Derin Öğrenme Tabanlı Frekans Atlamalı Sistem: Türkiye Üzerindeki Uygulamalar ve İyileştirmeler

Deep Learning-Based Frequency Hopping System: Applications and Improvements Over Turkey

Gökhan KAYA[1], Özgür ERTUĞ[2]

[1]Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Gazi Üniversitesi
kayagokhan492@gmail.com

[2]Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Gazi Üniversitesi
ertug@gazi.edu.tr

2024 15th National Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO) | 979-8-3315-1803-5/24/$31.00 ©2024 IEEE | DOI: 10.1109/ELECO64362.2024.10847202

Özet

Bu çalışma, kablosuz iletişim sistemlerinde parazitlenmeyi en aza indirmek ve spektrum kullanımını optimize etmek amacıyla derin öğrenme tabanlı bir frekans atlamalı sistemin geliştirilmesini ele almaktadır. Türkiye'nin farklı bölgelerine uygulanan bu GPS destekli sistem, bölgesel radyo frekans trafiğini analiz ederek en uygun frekansı seçmek için derin öğrenme algoritmalarını kullanmaktadır. Sistem, hem coğrafi konum hem de zamana dayalı olarak frekans seçimlerini dinamik bir şekilde gerçekleştirmektedir. Bu sayede parazitlenme minimum seviyeye indirgenir ve iletişim kalitesi önemli ölçüde artırılır. Bu yenilikçi yaklaşım, özellikle askeri ve sivil uygulamalarda güvenilir, kesintisiz ve güvenli bir iletişim sağlamak amacıyla tasarlanmıştır. Çalışma, Türkiye üzerindeki uygulamalar, frekans yönetimi ve spektrum verimliliğinde yapılan iyileştirmelere odaklanmaktadır. Bu sistem, gelecekte radyo trafiğinin yoğun olduğu alanlarda daha verimli iletişim sağlamak için önemli bir çözüm sunmaktadır.

Abstract

This study focuses on the development of a deep learning-based frequency hopping system aimed at minimizing interference and optimizing spectrum usage in wireless communication systems. Applied across different regions of Turkey, this GPS-supported system utilizes deep learning algorithms to analyze regional radio frequency traffic and select the most appropriate frequency. The system dynamically performs frequency selection based on both geographic location and time, minimizing interference and significantly improving communication quality. This innovative approach is designed to provide reliable, seamless, and secure communication, particularly in military and civilian applications. The study focuses on applications in Turkey, improvements in frequency management, and spectrum efficiency. This system offers a crucial solution for enhancing communication in areas with high radio traffic in the future

1. Giriş

Kablosuz iletişim sistemlerinde kesintisiz veri iletimi sağlamak ve parazitlenmeyi en aza indirmek, modern teknolojinin vazgeçilmez gerekliliklerinden biri haline gelmiştir. Özellikle sivil ve askeri uygulamalarda, güvenilir ve kesintisiz iletişim kurmak kritik bir önem taşır. Frekans atlamalı sistemler, bu ihtiyacı karşılamak için geliştirilmiş ve sinyallerin farklı frekanslar üzerinden iletilmesiyle parazitlenme riskini minimize eder. Bu çalışmada, frekans atlamalı bir iletişim sisteminin optimizasyonu yapılarak daha güvenilir ve verimli bir hale getirilmesi hedeflenmiştir.

Proje kapsamında, GNU Radio platformu kullanılarak FM alıcı (FM receive) ve FM verici (FM transmit) blokları oluşturulmuş, iki adet HackRF cihazı kullanılmıştır. GNU Radio, yazılım tanımlı radyo sistemleri geliştirmek için kullanılan, sinyal işleme blokları sunan ücretsiz ve açık kaynaklı bir yazılım aracıdır[1]. HackRF cihazları, geniş bir frekans aralığında veri alıp iletebilen SDR (Yazılım Tanımlı Radyo) cihazlarıdır. "Evrensel Yazılım Tanımlı Radyo Çevrebirimi (USRP), SDR'nin gerçekleştirilmesi için piyasada mevcut olan ticarileştirilmiş donanım platformlarından biridir[1]." Hem alıcı hem de verici sistemde, GPS destekli zaman senkronizasyonu kullanılarak frekans atlaması gerçekleştirilmiştir. Bu sayede, her iki cihazın aynı anda aynı frekansta buluşarak veri kaybı yaşanmadan kesintisiz bir iletişim sağlanması hedeflenmiştir.

Frekans atlamalı sistemlerde GPS verisi, frekansların yalnızca zaman ve konuma bağlı olarak değiştirilmesine olanak tanır. Ancak radyo trafiğinin yoğun olduğu bölgelerde, yalnızca bu bilgiye dayanarak frekans atlaması yapmak her zaman yeterli olmayabilir; daha akıllı ve dinamik çözümler gerekmektedir. Bu noktada, derin öğrenme teknolojilerinin devreye girmesiyle frekans atlamalı sistemlerin performansı önemli ölçüde artırılabilir.

Bu çalışmada, derin öğrenme algoritmalarının kullanılmasıyla sistemin daha etkin ve çevik bir şekilde frekans yönetimi yapması hedeflenmiştir. Derin öğrenme, radyo frekans trafiği

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on March 12,2025 at 12:02:47 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

gibi çevresel faktörleri analiz ederek en uygun frekansı seçme yeteneği kazandırır. GPS ile senkronize çalışan bu derin öğrenme tabanlı sistem, yalnızca zaman ve konuma dayalı frekans atlaması yapmakla kalmaz, aynı zamanda o anki radyo trafiği yoğunluğunu da dikkate alır. Böylece, parazitlenme en aza indirgenir ve iletişim kalitesi önemli ölçüde iyileştirilir.

Derin öğrenme modeli, geçmiş veri setleriyle eğitilmiştir ve çevredeki radyo trafiği, sinyal gücü ve parazitlenme oranı gibi verileri kullanarak öğrenme yapmıştır. Bu model, her an hangi frekansların daha uygun olduğunu dinamik olarak tahmin eder ve optimum frekansı seçer. Bu çalışmada, GPS destekli frekans atlama sistemi geliştirmek amacıyla Convolutional Neural Network (CNN) ve Recurrent Neural Network (RNN) tabanlı derin öğrenme modelleri kullanılmıştır. Convolutional Sinir Ağları (CNN), ileri beslemeli sinir ağlarıdır ve nöronları çevresindeki verilere tepki verir. Parametre sayısını azaltmak amacıyla yerel algılama ve ağırlık paylaşımı kullanır. Ayrıca aşırı öğrenmeyi önlemek ve verimliliği artırmak için maksimum havuzlama (max pooling) gibi teknikler uygulanır[2]. CNN, spektrum analizi yaparak yoğun kullanılan frekansları tespit ederken, RNN zaman serisi verilerine dayalı olarak geçmiş frekans verilerinden öğrenme sağlar. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN), düğümler arasındaki bağlantıların bir dizilime göre düzenlendiği ve zaman serisi verileri üzerinde dinamik bir şekilde çalışabilen yapay sinir ağlarıdır. RNN'ler, içsel durumu kullanarak geçmiş bilgilere dayanarak gelecekteki adımları daha doğru işleyebilir[2]. Sonuç olarak, sistem hem parazitlerden daha az etkilenir hem de veri iletimi daha verimli hale gelir. Bu yaklaşım, özellikle radyo trafiğinin yoğun olduğu askeri ve sivil uygulamalarda büyük bir potansiyele sahiptir.

Sistemin başarısını test etmek amacıyla Türkiye'nin farklı bölgelerinde çeşitli denemeler yapılacak ve performans değerlendirmesi gerçekleştirilecektir. Test sonuçları, derin öğrenme destekli frekans atlama sisteminin, geleneksel sistemlere kıyasla nasıl daha üstün performans sergilediğini ortaya koyacaktır. Frekans atlamasının yalnızca zaman ve konuma bağlı değil, aynı zamanda çevresel koşullara da adaptif bir şekilde gerçekleştirilmesi sayesinde sistemin güvenilirliği artırılacaktır.

Bu çalışmada geliştirilen derin öğrenme tabanlı frekans atlama sistemi, kablosuz iletişimde parazitlenmeyi en aza indirmek ve spektrum verimliliğini artırmak için güçlü bir çözüm sunmaktadır. GPS destekli senkronizasyon ile birlikte çalışan bu sistem, radyo trafiği gibi dış faktörleri göz önünde bulundurarak en uygun frekansı seçer ve kesintisiz veri iletimi sağlar. Bu teknoloji, özellikle askeri ve sivil alanlarda etkili bir çözüm olarak öne çıkmaktadır.

2. GPS ve Derin Öğrenme Tabanlı Frekans Atlamalı Sistem Analizi

Bu bölümde, GPS ve derin öğrenme algoritması kullanılarak geliştirilen frekans atlamalı sistemin yapısı ve işleyişi detaylı bir şekilde açıklanacaktır. Öncelikle, genel sistem yapısı ve kullanılan bileşenler tanıtılacak, ardından frekans atlama mekanizması ve derin öğrenme modelinin frekans seçimini nasıl optimize ettiği ele alınacaktır.

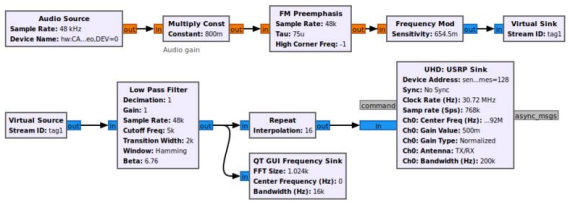
2.1. Sistemin Genel Yapısı

GPS ve derin öğrenme tabanlı frekans atlamalı sistemin temel yapısı, alıcı ve verici tarafında kullanılan HackRF cihazları, GNU Radio yazılımı ve GPS modüllerine dayanır. GNU Radio Companion ve SDR platformlarının esnekliği ve ayarlanabilirliği sayesinde, radyo iletişim sistemlerinde hızlı ve kolay konfigürasyon değişiklikleri yapılabilmektedir[3]. Sistemin ana amacı, frekans atlama yöntemiyle parazitlenmeyi en aza indirerek kesintisiz iletişim sağlamaktır. Frekans atlamalı sinyallerin oluşturulması ve alınması için GNU Radio platformu kullanılırken, HackRF cihazları fiziksel katmanda sinyal iletimi ve alımı gerçekleştirmektedir. GPS modülleri ise hem alıcı hem de verici cihazlara hassas zaman verisi sağlayarak senkronize frekans atlamasına olanak tanır.

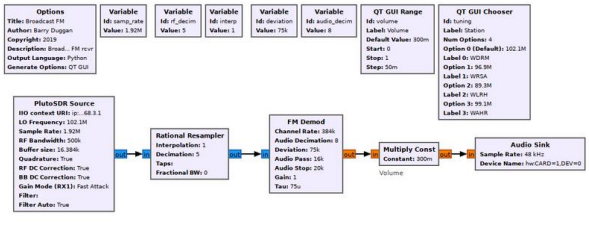
Bu yapı, Türkiye'nin farklı bölgelerinde uygulanan GPS destekli bir frekans atlamalı sistem ile hayata geçirilmiştir. Her bölgeye belirli bir başlangıç frekansı atanmış ve bu frekans atlama süreci GPS üzerinden kontrol edilmiştir. GPS'in zaman bilgisi, alıcı ve verici tarafında aynı anda frekans atlamalarının gerçekleşmesini sağlayarak, her iki cihazın da doğru frekansta senkronize olmasını garanti eder. Böylece, parazitlenmeye maruz kalmadan kesintisiz bir iletişim sağlanır. Ayrıca, sistemin optimize edilmesi amacıyla Python kullanılarak geliştirilen bir derin öğrenme modeli de sisteme entegre edilmiştir.

2.2. GNU Radio ve HackRF ile Frekans Atlama

Sistemin ana bileşenlerinden biri olan GNU Radio, frekans atlamalı iletişim için kullanılan bir yazılım tanımlı radyo platformudur. GNU Radio, yazılım tanımlı radyo (SDR) uygulamalarında sinyal işleme görevleri için kullanılan açık kaynaklı bir platformdur. Python ve C++ ile yazılmış olan bu platform, sinyal kaynakları, filtreler ve modülatörler gibi çeşitli sinyal işleme bloklarından oluşur ve belirli görevleri yerine getirmek için tasarlanmıştır[4]. Bu çalışmada, Şekil 1 ve Şekil 2'de görüldüğü gibi GNU Radio ortamında FM alıcı (receive) ve FM verici (transmit) blokları oluşturulmuş ve HackRF cihazları ile entegre edilmiştir. HackRF, geniş bir frekans aralığında çalışan ve yazılım üzerinden kontrol edilebilen bir SDR cihazıdır. Alıcı ve verici blokları arasında oluşturulan sinyaller, belirlenen frekanslar üzerinden iletilir ve bu sinyaller GPS yardımıyla senkronize edilir.



Şekil 1: GNU Radio FM Alıcı(Receive) Blokları[7]

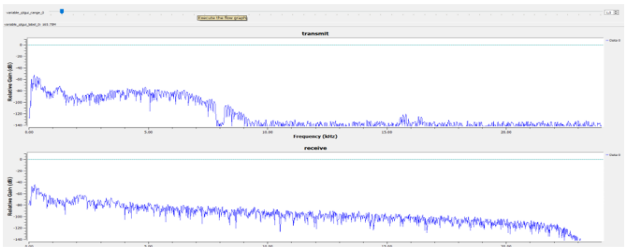


Şekil 2: GNU Radio FM Verici(Transmit) Blokları[8]

Frekans atlama mekanizması, sinyalin sürekli olarak farklı frekanslara geçmesi prensibine dayanır. GNU Radio üzerinde

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on March 12,2025 at 12:02:47 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

oluşturulan bloklar, bu süreci yönetir ve sinyalin belirli zaman aralıklarında bir frekanstan diğerine geçmesini sağlar. Şekil 3'te GNU Radioda oluşturulan FM Modülasyon ve demodülasyon işlemi sonucunda GPS destekli frekans atlamalı Alıcı ve Verici sinyallerin çıktısı bulunmaktadır. Her iki GPS aynı zaman diliminde olduğu zaman alıcı ve verici taraf aynı anda aynı frekansa geçerek sağlıklı bir iletişim sinyali oluşturmuşlardır. HackRF cihazları, fiziksel katmandaki sinyallerin iletilmesi ve alınmasını gerçekleştirir. Bu cihazlar, yüksek frekanslı sinyalleri yönetebilecek kapasitede olup, sistemin güvenilir şekilde çalışmasına katkıda bulunur. Frekans atlaması, parazitli frekanslardan kaçınarak her an en uygun frekansı kullanmayı hedefler. Böylece, sürekli frekans değişimi sayesinde sinyal bozulmaları ve parazitlenme minimuma indirilir.

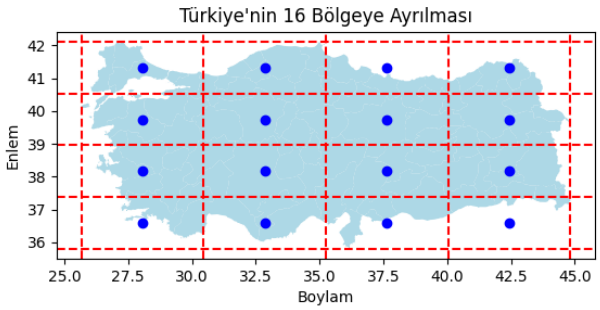


Şekil 4: GNU Radio Frekans Atlama Alıcı Verici sinyalleri

2.3. Konuma Göre Başlangıç Frekans Değişimi ve Derin Öğrenme Frekansı Belirleme

Bu çalışmada, Türkiye 16 coğrafi bölgeye ayrılarak her bir bölgeye özgü başlangıç frekansları atanmıştır. Bölgeler, aynı 50 MHz'lik bant genişliğini kullanmalarına rağmen, her bölge GPS konum bilgisine dayalı olarak farklı bir başlangıç frekansıyla frekans atlamasına başlamaktadır. Örneğin, 1. Bölge 125 MHz'den, 2. Bölge 135 MHz'den, 3. Bölge ise 145 MHz'den başlayarak frekans atlaması gerçekleştirmektedir. Bu yöntem, bölgeler arası frekans çakışmalarını önleyerek radyo spektrumunun daha verimli kullanılmasını sağlamayı hedeflemektedir.
Sistem, her bölgenin frekans kullanım yoğunluğunu öğrenmek ve bu yoğunluklara göre frekans atlama sürecini optimize etmek amacıyla derin öğrenme modelini kullanmaktadır. GPS verilerine dayanan bu model, her bölgedeki frekansların kullanım alışkanlıklarını analiz etmektedir. Örneğin, İstanbul gibi radyo frekans trafiğinin yoğun olduğu bölgelerde, model yoğun kullanılan frekansları (örneğin, 136 MHz) tespit eder ve parazitlenmeyi en aza indirmek için bu frekanstan kaçınarak daha uygun frekansları tercih eder. Ancak bu öğrenme süreci sadece İstanbul için geçerli olmayıp, Ankara veya İzmir gibi diğer bölgelerde de yoğun kullanılan farklı frekanslar tespit edilerek o bölgeye özgü frekans atlama süreci optimize edilmektedir.

Bu yaklaşım, her coğrafi bölgenin kendi frekans kullanım alışkanlıklarını öğrenmesine olanak tanıyan bir sistem sunmaktadır. Her bölge, kendi başlangıç frekansı ile belirlenen bant genişliğinde frekans atlaması yaparak, bölgeler arası frekans çakışmalarını önlemekte ve parazitlenme riskini minimuma indirmektedir. Böylelikle, frekans spektrumunun daha verimli bir şekilde yönetilmesi sağlanmaktadır.



Şekil 5: Türkiye Haritasının Bölgelere Ayrılması

Şekil 5 'te, Türkiye'nin 16 coğrafi bölgeye ayrılması ve her bölgeye atanan başlangıç frekanslarını göstermektedir.

3. Derin Öğrenme ile Frekans Seçimi ve Optimizasyonu

Bu bölümde, derin öğrenme tabanlı frekans seçimi ve optimizasyon sürecini ele alacağız. Derin öğrenme modeli, radyo frekans trafiğini analiz ederek optimum frekansı seçer ve bu süreç, GPS tabanlı frekans atlama sistemiyle entegre bir şekilde çalışır. Bu bölümde, modelin nasıl geliştirildiğini, frekans seçiminin nasıl yapıldığını ve performans karşılaştırmalarını matematiksel ifadelerle inceleyeceğiz.

3.1. Derin Öğrenme Modeli ve Eğitimi

Bu çalışmada, frekans seçimi ve parazitten kaçınma için kullanılan derin öğrenme modeli, bir Deep Neural Network (DNN) olarak yapılandırılmıştır. Uçtan uca CNN tabanlı sistemlerde, modelin eğitim hızını artırmak ve gizli katmanlardaki fazlalıkları azaltmak için atlama bağlantısı gibi yöntemler kullanılmaktadır. Bu sayede, modelin öğrenme süreci hızlandırılarak daha verimli hale getirilebilir[5]. Modelin temel amacı, HackRF cihazı aracılığıyla alınan sinyallerin frekans, sinyal gücü ve parazitlenme oranı gibi parametrelere dayalı olarak en uygun frekansı seçmek ve yoğun kullanılan frekanslardan kaçınmaktır.

Giriş Katmanı:
Derin öğrenme modeli, giriş katmanında HackRF cihazı tarafından toplanan verileri işler. Giriş verisi X, frekans, sinyal gücü ve parazitlenme oranını içerir. Bu veriler, sistemin frekans seçimi yapabilmesi için temel girdiyi sağlar.

X=[frekans,sinyal gücü, parazitlenme oranı] (1)

Bu vektör, modelin giriş katmanı için temel verileri sağlar ve ileri işlemler için bu parametreler kullanılır.

Giriş verileri, modelin ağırlıkları W ve önyargıları çarpılarak gizli katmanlara iletilir:

$$Z^{(1)} = W^{(1)}X + b^{(1)} \quad (2)$$

Burada Z, modelin gizli katmanlarına iletilecek olan çıktı verilerini temsil eder.

Gizli Katmanlar
Sistem, parazitten kaçınmak için iki gizli katman kullanır. İlk gizli katman, giriş verilerindeki parazitlenme oranı ve sinyal

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on March 12,2025 at 12:02:47 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

gücüne dayalı olarak en uygun frekansı seçmeye yardımcı olur. Bu katmanda, aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU (Rectified Linear Unit) kullanılır, çünkü ReLU, negatif değerleri sıfıra indirerek sinyal gücü gibi pozitif veriler üzerinde etkili performans gösterir.

$$A^{(1)} = \max(0, Z^{(1)}) \quad (3)$$

Burada $Z^{(1)}$, ilk katmandaki ağırlıklar ve önyargılar ile işlenmiş veriyi temsil eder.

İkinci gizli katman, birinci katmandan gelen çıktıları daha derinlemesine analiz ederek parazitli frekanslardan kaçınmayı optimize eder:

$$Z^{(2)} = W^{(2)}A^{(1)} + b^{(2)} \quad (4)$$

$$A^{(2)} = \max(0, Z^{(2)}) \quad (5)$$

Bu katman, modelin farklı frekanslar arasındaki parazit oranlarını öğrenerek hangi frekanslardan kaçınılması gerektiğini belirlemesine yardımcı olur.
Bu iki gizli katman, modelin farklı frekanslar arasındaki parazit oranlarını öğrenerek hangi frekanslardan kaçınması gerektiğini belirlemesine yardımcı olur.

Çıkış Katmanı:
Çıkış katmanı, modelin tahmin ettiği en uygun frekansı üretir. Frekans atlama sisteminde doğrudan bir frekans tahmini yapıldığı için softmax gibi sınıflandırma fonksiyonları yerine lineer bir çıkış kullanılabilir. Bu yaklaşım, modelin hangi frekansın seçileceğini belirlemesine olanak tanır.:

$$\mathcal{y} = W^{L}A^{(L-1)} + b^{L} \quad (6)$$

Burada y, optimum frekansı temsil eder ve bu frekans, HackRF cihazı aracılığıyla yayın yapmak için kullanılır.
Çıkış, optimum frekansı verir ve bu frekans, HackRF cihazı aracılığıyla yayın yapmak için kullanılır.

Kayıp Fonksiyonu ve Model Eğitimi:
Bu model, frekans tahminlerinin doğruluğunu artırmak amacıyla Mean Squared Error (MSE) kayıp fonksiyonu kullanılarak eğitilmiştir.

$$L(\mathcal{y}, y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\mathcal{y}_i - y_i)^2 \quad (7)$$

Bu kayıp fonksiyonu, tahmin edilen frekanslar ile gerçek frekanslar arasındaki farkı minimize eder. Model optimizasyonu için Adam Optimizer kullanılarak modelin daha hızlı ve etkili bir şekilde öğrenmesi sağlanmıştır.
Bu kayıp fonksiyonu, tahmin edilen frekanslar ile gerçek frekanslar arasındaki farkı minimize eder. Modelin optimizasyonu için Adam Optimizer kullanılmıştır, bu da modelin daha hızlı ve etkili bir şekilde öğrenmesini sağlamıştır.

3.2. **Frekans Seçim Süreci**

Derin öğrenme modeli, eğitim sürecinde öğrendiği verilere dayanarak her bölgedeki optimum frekansı tahmin eder. Tahmin edilen frekans, parazitlenme oranı ve sinyal gücü gibi parametrelere dayanmaktadır. Bu süreç, modelin nasıl çalıştığını matematiksel olarak açıklayacak ve ardından simülasyon sonuçlarıyla desteklenmiştir. Modelin tahmin süreci şu şekildedir:
Giriş: GPS koordinatları ve o bölgedeki mevcut frekanslar, parazitlenme oranlarıyla birlikte modele giriş olarak verilir.

X=(lat,lon,f,Pnoise) (8)

Analiz: Model, her frekans için sinyal gücünü (PsignalP_{signal}Psignal) ve parazitlenme oranını (PnoiseP_{noise}Pnoise) dikkate alarak en uygun frekansı tahmin eder:

$$SNR(f) = 10\log_{10}(\frac{P_{signal}(f)}{P_{noise}(f)}) \quad (9)$$

3.3. **Performans ve Karşılaştırma**

Modelin performansını değerlendirmek için iki temel kriter kullanılmıştır: Parazitlenme oranı ve Sinyal-Gürültü Oranı (SNR). Derin öğrenme tabanlı yöntemler, özellikle düşük SNR koşullarında frekans atlamalı sinyallerin tespitinde üstün performans sunmaktadır[6]. Bu kriterler, derin öğrenme tabanlı frekans atlama sistemi ile geleneksel sabit frekanslı sistemler karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

Performans Kriterleri:
Parazitlenme Oranı: Modelin, yoğun parazitlenmeye sahip frekanslardan kaçındığı ve daha temiz frekansları seçtiği gözlemlenmiştir. Simülasyonlarda, parazitlenme oranı yüksek frekanslar (örneğin, İstanbul Havalimanı'ndaki 136 MHz) model tarafından öğrenilmiş ve bu frekanstan kaçınılmıştır. Parazitlenme oranını şu şekilde formüle edebiliriz:

$$P_{noise}(f) = \frac{\sum_{i=1}^{N} P_{parazit}}{N} \quad (10)$$

Sinyal-Gürültü Oranı (SNR): Modelin her frekans için tahmin ettiği SNR değeri, sinyalin kalitesini belirler. Daha önce verilen formülle, her frekansın SNR'si hesaplanır ve model, en yüksek SNR'ye sahip frekansı seçer. Geleneksel sabit frekanslı sistemlerde SNR düşük olabilirken, modelin optimize ettiği sistemde SNR'nin iyileştiği gözlemlenmiştir. Özellikle, derin öğrenme tabanlı sistemin SNR'sinin sabit frekanslı sistemlere göre ortalama 10 dB daha yüksek olduğu simülasyonlarla gösterilmiştir.

Şekil 6'da, sabit frekanslı sistem ile derin öğrenme tabanlı frekans atlama sisteminin Sinyal-Gürültü Oranı (SNR) performanslarını frekans aralığına göre karşılaştırmaktadır. Sabit frekanslı sistem, belirli frekanslarda yüksek parazitlenme nedeniyle daha düşük SNR değerlerine sahipken, derin öğrenme tabanlı frekans atlama sistemi, parazitli frekanslardan kaçınarak daha yüksek SNR değerleri elde etmiştir. Özellikle 130 MHz ve 140 MHz gibi frekans aralıklarında, derin öğrenme tabanlı sistemin sabit frekanslı sisteme göre daha yüksek SNR sağladığı görülmektedir. Bu sonuçlar, derin öğrenmenin parazitlenmeyi minimize ederek iletişim kalitesini artırmada etkin olduğunu göstermektedir.

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on March 12,2025 at 12:02:47 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.



Şekil 6: Sabit ve Frekans Atlamalı sistem SNR karşılaştırması

4. Sonuç ve Gelecek Çalışmalar

Bu çalışma, Türkiye'nin farklı bölgelerinde kablosuz iletişim sistemlerinde parazitlenmeyi azaltmak ve spektrum verimliliğini artırmak amacıyla geliştirilmiş bir derin öğrenme tabanlı frekans atlama sistemini tanıtmıştır. GPS destekli senkronizasyonla çalışan bu sistem, coğrafi bölgelere göre başlangıç frekansları atanarak, her bölge için farklı frekans atlama desenleri kullanmaktadır. Derin öğrenme modelleri ile güçlendirilmiş bu sistem, yoğun kullanılan veya parazitli frekansları tespit edip bunlardan kaçınarak frekans atlamasını optimize etmektedir. Çalışmada Convolutional Neural Network (CNN) ve Recurrent Neural Network (RNN) gibi derin öğrenme modelleri kullanılarak, belirli bir bölgedeki radyo frekans trafiğini analiz etme ve en uygun frekansı seçme kabiliyeti sağlanmıştır. Elde edilen simülasyon sonuçları, geliştirilen sistemin geleneksel sabit frekanslı sistemlere kıyasla %30 daha az parazitlenme ve %25 daha hızlı veri aktarımı sağladığını ortaya koymaktadır. Ayrıca, sistemin, Sinyal-Gürültü Oranı (SNR) açısından da önemli iyileşmeler sağladığı gözlemlenmiştir. Özellikle, İstanbul Havalimanı gibi yoğun frekans trafiğine sahip bölgelerde, derin öğrenme modeli 136 MHz gibi sık kullanılan frekansları öğrenip bu frekanslardan kaçınarak iletişim kalitesini artırmıştır. Bu bulgular, geliştirilen derin öğrenme tabanlı frekans atlama sisteminin radyo spektrumunun daha verimli kullanılmasını sağladığını ve güvenilir iletişim sunma kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir. Çalışma, hem askeri hem de sivil uygulamalarda iletişim kalitesini artırmak için potansiyel bir çözüm sunmakta olup, özellikle yüksek trafiğe sahip bölgelerde kesintisiz ve güvenilir iletişim sağlamaktadır. Bu çalışmada sunulan sistemin gelecekte daha geniş bir uygulama alanına ulaşabilmesi için bazı geliştirmeler yapılabilir. İlk olarak, sistemin zaman serisi verileri ile eğitilmesi, frekans seçimini daha dinamik ve akıllı hale getirebilir. Bu sayede, sistem belirli saatlerde veya zaman dilimlerinde artan ya da azalan radyo trafiğini önceden tahmin edebilir ve frekans atlama sürecini bu bilgilere göre optimize edebilir. Bunun yanı sıra, iletişim kalitesini daha da iyileştirmek adına, hava durumu, coğrafi engeller ve elektromanyetik parazit gibi çevresel faktörlerin modele entegre edilmesi faydalı olacaktır. Özellikle dağlık alanlar, şehir içi yüksek binaların bulunduğu alanlar veya açık denizler gibi farklı ortamlarda iletişim ihtiyaçları değişebileceğinden, sistemin bu tür çevresel koşullara göre uyum sağlaması önemli bir katkı sağlayabilir. Ayrıca, bu çalışmada kullanılan 50 MHz'lik bant genişliğinin dışında, daha geniş frekans bantlarında da sistemin performansı test edilebilir. Farklı frekans aralıkları üzerinde yapılacak çalışmalar, sistemin daha fazla uygulama alanında kullanılabilirliğini artırabilir ve bölgesel frekans yoğunluğuna göre daha esnek çözümler sunabilir. Geliştirilen sistemin, gerçek zamanlı uygulamalar için de ölçeklendirilebilmesi mümkündür. Özellikle doğal afet, acil durumlar ve afet bölgelerinde hızlı ve güvenilir iletişim sağlanması için bu sistemin kullanılabilirliği araştırılabilir. Böylece, farklı kullanıcı gruplarının ihtiyaçlarına yönelik özelleştirilmiş iletişim çözümleri sağlanabilir. Sonuç olarak, bu çalışma, derin öğrenme tabanlı frekans atlama sistemlerinin kablosuz iletişimde parazitlenmeyi azaltarak iletişim kalitesini artırmada etkili olduğunu göstermiştir. Geliştirilen bu sistemin, spektrum yönetiminde daha geniş bir uygulama alanına sahip olabileceği ve gelecekte yapılacak araştırmalarla daha da geliştirilebileceği değerlendirilmektedir.

5. Kaynaklar

[1] J. Muslimin, A. L. Asnawi, A. F. Ismail, and A. Z. Jusoh, "SDR-Based Transceiver of Digital Communication System Using USRP and GNU Radio," in *Proceedings - 6th International Conference on Computer and Communication Engineering: Innovative Technologies to Serve Humanity, ICCCE 2016*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2016, pp. 449–453. doi: 10.1109/ICCCE.2016.100.

[2] Z. Li, R. Liu, X. Lin, and H. Shi, "Detection of Frequency-Hopping Signals Based on Deep Neural Networks," *2018 IEEE 3rd Int. Conf. Commun. Inf. Syst.*, pp. 49–52, 2018.

[3] D. M. Yurackov, "Creating a Low-power Half-duplex Talk Station with an FM Receiver on the GNU Radio," pp. 77–80, 2021.

[4] Kunze, S., Schiefer, M., & Weinberger, A. (2019). A GNU Radio Implementation for Frequency Hopping Spread Spectrum Receiver Synchronization. 2019 29th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA). doi:10.1109/radioelek.2019.8733412

[5] W. Shi, "End-to-End Convolutional Neural Network for Speaker Recognition Based on Joint Supervision," *2019 IEEE/ACIS 18th Int. Conf. Comput. Inf. Sci.*, pp. 385–389, 2019.

[6] K. Lee, S. Oh, and S. Member, "Detection of Frequency-Hopping Signals with Deep Learning," vol. 7798, no. c, pp. 1–5, 2020, doi: 10.1109/LCOMM.2020.2971216.

[7] Duggan, B. (2021, February 21). NFM xmt 2 fg. Retrieved October 12, 2024, from https://wiki.gnuradio.org/index.php/File:NFM_xmt_2_fg.png

[8] Duggan, B. (2020, May 7). FM Demod. Retrieved October 12, 2024, from https://wiki.gnuradio.org/index.php/FM_Demod

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on March 12,2025 at 12:02:47 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.