



Makale / Research Paper

Dinamik Yapay Sinir Ağı ile İç Mekân Konum Kestirimi

Mert TUNÇ^{a*}, Ferdi KARA^a, Hakan KAYA^a

^aZonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü. 67100
Zonguldak/TÜRKİYE

^a mert.tunc93@hotmail.com

Received/Geliş: 19.03.2020

Accepted/Kabul: 10.05.2020

Özet: Dış mekanlarda konum belirlemek için küresel konumlama sistemi, küresel uydu seyir sistemi veya cep telefonu baz istasyonları günlük hayatımızda yaygın olarak kullanılmaktadır. Fakat bina içleri gibi kapalı alanlarda bu yöntemler etkin olarak kullanılamamaktadır. Bu nedenle kapalı ortamlarda da çalışabilecek etkin konum belirleme sistemlerine ve yöntemlerine ihtiyaç vardır. Bu çalışmada, alınan sinyal gücü göstergesi (Received Signal Strength Indicator - RSSI) verisine dayalı bir konum belirleme yöntemi olan parmak izi tabanlı konum belirleme sistemlerinin hata oranlarının azaltılmasına yönelik yeni bir sistem modeli sunulmuştur. Bu yöntemde, öncelikle çok yollu yayılımın sinyal gücü üzerindeki etkisini azaltmak için parmak izi yönteminde oluşturulan ortamın radyo haritasının boyutunun küçültülmesi (ortamın hücrelere bölünmesi) amaçlanmıştır. Bunun için sınıflandırma yöntemlerinden destek vektör makinesi (Support Vector machine, SVM) kullanılmıştır. Son olarak gezgin cihazın konum tespiti için, her bir hücrede elde edilen RSSI değerlerine göre Yapay Sinir Ağı (YSA) ile çevrimdışı eğitim yapılmıştır. Çevrimdışı eğitilen ağ ve gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI değerleri kullanılarak çevrimiçi gezgin cihazın konum tespiti yapılmıştır. Önerilen yöntemin, literatürde sıklıkla kullanılan üçgenleme ve YSA ile konum belirleme yöntemlerinden daha etkin olduğu gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler: İç mekan konum tespiti, parmak izi yöntemi, RSSI, yapay sinir ağı, sınıflandırma

Indoor Location Estimation with Dynamic Artificial Neural Network

Abstract: In outdoor localization, global positioning system, global satellite navigation system or cell phone base stations are widely used in our daily life. However, these methods cannot be used effectively in indoor areas. Thus, effective indoor localization systems and methods, can work in closed environments, are needed. In this study, a new system model is presented to decrease the error rates of localization systems on the basis of fingerprint, which based on the received signal strength indicator (RSSI) information. In this method, firstly it is aimed to decrease the size of the fingerprint radio map (dividing the area into cells), created in the fingerprint method, in order to reduce the effect of multipath propagation on the signal strength. Hence, support vector machine (SVM), one of the classification methods, has been used. Finally, to determine mobile device' location, offline training has been conducted with Artificial Neural Network (ANN) according to RSSI values obtained in each cell. By using the offline trained network and the RSSI information, which arrived from mobile device to fixed devices, mobile device' location is determined. It is shown that the proposed method is more effective than triangulation and ANN localization methods, which are frequently used in the literature.

Keywords: Indoor localization, fingerprint method, RSSI, artificial neural network, classification

1. Giriş

Konum belirleme, haritalama ve izleme, uydular sayesinde Küresel Konumlandırma Sistemi (GPS) veya küresel uydu seyir sistemi (GLONASS) teknolojisi kullanılarak dış ortamlarda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır. İç mekânlarda ise kesin konum belirleme işlemi GPS ya da GLONASS kullanarak yapılması pek de mümkün değildir.

Bu makaleye atf yapmak için

Tunç, M., Kara, F., Kaya, H., "Dinamik Yapay Sinir Ağı ile İç Mekân Konum Kestirimi" El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi 2020, 7(2): 858-870.

How to cite this article

Tunç, M., Kara, F., Kaya, H., "Performance of Production of Special Section Profiles" El-Cezeri Journal of Science and Engineering, 2020, 7(2): 858-870.

İç mekân lokalizasyonu için son zamanlarda yaygın bir şekilde kullanılmaya başlayan kablosuz sensör ağı (wireless sensor network -WSN) gibi sistemler mevcuttur [1], ancak iç mekân konumlandırma sistemi için bir standart yoktur. Halen iç mekân lokalizasyonu için daha iyi bir teknoloji bulma çalışmaları devam etmektedir. Bu da iç mekânlarda konumlandırma sistemlerinin önemini göstermektedir. İç mekânlarda konumlandırma sistemlerindeki amaç iki nesne arasındaki mesafeyi tahmin etmek veya nesnenin konumunu belirlemektir. İç mekân konumlandırma teknikleri için başlıca, varış zamanı (Time of Arrival - TOA), varış açısı (Angle of Arrival - AOA), varış zaman farkı (Time Difference of Arrival - TDOA) [2], üçgenleme [3], parmak izi (fingerprint) [4] ve alınan sinyal gücü göstergesi (Received Signal Strength Indicator - RSSI) [5][6] gibi radio frekansı (Radio Frequency - RF) sinyali ile konum belirleme teknikleri önerilmiştir.

RSSI değeri, çok yollu sapma gibi hassasiyeti fazlasıyla etkileyen faktörler nedeniyle çevre koşullarından etkilenmesine karşın kolay elde edilebilmesinden dolayı, konum belirlemede RSSI ve mesafe arasındaki ilişkiye dayalı yöntemler vardır. [7]'de yer altı maden ocağında çalışan madencilerin konum tespiti için, verici cihazdan tek bir alıcı cihaza gelen sinyallerin RSSI değerlerine bağlı olarak mesafe ölçümü ve harita üzerinde konumlandırma yapılmıştır. [8]'de konumu belirlenecek olan noktanın RSSI değeri üç farklı alıcıda elde edilerek mesafe bilgisine çevrilmiş ve bu mesafe bilgilerinden üçgenleme yöntemi ile konum tespiti yapılmıştır. [9]'da konum belirleme sırasındaki konum hassasiyetini arttırmak için dört veya daha fazla cihaz kullanımının konum hassasiyetini arttırdığı gösterilmiş ve konumlandırma için bulanık (fuzzy) mantık algoritması kullanılmıştır. [5]'te RSSI ve parmak izi yöntemine göre konum belirlenmiştir. İlk olarak gezgin noktaların RSSI değerlerine bağlı veritabanı (parmak izi) oluşturulmuş ve sonrasında bu veritabanı kullanılarak en yakın konum (nearest positioning), ağırlıklandırılmış en yakın (the weighted nearest) ve Bayes algoritmalarına göre gezgin cihazın konum tespiti yapılmıştır. [10]'da ortamda dört köşede bulunan sabit cihazlardan gezgin cihaza gelen RSSI değerleri ve yapay sinir ağı (YSA) yardımı ile mesafe tespiti yapılmıştır. Yapılan çalışmada YSA'ların RSSI ile konum bulmada klasik algoritmalarından daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir. [11]'de iç mekânlarda konum belirleme işlemi için ortam dört ana alana bölünmüş ve bu dört alan da on altı ölçüm noktası olacak şekilde tekrardan bölünmüştür. Ortamın dört köşesine konulan dört sabit cihazdan gelen RSSI değerlerine göre ortamın radyo haritası çıkarılmıştır. Dört ana alandaki on altı noktadan alınan RSSI değerlerinin ortalamasına göre, sabit cihazlardan alınan RSSI değerlerinin her bir alanda farklı olduğu gösterilmiştir. Bu farklılıktan yararlanarak alınan RSSI değerine göre alan bazlı konum belirleme önerilmiştir. [12]'de Mamdani ve Sugeno temelli bulanık mantık (fuzzy logic) kullanan merkezi konum belirleme algoritması (centroid algorithm) yöntemi ile kestirilen noktanın konum doğruluğunun artırılması, bunun yanı sıra iletilen veri sayısında artış ve enerji tüketiminde azalma (verim) amaçlanmıştır. [13] nolu çalışmada Bluetooth kullanılarak yakınlık (proximity), merkezi (centroid), ağırlıklı merkezi (weighted centroid), konum belirleme yöntemleri ile parmak izi ve üçgenleme yöntemleri denenmiştir. Bulanık mantık algoritması ile bu yöntemler arasında parmak izi yönteminin iç mekân konum belirleme için en uygun olduğu sonucu çıkartılmıştır. [14]'te RSSI temelli parmak izi tabanlı konum belirleme yönteminde iyileştirme için ilk olarak K-Means metodunu ile ilgili radyo haritasının boyutunun küçültülmesi ve mantıksal alt bölgeleme yöntemi (alanın alt hücrelere bölünmesi) önerilmiştir. İkinci yöntem olarak, konum kestirimi fazında mantıksal alt bölgelemedeki karar hücre sayısına göre K-En Yakın Komşuluk (KNN) yönteminde karar için sabit bir "K" değeri kullanımı yerine, bu değer dinamik olarak seçildiği bir yöntem önerilmiştir.

Bu makalede, iç mekânlarda çok yollu yayılımın sinyal gücü üzerindeki etkisini azaltmak ve daha etkin konum tespiti için sınıflandırma (hücreleme) ve YSA tabanlı konum belirleme yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde ilk olarak parmak izi yöntemi ile ortamın radyo haritası çıkartılmıştır ve sınıflandırıcı ile ortamın radyo haritası belli oranlarda küçük alanlara (hücre) bölünmüştür. Son olarak her bir hücre için ayrı ayrı YSA kullanılarak konum belirlenmesi yapılmıştır. Çalışmanın bundan sonraki bölümleri şu şekilde sunulmuştur: Bölüm 2'de önerilen sistem modeli, literatürde

var olan üçgenleme ve YSA yöntemleri ile birlikte verilmiştir. Bölüm 3'te üç farklı yöntem için elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bölüm 4'te sonuçlar tartışılarak çalışma sonlandırılmıştır.

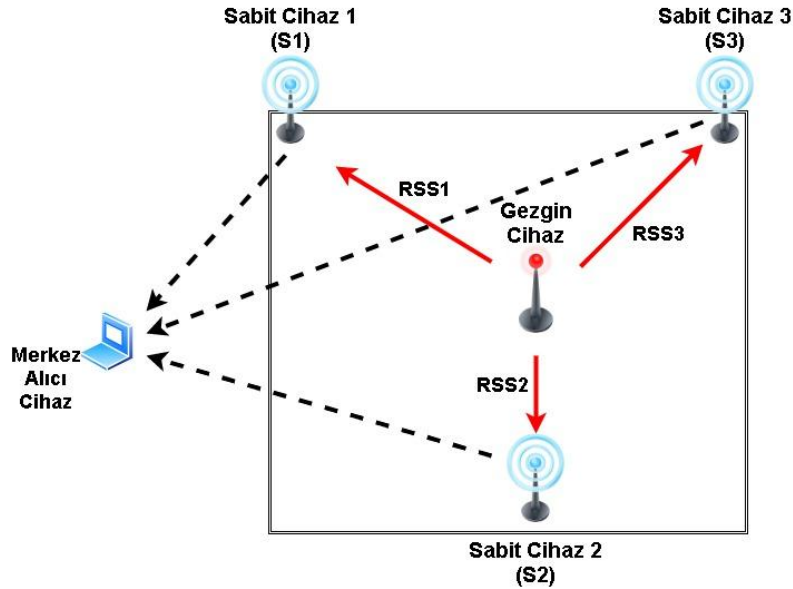
2. Sistem Modeli

Bu çalışmada, 4.25 x 1.75 m'lik kapalı ortamda konum tespiti için gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI değerine bağlı konum kestirimi yapılmıştır. Şekil 1'de verilen sistem modelinde üç sabit cihaz, bir gezgin cihaz ve bir merkez cihaz bulunmaktadır. RSSI değerlerinin elde edilebilmesi için gezgin cihazdan sabit cihazlara veri gönderimi yapılmaktadır ve RSSI değerleri sabit cihazlarda elde edilerek merkez cihaza gönderilmektedir.

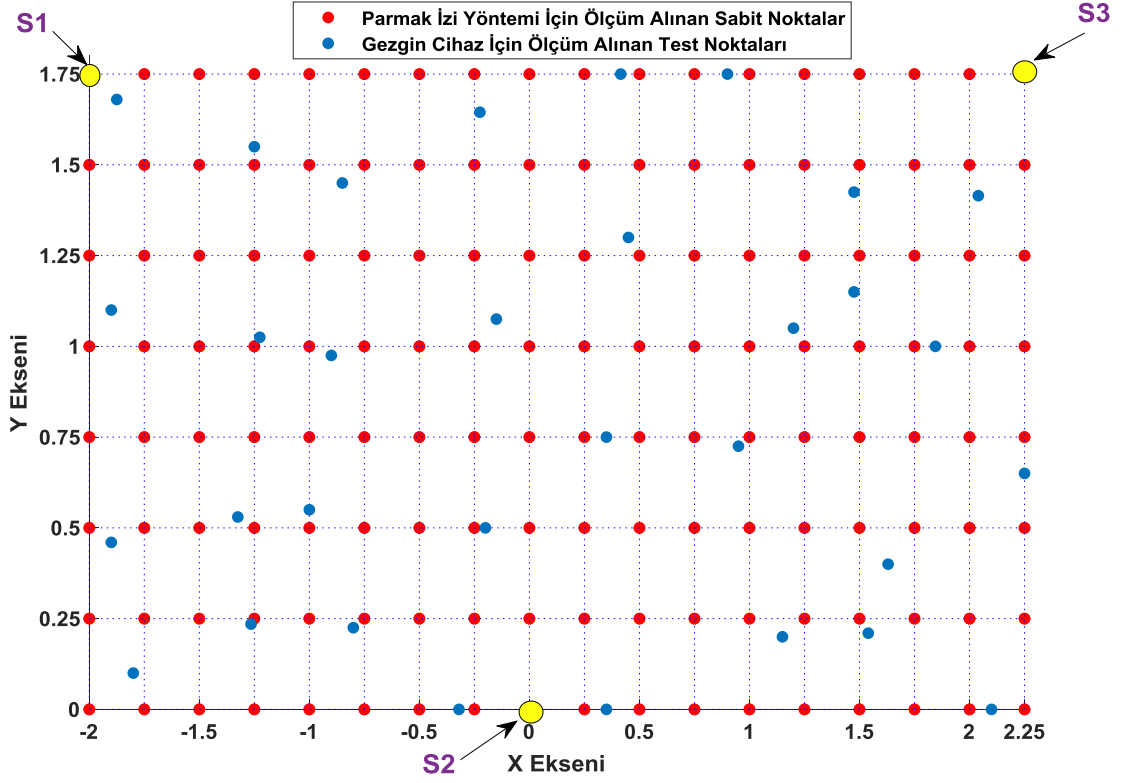
Radyo haritası çıkarılma işlemi için düşük maliyetli ve minimum güç gereksinimi gibi nedenlerden dolayı 2,4 GHz frekans aralığında çalışan IEEE 802.15.4 protokolü kullanan Zigbee Seri 1 kullanılmıştır. Antenler için 2.1 dBi Kazancı ile Digi 2.4 GHz Çok Yönlü Dipol anten kullanılmıştır. Zigbee güç seviyesi 2 (1 dBm Kazanç) olarak ayarlanmıştır.

Şekil 2'de çalışılan kapalı ortamın haritası verilmiştir. Sabit Cihazlar -2 x 1.75 (S1), 0 x 0 (S2) ve 2.25 x 1.75 (S3) noktalarında olacak şekilde yerleştirilmiştir. Gezgin cihaz ise belirlenen alan içerisinde gezdirilmesi sırasında herhangi bir yerde bulunabilmektedir.

Verilen sistemde konum kestirimi iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada çevrimdışı olarak parmak izi yöntemi ile Şekil 2'de verilen ortamda belirlenen 144 adet sabit nokta için gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI değerleri ölçülmüş ve sabit noktaların koordinatlarıyla birlikte kaydedilmiştir. Bir başka deyişle, ortamın RSSI haritası çıkartılmıştır. İkinci aşamada ise çevrimiçi olarak 1) Üçgenleme 2) Yapay Sinir Ağı (YSA) 3) Kümeleme Yöntemleri kullanılarak rastgele seçilen 32 adet test noktası için konum kestirimi/belirleme işlemi yapılmıştır.



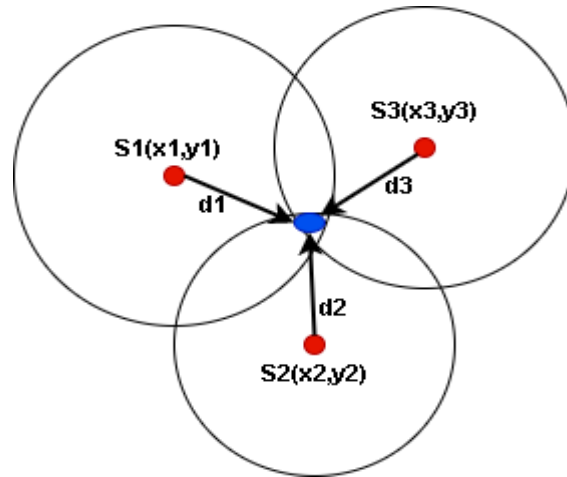
Şekil 1. Sistem modeli



Şekil 2. Kapalı ortam için parmak izi yöntemi ile ölçüm alınan sabit noktalar ve gezgin cihaz ile ölçüm alınan test noktaları

2.1. Üçgenleme Yöntemi ile Konum Kestirimi

Kapalı ortamda, gezgin cihazın çevrimiçi konumunun belirlenmesi için literatürde de sıklıkla kullanılan üçgenleme yöntemi Şekil 3'te verilmiştir.



Şekil 3. Üçgenleme metodu

Şekil 3'te verilen Üçgenleme Yönteminde, öncelikle ölçülen RSSI değerlerine göre sabit cihazlar ve gezgin cihaz arasındaki mesafeler bulunmuştur [2].

$$RSSI_i = -10n \log_{10}(d_i) + A_i \quad (1)$$

Burada d_i ($i=1,2,3$) i . sabit cihaz ve gezgin cihaz arasındaki mesafeyi, A_i i . sabit cihaz ile gezgin cihaz arasında 1 metre mesafe bulunması durumunda ölçülen RSSI değerini, n ortamdan kaynaklı yol kaybı katsayısını, $RSSI_i$, gezgin cihazdan i . sabit cihaza gelen RSSI değerini belirtmektedir. d_i mesafeleri bulunduktan sonra gezgin cihazın tespit edilen konumu (\tilde{x}, \tilde{y}) aşağıdaki denklemler ile bulunmaktadır [15].

$$\begin{aligned}(\tilde{x} - x_1)^2 + (\tilde{y} - y_1)^2 &= d_1^2 \\(\tilde{x} - x_2)^2 + (\tilde{y} - y_2)^2 &= d_2^2 \\(\tilde{x} - x_3)^2 + (\tilde{y} - y_3)^2 &= d_3^2\end{aligned}\quad (2)$$

burada (x_i, y_i) i . sabit cihazın konum bilgisidir.

Denklem 2’de verilen 2. dereceden denklemler ve Cramer yöntemi kullanılarak gezgin cihazın konumu (\tilde{x}, \tilde{y}) aşağıdaki gibi bulunur [15].

$$\tilde{x} = \frac{\begin{vmatrix} (d_1^2 - d_2^2) - (x_1^2 - x_2^2) - (y_1^2 - y_2^2) & 2(y_2 - y_1) \\ (d_1^2 - d_3^2) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) & 2(y_3 - y_1) \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ 2(x_3 - x_1) & 2(y_3 - y_1) \end{vmatrix}}\quad (3)$$

$$\tilde{y} = \frac{\begin{vmatrix} 2(x_2 - x_1) & (d_1^2 - d_2^2) - (x_1^2 - x_2^2) - (y_1^2 - y_2^2) \\ 2(x_3 - x_1) & (d_1^2 - d_3^2) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ 2(x_3 - x_1) & 2(y_3 - y_1) \end{vmatrix}}\quad (4)$$

2.2. Yapay Sinir Ağı (YSA) ile Konum Kestirimi

Bu yöntemde, gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI değerine bağlı olarak Yapay Sinir Ağı ile gezgin cihazın konum kestirimi yapılmıştır. Yapay sinir ağlarında farklı topolojilerinden dolayı farklı modeller bulunmaktadır. Bunlardan, çok katmanlı algılayıcı (MLP) model fazlasıyla kullanılmaktadır [16]. MLP ağları ise doğrusal olmayan problemlerin çözümünde en sık kullanılan YSA modelidir ve eğitim örneklerindeki bozulmalar giderilebilir. Çok yollu yayılımın sinyal gücü üzerindeki etkisinden dolayı alınan sinyal gücü göstergesi (RSSI) değerleri her noktada uzaklık ile doğrusal olarak değişmemektedir. Bu nedenden dolayı bu çalışmada MLP modeli kullanılmıştır.

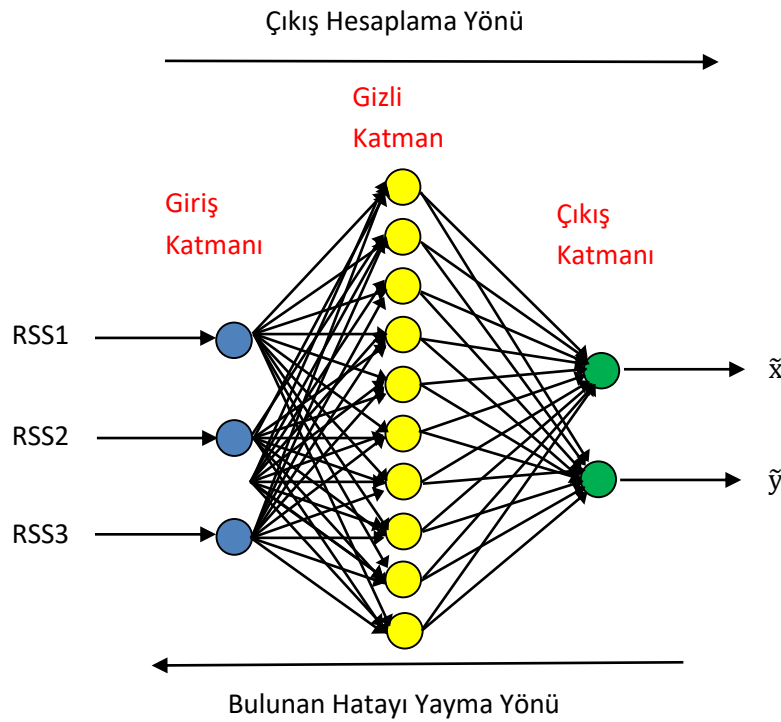
Bu yöntemde, ilk olarak daha önce 144 adet sabit nokta için kaydedilen RSSI değerleri ve bu sabit noktaların koordinatları kullanılarak çevrimdışı eğitim yapılmıştır. Çevrimdışı eğitim için 4.25m x 1.75m’lik alanda 0.25 cm aralıklar ile 144 nokta belirlenmiştir. Her noktadan RSSI verisi alma işlemi 2 kere tekrarlanmıştır. Toplamda 288 veri elde edilmiştir. Bir veri içinde gezgin cihazdan 3 farklı sabit cihaza gelen RSSI verisi mevcuttur. Yani toplamda 288x3=864 RSSI verisi bulunmaktadır. Bu RSSI değerleri YSA eğitiminde sisteme giriş olarak verilmiştir. Çıkış ise RSSI değerlerine karşılık gelen noktanın kestirilen (\tilde{x}, \tilde{y}) koordinatlarıdır.

Veri seti içerisinde rastgele olarak %70’lik veri eğitim, %30’luk veri ise test için ayrılmıştır. Önerilen modeldeki parametreleri (gizli katman ve nöron sayısı) belirlemek için birçok deneme yapılmıştır. Denemeler için kullanılan farklı ağ modellerinin parametreleri ve performans sonuçları Tablo1’de verilmiştir.

Tablo 1. Farklı MLP modelleri ve performans sonuçları

| Model | Aktivasyon Fonksiyonu | Gizli Katman | Gizli Katmandaki Nöron Sayısı | Performans Değerleri | | |
|-------|-----------------------|--------------|-------------------------------|----------------------|--------------|----------------------|
| | | | | Eğitim R Oranı | Test R Oranı | Ortalama Karese Hata |
| 1 | Tansig-Tansig | 1 | 10 | 0.99014 | 0.98932 | 0.023035 |
| 2 | Tansig-Log | 1 | 10 | 0.89168 | 0.90235 | 0.34388 |
| 3 | Log-Log | 1 | 10 | 0.89761 | 0.89002 | 0.52101 |
| 4 | Log-Tansig | 1 | 10 | 0.99076 | 0.98592 | 0.032352 |
| 5 | Log-Log-Log | 2 | 10-1 | 0.82126 | 0.84419 | 0.42715 |
| 6 | Tansig-Log-Log | 2 | 10-1 | 0.81698 | 0.83499 | 0.4798 |
| 7 | Tansig-Tansig-Log | 2 | 10-1 | 0.75529 | 0.7156 | 0.5781 |
| 8 | Tansig-Tansig-Tansig | 2 | 10-1 | 0.65523 | 0.7154 | 0.83808 |

Denemeler sonucunda, sırasıyla eğitim ve test R oranları 0.99014, 0.98932 olan ve ortalama hata oranı ise 0.02305 olan çok katmanlı yapıya sahip en düşük hata oranını veren ağ modeli seçilmiştir. Bu MLP modeli Şekil 4'te verilmiştir.



Şekil 4. YSA modeli

Bir MLP ağı, bir giriş katmanı, bir veya daha fazla ara katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. MLP ağ eğitilirken, ileri yayılım algoritması ile çıkış değerleri hesaplanır ve istenilen sonuca ulaşana kadar geri yayılım algoritmaları kullanılarak çıkıştaki değerler güncellenir. Eğitim işlemlerinden sonra test aşamasında ise sadece ileri yönlü hesaplama yapılmaktadır. Son güncellenen ağırlık katsayılarına ve eşik girdi değerlerine göre çıkış hesaplanır [17].

Seçilen MLP ağı, bir giriş katmanı, bir ara katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Ara katmanda 10 adet nöron kullanılmıştır. Eğitim evresindeki geri yayılım algoritması olarak

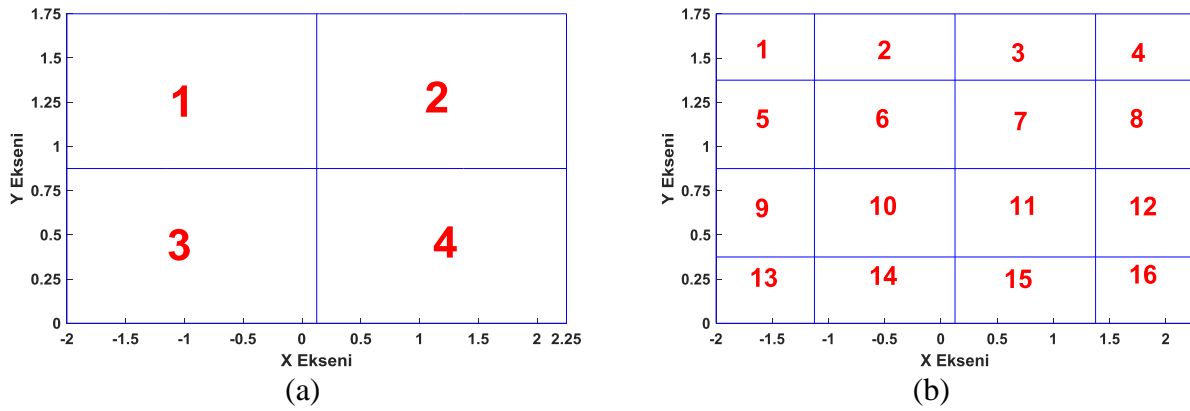
literatürde de en çok kullanılan Levenberg-Marquardt algoritması [17] tercih edilmiştir. Transfer fonksiyonlarında ise hem ara katmanlarda hem de çıkış katmanında tanjant sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır.

Son olarak, çevrimiçi gezgin cihazın konum tespiti için, çevrimdışı eğitilen ağ ve gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI değerleri kullanılmıştır. Çevrimiçi test işlemi için 4.25×1.75 alan 16 bölgeye bölünmüştür ve her bölgeden rastgele 2 farklı test verisi alınmıştır (yani toplamda $2 \times 16=32$ farklı test verisi). Çevrimiçi alınan test verileri yukarıda eğitilen YSA modeline giriş olarak verilmiştir ve çıkışta kestirilen (\hat{x}, \hat{y}) konum bilgileri elde edilmiştir.

2.3. Dinamik YSA ile Konum Tespiti

Ortamin yapısı ve ortamdaki nesnelere bağlı olarak sinyal yansıması, kırınım, kırılım gibi nedenlerden dolayı meydana gelen çok yollu yayılımın sinyal gücü üzerindeki etkisi ortamın her noktasında aynı olmamaktadır. Buna bağlı olarak sabit cihazlarda ölçülen RSSI değerlerinde sadece yol kaybı etkisi bulunmamaktadır. Bu nedenle ortam içerisinde belirlenen sabit noktalardan ölçülen RSSI değerleri komşu noktalarda benzer ya da beklenenin dışında olabilmektedir. Bundan dolayı Yapay Sinir Ağı (YSA) ile Konum Kestirimi ile bulunan sonuçlardaki hata oranı artmaktadır.

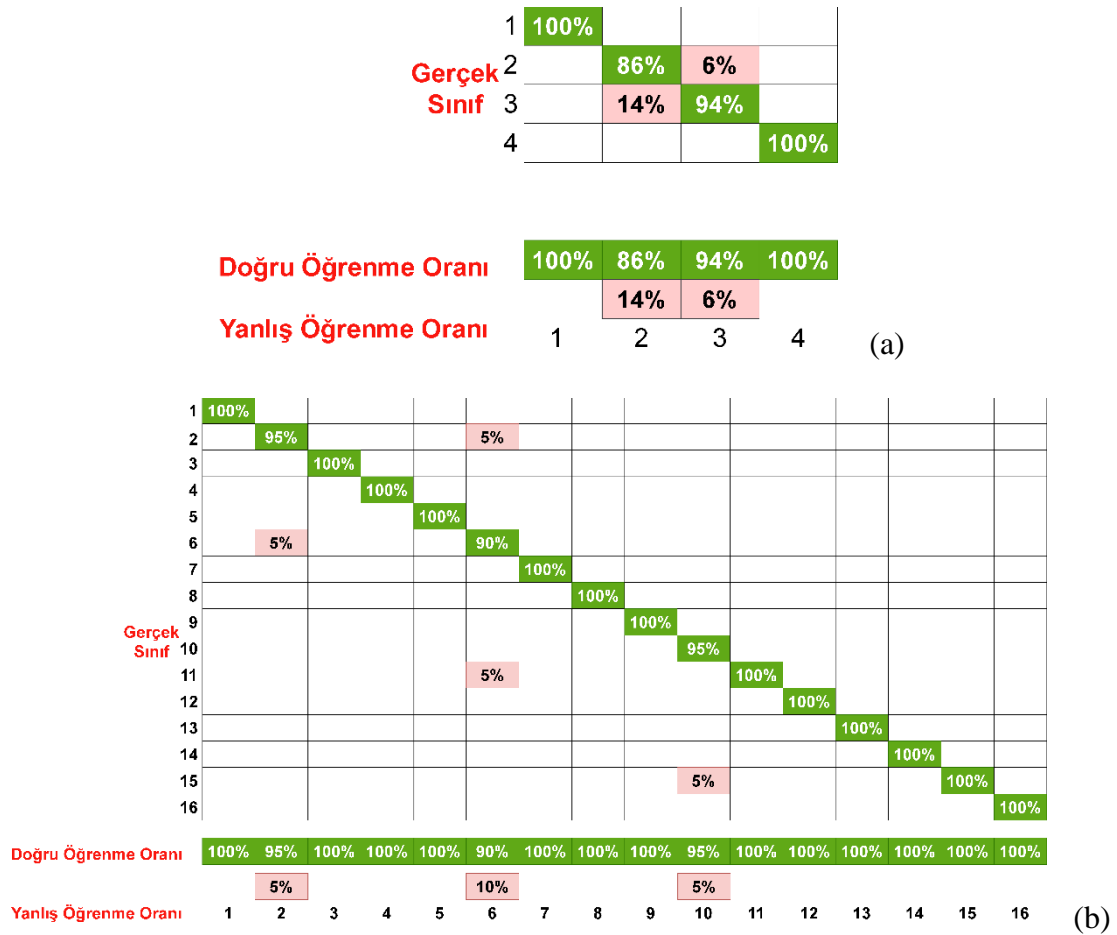
Bu çalışmada, hata oranını azaltmak için YSA ile konum tespitinden önce ortamın bölgelere ayrılması yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde konumlandırma işlemi iki aşamada yapılmaktadır. İlk aşamada, Şekil 5'te gösterildiği gibi kapalı alan 4 ya da 16 bölgeye ayrılmıştır ve gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI güç değerlerine göre gezgin cihazın hangi bölgede olduğunu kestirimi (Sınıflandırma) yapılmıştır.



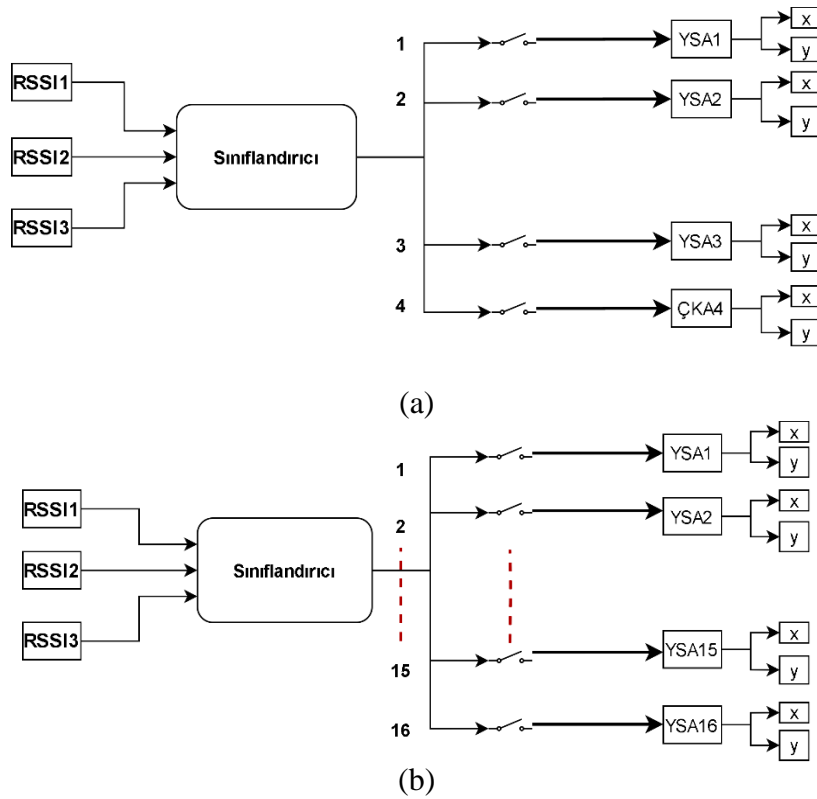
Şekil 5. Bölgelere ayrılmış ortamın şekli a) 4 Hücre b)16 Hücre

Gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI güç değerlerine göre, gezgin cihazın hangi bölgede olduğunu kestirimi işlemi (Sınıflandırma) için MATLAB Sınıflandırıcı araç kutusu (Classification Learner Tool) kullanılmıştır. Burada kullanılan araç kutusunda birçok farklı algoritma ile sınıflandırma işlemi yapabilen yöntemler mevcuttur. Bu çalışmada ortamı 4 ya da 16 farklı alana (hücre) bölme işlemi sırasında, sınırların nasıl çizileceğini ve hangi üyenin hangi gruba ait olduğunu belirlemek için destekçi vektör makinesi (Support Vector machine, SVM) kullanılmıştır.

SVM sınıflandırıcının üç girişi (gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI güç değerleri) ve bir çıkışı bulunmaktadır. SVM sınıflandırıcıya giriş olarak verilen gezgin cihazdan sabit cihazlara gelen RSSI güç değerlerine göre konumu belirlenecek noktanın hangi bölgede olabileceği çıkışta hücre sayısına göre 1'den 4'e ya da 1'den 16'ya kadar olan değerler ile sınıflandırılmaktadır. Eğitim sonunda, 4 hücre için %94.4'lük ve 16 hücre için %98.6 'lık doğruluk ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Şekil 6'da 4 ve 16 hücre için hata matrisi (Confusion Matrix) verilmiştir.



Şekil 6. SVM sonunda elde edilen Hata matrisi a) 4 Hücre b)16 Hücre

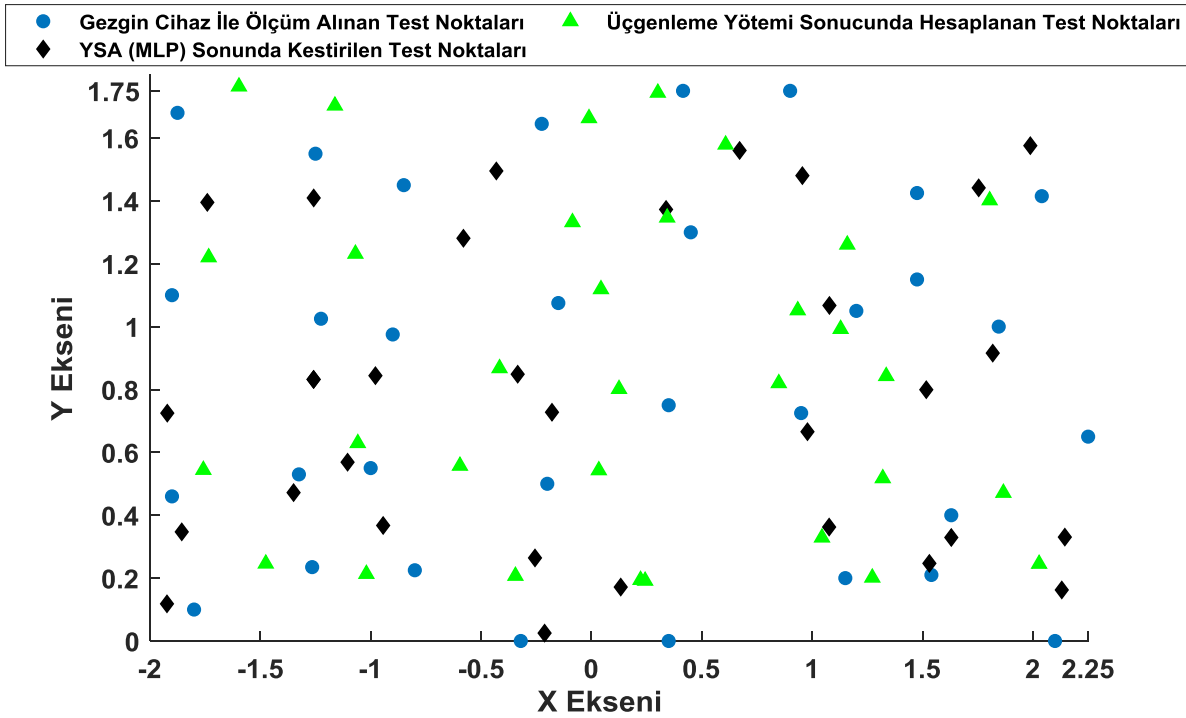


Şekil 7. Dinamik Yapay Sinir Ağı yöntemi için blok şema a) 4 Hücre b)16 Hücre

İkinci aşamada, kestirilen bölgeye ve RSSI güç değerlerine bağlı olarak Yapay Sinir Ağı ile gezgin cihazın konum kestirimi yapılmıştır. Her bir bölge için, bölge içerisindeki sabit noktaların RSSI değerleri ve konumlarına bağlı olarak, farklı YSA eğitimi yapılmıştır. İkinci aşamada kullanılan YSA modeli Şekil 5'teki ile aynıdır. Bu yöntem için kullanılan blok şeması Şekil 7'de verilmiştir.

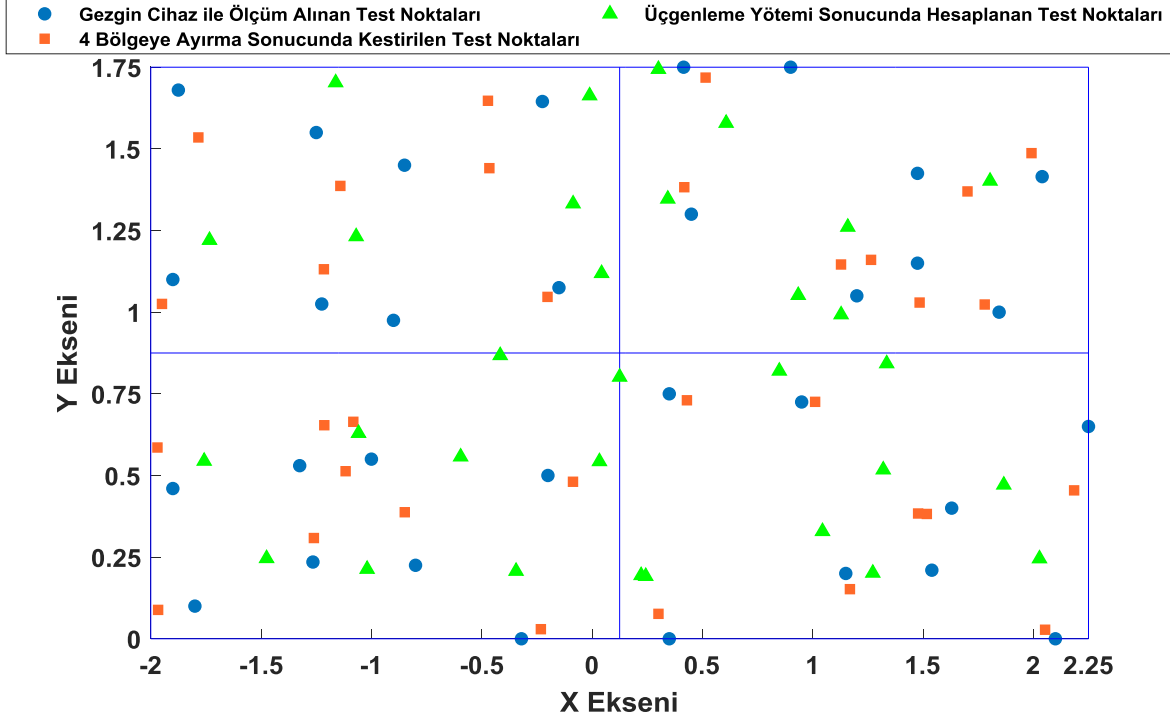
3. Bulgular ve Tartışma

Bu bölümde ilk olarak, Şekil 2'de verilen her bir test noktası için Üçgenleme, Yapay Sinir Ağı (YSA) ve önerilen Dinamik YSA yöntemleri ile elde edilen konum bilgileri gerçek konum bilgileri ile karşılaştırmalı olarak Şekil 8, Şekil 9 ve Şekil 10'da sunulmuştur. Şekillerden görüldüğü üzere, makine öğrenmesi (YSA tabanlı) konum belirleme yöntemleri, klasik üçgenleme yöntemine önemli ölçüde üstünlük sağlamaktadır. Bu durum, çok yollu sönümlenme etkisinden kaynaklanmaktadır. Alınan RSSI değerleri üçgenleme yönteminde olduğu gibi sadece yol kaybına bağlı olarak düşünülürse mesafe tahminleri sapmaktadır. Üçgenleme yöntemindeki en büyük hatalar, tahmin edilen mesafe bilgilerine göre çizilen alanların/dairelerin (Şekil 2'de verilen üçgenleme yönteminde) kesişmemesi durumunda oluşmaktadır. YSA tabanlı algoritmalar her ne kadar üçgenleme metoduna üstünlük sağlasa da, bölgelere ayrılmadan sadece YSA ile tahminlerinde çok iyi olmadığı gözükmemektedir. Bu durum yine RSSI değerlerinin çok yollu sönümlenmeden kaynaklı kimi noktalarda beklenenin dışında kalmasından ve YSA'nın bunu iyi tahmin edememesinden kaynaklanmaktadır. Diğer yandan, bölgelere ayrıldığında, her bölgedeki YSA modellerinin çok daha iyi tahminde bulunduğu ve hataların azaldığı açıkça gözükmemektedir. Bunun yanısıra, bölge sayısı arttıkça tahmin doğruluğunun arttığı gözükmemektedir.

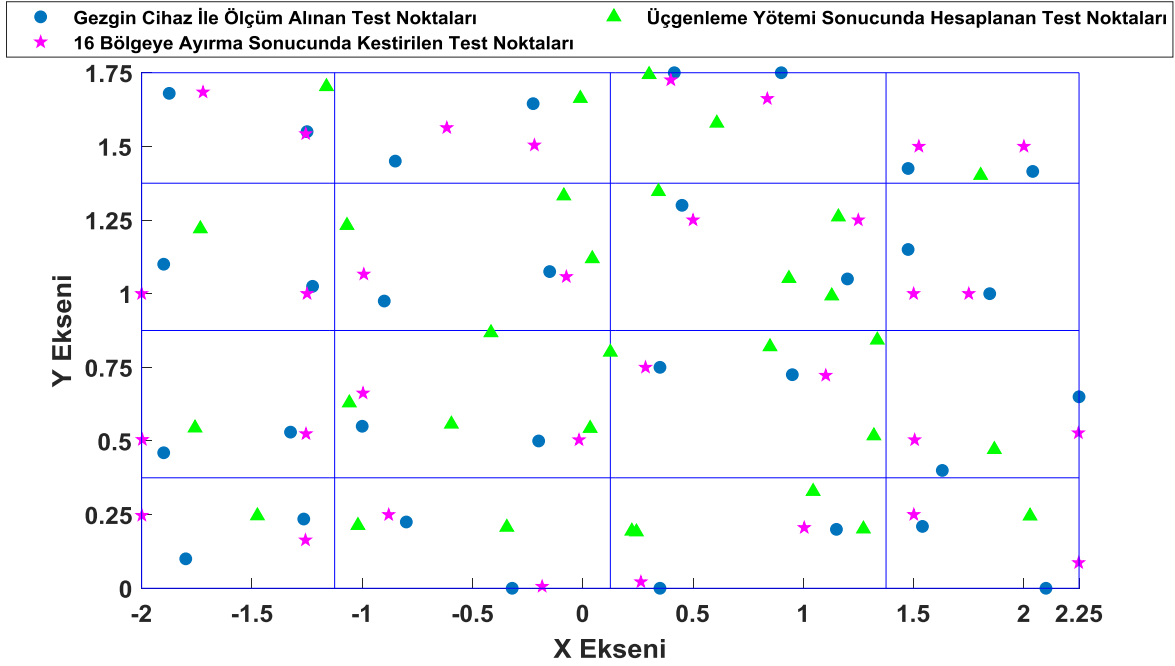


Şekil 8. Gezin cihaz ile ölçüm alınan test noktalarının üçgenleme yöntemi ile hesaplanan ve YSA (MLP) yöntemi ile kestirilen konumlar ile karşılaştırılması

Test noktaları için, belirtilen yöntemler ile elde edilen konum bilgileri ve gerçek konum bilgileri arasındaki hata miktarı $\sqrt{(\tilde{x} - x_i)^2 + (\tilde{y} - y_i)^2}$ ile bulunmuştur. Burada (x, y) test noktasının gerçek konumunu, (\tilde{x}, \tilde{y}) ise belirtilen yöntemler ile elde edilen konum bilgisini belirtmektedir. Üç yöntem için hesaplanan hata değerleri (kesikli çizgi) ve MATLAB Eğri Uydurma araç kutusu (Curve Fitting Toolbox) kullanılarak hesaplanan hata eğrileri (düz çizgi) Şekil 11’de verilmiştir.

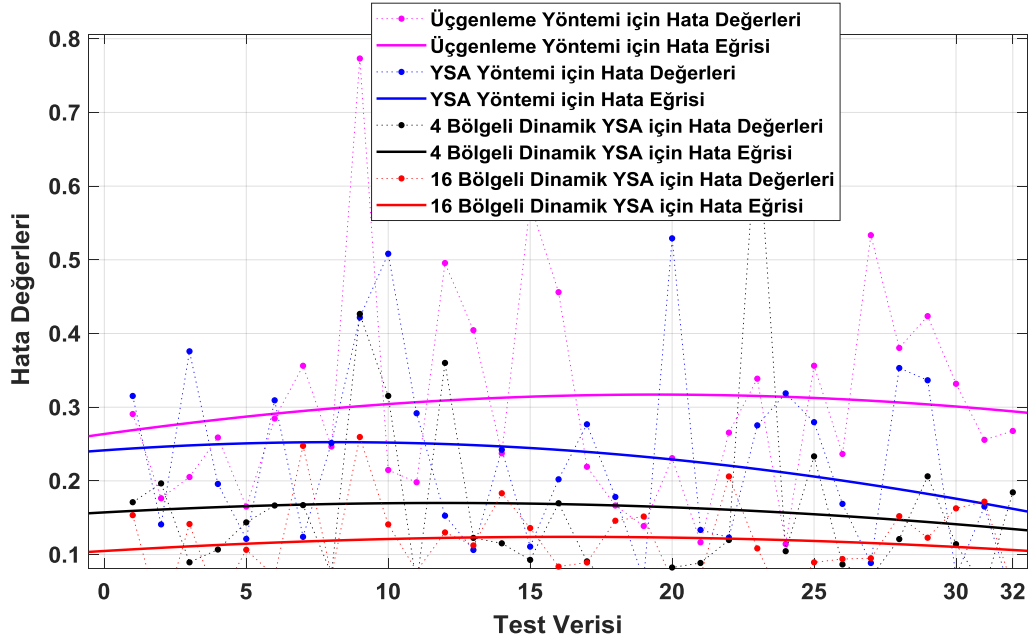


Şekil 9. Gezin cihaz ile ölçüm alınan test noktalarının üçgenleme yöntemi ile hesaplanan ve 4 bölgeye ayırma sonucunda kestirilen konumlar ile karşılaştırılması



Şekil 10. Gezin cihaz ile ölçüm alınan test noktalarının üçgenleme yöntemi ile hesaplanan ve 16 bölgeye ayırma sonucunda kestirilen konumlar ile karşılaştırılması

Tablo 2’de, üç yöntem için 32 test noktası için elde edilen minimum, maksimum ve ortalama hata değerleri karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Şekil 11 ve Tablo 2’den açıkça gözükmektedir ki, klasik üçgenleme yönteminde hem hataların sapmaları (maksimum hata) hem de ortalama hata değerleri diğer tüm yöntemlere göre çok daha kötüdür. Bölgelere ayırma olmadan kullanılan YSA yönteminde, her ne kadar sapma (maksimum hata) 4 bölge dinamik YSA modelinden daha iyi gözükse de ortalama hatalara bakıldığında önerilen dinamik YSA modeli çok daha iyi bir performans göstermektedir. Maksimum hatanın daha kötü olması ise, dinamik YSA’nın ilk aşamasındaki bölgelere ayırmanın yanlış yapılmasının bir sonucu olarak açıklanabilir.



Şekil 11. Kullanılan yöntemler için hata değerleri ve eğrileri

Fakat, bölge sayısı artırılarak bu durumda önüne geçilebilir. 16 bölge dinamik YSA kullanıldığında, üçgenleme ve bölgelere ayrılmadan kullanılan YSA modeline göre sırasıyla maksimum hata açısından %197, %103 ve ortalama hata açısından %157, %92 performans artışı gözükmektedir.

Tablo 2. 32 farklı test verisi için hatalar.

| Yöntem | Min Hata (m) | Max Hata (m) | Ortalama Hata (m) |
|----------------------|--------------|--------------|-------------------|
| Üçgenleme | 0.1144 | 0.7732 | 0.3036 |
| YSA | 0.0379 | 0.5291 | 0.2272 |
| 4 Bölge Dinamik YSA | 0.0516 | 0.6933 | 0.1605 |
| 16 Bölge Dinamik YSA | 0.0096 | 0.2595 | 0.1178 |

Son olarak Tablo 3’te, önerilen üç yöntem için ortalama hata değerleri ve referansta verilen literatürdeki diğer çalışmalarda elde edilen ortalama hata değerleri verilmiştir. Çalışmalarda ölçüm alınan alan ve noktalar arasındaki mesafeler farklılık gösterdiğinden, adil bir karşılaştırma yapabilmek için ortalama hatanın yanı sıra her bir yöntemin ortalama hata değeri ile ölçüm alınan noktalar arasındaki mesafenin oranı karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Tablo 3’ten görüldüğü gibi minimum ortalama hata bakımından en iyi performansı bu çalışmada önerilen 16 Bölge Dinamik YSA yöntemi sağlamaktadır. 16 Bölge Dinamik YSA yöntemi, Hata/Mesafe Oranı açısından ise [10] nolu referans ile hemen hemen aynı performansı vermektedir. Hata/Mesafe Oranı bakımından en iyi performansı ise [12] nolu referans vermektedir. Bunun nedeni ölçümün çok geniş alanda yapılması ve ölçüm noktaları arasındaki mesafenin diğer çalışmalara göre oldukça fazla olmasıdır.

Önerilen yöntem, minimum ortalama hata ve düşük hata/mesafe oranı ile literatürde verilen diğer yöntemlere göre en optimum sonucu vermektedir. Bu durum önerilen sistem modelinin üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

Tablo 3. Önerilen sistemin literatür ile karşılaştırılması.

| Yöntem | Ortalama Hata (m) | Ölçüm Alınan Noktalar Arasındaki Mesafe (m) | Ölçüm Alınan Alan (m ²) | Hata/Mesafe Oranı |
|------------------------|-------------------|---|-------------------------------------|-------------------|
| Üçgenleme | 0.3036 | 0.25 | 4.25 x 1.75 | 1.214 |
| YSA | 0.2272 | 0.25 | 4.25 x 1.75 | 0.909 |
| 4 Bölgeli Dinamik YSA | 0.1605 | 0.25 | 4.25 x 1.75 | 0.642 |
| 16 Bölgeli Dinamik YSA | 0.1178 | 0.25 | 4.25 x 1.75 | 0.471 |
| [10] nolu referans | 0.2480 | 0.6 | 15.6 × 13.8 | 0.413 |
| [12] nolu referans | 0.3000 | 10 | 100 x 100 | 0.030 |
| [13] nolu referans | 0.6700 | ~0.5 / 3 | 6.28 x 3.87 | 0.781 |
| [14] nolu referans | 1,1131 | 1 | 11 x 6 | 1.113 |

4. Sonuçlar

Konum belirlemek için ölçülen RSSI değerlerinde yol kaybının yanı sıra çok yönlü yayılımın etkisi de mevcuttur. Bu etkiden dolayı konum belirleme yöntemleriyle elde edilen konum bilgileri gerçek konum bilgilerinden özellikle klasik yöntemlerde oldukça sapmaktadır. Bu sapmadan kaynaklanan hata oranının azaltılması amacıyla bu çalışmada önerilen Dinamik YSA yöntemi ile konum tespitinden önce konum tespiti yapılacak alanın küçültülmesi amaçlanarak kestirim yapılacak nokta sayısı azaltılmıştır. Bu sayede birbirine yakın noktaların benzer RSSI değerlerinin MLP eğitimindeki olumsuz etkisi en aza indirilmesi amaçlanmıştır. Dinamik YSA yönteminde hücre sayısının artırılması ile hata oranlarındaki iyileşme bunu desteklemektedir.

Bilgilendirme

Bu çalışma Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) Birimi tarafından 2019-75737790-02 proje numarası ile desteklenmektedir.

Kaynaklar

- [1]. Raghavendra C.S., Sivalingam K.M., Znati T., Wireless Sensor Networks, Springer, 2007, 421.
- [2]. Zafari F., Gkelias A., Leung K.K., A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies, IEEE Commun. Surv. Tutorials, 2019, 21(3), 2568-2599.
- [3]. Vanamalini T.S., Joshitha K.L., RSSI Aided Cartographic Indoor Tracking System using Wireless Sensor Network, Int. J. Eng. Res., 2015, 4(3), 394-398.
- [4]. Uradzinski M., Guo H., Liu X., Yu M., Advanced Indoor Positioning Using Zigbee Wireless Technology, Wirel. Pers. Commun., 2017, 97, 6509-6518.
- [5]. Mitilineos S.A., Kyriazanos D.M., Segou O.E., Goufas J.N., Thomopoulos S.C.A., Indoor Localization with Wireless Sensor Networks, Prog. Electromagn. Res., 2010, 109, 441-474.
- [6]. Zhao Y., Liu Y., Ni L.M., VIRE: Active RFID-based Localization using Virtual Reference Elimination, International Conference on Parallel Processing (ICPP), 10-14 Eylül 2007, Xi'an, China.
- [7]. Saray T., Cetinkaya A., Mendi S.E., Monitoring of Miner by RF Signal, International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK), 5-7 Ekim 2017, Antalya,

- Türkiye.
- [8]. Pal A., Localization Algorithms in Wireless Sensor Networks: Current Approaches and Future Challenges, *Netw. Protoc. Algorithms*, 2010, 2(1), 45–74.
- [9]. Chen C.Y., Chen Y.J., Chen S.W., Shen C.Y., Hwang R.C., A Fuzzy Indoor Positioning System with ZigBee Wireless Sensors, *J. Electr. Electron. Eng.*, 2016, 4(5), 97-102.
- [10]. Erdem E., Tuncer T., Doğan R., Localization of a Mobile Device with Sensor Using a Cascade Artificial Neural Network-Based Fingerprint Algorithm, *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, 2018, 12(1), 238-249.
- [11]. Athira K.R. Babu A., Zigbee Based Indoor Location Tracking and Monitoring System, *Int. J. Recent Technol. Eng.*, 2019, 7(6), 1651-1656.
- [12]. Saber A., Fekher K., Abbas B., Abderrezak R., Med L.K., Mohamed A., A New Fuzzy Logic Based Node Localization Mechanism for Wireless Sensor Networks, *Future Gener. Comput. Syst.* 2019, 93,799-813.
- [13]. Orujov F., Maskeliūnas R., Damaševičius R., Wei W., Li Y., Smartphone Based Intelligent Indoor Positioning Using Fuzzy Logic, *Future Gener. Comput. Syst.*, 2018, 89, 335–348.
- [14]. Tatar Y., Yıldırım G., Kablosuz Sensör Ağlarında Küçültülmüş Radyo Haritası Kullanan İmza Tabanlı Dinamik Konum Bulma Tekniği, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 2014, 29(2), 217–226.
- [15]. Loganathan A., Ahmad N.S., Goh P., Self-adaptive filtering Approach For Improved Indoor Localization of a Mobile Node with Zigbee-Based RSSI and Odometry, *Sensors (Basel)*, 2019, 19(21), 4748.
- [16]. Zurada J. M., *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992, 758 sayfa.
- [17]. Kara F., Kaya H., ErKaymaz O., Ozturk E., Prediction of the Optimal Threshold Value in DF Relay Selection Schemes Based on Artificial Neural Networks, *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 2-5 Ağustos 2016, Sinaia, Romania.