gibidir. Normalde 200 bit ile temsil edilen 5x5'lik örnek görüntü, Huffman kodlaması sonrası 64 bitlik ikilik veri ile temsil edilir. Huffman kodlamasından verimli bir sonuç almak benzer piksellerin yoğunluğuna bağlıdır. Örnekte, 200 bitlik bir görüntü parçası 64 bite düşürülmüş ve %68 oranında bir sıkıştırma sağlanmıştır.

Bir görüntüde, Huffman kodlamasının verimli bir şekilde uygulanabilmesi için piksellerin frekansları arasında belirgin farklılıklar olması önemlidir. Çünkü sık tekrar eden sembollerin daha kısa kodlarla temsil edilmesi ile ideal veri sıkıştırması sağlanır. Bu çalışmada piksel sıklıkları, piksel yuvarlama yöntemi ile artırılarak Huffman kodlamasının verimliliği iyileştirilmeye çalışılmaktadır.

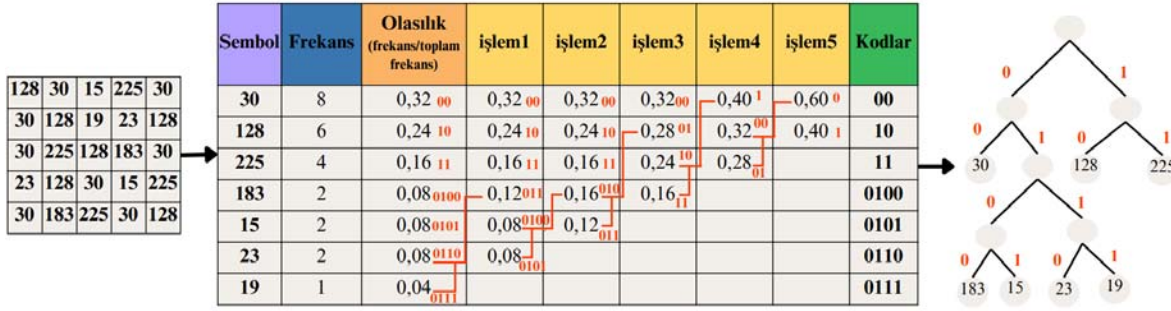
4. Materyal ve Yöntem (Material and Method)

4.1. Materyal (Material)

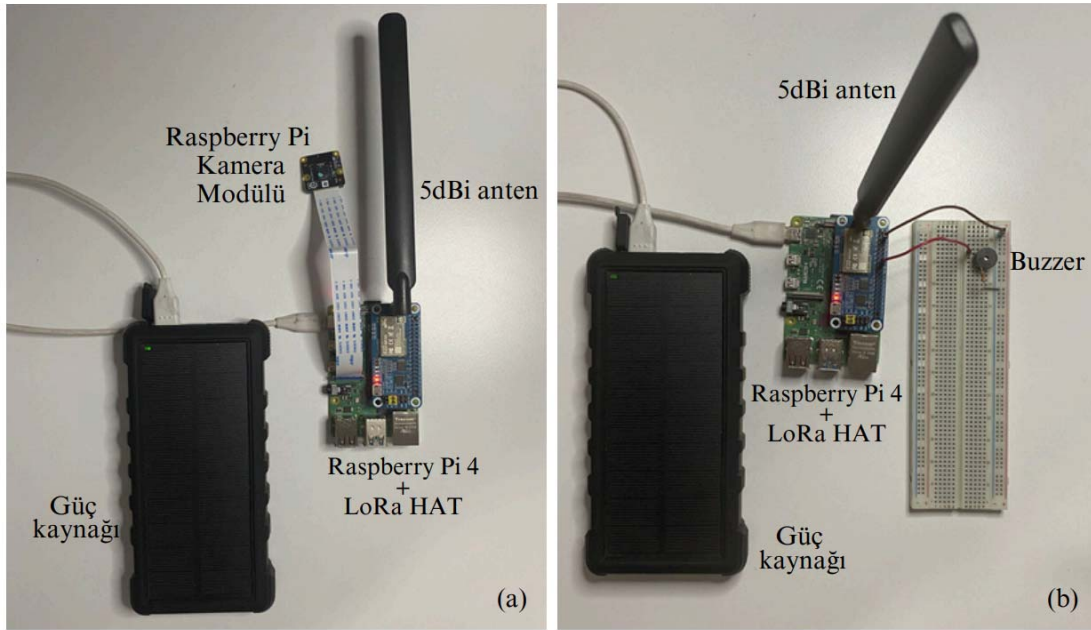
Bu çalışmada yüz görüntülerinin alınarak analizinin yapıldığı ve gönderici LoRa'yı da barındıran devre elemanları, Şekil 6a'da gösterilmektedir. Bu devre elemanları temel olarak Raspberry Pi 4,



Şekil 4. ResNet modeli ile yüz tanıma işlemi (Face Recognition with ResNet)



Şekil 5. Huffman kod atama işlemleri (Huffman code assignment procedures)



Şekil 6. a. Yüz tanıma ve gönderici LoRa devresi b. Alıcı LoRa devresi (a. Face recognition and sender LoRa circuit b. Receiver LoRa circuit)

Raspberry Pi kamera modülü V2.1, SX1262 LoRa HAT, 5dbi anten ve şebeke bağımsız güç kaynağından oluşmaktadır. Gönderici devrede Raspberry Pi kamera modülü ile alınan görüntüler, dlib kütüphanesi tabanlı ResNet modeli ile analiz edilmekte; analiz sonucunda benzerlik ölçümünde düşük uyum gösteren yüz verileri, yabancı yüz olarak belirlenmektedir. Bu durumda Raspberry Pi 4 üzerine bağlı gönderici LoRa modülü, yabancı görüntü tespiti bilgisini ve tespit edilen yabancı yüz görüntüsünü uzaktaki merkez LoRa modülüne iletmektedir.

Çalışmanın merkez LoRa modülünü içeren alıcı devresi Şekil 6b'de gösterilmektedir. Alıcı devre elemanları temel olarak Raspberry Pi 4, SX1262 LoRa HAT, 5dbi anten ve şebeke bağımsız güç kaynağından oluşmaktadır. Gönderici LoRa'dan, alıcı merkez LoRa'ya iletilen veri paketlerinin birleştirilmesi, sıkıştırılarak gönderilmiş verinin açılması ve orijinal görüntünün elde edilmesi işlemleri bu devrede gerçekleştirilmektedir. Ayrıca bu çalışmada kullanılan LoRa modüllerinin özellikleri Tablo 3'te gösterilmektedir.

Gönderici ve alıcı LoRa modülünün her ikisi de 868 MHz frekansta ve 125 kHz bant genişliğinde çalışmaktadır. Modüller, başlık (header) bilgisi ve yük (payload) dahil olmak üzere toplamda 240 byte veri iletim kapasitesine sahiptir. Her iki modülde iletim gücü 22 dBm ve anten kazancı 5 dBi'dir [50].

Tablo 3. LoRa özellikleri (LoRa features)

Özellik	Alıcı Düğüm	Gönderici Düğüm
Ana denetleyici	Raspberry Pi 4	Raspberry Pi 4
LoRa iletim gücü(dBm)	22	22
LoRa anten kazancı (dBi)	5	5
Bant genişliği (kbps)	125	125
Frekans bandı (MHz)	868	868
İletim uzunluğu (byte)	240	240

4.2. Yöntem (Method)

Bu çalışmadaki; yüz tanıma, veri sıkıştırma, LoRa modülleri arası veri transferi, alıcı tarafta verilerin birleştirilmesi, görüntünün açılması, görüntünün elde edilmesi işlemlerinin tümü Python dili ile kodlanmıştır. ResNet modeli, yüz tanıma amacıyla kullanılmış olup, modelin eğitiminde beş gerçek kişiye ait, kişilerin yüzlerinin yer aldığı fotoğraflardan oluşan veri seti kullanılmıştır. Çalışmada ilk olarak, oluşturulan veri seti, yüz tanıma sistemi için ResNet modeli ile eğitilerek her yüzün vektör özellikleri çıkarılmıştır. Elde edilen bu vektörlerden bir yüz veri tabanı oluşturulmuştur. Ardından Raspberry Pi kamera modülü aracılığıyla alınan canlı görüntüler üzerinde yüz tespit işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada yüz tespiti dlib kütüphanesinin HOG (Histogram of Oriented Gradients) yöntemi

kullanılarak yapılmıştır. Daha sonra tespit edilen yüz veya yüzler için ResNet modeli ile vektör özellik çıkarımı işlemi gerçekleştirilmiştir.

Yüz tanıma sistemlerinde eşik değeri, yüzler arasındaki benzerlik veya farklılıkları belirlemek için kullanılan bir sınırdır. ResNet modeli ile eğitilmiş bu çalışmadaki yüz tanıma sisteminde eşik değeri 0,6 olarak kullanılmıştır. Bu çalışmada Raspberry Pi kamera modülü ile tespit edilen yüzün, veri tabanındaki yüzlerle karşılaştırılmasında, iki yüze ait özellik vektörleri arasındaki Öklid mesafeleri hesaplanır ve bu mesafe, yüzlerin ne kadar benzer olduklarını değerlendirmede kullanılır. Öklid mesafesinin 0,6'dan düşük olması, yüzlerin birbirine oldukça benzer olduğu ve büyük olasılıkla aynı kişi oldukları anlamı taşımaktadır. Bu durumda Raspberry Pi kamera modülünden alınan görüntü, veri tabanında eşleştirilen görüntünün etiketi ile etiketlenir. Görüntünün tanınması durumunda herhangi bir problem yoktur ve LoRa modülü ile herhangi bir veri gönderim ihtiyacı duyulmaz. Ancak güvenlik açısından kayıt tutulması amacıyla sadece etiket bilgisi, gönderici LoRa modülü üzerinden alıcı LoRa modülüne gönderilebilir. Öklid mesafesi 0,6'dan yüksek ise yüzlerin birbirine yeterince benzemediği ve farklı kişiler olduğu kabul edilir. Eğer Raspberry Pi kamera modülünden alınan yüz görüntüsü veri tabanındaki hiçbir yüz ile eşleşmediyse bu yüz yabancı bir yüz olarak tanımlanır ve “bilinmeyen” olarak etiketlenir. Yüz görüntüsü iletimine başlanmadan önce yabancı yüz tespiti bilgisi merkezdeki alıcı LoRa modülüne iletilmekte, merkezdeki alıcının elektronik zili (buzzer) uyarı durumuna geçmektedir. Böylece yabancı yüz görüntüsü iletilene kadar, güvenlik gerektiren uzaktaki bir bölge için alarm durumuna geçilmesi sağlanmaktadır. Bu sırada, yüz görüntüsü LoRa ile iletmek üzere bazı işlemlerden geçirilmektedir. İlk olarak yabancı yüzü içeren görüntü, yabancı yüzü optimum kapsayacak şekilde kesilmekte ve kesilen bu yüz görüntüsünün pikselleri veriye dönüştürülerek bir metin dosyasına kayıt edilmektedir. Ardından bu piksel verisi üzerinde, piksel yuvarlama yapılarak görüntüdeki benzer piksel değerleri artırılmaktadır. Huffman algoritmasının sıkıştırma yeteneğini geliştiren piksel yuvarlama işlemi sonrasında elde edilen yeni piksel verileri, kayıpsız bir sıkıştırma yöntemi olan Huffman sıkıştırma algoritması ile sıkıştırılır. Sıkıştırılmış ikilik veri, sekizer bitlik parçalar halinde aralarına bir işaretçi eklenerek onluk tabana dönüştürülür. (Onluk tabana dönüştürülme işlemi ile karakter sayısının azaltılması amaçlanmaktadır. Çünkü LoRa tekniği, büyük veri paketlerinde gönderilecek her karakteri 1 byte olarak

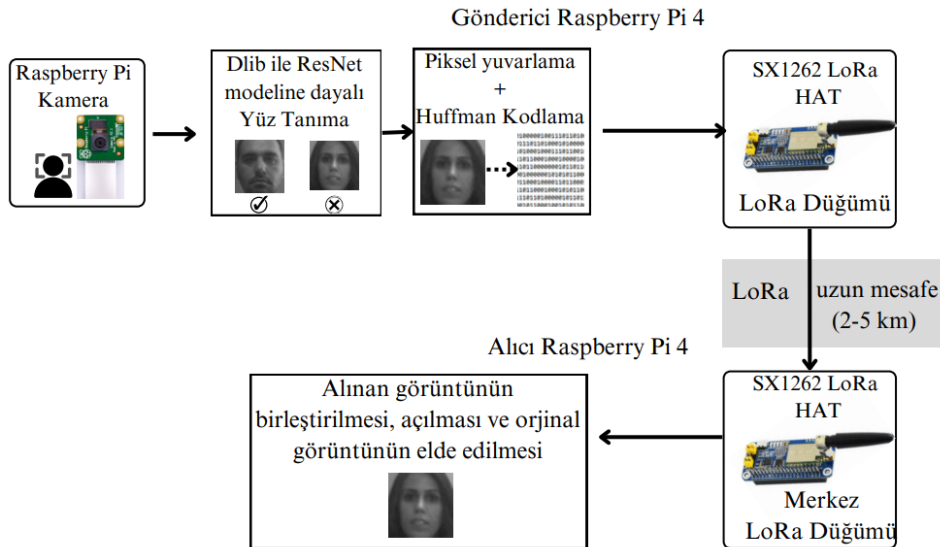
değerlendirmektedir.) Huffman sembolleri ve karşılık gelen kod verileri de aralarına işaretçi konularak gönderilecek verinin sonuna eklenmektedir. Son şeklini alan veri, paketler halinde gönderici LoRa modülü üzerinden uzak mesafedeki alıcı merkez LoRa modülüne gönderilmektedir. Bu gönderme işlemi, LoRa cıvıltı modülasyonu tekniğine dayanmaktadır. Gönderici LoRa'dan gelen veri paketleri, alıcı LoRa modülünün bağlı olduğu Raspberry Pi 4'e aktarılmaktadır. Burada çalışan alıcı Python kod parçacığı, bu veri paketlerini birleştirmekte ardından birleştirilmiş veriyi aralarındaki işaretçileri kaldırarak ikilik veriye dönüştürmektedir. Son olarak Huffman ile sıkıştırılmış verinin, alınan Huffman sembol ve kod verileri kullanılarak açılması sağlanarak, alıcı tarafta yabancı yüz görüntüsünün elde edilmesi işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu aşamalar Şekil 7'de gösterilmektedir.

Çalışmayı 4 temel adımda özetleyecek olursak:

1. Yüz tespitinde, dlib kütüphanesi ile derin öğrenme tabanlı ResNet modeli,
2. Yabancı yüz tespiti sonucunda yabancı yüz görselinin sıkıştırılmasında, Piksel Yuvarlama + Huffman sıkıştırma algoritması,
3. Sıkıştırılmış görselin iletiminde ve alımında, LoRa modülasyon tekniği,
4. Son aşamada, alıcıda sıkıştırılmış verinin Huffman algoritması ile açılması ve görüntünün elde edilmesi.

5. Uygulama, Sonuçları ve Tartışmalar (Implementation, Results and Discussions)

Bu çalışmada ilk olarak dlib kütüphanesinin HOG yöntemi ile yüz algılama ve derin öğrenme tabanlı ResNet modeli ile yüz tanıma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında beş farklı kişiden bu kişilerin yüzlerini içeren görüntüler alınmış ve bu görüntüler, yüz tanıma işleminden önce ResNet modelinin eğitim veri seti olarak eğitim aşamasında kullanılmıştır. Kişilerin örnek görüntüleri ‘kisi1’, ‘kisi2’ vb. şeklinde etiketlenerek bir yüz veri tabanı oluşturulmuştur. Ardından Raspberry Pi kamera modülü kesintisiz bir şekilde çalıştırılmış, kamera alanına giren yüzler tespit edilerek Resnet modeli ile yüz tanıma gerçekleştirilmiştir. Raspberry Pi kamera modülünde bir görüntüye uygulanan yüz tanıma işleminin çıktısı,



Şekil 7. LoRa ile görüntü aktarımına dayanan yüz tanıma sistemi (Face recognition system based on image transmission via LoRa)

Şekil 8’de gösterilmiştir. Veri tabanındaki görüntülerden ‘kisi1’e ait görüntülere yüksek uyumlulukla eşleşme sağlanıp gerçek sınıf ve tahmin sınıfı eşleşmekte olan ilgili yüz görüntüsü, doğru tahminleme örneği oluşturmaktadır. Tahmini yapılan yüz bölgesi yeşil çerçeve içerisine alınarak klasör etiketi olan ‘kisi1’ etiketiyle etiketlenmektedir.



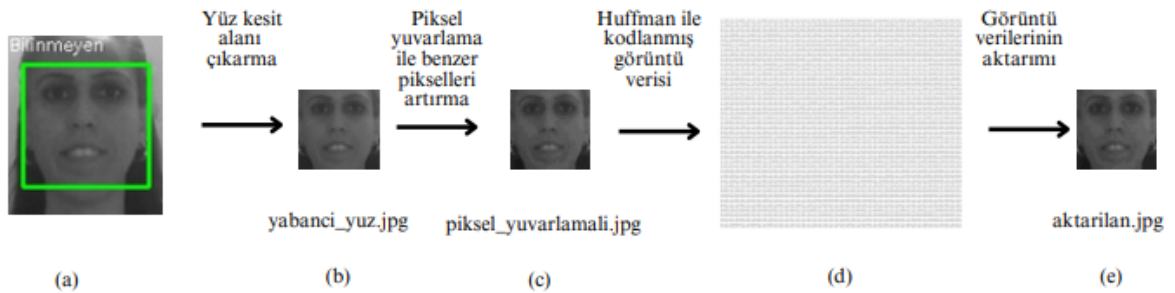
Şekil 8. Yüz tanımda doğru tahminleme
(Accurate prediction in face recognition)

Raspberry Pi kamerada tespit edilen yüz ile veri tabanındaki yüzler arasında eşleşme sağlanmadığında yüz bölgesi, yeşil çerçeve içerisine alınarak ve bilinmeyen etiketiyle etiketlenerek yabancı yüz tespiti gerçekleştirilmektedir. Şekil 9a’da tespit edilmiş yabancı yüz görüntüsü görülmektedir. Yabancı yüz görüntüsünde yeşil çerçeve içinde kalan kesit alanı, yüzün tanınırlığını bozmadan çıkarılmakta ve LoRa ile gönderime hazırlanmak üzere ayrı bir dosya olarak kaydedilmektedir. Şekil 9b’de gösterilmekte olan görüntü, Şekil 9a’daki görüntüden elde edilen 87x86 piksellik görüntü kesitidir. Burada 87x86 piksel sabit bir kesit alanı ölçüsü değildir. Yüz görüntüsünün kameraya yakınlığına bağlı olarak görüntü ölçüleri değişmektedir. Şekil 9c’de gösterilen piksel yuvarlama işlemi, Huffman algoritmasının verimini artırmak için bir ön hazırlık aşaması olarak uygulanmaktadır. Piksel yuvarlama işlemi ile her pikselin birer basamağına yuvarlama işlemi uygulanmaktadır (21->20, 156->150 şeklinde). Böylece görüntüde benzer pikseller artırılarak Huffman algoritmasının sıkıştırma oranı da artırılmaktadır. Piksel yuvarlamanın ardından Huffman algoritması ile sıkıştırma işlemi uygulanır. Huffman, normalde ikilik verilere dönüşüm için karakter bazlı kodlama yapmaktadır. Ancak bu çalışmada görüntülerin gri tonlanmalı olması sebebiyle sıkıştırılacak veriler 0-255 arası değerlerden oluşmaktadır. Bu sebeple, karakter benzerlikleri üzerinden değil piksel benzerlikleri üzerinden ikilik kodlama gerçekleştirilmektedir. Huffman kodlamasına dair sıkıştırılmış veri

dosyasından bir kesit Şekil 9d’de gösterilmektedir. Bu aşamada sıkıştırma sırasında elde edilen sembol değerler (piksel değerleri) ve bu sembol değerlerine karşılık gelen Huffman kodları aralarına işaretçi konularak (50:00,80:001 gibi) sıkıştırılmış görüntü verisine eklenmektedir. Görüntü verisine eklenen Huffman kodlama verileri, alıcı tarafta Huffman kod çözme işlemi sırasında kullanılmaktadır. Görüntü verilerinin aktarımı sonrası alıcı tarafta, gelen paketlerin birleştirilmesi, onluk verinin binary veriye dönüştürülmesi ve Huffman kodlama verilerinin kullanılarak Huffman kodlamasının çözülmesi işlemlerinden sonra Şekil 9e’de, görüntü kayıpsız bir şekilde tekrar oluşturulmaktadır.

Bir görüntüye piksel yuvarlama yapılmadan Huffman algoritması uygulandığında, görüntü boyutunun küçüklüğü ve piksel dağılımının çeşitliliği sebebiyle büyük bir sıkıştırma etkisi olmamaktadır. Bu etkilerin karşılaştırmalı olarak görülmesi açısından görüntülere önce yalnız Huffman algoritması ardından piksel yuvarlama + Huffman algoritması ayrı ayrı uygulanmaktadır. Bu yöntemler örnek olması açısından 3 adet görüntü üzerinde uygulanmış ve sonuçları Tablo 4’te sunulmuştur. Ayrıca orijinal görüntü iletimlerine dair sonuçlar da Tablo 4’te verilmektedir. Görüntü-1 için orijinal görüntü boyutu 14792 bit/5957 karakterdir. Bu görüntüye sadece Huffman algoritması uygulandığında sıkıştırılmış verinin binary formatında boyutu 12110 karakter, binary verinin aralarına işaretçi konularak onluk tabana dönüştürülmüş boyutu 5454 karakter olmaktadır. LoRa karakter bazlı iletim yaptığı için karakter boyutunun düşürülmesi hedeflenmektedir. Bu sebeple LoRa ile gönderilen veriler, onluk tabana dönüştürülmüş verilerdir. Tablodaki sonuçlara göre Görüntü 1 için sadece Huffman algoritması yöntemi uygulandığında veri boyutu yaklaşık %8 oranında düşmektedir. Aynı görüntüye önce piksel yuvarlama ardından Huffman algoritması uygulandığında elde edilen sıkıştırılmış verinin binary formatında boyutu 6162 karakter, onluk tabana dönüştürülmüş boyutu 2789 karakter olmaktadır. Piksel yuvarlama sonrası Huffman algoritması uygulandığında orijinal veriye göre yaklaşık %53 oranında bir sıkıştırma elde edilmektedir. Diğer görüntülerde de benzer sonuçlar elde edilmektedir. Tüm bu sonuçlara göre piksel yuvarlama tekniği, Huffman tekniğine yaklaşık %50 oranında bir sıkıştırma artışı sağlamaktadır.

Çalışmada kullanılan LoRa modülünün paket iletim uzunluğu 6 byte başlık, 234 byte mesaj olmak üzere toplam 240 byte’dir. LoRa modülü üzerinden veri gönderiminde iletilen verinin türü ne olursa olsun byte biriminde veri iletimi gerçekleştirilmektedir. İletilecek veri 0-1’lerden oluşan binary formatında veri de olsa gönderilen her karakter 1 byte olarak iletilmektedir. Bu sebeple iletilen verinin karakter sayısını azaltmak amaçlanmıştır. Bu amaçla Huffman sıkıştırması sonucu elde edilen binary veri, sekizer bitlik parçalar halinde aralarına bir işaretçi eklenerek onluk tabana dönüştürülmüştür. Böylece karakter sayısı



Şekil 9. a. Yüz tanıma ile yabancı yüz tespiti. b. LoRa ile iletilecek görselin kesit alanı. c. Piksel yuvarlama ile benzer pikselleri artırma
d. Huffman algoritması ile görüntünün ikilik kodlaması. e. Aktarılan verinin açılmış hali

(a. foreign face detection with face recognition. b. Cross-sectional area of the image to be transmitted via LoRa.c. Increasing similar pixels with pixel rounding d.Binary coding of the image with Huffman algorithm. e. Decompression version of the transferred data.)

azaltılmış ve buna bağlı olarak gönderilen paket sayısı da azaltılarak iletim süresi kısaltılmıştır. Tablo 4'teki 6. sütunda bu onluk tabana dönüştürülmüş formatta gerçekleşen iletim süreleri gösterilmektedir. Örneğin Görüntü-1 için Huffman ile elde edilen verinin onluk tabana dönüştürülmüş formatlı boyutu 5454 karakterdir. LoRa modülasyon tekniğinde her karakter 1 byte olarak iletilmekte olup, 2,5 km mesafede gerçekleştirilmiş gerçek zamanlı deneylerde elde edilen sonuca göre 5454 karakterlik bu veri 234 byte'lık paketler halinde iletildiğinde 29 saniyede alıcı LoRa modülüne kayıpsız bir şekilde iletilmektedir. Yine Görüntü-1 örneği için görüntüye uygulanan

piksel yuvarlama sonrası Huffman algoritması sonucunda elde edilen verinin onluk tabana dönüştürülmüş formatlı boyutu 2789 karakterdir. 2789 karakterlik bu veri 234 byte'lık paketler halinde iletildiğinde 2,5 km uzaktaki alıcı LoRa modülüne kayıpsız bir şekilde 14 saniyede iletilmektedir. Bu deney sonuçları LoRa ile zor da olsa görüntü iletiminin mümkün olduğunu göstermektedir.

Tablo 5'te ise orijinal görüntüler, piksel yuvarlama sonucu elde edilen görüntüler ve alıcıda elde edilen görüntüler gösterilmektedir. Huffman ile sıkıştırılmadan önce orijinal görüntüye piksel yuvarlama

Tablo 4. Görüntülerin yöntemlere göre iletim süreleri (Transfer times of images according to methods)

Görüntü	Görüntü boyutu (bit)	Orijinal görüntü temsili (karakter)	Orijinal görüntü verilerinin paketler halinde iletim süresi (sn)	Yöntem	Gönderilecek Temsilleri	Görüntünün Veri Onluk formatlı tabana dönüştürülmüş formatta (karakter)	Onluk formatlı verilerin paketler halinde seri iletim süresi (sn)
					Binary formatında (karakter)		
Görüntü-1 (43x43)	14792	5957	32	Huffman Algoritması	12110	5454	29
				Piksel yuvarlama + Huffman Algoritması	6162	2789	14
Görüntü-2 (87x86)	59856	23668	123	Huffman Algoritması	45114	20382	106
				Piksel yuvarlama + Huffman Algoritması	20897	9393	49
Görüntü-3 (139x147)	163464	71091	366	Huffman Algoritması	156923	70844	364
				Piksel yuvarlama + Huffman Algoritması	89462	40548	209

Tablo 5. Görüntü örneklerinin piksel yuvarlama ve alıcıda birleştirme sonrası görünüşleri (Views of image samples after pixel rounding and compositing at the receiver)

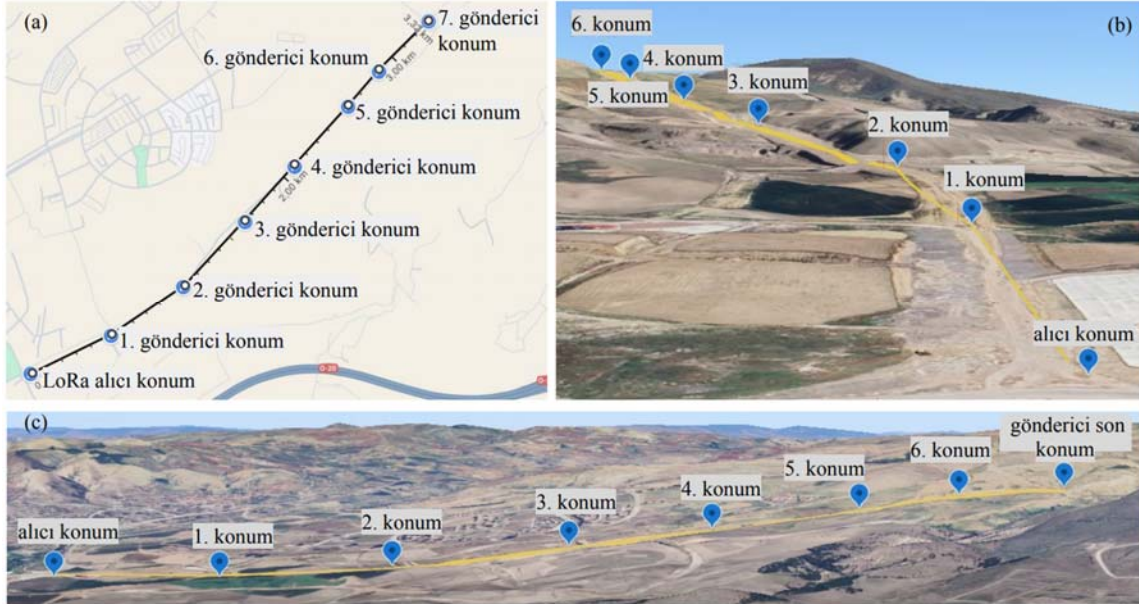
	Raspberry Pi kamera modülünden elde edilen görüntü	Piksel Yuvarlama ile elde edilen görüntü	Alıcıda birleştirilen görüntü
Görüntü-1			
Görüntü-2			
Görüntü-3			

uygulandığından, alıcı tarafında elde edilen görüntü, piksel yuvarlama ile elde edilen görüntü olacaktır. Piksel yuvarlama sonrası görüntüde az da olsa bozulma olmasına rağmen, tanınır bir yüz görüntüsü elde edilmektedir. Dolayısıyla alıcıda elde edilen görüntü, orijinal görüntü olmasa da orijinale oldukça yakın bir görüntü olmaktadır.

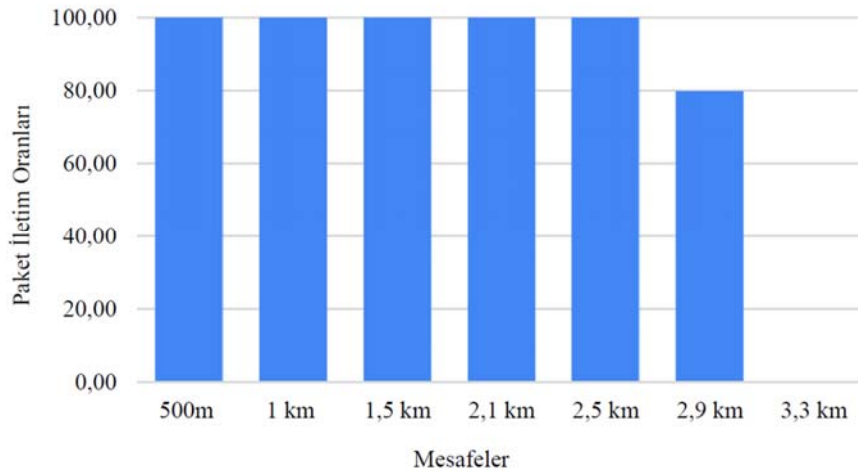
Üreticinin sağladığı teknik dokümanda, bu çalışmada kullanılan SX1262 LoRa HAT modüllerin ideal koşullar altında 5 km'ye kadar iletişim mesafesi sağlayabildiği belirtilmiştir [46]. Normal koşullar altında bu mesafeyi test etmek ve görüntü iletiminin hangi mesafelerde kayıpsız ve başarılı bir şekilde gerçekleştirilebileceğini değerlendirmek amacıyla dış mekânda görüntü aktarım deneyleri yapılmıştır. Deneylerin yapıldığı alan şehir içinde kalan ancak şehir dışı sayılabilecek, belirli bir mesafeden sonra yüksekliklerin olduğu bir alandır. Deneyler iki LoRa modülü arasında tek atlamalı olarak gerçekleştirilmektedir. Deney çalışmasında ilk olarak sabit alıcı konumu belirlenmiş ve alıcı deney düzeneği ilgili konuma konumlandırılmıştır. İki LoRa modülü arası en uzun görüntü iletimi mesafesinin tespiti için otomobile yerleştirilen gönderici LoRa deney

düzeneği, yaklaşık 500 metre artırımlarla hareket ettirilmiştir. Gönderici LoRa taşındığı her konumda, alıcı LoRa'ya görüntü aktarımı süresince bekletilmiştir. Alıcı konumun ilk gönderici konuma mesafesi 500 m, ikinci konuma mesafesi 1 km, üçüncü konuma mesafesi 1,5 km, dördüncü konuma mesafesi 2,1 km, beşinci konuma mesafesi 2,5 km, altıncı konuma mesafesi 2,9 km ve son deney noktası olan yedinci konuma mesafesi 3,3 km'dir. Bu son deney noktası, tepe noktasının ardına düşen bir konumdur ve alıcı LoRa'nın bulunduğu konumdan görülmemektedir. Bu konumlara ilişkin harita görselleri Şekil 10'da gösterilmektedir. Şekil 10a'da deney konumlarının tepeden görünümü mesafe bazlı olarak gösterilmektedir. Şekil 10b'deki ilgili deney alanının yükseklik farklarına dair kesit alanı görüntüsünde, en son deney noktasının tepenin ardında kaldığı ve alıcı konumdan görülmeyen bir nokta olduğu gösterilmektedir. Şekil 10c'de ise ilgili alanın yatay açıdan düzlemsel kesiti gösterilmektedir.

Alıcı LoRa'ya farklı gönderici LoRa konumlarından gerçekleştirilen görüntü aktarımının mesafe bazlı iletim oranları Şekil 11'de grafik



Şekil 10. Deney konumları. a. Konum mesafeleri. b. Düzlemsel kesit yükseklik farkı gösterimi. c. Düzlemsel kesit yatay gösterim (Experimental locations. a. Location distances. b. Planar section height difference representation. c. Planar section horizontal representation.)



Şekil 11. Mesafe bazlı paket iletim oranları grafiği (Distance-based packet transmission rates graph)

Tablo 7. İletim süresi ve paket sayısı karşılaştırması (Transmission time and number of packets comparison)

Makale	Sıkıştırma Yöntemi	Ortalama İletim Süresi (dk)	Paket Sayısı
Önerilen Yöntem	Piksel Yuvarlama+ Huffman	0,23	12
Juliando ve Putra (2021)	-	858	
Wei vd. (2019)	JPEG	1	85
Pham (2018)	-	-	5
Jebril vd. (2018)	JPEG	1,1	314
Kirichek vd. (2017)	JPEG/JPEG2000	6	700
Pham (2016)	JPEG	-	8-10

olarak gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre iki LoRa arasında kayıpsız bir şekilde en uzun görüntü aktarımı mesafesi 2,5 km olarak tespit edilmiştir. En son iletimin gerçekleştiği antenlerin birbirlerini görme noktasının sınırı olan 2,9 km'lik mesafede yaklaşık %79 oranında veri paketi iletimi gerçekleştirilmiştir. Bir sonraki deney konumu olan 3,3 km mesafede hiçbir veri iletimi gerçekleşmemiştir. Bu sebeple görüntü aktarımında veri iletiminin kayıplı da olsa son mesafesi, ilgili deney konumu için 2,9 km olarak tespit edilmiştir. Bu mesafede, yüz tanıma sistemi olarak kurulan düzende tespit edilen yabancı bir yüz görüntüsü, LoRa modülünden, az bir kayıpla alıcı LoRa'ya iletelebilmektedir.

Tüm bu deney sonuçları toparlandığında ortalama bir yüz görüntüsünün, görüntü üzerinde herhangi bir görüntü işleme tekniği uygulanmadan kayıpsız bir şekilde 234 byte'lık paketler halinde iletiminin, ortalama 32 saniye (43x43 piksellik görüntü için 14792 bit/8) sürdüğü görülmektedir. Piksel yuvarlama ve Huffman sıkıştırma yöntemlerinin birlikte uygulanarak aynı görüntünün 234 byte'lık parçalar halinde iletimi ile bu süre ortalama 14 saniyeye düşürülmektedir. Tablo 7'de LoRa ile görüntü gönderimi için en üst satırda bu çalışmada önerilen yöntem olmak üzere, literatürdeki çalışmaların yöntemi ve sonuçları birlikte gösterilmiştir.

6. Sonuçlar ve Tartışmalar (Results and Discussions)

Bu makale; internet erişiminin olmadığı, zorlu koşulların olduğu bölgelerde, analiz edilen yabancı yüz görüntülerini, LoRa modülasyonu kullanarak taşımak için bir çerçeve sunmaktadır. LoRa, görüntü aktarımı için oldukça zorlu bir konu olup bu çalışmada görüntü aktarımına dair zorlukların aşılması için çalışılmıştır. Çalışma; yüz tespiti, yabancı yüz tanıma, yabancı yüz görüntüsünün piksel yuvarlama ve Huffman algoritması kullanılarak sıkıştırılması, sıkıştırılmış görüntü verisinin LoRa modülasyon tekniği ile uzaktaki merkez LoRa düğümüne iletilmesi ve son olarak alıcı tarafta alınan görüntü verisinin birleştirilmesi ve Huffman kodlarının çözülmesi ile görüntünün yeniden oluşturulması aşamalarından oluşmaktadır. Çalışma ile Huffman tekniğinin tek başına uygulanmasından görüntü verisini sıkıştırma ve iletim süresini düşürmede verimsiz olduğu ancak piksel yuvarlama sonrası uygulanan Huffman kodlaması ile %53 oranında bir sıkıştırma ile oldukça iyi sonuçlara ulaşıldığı görülmüştür. 43x43 piksel boyutlarına sahip gri tonlamalı bir görselin piksel yuvarlama sonrası Huffman kodlaması gerçekleştirilerek LoRa üzerinden ortalama 14 saniyede aktarıldığı tespit edilmiştir. Gerçekleştirilen deneylerde, 2,9 km mesafede %20 oranında paket kaybı ile LoRa düğümleri arasında görüntü iletimi sağlanmış; kayıpsız en uzun iletim mesafesi ise 2,5 km olarak belirlenmiştir. Bu tespitlere göre, çevre izlemede oldukça önemli olan görüntü verilerinin düşük enerji gerektiren LoRa teknolojisi ile uzun mesafelerde iletilmesinin mümkün olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Gelecek çalışmalar, LoRa ile görüntü iletiminin daha verimli gerçekleştirilmesi motivasyonu üzerine kurulabilir. LoRa modülasyon tekniğine bir sınırlandırma getiren görev döngüsü

sınırlamasının büyük veri iletimlerinde, nasıl daha verimli bir şekilde aşılabileceği üzerine çalışılması önerilmektedir. Ayrıca görüntü iletimi süresinin daha da kısaltılması için farklı görüntü işleme ve sıkıştırma teknikleri kullanılması ve veri iletiminin görev döngüsü sınırlandırmasından etkilenmemesi için yedek LoRa modülleri ile bir ağ topolojisi kurulması; gelecekte yapılabilecek çalışmalar olarak değerlendirilmektedir.

Teşekkür (Acknowledgement)

Bu çalışma Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından FDK-2023-12503 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

Kaynaklar (References)

- Görmüş S., Aydın H., Ulutaş G., Security for the internet of things: a survey of existing mechanisms, protocols and open research issues, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 33 (4), 1247-1272, 2018.
- Genç Y., Afacan, E., Identity-Based Encryption in the Internet of Things, 29th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Istanbul, Turkey, 1-4, 2021.
- Yılmaz Kaya, B., Adem, A., Dağdeviren, M., Dijital Ergonomi, Akıllı Fabrikalar Ve İşbirlikçi Robot Uygulamaları, 28. Ulusal Ergonomi Kongresi, Eskişehir, Turkey, 16 Ekim 2022.
- Lionel Sujay Vailshery. Number of IoT connected devices worldwide 2019-2023, with forecasts to 2030. Statista. <https://www.statista.com/statistics/1183457/iot-connected-devices-worldwide/>. Yayın tarihi Temmuz 27, 2023. Erişim tarihi Aralık 10, 2023.
- Semtech. Smart Cities Transformed Using LoRa Technology. Semtech White Paper. Yayın tarihi: Kasım 2016. Erişim tarihi: Aralık 12, 2023.
- Torres, N., Pinto, P., Lopes, S.I., Security Vulnerabilities in LPWANs-An Attack Vector Analysis for the IoT Ecosystem. Applied Sciences, 11 (7), 3176, 2021.
- Devare, M., Low Power Communication Protocols for IoT-Enabled Applications, Protocols and Applications for the Industrial Internet of Things, 64-94, 2018.
- Cerchecchi, M., Luti, F., Mecocci, A., Parrino, S., Peruzzi, G., Pozzebon, A., A Low Power IoT Sensor Node Architecture for Waste Management Within Smart Cities Context, Sensors, 18 (4), 1282, 2018.
- SX1272/3/6/7/8: LoRa Modem Designers Guide. Semtech Co., Camarillo, AN1200.13, 2013.
- Sheshalevich, V., LPWAN - Low-power wide-area network. communication for the Internet of Things. Bezopasnost informacionnyh tehnology, 24 (3), 7-17, 2017.
- Mdhaffar, A., Chaari, T., Larbi, K., Jmaiel, M., Freisleben, B., IoT-based health monitoring via LoRaWAN, IEEE EUROCON 2017 -17th International Conference on Smart Technologies, Ohrid, Macedonia, 519-524, 2017.
- Pham, C., Low-cost, low-power and long-range image sensor for visual surveillance, In Proceedings of the 2nd Workshop on Experiences in the Design and Implementation of Smart Objects, New York-USA, 35-40, 3-7 Ekim, 2016.
- Kirichek, R., Pham, V.D., Kolechkin, A., Al-Bahri, M., Paramonov, A., Transfer of Multimedia Data via LoRa, In Internet of Things, Smart

- Spaces and Next Generation Networks and Systems, Springer: Cham, Switzerland, 10531, 708-720, 2017.
14. Jebri, A.H., Sali, A., Ismail, A., Rasid, M.F.A., Overcoming Limitations of LoRa Physical Layer in Image Transmission, *Sensors*, 18 (10), 3257, 2018.
15. Fan, C., Ding, Q., A novel wireless visual sensor network protocol based on LoRa modulation, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14 (3), 2018.
16. Pham, C., Robust CSMA for long-range LoRa transmissions with image sensing devices, 2018 Wireless Days (WD), Dubai, United Arab Emirates, 116-122, 3-5 April, 2018.
17. Wei, C.-C., Chen, S.-T., Su, P.-Y., Image transmission using LoRa Technology with various spreading factors, 2nd World Symposium on Communication Engineering (WSCE), Nagoya, Japan, 48-52, 20-23 December, 2019.
18. Chen, T., Eager, D., Makaroff, D., Efficient image transmission using LoRa Technology in agricultural monitoring IoT systems, International Conference on iThings and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData), Atlanta, Georgia, USA, 937-944, 14-17 July, 2019.
19. Ji, M., Yoon, J., Choo, J., Jang, M., Smith, A., LoRa-based Visual Monitoring Scheme for Agriculture IoT, 2019 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), Sophia Antipolis, France, 1-6, 11-13 March, 2019.
20. Brazhenenko, M., Shevchenko, V., Bychkov, O., Jekov, B., Petrova, P., Kovatcheva, E., Adopting machine learning for images transferred with LoRaWAN, *Information & Security: An International Journal*, 47 (2), 172-186, 2020.
21. Juliando, D. E., Putra, R. G., Sartika, D. A., Yudha, R. G. P., Study of Lora Module Ra-02 For Long Range, Low Power, Low Rate Picture Transfer Applications, *Journal of Physics: Conference Series*, 1845 (1), 012054, 2021.
22. Zinonos, Z., Gkelios, S., Khalifeh, A. F., Hadjimitsis, D. G., Boutalis, Y. S., Chatzichristofis, S. A., Grape Leaf Diseases Identification System Using Convolutional Neural Networks and LoRa Technology, *IEEE Access*, 10, 122-133, 2022.
23. Chaparro B., F., Pérez, J., Mendez, D., A Communication Framework for Image Transmission through LPWAN Technology, *Electronics*, 11 (11), 1764, 2022.
24. Parameswari, P., Rajathi, N., Harshanaa, K. J., LoRa Based Framework to Detect Whitefly Infestation in Coconut Trees, International Conference on Advancements in Electrical, Electronics, Communication, Computing and Automation (ICAECA), Coimbatore, India, 1-5, 8-9 October, 2021.
25. Staikopoulos, A., Kanakaris, V., Papakostas, G. A., Image Transmission via LoRa Networks-A Survey, IEEE 5th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), Beijing, China, 150-154, 10-12 July, 2020.
26. Aref, M., Sikora, A., Free space range measurements with Semtech Lora™ technology, 2nd International Symposium on Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems, Odessa, Ukraine, 19-23, 11-12 September, 2014.
27. Codeluppi, G., Cilfone, A., Davoli, L., Ferrari, G., LoRaFarM: A LoRaWAN-based smart farming modular IoT architecture, *Sensors*, 20 (7), 2028, 2020.
28. Yim, D., Chung, J., Cho, Y., Song, H., Jin, D., Kim, S., Ko, S., Smith, A., Riegsecker, A., An experimental LoRa performance evaluation in tree farm, IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), Seoul, Korea (South), 1-6, 12-14 March, 2018.
29. Li, Y., Han, S., Yang, L., Wang, F.-Y., Zhang, H., LoRa on the Move: Performance Evaluation of LoRa in V2X Communications, 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Changshu, China, 1107-1111, 26-30 June, 2018.
30. Ouya, A., De Aragon, B. M., Bouette, C., Habault, G., Montavont, N., Papadopoulos, G. Z., An efficient electric vehicle charging architecture based on lora communication, IEEE International Conference on Smart Grid Communications, 381-386, 23-26 October, 2017.
31. Babayiğit, B., Doğan, F., LoRa Communication Evaluation Based Building Density in Ankara City, International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Türkiye, 1-4, 9-11 June, 2022.
32. Adelantado, F., Vilajosana, X., Tuset-Peiro, P., Martinez, B., Melia-Segui, J., Watteyne, T., Understanding the limits of LoRaWAN, *IEEE Communications Magazine*, 55 (9), 34-40, 2017.
33. Lora Alliance, A technical overview of LoRa and LoRaWAN, Technical Marketing Workgroup 1.0., https://lora-developers.semtech.com/uploads/documents/files/LoRa_and_LoRaWAN-A_Tech_Overview-Downloadable.pdf, Yayın tarihi Aralık, 2019. Erişim tarihi: Aralık, 2023.
34. Ertürk, M. A., Aydın, M. A., Büyükakkaşlar, M. T., Evirgen, H., A survey on LoRaWAN architecture, protocol and Technologies, *Future Internet*, 11 (10), 216, 2019.
35. Wei, C.-C., Su, P.-Y., Chang, C.-C., Chang, K.-C., A study on LoRa Dynamic Image Transmission, 2021 IEEE 4th International Conference on Knowledge Innovation and Invention (ICKII), Taichung, Taiwan, 10-13, 2021.
36. Faber, M. J., van der Zwaag, K. M., dos Santos, W. G. V., Rocha, H. R. d. O., Segatto, M. E. V., Silva, J. A. L., A Theoretical and Experimental Evaluation on the Performance of LoRa Technology, *IEEE Sensors Journal*, 20, 9480-9489, 2020.
37. ETSI, ETSI TR 103 526 V.1.1.1 Technical Report, Erişim Linki: https://www.etsi.org/deliver/etsi_tr/103500_103599/103526/01.01.01_60/tr_103526v010101p.pdf, Erişim Tarihi: Ağustos 2024.
38. The Things Network, Duty Cycle, Erişim Linki: <https://www.thethingsnetwork.org/docs/lorawan/duty-cycle>, Erişim Tarihi: 10 Mayıs 2024.
39. Pham, C., QoS for Long-Range Wireless Sensors Under Duty-Cycle Regulations with Shared Activity Time Usage, *ACM Transactions Sensor Networks*, 12 (4), 31, 2016.
40. Uyanık, H., Ovatman, T., An investigation of the transmission success in Lorawan enabled IoT-HAPS communication, *Internet of Things*, 20, 100611, 2022.
41. Şahiner, M. K., Ayhan, E., Önder, M., Yeni Sınır Güvenliği Anlayışında Yapay Zekâ Yönetişimi: Fırsatlar ve Tehditler, *Uludağ Journal of International Studies*, 5 (2), 83-95, 2021.
42. He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., Deep Residual Learning for Image Recognition, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 770-778, 2016.
43. İnal Atik İ., Pneumonia detection on chest x-ray images using residual convolutional neural network, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 39 (3), 1719-1732, 2024.
44. Özçınar B., Kurnaz S., Artık Ağ Tabanlı Uygulamayla Gözlerde Bulunan Bakterilerin Sınıflandırılması, *bbmd*, 17 (1), 67-74, 2024.
45. Berksan M., Ilgaz Sümer S., Sümer E., Gait-based gender recognition using convolutional neural network for hyper-personalized marketing, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 40 (1), 603-614, 2024.
46. Schroff, F., Kalenichenko, D., Philbin, J., FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, 815-823, 2015.
47. Cao, Q., Shen, L., Xie, W., Parkhi, O.M., Zisserman, A., VGGFace2: A Dataset for Recognising Faces across Pose and Age, 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018), 67-74, 2018.
48. Aşık M.M., Oral M., Determination of canonical Huffman codeword lengths by evolution strategies, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 38 (2), 771-780, 2022.
49. Lu, W.-W., Gough, M. P., A fast-adaptive Huffman coding algorithm, *IEEE Transactions on Communications*, 41 (4), 535-538, 1993.
50. Waveshare, SX1262 868M LoRa HAT, Erişim Linki: https://www.waveshare.com/wiki/SX1262_868M_LoRa_HAT, Erişim Tarihi: Ağustos 2024.