

Büyük Patlama – Büyük Çöküş Optimizasyon Yöntemi Kullanılarak Bluetooth Tabanlı İç Mekan Konum Belirleme Sisteminin Doğruluğunun İyileştirilmesi

Taner ARSAN*¹

¹Kadir Has Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 34083 İstanbul

(Alınış / Received: 30.01.2018, Kabul / Accepted: 30.07.2018, Online Yayınlanma / Published Online: 28.09.2018)

Anahtar Kelimeler

Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon yöntemi, İç mekan konum belirleme, Konum doğruluğu, Düşük enerjili bluetooth işaretçi (beacon), Kalman filtresi

Özet: Düşük enerjili Bluetooth işaretçi (Bluetooth low energy - BLE beacon) teknolojisi, iç mekan konum belirleme sistemlerinde başarılı ve düşük maliyetli çözümler sunan gelişmekte olan bir teknolojidir. Bu çalışmada, BLE işaretçileri (beacons) kullanan bir iç mekan konum belirleme sistemi geliştirilmiş, kullanılan ilave algoritmalarla standart sensörlerden elde edilen konum değerlerinin doğruluğunun artırılması amaçlanmıştır. Bunun için, deneysel iç mekan konum algılama sisteminden elde edilen konum bilgilerine Büyük Patlama – Büyük Çöküş (Big Bang – Big Crunch (BB-BC)) optimizasyon yöntemi uygulanmış ve konum doğruluğunun geliştirildiği yapılan testlerle kanıtlanmıştır. Test alanı olarak, 9,60 m × 3,90 m boyutundaki 37,44 m²'lik alan seçilmiş ve 2,40 m × 1,30 m boyutundaki oniki tane ızgara alanına ayak izi (fingerprinting) algoritması uygulanmıştır. Test alanına dört tane BLE işaretçi (beacon) yerleştirilmiş, on iki test alanından 150 saniye boyunca toplam 9.000 ölçüm yapılmıştır. Ölçüm sonuçları Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon yöntemi ile Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ve Kalman Filtresi kullanılarak iyileştirilmiş, bu sayede konum doğruluğu %26,62'den %75,69'a arttırılmıştır.

Improvement of Accuracy of Bluetooth based Indoor Positioning System by Using Big Bang – Big Crunch Optimization Method

Keywords

Big Bang – Big Crunch optimization method, Indoor positioning, Accuracy, Bluetooth low energy beacon, Kalman filter

Abstract: Bluetooth low energy (BLE) beacon technology is a cheap and an emerging technology that offers successful solutions in many indoor positioning systems. In this study, an indoor positioning system using BLE beacons was developed and it was aimed to increase the accuracy level of the standard equipment with the additional algorithms used while reducing the average error. For this purpose, the Big Bang – Big Crunch (BB-BC) optimization method has been applied to the experimental indoor positioning system and the positive effect on the measurement accuracy has been proved by the tests made. An area of 37.44 m² was selected as a test area of 9.60 m × 3.90 m and fingerprinting algorithm was applied to twelve grid areas with dimensions of 2.40 m × 1.30 m. Four BLE beacons were placed in the test area and a total of 9,000 measurements were made for 150 seconds from twelve test points. The measurement results were improved by using the Big Bang – Big Crunch optimization algorithm with Euclidean distance matching method and Kalman filter, where the accuracy increased from 26.62% to 75.69%.

1. Giriş

Küresel konumlandırma sistemi (Global positioning system – GPS), Amerika Birleşik Devletleri Savunma Bakanlığı tarafından geliştirilmiş olan, uydu temelli bir navigasyon sistemidir [1]. Dört veya daha fazla GPS uydusu görüş alanı içerisinde olduğunda dış

mekan konum bilgisi hesaplanabilmektedir [1]. GPS, özellikle sivil, ticari ve askeri uygulamalar için kritik dış mekan konum belirlemeye imkan sağlamaktadır. Destekli – GPS (Assisted GPS, A-GPS) teknolojisi baz istasyonu vasıtasıyla A-GPS adres sunucusu üzerinden kullanıcının konumunu bulmayı hedefleyen mobil cihazlarda kullanılan konum

belirleme sistemidir [2]. GPS'in dış mekan konum belirlemede sağladığı doğruluk 3 m ile 15 m arasındadır, genelde 10 m civarındadır [1, 2]. A-GPS'in dış mekan konum belirlemede sağladığı doğruluk 15 m, iç mekanda ise 50 m'dir [2]. Doğruluk değerlerinden de anlaşılacağı üzere bu çözümler, dış mekanda başka deyişle açık alanlardaki konumu belirlemek için yeterlidir. Öte yandan, günümüzde insanların zamanlarının %80'inden fazlasını iç mekanlarda geçirdiği gerçeği göz önünde bulundurulduğunda, uygun bir iç mekan konum belirleme sistemine ihtiyaç duyulur. Maalesef, GPS uydularının iç mekan konum belirlemede kullanılması, atmosferik gecikmeler, sinyal yansımaları (multipath), çelik yapılar, çatılar ve bina duvarları sebebiyle GPS işaretlerinin zayıflamasından dolayı mümkün olamamakta, olsa bile başarılı sonuçlar verememektedir [1, 2]. Bu nedenle, son yirmi yılda yüksek doğruluklu, düşük ortalama hataya sahip güvenilir iç mekan konum belirlemeye imkan sağlayan yeni teknolojilerin geliştirilmesi üzerine çalışmalar yapılmış ve hala yapılmaktadır. Bununla birlikte, sonuçların iyileştirilmesi için yeni algoritmalara ve yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. GPS işaretlerinin ulaşmadığı iç mekan konum belirleme sistemlerinde, infrared, ultrasonik, hücresele, radyo frekansı ile tanımlama (RFID), kablosuz ağ (Wi-Fi), Bluetooth işaretçi (beacon) veya ultra geniş band (UWB) sensörleri vasıtasıyla farklı teknolojiler kullanılarak konum belirleme işleminin daha yüksek doğrulukla gerçekleştirilmesi yoluna gidilmiştir [3-6]. Hatta bazı çalışmalarda görülebilir ışık (visible light) [7-9] ve ayrıca dünyanın manyetik alanından yararlanan teknolojiler kullanılmıştır [10, 11].

Bu çalışmada kullanılan düşük enerjili Bluetooth işaretçi (beacon) teknolojisinin iletişim teknolojisi olan düşük enerjili Bluetooth (Bluetooth Low Energy - BLE), geleneksel bluetooth standardının düşük güç tüketen modelidir. Geleneksel Bluetooth teknolojisini kullanan cihazlarda güç tüketimi yaklaşık olarak 30 mA mertebesindeyken, BLE teknolojisini kullanan cihazlarda güç tüketimi 15 mA'nin altında gerçekleşmektedir [12]. Söz konusu olan bu düşük güç tüketimi ve düşük güç uykusu modlarından dolayı, BLE cihazları yıllarca görev yapabilmektedir. BLE, geleneksel Bluetooth ile aynı frekans bandında 2,4 GHz'de çalışmakta olup, 2 MHz'lik farklı bir frekans atlama yayılmış spektrum (frequency hopping spread spectrum - FHSS) yapısı kullanmaktadır [12]. BLE işaretçi (beacon) ise, düşük enerjili Bluetooth teknolojisini kullanan konum tabanlı bir etkileşim teknolojisidir. BLE işaretçi (beacon) teknolojisi iç mekanda tam konum belirleme yerine BLE işaretçi (beacon) vericisine yakın olmasının tespit edilmesi şeklindeki uygulamalarda öncelikle kendine kullanım alanı bulmuştur. Bu yüzden bu teknoloji, müzelerde, yakından pazarlama uygulamalarında, otomatik kayıt yaptırma (check-in) ve temassız ödeme gibi kullanım alanlarında daha sık kendini göstermektedir. İç mekan konum belirleme

sistemlerinde kullanımı ise genelde navigasyon ile yönlendirme amaçlıdır, ayrıca yoklama sistemlerinde aktif olarak kullanılmaktadır. BLE işaretçi (beacon) kullanılarak iç mekanda hassas olarak konum belirleme çalışmaları son beş yılda ağırlık kazanmıştır. İç mekan konumu, her bir işaretçi (beacon)'ın sınırlı menzili ile belirlenir ve kullanıcının konum bilgisi, kapsama alanındaki tüm BLE işaretçi (beacon)'lardan alınan işaretlerin kesişiminden elde edilir. BLE işaretçi (beacon) tabanlı iç mekan konum belirleme sistemlerinde ortalama hata, genellikle 1 m - 2 m aralığında değişmektedir [13].

İç mekan konum belirlemede yakınlık (proximity), üçgenleştirme (triangulation), parmak izi (fingerprinting) ve mantıklı çıkarım yaparak hesaplama (dead reckoning) algoritmaları uygulamada kendilerine yer bulmuştur [14].

Yakınlık (proximity) tabanlı sistemlerde, yalnızca kullanıcı ilgili noktaya yakın olduğunda konum bilgisi belirlenebilir. Kullanıcının çok sayıda alıcı tarafından algılandığı durumda ise, en güçlü sinyali alan alıcıyla ilişkilendirilerek kullanıcı konum bilgisi belirlenir. RFID teknolojisinde yaygın olarak bu yöntem kullanılmaktadır.

Dış mekan konum belirlemede GPS tarafından kullanılan üçgenlerin geometrik özellikleri iç mekan konum belirlemede de kullanılmaktadır. Bu yöntem üçgenleştirme (trilateration) adı verilir. İç mekanda konumu belirlenecek noktanın koordinatları açıların referans noktalarına göre hesaplanarak belirlenir. Bu tür üçgenleştirme algoritmasına açılama (angulation), diğerlerine laterasyon (lateration) adı verilir. Farklı tip ve özellikte açılama algoritmaları geliştirilmiş olup başarımları en yüksek olanı varış açısı (Angle of Arrival - AoA) yöntemidir ve açılarının kesişme noktalarına göre konumu belirler [15, 16]. Hedef ile bilinen referans noktaları arasındaki mesafeyi kullanarak konumu belirleme yöntemleri laterasyon algoritmaları genel adıyla bilinirler. En çok kullanılan laterasyon algoritmaları; varış zamanı (time of arrival - ToA) [17, 18], varış zamanı farkı (time difference of arrival - TDoA) [19], gidiş-dönüş uçuş süresi (round-trip time of flight - RTof) [20] ve alınan sinyal gücü (received signal strength - RSS) [14, 21] algoritmalarıdır.

[22] ve [23]'te belirtildiği gibi mantıklı çıkarım yaparak hesaplama (dead reckoning) algoritması, hedefin son bilinen konumuna dayanarak konumunu tahmin eder.

Bu çalışmanın temel algoritmasını teşkil eden parmak izi (fingerprinting) algoritması eğitim (training) ve konumlandırma (positioning) olarak adlandırılan iki aşamada gerçekleştirilir. Eğitim adımının amacı bir parmak izi veritabanı oluşturmaktır. Veri tabanını oluşturmak için, referans noktaları seçilir ve her referans noktası için tüm erişim noktalarının sinyal güçleri ölçülür. Bu şekilde, her bir referans noktasının

özellikleri belirlenir ve veritabanında saklanır. Konumlandırma adımında ise, ölçülen sinyal güçlerini veritabanıyla karşılaştırarak konum kestirimi yapılır. Ölçülen sinyal güçleri ile veritabanındaki verileri eşleştirme algoritması için deterministik veya olasılıksal bir yaklaşım kullanılabilir. [24] ve [25]'te tanımlanan deterministik yaklaşımda veri tabanı, her referans noktasındaki her erişim noktası için ortalama sinyal gücü ölçümlerini içerir. Çevrim içi ölçülen parmak izi ile tüm çevrimdışı parmak izleri arasındaki Öklid uzaklığı [26] hesaplanır ve en küçük mesafe, kullanıcının koordinatları için bir tahmin olarak kullanılır. Referans noktalarının ve ölçümlerin sayısının artması parmak izi performansını artırır. Artan referans noktası sayısı, ayrıntı derecesini de artırır. Bununla birlikte, parmak izi algoritmasının en zor tarafı, özellikle büyük alanlar söz konusu ise, eğitim sürecinin çok zaman almasıdır.

Sonuç olarak bu bölümde, araştırma çalışmasında kullanılan BLE işaretçi (beacon) teknolojisi ile parmak izi algoritması detaylı şekilde açıklanmıştır. İkinci bölümde yöntemden elde edilen ham veri sonuçlarını iyileştirmek için kullanılacak Büyük Patlama – Büyük Çöküş yönteminin detayları verilmiştir. Üçüncü bölümde test sonuçları ve bulgular irdelenmiş, dördüncü bölümde sonuçlar tartışılıp yorumlanmıştır.

2. Metot: Büyük Patlama – Büyük Çöküş (BB-BC) Optimizasyon Yöntemi

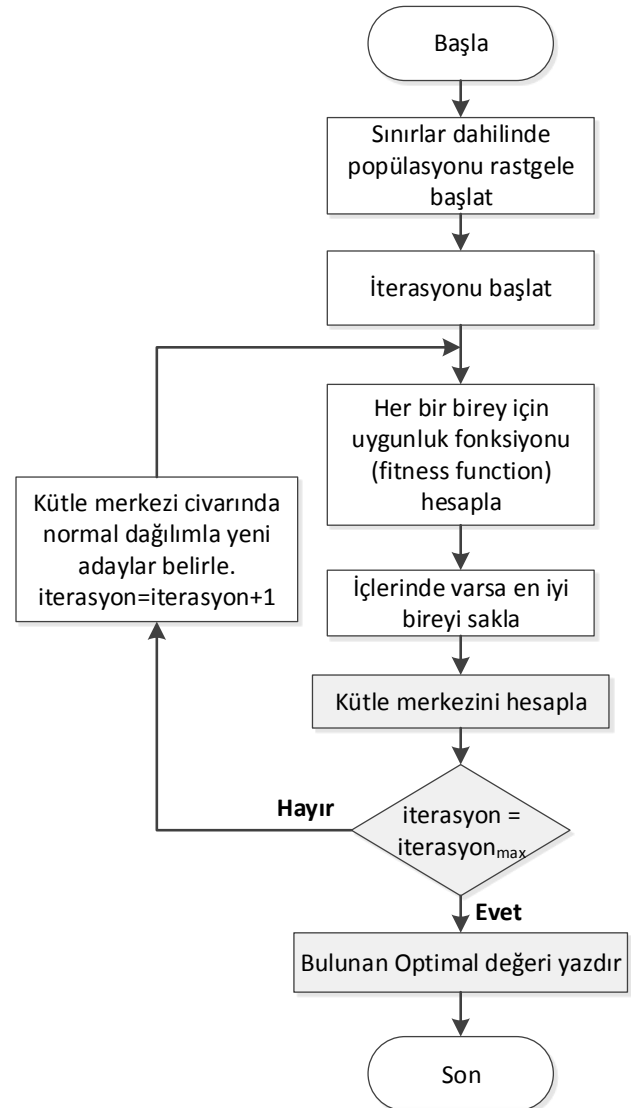
Erol ve Eksin tarafından 2006 yılında yayınlanan Büyük Patlama – Büyük Çöküş (BB-BC) optimizasyon algoritması [27], evrenin büyük patlama ve büyük çöküş kuramından esinlenmiştir. Büyük Patlama – Büyük Çöküş Algoritmasına ilişkin Akış Diyagramı Şekil 1'de verilmiştir. Büyük patlama evresinde yeni bir evren, "kütle merkezi veya merkez noktası – x_c " olarak adlandırılan benzersiz bir noktadan üretilmektedir. Büyük patlama fazı, x_c çevresinde çeşitlendirme olarak görülebilir. Özellikle, yeni popülasyon x_i , $i = 1, \dots, N$ 'nin bir elemanı, aşağıda tarif edildiği gibi x_c kütle merkezinin merkezine bir miktar yer değiştirme (deplasman) vektörü d_i eklenerek oluşturulmuştur:

$$x_i = x_c + \gamma_s d_i \quad (1)$$

Yer değiştirme vektörü d_i , sıfır ortalama ve birim varyansa sahip Gauss gürültüsüne göre oluşturulmuştur. γ_s terimi, yinelemeler geçtikçe popülasyonun optimal nokta etrafında yayılmasını veya birikiminin kontrolü için kullanılan patlama kazancı / zayıflatma parametresini temsil eder. Başlangıçta merkez noktası bilinmediğinden, nüfus merkez noktasını dikkate almadan tek bir olasılık dağılımı ile tüm evren veya arama alanına yayılmaya çalışılır. Çöküş aşaması, aşağıdaki denklemde verilen ağırlıklı ortalama işlemi kullanılarak gerçekleştirilir:

$$x_c = \frac{\sum f_i x_i}{\sum f_i} \quad (2)$$

(2) denkleminde, aday puanların ağırlıkları, f_i olarak etiketlenen kendi uygunluk (fitness) ölçütleridir. Bir patlama ve çökme fazı, bir iterasyon adımını oluşturur. "Patlama" ve "çökme" safhalarının ardışık uygulamaları elit bir tarzda farklı bir değişkende tutulmakta olan optimal noktayı bulmak için kapsamlı bir arama yapacaktır.



Şekil 1. Büyük Patlama – Büyük Çöküş Algoritmasının Akış Diyagramı gösterilimi

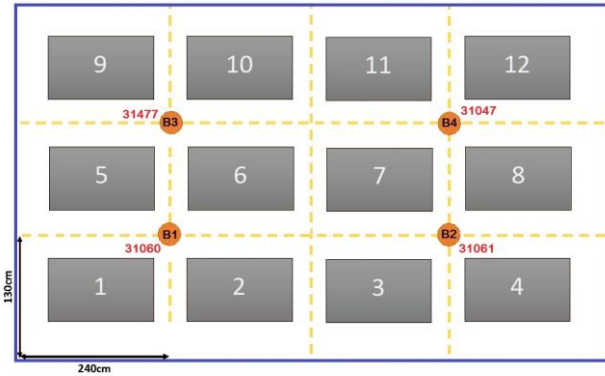
3. Test Sonuçları ve Bulgular

Test alanı olarak, 2,40 m × 1,30 m ölçüsünde ızgara şeklinde seçilmiş 12 ayak izi alanından oluşan 9,60 m × 3,90 m boyutlarındaki 37,44 m²'lik alan seçilmiştir. Dört adet düşük enerjili Bluetooth işaretçi (beacon) Şekil 2'de gösterildiği gibi 12 ayak izi alanının ortasına yerleştirilmiştir. Düşük enerjili Bluetooth işaretçi (beacon) iç bileşenleri ve yapısı Şekil 3'de verilmiştir. Test alanı üzerinde belirlenen 12 adet

ayak izi alanının her birinde 150 saniyelik RSSI değeri toplanmış tarama periyodu 200 ms olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak her bir noktada 750 RSSI değeri toplanmış, toplamda 9.000 tane ölçüm yapılarak, (x, y) konum değerleri hesaplanmıştır.

3.1. Mutlak farkların toplamı yöntemi ile iç mekan konum belirleme test sonuçları

Bu bölümde ilk olarak, üzerinde işlem yapılmamış ham veri sonuçları verilmiştir. Mutlak farkların toplamı (sum of absolute differences – SAD) alınarak her bir ölçüm sonucunun 12 ayak izi alanından hangisinin içine düştüğü hesaplanmıştır. SAD aslında vektörler arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür. Orijinal vektördeki her bir değer ile karşılaştırma için kullanılan bloktaki karşılık gelen vektör arasındaki mutlak farkı alarak iki veya üç boyutta hesaplanır. Bu farklılıklar, iki vektör arasında basit bir blok benzeşim metriği oluşturmak üzere toplanır. Eğer gerçek değer ile hesaplanan değer aynı ayak izi alanı içindeyse bu bire-bir olarak adlandırılan kategoride, eğer bir yandaki komşu ayak izlerinde ise 1. komşuluk, iki yandaki komşu ayak izlerinde ise 2. komşuluk olarak adlandırılan kategoride yer alır. Bunun dışındakiler ayrıca ifade edilmemiştir. Ancak eğer 2. komşuluk değeri %100 değil ise bilinmesi gerekir ki gerçek konum ile belirlenen konum arasında büyük bir ortalama hata değeri söz konusudur. Bu yöntemle göre yapılan ölçüm sonuçları Tablo 1.'de verilmiştir.



Şekil 2. B1-B2-B3 ve B4 ile gösterilen 4 adet düşük enerjili Bluetooth işaretçi (beacon)'ın yerleştirildiği 9,60 m x 3,90 m boyutlarındaki test alanı ve 2,40 m x 1,30 m boyutlarında izgara şeklinde seçilmiş 12 ayak izi alanı



Şekil 3. B1-B2-B3 ve B4 ile gösterilen 4 adet düşük enerjili Bluetooth işaretçi (beacon)'ın iç bileşenleri ve yapısı

Ham veri değerleri gözönünde bulundurularak oluşturulan Tablo 1.'de özellikle Bire-bir, yani gerçek

konum bilgisi ile hesaplanan konum bilgisinin aynı ayak izinde bulunma doğruluğu %26,62 olarak hesaplanmıştır. Bu, her dört ölçümden ancak bir tanesinin doğru olarak ölçülebildiği anlamına gelmektedir. 1. komşulukta bu oran %46,88'e, her iki ölçümden biri 1.komşuluk alanında, çıkmasına rağmen bu ortalama hatanın yükseldiği anlamı taşır. 2. komşulukta ise bu oran %74,58'e çıkmasına rağmen ölçülen değerlerin %25,42'si 2. komşuluğun da dışındadır. Kısaca ölçülen her dört değerden biri 2. komşuluğun da dışındadır. Sonuç olarak BLE işaretçi (beacon) ölçüm sonuçlarını ham veri üzerinden doğrudan kullanmak doğruluğun çok düşük olmasına sebep olmaktadır. Bu durumda mümkün olduğunca bire-bir alandaki doğruluğu arttırmak gerekmektedir.

Tablo 1. 12 ayak izi alanında elde edilen doğruluk değerleri ve ortalama doğruluk değerleri

Ayak izi No	Bire-bir	1. komşuluk	2. komşuluk
1	%49,17	%74,17	%84,17
2	%31,40	%68,60	%83,47
3	%33,06	%57,02	%68,60
4	%19,83	%27,27	%85,12
5	%55,37	%66,94	%78,51
6	%31,40	%76,03	%87,60
7	% 7,44	%73,55	%82,64
8	%12,40	%22,31	%67,77
9	% 7,44	% 7,44	%34,71
10	%19,83	%27,27	%82,64
11	%51,24	%52,07	%75,21
12	% 0,83	% 9,92	%64,46
Ortalama Doğruluk	%26,62	%46,88	%74,58

3.2. Büyük patlama – büyük çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ile iç mekan konum belirleme test sonuçları

Bire-bir alandaki doğruluğu arttırmak için ilk olarak büyük patlama – büyük çöküş (Big Bang – Big Crunch, BB-BC) optimizasyon yöntemi ile sonuçların iyileştirilmesine çalışılmıştır. Literatürde çok farklı yöntemler uygulanmış olmasına rağmen BB-BC optimizasyon yöntemi ile iyileştirme alternatifi değerlendirilmemiştir. Dolayısıyla bu araştırma çalışması ilk kez hayata geçirilmiş bir çalışmadır. Büyük patlama – büyük çöküş yönteminde kullanılan performans ölçütü (3) denklemiyle ifade edilmiştir.

$$I = \sum_{i=1}^n ((x_{i0} - x_{ioffset} - x_{ig})^2 + (y_{i0} - y_{ioffset} - y_{ig})^2) \quad (3)$$

Burada, x_{ig} , i . noktadaki gerçek x değerini, y_{i0} , i . noktada ölçülen y değerini, y_{ig} ise i . noktadaki gerçek y değerini ifade etmektedir. $x_{ioffset}$ ve $y_{ioffset}$ değerleri ise i . noktada amaç ölçütünü en iyileyen offset değerlerini göstermektedir.

Matematikte, Öklid uzaklığı, Öklid uzayındaki iki nokta arasındaki düz çizgi mesafesidir. Bu durumda iki vektör arasındaki olağan mesafeyi bulmak için kullanılacaktır. Mutlak farkların toplamı yönteminden

(SAD) ana fark ise, Öklid uzaklığı daha büyük farklılıkları vurgularken, mutlak farkların toplamı yöntemi, dağılımı ölçmek için kullanılır. Verici ile alıcı arasındaki Öklid uzaklığı, seyahat süresinin dalga hızı ile çarpımı ile hesaplanabilir [26].

Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid Uzaklık Eşleştirme (Euclidean Distance Matching) yöntemi ile belirlenmiş doğruluk değerleri Tablo 2.'de verilmiştir. Bu yeni yöntemde, gerçek konum bilgisi ile hesaplanan konum bilgisinin aynı ayak izinde, bir başka deyişle bire-bir'de bulunma doğruluğu %26,62'den %58,32'ye çıkmıştır. Bu, her dört ölçümden iki tanesinin doğru olarak ölçülebildiği anlamına gelmektedir, bu değer ham veri ile elde edilen doğruluğun iki katından fazladır. 1. Komşulukta bu oran %46,88'den, %73,40'a çıkarılmıştır. 2. komşulukta ise bu oran %74,58'den %78,57'ye çıkarılmıştır. Ölçülen değerlerin %21,43'ü ise 2. komşuluğun dışındadır. Bu, ölçülen her dört değerden birinin 2. komşuğun dışında olduğunu ifade etmektedir. Bu değer ham veri ile elde edilenden iyi olmasına rağmen çok az iyileşme göstermiştir.

Tablo 2. Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid Uzaklık Eşleştirme (Euclidean Distance Matching) yöntemi ile belirlenmiş doğruluk değerleri ve ortalama doğruluk

Ayak izi No	Bire-bir	1. komşuluk	2. komşuluk
1	%75,00	%83,33	%87,50
2	%47,93	%76,86	%83,47
3	%59,50	%67,77	%68,60
4	%75,20	%86,78	%86,78
5	%68,60	%85,12	%86,78
6	%62,81	%80,99	%87,60
7	%47,11	%76,03	%82,64
8	%20,66	%43,80	%51,24
9	%59,50	%63,64	%71,90
10	%62,81	%79,34	%82,64
11	%71,07	%74,38	%75,21
12	%49,59	%62,81	%78,51
Ortalama Doğruluk	%58,32	%73,40	%78,57

3.3. Büyük patlama – büyük çöküş optimizasyon algoritması, Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ve Kalman filtresi ile iç mekan konum belirleme test sonuçları

Bire-bir alandaki doğruluğu arttırmak, arama alanını küçültmek ve yanlış seçenekleri önlemek için ilk olarak büyük patlama – büyük çöküş (Big Bang – Big Crunch) optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Bu sonuçları daha da iyileştirmek ve gürültüyü azaltmak için Kalman filtresi yöntemi [28] uygulanmıştır. Kalman Filtresi, zaman içinde gözlemlenen, istatistiksel gürültü içeren bir dizi ölçüm kullanan, bilinmeyen değişkenlerin tahminlerini üreten ve tek bir ölçümle elde edilenlerden daha iyi sonuçlar vermek amacıyla kullanılan bir algoritmadır. Ağırlıklı ortalama hata (weighted moving average) yöntemi ile birleştirildiğinde, sinyalin ani dalgalanmaları en aza indirilir, yumuşatılır ve daha sağlıklı bir sistem elde

edilir. Bu şekilde oluşturulan ölçüm sonuçları Tablo 3.'te verilmiştir.

Kalman filtresi kullanılarak geliştirilen bu yeni yöntemde, gerçek konum bilgisi ile hesaplanan konum bilgisinin aynı ayak izinde, bir başka deyişle bire-bir'de bulunma doğruluğu %26,62'den %75,69'a çıkmıştır. Bu, her dört ölçümden üç tanesinin doğru olarak ölçülebildiği anlamına gelmektedir, bu değer ham veri ile elde edilen doğruluğun üç katına yakındır. 1. Komşulukta bu oran %46,88'den, %89,12'ye çıkarılmıştır. 2. komşulukta ise bu oran %74,58'den %94,08'e çıkarılmıştır. Ölçülen değerlerin sadece %5,92'si 2. komşuluğun dışındadır. Bütün bu değerler ham veri ile elde edilenden çok daha iyi, Kalman filtresi kullanılmayan duruma göre daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Tablo 3. Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid Uzaklık Eşleştirme (Euclidean Distance Matching) yöntemi ve Kalman filtresi ile belirlenmiş doğruluk değerleri ve ortalama doğruluk

Ayak izi No	Bire-bir	1. komşuluk	2. komşuluk
1	% 95,83	% 98,33	%98,33
2	% 61,16	%100,00	%100,00
3	% 74,38	% 74,3	%100,00
4	%100,00	%100,00	%100,00
5	% 93,39	%100,00	%100,00
6	% 91,74	% 97,52	%100,00
7	% 71,90	%100,00	%100,00
8	% 25,62	% 36,36	%36,36
9	% 72,73	% 95,04	%100,00
10	% 71,90	% 93,39	%100,00
11	% 80,99	% 84,30	%100,00
12	% 68,60	% 90,08	%94,21
Ortalama Doğruluk	%75,69	%89,12	%94,08

Yapılan bütün çalışmaların ışığında; Tablo 1'de ifade edildiği üzere, sadece parmak izi algoritması kullanılarak yapılan ölçümlerin neticesinde ortalama doğruluk değeri bire-bir'de %26,62 olarak bulunmuştur. Tablo 2'de ifade edildiği üzere, Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid Uzaklık Eşleştirme yöntemi ile ortalama doğruluk değeri bire-bir'de %58,32'ye yükselmiştir. Tablo 3'te ifade edildiği üzere, Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması ve Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ve Kalman filtresi ile ortalama doğruluk bire-bir'de %75,69 değerine ulaşmıştır. Tek başına Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması kullanıldığı durum için ortalama doğruluk %52,38 olarak elde edilmiştir.

Buna göre Büyük Patlama Büyük Çöküş optimizasyon algoritmasının parmak izi yöntemine göre daha iyi sonuç verdiği, ancak en iyi sonuçlara Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ve Kalman filtresi ile birlikte kullanıldığı durumda ulaşıldığı görülmüştür.

4. Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmanın amacı, iç mekan konum belirlemede alternatif teknolojilerden biri olan BLE işaretçilerden elde edilen konum doğruluklarının iyileştirilmesidir.

Bu amaçla test alanı olarak 9,60 m × 3,90 m boyutlarındaki 37,44 m²'lik oluşturulmuş, her biri 2,40 m × 1,30 m boyutunda oniki tane ızgara alanında ayak izi (fingerprinting) algoritması uygulanmıştır. Test alanına dört tane BLE işaretçi (beacon) yerleştirilmiş, on iki test noktasından 150 saniye boyunca toplam 9.000 ölçüm yapılmıştır. Deneysel iç mekan konum algılama sisteminden elde edilen konum bilgilerine Büyük Patlama – Büyük Çöküş (Big Bang – Big Crunch (BB-BC)) optimizasyon yöntemi uygulanmış ve konum doğruluğunun geliştirildiği yapılan testlerle kanıtlanmıştır. Bu sayede iç mekan konum belirlemede hem teknoloji seçimi, hem de yöntem geliştirme çalışması bir araştırma çalışması olarak hayata geçirilmiş ve Tablo 4'te verilen sonuçlar incelendiğinde konum doğruluğunun olumlu yönde iyileştirildiği görülmüştür. Sonuç olarak, konum doğruluğunun %26,62'den önce %58,32'ye daha sonra da Kalman Filtresi vasıtasıyla %75,69'a yükseldiği görülmüştür.

Doğruluğun yükselmesi, ortalama hata değerinin azalması anlamına gelir. BLE işaretçi (beacon) tabanlı iç mekan konum belirleme sistemlerinde ortalama hata, genellikle 1 m – 2 m aralığındadır [13]. Yapılan testlerde ham veri için 180 cm olan ortalama hata önce 129 cm'ye, daha sonra da Kalman Filtresi yardımıyla 86 cm'ye kadar düşürülmüştür. Buna ilişkin sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 4'de verilen değerler göz önünde bulundurulduğunda Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon yönteminin sadece parmak izi algoritması kullanımına oranla daha iyi sonuç verdiği, ancak Öklid uzaklık eşleştirme ve ayrıca hem Öklid uzaklık eşleştirme hem de Kalman filtresi yöntemleri ile bu sonucun daha da iyileştirildiği gözlemlenmiştir. Bu çalışma daha önce iç mekan konum belirlemede kullanılmamış olan Büyük patlama – Büyük Çöküş optimizasyon yönteminin ilk kez bu alana uygulanmasını barındırdığından önem taşımaktadır. Büyük Patlama – Büyük Çöküş yöntemi sadece uygulanıp bırakılmamış Öklid uzaklık eşleştirme ve Kalman filtresi yöntemleri ile zenginleştirilmiştir. Bundan sonra yapılacak çalışmalar Büyük Patlama – Büyük Çöküş yönteminin Kalman Filtresi, Genetik Algoritmalar, Yapay Sinir Ağları gibi yöntemlerle performans karşılaştırması şeklinde yürütülecektir. Tablo 5'de verilen değerler ise ortalama hata değerindeki iyileşmenin görülmesi açısından önemlidir. Özellikle sadece parmak izi yöntemi kullanılarak yapılan testlerle arasında yaklaşık 1m'lik ortalama hata farkının bulunması dikkat çekicidir. Her iki yöntemin minimum hata değerine bakıldığında; parmak izi algoritmasında hiçbir ölçümde sıfır ortalama hata değeri bulunamaması, iç mekan konum belirlemenin hiçbir yerde tam doğru yapılamaması anlamına gelir. Büyük patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritması, Öklid uzaklık eşleştirme yöntemi ile minimum hatanın 39 cm'ye, Büyük Patlama- Büyük Çöküş optimizasyon yöntemi ve Öklid uzaklık eşleştirme ile Kalman Filtresi

kullanılarak minimum hatanın sıfır olarak elde edilmesi, bazı noktalarda tam kesin iç mekan konum belirlemenin hatasız yapılabildiğinin bir ölçütüdür. Buna bağlı olarak ortalama hata değerinin 180 cm'den 86 cm'ye kadar düşürülmesi sağlanmıştır.

Tablo 4. Yöntemlerin doğruluk açısından karşılaştırılması: Ham veri, BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme ve Kalman filtresi uygulanmış BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme yöntemleri

Yöntem / Ayak izi	Bire-bir	1.komşuluk	2.komşuluk
Ham Veri – Mutlak Farkların Toplamı	%26,62	%46,88	%74,58
BB-BC – Öklid Uzaklık Eşleştirme	%58,32	%73,40	%78,57
BB-BC – Öklid Uzaklık Eşleştirme Kalman Filtresi	%75,69	%89,12	%94,08

Tablo 5. Yöntemlerin ortalama hata değerleri açısından karşılaştırılması: Ham veri, BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme ve Kalman filtresi uygulanmış BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme yöntemleri (Değerler metre cinsinden verilmiştir)

Yöntem / Hata Değerleri (m)	Ort. Hata	Maks. Hata	Min. Hata	Std. Sapma
Ham Veri – Mutlak Farkların Toplamı	1,80	3,24	0,44	0,93
BB-BC – Öklid Uzaklık Eşleştirme	1,29	2,95	0,39	0,84
BB-BC – Öklid Uzaklık Eşleştirme – Kalman Filtresi	0,86	2,91	0,00	1,10

Tablo 5'te verilen değerlerle şimdiye kadar yapılmış çalışmaların bir karşılaştırmasının verilmesi de uygun olacaktır. Bluetooth işaretçileriyle ve yaya hareketinden mantıklı çıkarım yaparak hesaplama (pedestrian dead reckoning) algoritmasının hibrid olarak kullanıldığı çalışmada [30], standart (original heading PDR – OHPDR), adaptif (adaptive heading PDR – AHPDR), Bluetooth tabanlı (Bluetooth-based PDR – BEPDR) mantıklı çıkartım yaparak hesaplama yöntemi ve genişletilmiş Kalman Filtresi (Extended Kalman Filter (EKF) - EKF-based PDR) kullanılarak elde edilen hata değerleri Tablo 6'da ifade edilmiştir. Benzer şekilde, [31]'de tanımlanan bulanık mantık (fuzzy logic) ve genetik algoritmaya (genetic algorithms) dayalı akıllı küme merkezi konum belirleme (centroid localization) çalışmasında küme merkezi konum belirleme (centroid localization), üçgende yaklaşık nokta (APIT – Approximate Point In Triangle) algoritması ve akıllı küme merkezi konum belirleme (ICL – Intelligent Centroid Localization) yöntemine ilişkin sonuçlar Tablo 6'da verilmiştir. Tablo 6'nın en altında bu çalışmada yapılan çalışmaya ilişkin değerler verilmiştir. Bütün bu karşılaştırmalar ışığında büyük patlama – büyük çöküş yönteminin Öklid uzaklık eşleştirme ve Kalman filtresi uygulanarak elde edilen sonuçların nisbeten biraz daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

Bu çalışmayı takiben, BLE işaretçi teknolojisi ile genetik algoritmalar kullanılarak iç mekan konum belirleme çalışmalarının yapılması planlanmış, bulunan sonuçların Büyük Patlama – Büyük Çöküş algoritmasıyla karşılaştırılması ve yorumlanması hedeflenmiştir. Diğer taraftan, ultra geniş band sensör teknolojisi kullanılarak iç mekan konum belirleme ve davranış haritalama çalışmaları bireysel araştırma projesi çerçevesinde sürdürülmektedir [29].

Tablo 6. Yöntemlerin ortalama hata değerleri açısından karşılaştırılması: [30] ve [31]'de elde edilen sonuçlar ve bu çalışmada elde edilen Ham veri, BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme ve BB-BC Öklid uzaklık eşleştirme + Kalman filtresi uygulanarak elde edilmiş sonuçlar (Değerler metre cinsinden verilmiştir)

Yöntem / Hata Değerleri (m)	Ortalama Hata	Maksimum Hata	Minimum Hata
OHPDR	22,67	44,85	2,00
AHPDR	5,42	6,79	2,00
BEPDR	4,12	12,21	0,34
EKFPDR	2,26	5,09	0,25
Centroid	2,19	-	-
Localization			
APIT	2,64	-	-
ICL	1,25	-	-
Ham Veri – Mutlak Farkların Toplamı	1,80	3,24	0,44
BB-BC – Öklid	1,29	2,95	0,39
BB-BC – Öklid – Kalman	0,86	2,91	0,00

Teşekkür

Bu araştırma makalesinde, üniversite kampüsünde bulunan BLE işaretçi (beacon) altyapısı kullanılmıştır. Yazar, bu altyapıyı kurup, 1002055715 PO NO'lu araştırma projesiyle bu çalışmayı mümkün kılan Vodafone Teknoloji Hizmetleri Anonim Şirketi'ne teşekkür eder. Yazar, Büyük Patlama – Büyük Çöküş optimizasyon algoritmasının BLE işaretçi sistemine uygulanmasında yardımlarını esirgemeyen Doç.Dr. Osman Kaan Erol'a özellikle teşekkür eder.

Kaynakça

- [1] Hofmann-Wellenhof, B., Lichtenegger, H., and Collins, J. 2001. Global positioning system: Theory and practice. Springer, Wien, Austria.
- [2] Djuknic, G.M., Richton, R.E. 2001. Geolocation and assisted GPS. Computer, 34(2001), 123–125.
- [3] Huang, H., Gartner, G. 2010. A Survey of Mobile Indoor Navigation Systems. Cartography in Central and Eastern Europe, Gartner G, Ortog F. Eds., Springer: Heidelberg, Germany, 305–319.
- [4] Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., Liu, J. 2007. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 37(2007), 1067–1080.

- [5] Ram, S., Sharf, J. 1998. The people sensor: A mobility aid for the visually impaired. In Proceedings of the Second International Symposium on Wearable Computers, Pittsburgh, PA, USA, 166–167.
- [6] Gu, Y., Lo, A., Niemegeers, I. 2009. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. Tutorial IEEE Communication Survey, 11, 13–32.
- [7] Ganick, A., Ryan, D. 2012. Method and system for modulating a light source in a light based positioning system using a DC bias. US Patent 8,334,901.
- [8] Komine, T., Nakagawa, M. 2004. Fundamental analysis for visiblelight communication system using LED lights. IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 50, no. 1, 100–107.
- [9] Kumar, N., Lourenco, N., Spiez M. et al., 2008. Visible light communication systems conception and vidas. IETE Technical Review, vol. 25, no. 6, article 359.
- [10] Galvan-Tejada, C.E., Garcia-Vazquez, J.P. Brena, R.F. 2014. Magnetic field feature extraction and selection for indoor location estimation. Sensors, vol. 14, no. 6, 11001–11015.
- [11] Shao, W., Zhao, F., Wang, C., Luo, H., Muhammad Zahid, T., Wang, Q., Li, D., 2016. Location Fingerprint Extraction for Magnetic Field Magnitude Based Indoor Positioning. Journal of Sensors 2016, 1–16.
- [12] Ferreira, C.M.S., Oliveira, R.A.R., Gambini, H.S. and Frery, A.C. 2013. Characterization of FHSS in Wireless Personal Area Networks. 39–44.
- [13] Kriz P, Maly F, Kozel T. 2016. Improving Indoor Localization Using Bluetooth Low Energy Beacons. Mobile Information Systems, 1–11.
- [14] Dag, T., Arsan, T., 2018. Received signal strength based least squares lateration algorithm for indoor localization. Computers & Electrical Engineering, 66, 114-126.
- [15] Xu, J., Ma, M., Law, C. 2008. AOA Cooperative Position Localization. In: Proceedings of the global telecommunications conference, IEEE GLOBECOM 2008, 1–5.
- [16] Lee, Y. 2011. Weighted-average based aoa parameter estimations for LR-UWB wireless positioning system. IEICE Transactions on Communications, 94, 3, 599–602.
- [17] Dardari, D., Conti, A., Ferner, U., Giorgetti, A., Win M.Z. 2009. Ranging with ultrawide bandwidth signals in multipath environments. IEEE Proceedings, 97, 404–26.

- [18] Alsindi, N., Alavi, B., Pahlavan, K. 2007. Spatial characteristics of UWB TOA-based ranging in indoor multipath environments. In: Proceedings of the 18th IEEE international symposium on personal, indoor and mobile radio communications, Athens, Greece, 1–6.
- [19] Alsindi, N.A., Alavi, B., Pahlavan, K. 2009. Measurement and modeling of ultra wide band TOA-based ranging in indoor multipath environments. *IEEE Trans Veh Technologies*, 58 (3), 1046 – 58.
- [20] Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., Liu, J. 2007. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Trans Syst Man Cybernet Part C*, 37 (6), 1067 – 80.
- [21] Gezici, S. 2008. A survey on wireless position estimation. *Wireless Pers Communicaiton*, 44 (3), 263 – 82.
- [22] Samuel, H., Connell, S., Milligan, I., Austin, D., Hayes, T.L., Chiang, P. 2011. Indoor localization using pedestrian dead reckoning updated with RFID-based fiducials. In: Proceedings of the 33rd annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBS '11), 7598–7601.
- [23] Pai, D., Malpani, M., Sasi, I., Aggarwal, N., Mantripragada, P.S. 2012. A Robust pedestrian dead reckoning system on smartphones. In: Proceedings of the IEEE 11th international conference on trust, security and privacy in computing and communications (TrustCom '12), 2000–2007.
- [24] Bahl, P., Padmanabhan, V.N. 2000. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system. *IEEE Infocom 2000*, Tel Aviv, Israel, 2, 775–84.
- [25] Saha, S., Chaudhuri, K., Sanghi, D., Bhagwat, P. 2003. Location determination of a mobile device using IEEE 802.11b access point signals. In: *IEEE wireless communications & networking conference (WCNC)*, vol. 3, 1987–92.
- [26] Moghtadaiee, V., Dempster, A.G. 2015. Determining the best vector distance measure for use in location fingerprinting. *Pervasive Mobile Computing*, 23, 59–79.
- [27] Erol, O.K., Eksin, I. 2006. A new optimization method: Big Bang – Big Crunch. *Advances in Engineering Software*, 37(2), 106–11.
- [28] Chen, Z., Zou, H., Jiang, H., Zhu, Q., Soh, Y., Xie, L., 2015. Fusion of WiFi, Smartphone Sensors and Landmarks Using the Kalman Filter for Indoor Localization. *Sensors* 15, 715–732.
- [29] Arsan, T., Kepez, O., 2017. Early Steps in Automated Behavior Mapping via Indoor Sensors. *Sensors* 17, 2925.
- [30] Li, X., Wang, J. and Liu, C., 2015. “A Bluetooth/PDR Integration Algorithm for an Indoor Positioning System,” *Sensors*, vol. 15, no. 10, pp. 24862–24885
- [31] Tuncer, T., 2017. “Intelligent Centroid Localization Based on Fuzzy Logic and Genetic Algorithm”, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Vol. 10 (2017) 1056–1065.