

# Elektromagnetizma-Like Algoritması ile Kablosuz Algılayıcı Ağların Olasılıksal Dinamik Dağıtımları

\*<sup>1</sup>Recep ÖZDAĞ ve <sup>2</sup>Ali KARCI

\*<sup>1</sup>Bilgisayar Bilimleri Araştırma ve Uygulama Merkezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Türkiye,

<sup>2</sup>Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, İnönü Üniversitesi, Türkiye,

## Özet

Kablosuz Algılayıcı Ağların (KAA) kullanımı gün geçtikçe arttığından dolayı bu ağlar ile ilgili sorunlar daha da belirgin olmuştur. Kablosuz ağlardaki algılayıcıların etkisiz olarak dinamik dağıtımı ağın performansını önemli bir şekilde etkilemektedir. Çünkü algılayıcıların alan içindeki konumlarını belirleyen dinamik dağıtımlarının etkin olarak yapılması algılayıcıların dağıtık ağdaki tarama kapasitesini geliştirerek kablosuz ağların kapsama alanlarını artırır. Bunun sonucu olarak algılayıcıların dinamik dağıtımlarının etkin olarak yapılması KAA'ların kapsama oranını artırarak performansı önemli ölçüde iyileştirir.

Bu makale de algılayıcıların başlangıç rastgele dağıtımları gerçekleştirdikten sonra ağın kapsama alanını artırmak için yeni bir algılayıcı dağıtım stratejisi olarak popülasyon tabanlı bir optimizasyon algoritması olan Elektromagnetizma – Like (EM-L) algoritmasını öneriyoruz. Algılayıcıların dinamik olarak dağıtımlarını gerçekleştirmek için alan içindeki statik ve dinamik algılayıcılara EM-L algoritması ile olasılıksal tarama modeli uygulayarak daha etkin bir kapsama alanı oluşturulması amaçlanmaktadır. Ayrıca EM-L algoritmasının performansı kablosuz algılayıcı ağların dinamik dağıtımı ile ilgili literatürde çalışılan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Simülasyon sonuçları; EM-L algoritmasının KAA'ların olasılıksal tarama modeli ile gerçekleştirilen dinamik dağıtımında tercih edilebileceğini göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Elektromagnetizma –Like algoritması, kablosuz algılayıcı ağlar, dinamik dağıtım, olasılık tarama modeli

## Abstract

As the use of Wireless Sensor Networks (WSN) is increasing with each passing day, problems relating to these Networks are becoming more and more apparent. Dynamic distribution of sensors in wireless Networks in an inefficient manner affects the performance of the network significantly. This is because efficient dynamic distribution of sensors which determines the position thereof within the area improves the detection capacity of sensors in the distributed network expanding coverage area of wireless Networks. As a result, efficient dynamic distribution of sensors improves the performance of WSNs to a significant extent by expanding their coverage area.

In this essay, we suggest a Electromagnetism-Like (EM-L) algorithm, which is a population-based optimization algorithm, as a new sensor distribution strategy in order to expand the coverage area of the network after the initial random distribution of sensors. We aim at creating a more efficient coverage area by way of applying the probabilistic detection model to the static and dynamic sensors in the area through the EM-L algorithm in order to distribute sensors dynamically. Furthermore, the performance of the EM-L algorithm has previously been compared to Particle Swarm Optimization (PSO) and Artificial Bee Colony (ABC) algorithms studied in dynamic distribution of wireless sensor Networks. Simulation results have shown that EM-L algorithm can be preferable in the dynamic distribution of WSNs considering the probabilistic detection model.

**Key words:** Electromagnetism-like algorithm, wireless sensor networks, dynamic distribution, probabilistic detection model

## 1. Giriş

Kablosuz Algılayıcı Ağlar (KAA) farklı mekânlardaki sıcaklık, nem, ışık, ses, basınç, kirlilik, gürültü seviyesi, titreşim, nesne hareketleri gibi fiziksel ya da çevresel koşulların izlenmesinde, Dağıtık Algılayıcı Ağlar (DAA) ise koordinatlı hedef tarama, gözetleme, konumlama gibi stratejik uygulamalarda kapsama alanı içerisinde birbirinden bağımsız olarak çalışan algılayıcıları kullanmaktadırlar. Algılayıcı ağlar çoğu uygulamada kullanıldığından dolayı algılayıcıların alan içerisindeki konumları etkin bir kapsama alanı oluşturabilmeleri için çok önemlidir. Etkin bir kapsama alanı oluşturabilmek için algılayıcıların hedef alan içerisindeki dinamik dağıtımlarının en iyi bir şekilde yapılması ile mümkün olabilir. Başlangıçta ilgili alan içerisine algılayıcıların dağıtımları rastgele yapılır. Rastgele olarak yerleşim istenilen bir durumdur. Fakat bu dağıtım her zaman etkin bir kapsama alanı sağlamaz. Çünkü algılayıcılar hedef alandaki belirli bir Grid noktasının çevresinde aşırı miktarda kümelenebilir ya da alanın belirli bir Grid noktası çevresinde algılayıcı yoğunluğu çok düşük olabilir.

Algılayıcılar başlangıçta alan içinde rastgele olarak dağıtıldıkları için genellikle etkin bir kapsama alanı elde edilemez. Bu problemi çözmek için araştırmacılar [1-3] tarafından çeşitli dinamik dağıtım algoritmaları çalışılmıştır. Ağın kapsama alanını artırmak için araştırmacılar tarafından kullanılan yaklaşımlardan birisi; sadece dinamik algılayıcıları içeren [4-5] Kablosuz Algılayıcı Ağlar (KAA) için performanslı çalışan Virtual Force (VF) algoritmasıdır [6]. Aynı zamanda blackboard mekanizma tabanlı Karınca Kolonisi teorisi [7], KAA'nın dinamik dağıtım problemine uygulanmıştır. Komşu düğümler arasındaki mesafeyi minimum yaparaktan ağın kapsama alanını maksimum yapmayı amaçlayan Kükürü ve arkadaşları [8], ağlara sadece dinamik algılayıcıları içeren Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tabanlı bir yaklaşım uygulamışlardır. Wang ve arkadaşları [9], KAA'da hem dinamik hem de statik algılayıcıları içeren paralel Parçacık Sürü Optimizasyonuna (PPSO) dayalı yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Sonrasında ise, VF algoritması ve Co-evolutionary Parçacık Sürü Optimizasyonuna (CPSO) dayalı VFCPSO algoritması önermişlerdir [10]. Li and Lei [11], dinamik ve statik algılayıcıları içeren KAA'nın dağıtım problemi için geliştirilen Parçacık Sürü Optimizasyonunun bir metodunu önermişlerdir. Soleimanzadeh ve arkadaşları [12], dinamik PSO tabanlı olarak PSO-LA, geliştirilmiş PSO-LA ve mantıksal hareketli geliştirilmiş PSO-LA olan üç dağıtım algoritması önermişlerdir. Celal ve arkadaşları [13-14], dinamik ve statik algılayıcıları kullanarak ABC (Artificial Bee Colony) algoritmasını KAA'lara uygulamışlardır.

Bu çalışmanın ana fikri; rastgele dağıtım ile başlangıçta dinamik dağıtım yapılan algılayıcı alanın kapsama oranını ve algılayıcıların yakınsama hızını optimum şekilde artırabilmektir. Algılayıcıların başlangıç rastgele dağıtım yapıldıktan sonra alanın kapsama oranını artırmak için algılayıcı dağıtım stratejisi olarak meta-sezgisel bir optimizasyon algoritması olan EM-L [15] öneriyoruz. Aynı zamanda bu makalede küme tabanlı DAA'da bir küme de verilen dinamik ve statik algılayıcıları kullanarak kapsama alanını optimum yapan ve algılayıcı yerleşim stratejilerinden olan olasılıklı tarama modeli üzerinde çalışacağız. Önceki çalışmamızda dinamik dağıtım probleminin çözümünde EM-L algoritması, ikili tarama modeline uygulanmış ve sadece dinamik (mobil) algılayıcıları içeren algılayıcı alanın kapsaması geliştirilmiştir [16]. Bu çalışmamızda ise algoritmanın iyi performansı göz önüne alınarak, algılayıcı alanda hem dinamik hem de statik algılayıcılar kullanıldıktan DAA'da daha iyi bir kapsama alanına ve yakınsama hızına ulaşılmıştır.

Bu çalışmada, Bölüm 2'de meta-sezgisel bir yöntem olan EM-L algoritmasının temel çalışma prensibi anlatılmakta, Bölüm 3'de algılayıcı tarama modelleri açıklanmakta, Bölüm 4'te

önerilen EM-L algoritmasının dinamik dağıtım problemine uygulanması sunulmuştur. Bölüm 5'te EM-L algoritmasının simülasyon sonuçları verilerek önerilen algoritma ile ABC ve PSO algoritmalarının karşılaştırılması yapılmıştır. Sonuç olarak, Bölüm 6'da bu çalışma değerlendirilerek gelecekteki çalışmalarımız tartışılmıştır.

## 2. Elektromagnetizma – Like Algoritması

Global bir optimizasyon metodu olan meta sezgisel EM-L algoritması elektromanyetik alanda yüklü parçacıklar arasında itme-çekme mekanizmasını taklit eden popülasyon tabanlı bir algoritmadır [15]. EM-L algoritmasının ana fikri itme veya çekme kuvveti uygulayarak optimum çözüme yönelik olarak parçacıkları hareket ettirmektir.

### 2.1. EM-L Algoritmasının Genel Yapısı

Bu algoritma Denklem (1) deki sınırlı değişkenler ile optimizasyon problemlerine uygulanabilir.

$$f(x) \quad x \in P, \quad P = \{x \in \mathfrak{R}^n \mid \ell_k \leq x_k \leq u_k : \ell_k, u_k \in \mathfrak{R}, k = 1, \dots, n\} \quad (1)$$

Denklem (1) 'deki  $n$  çözüm uzayının boyutu,  $u_k$  çözüm uzayının üst sınırı,  $\ell_k$  çözüm uzayının alt sınırı ve  $f(x)$  ise minimize olacak fonksiyon işaretçisidir. Meta-sezgisel EM-L algoritmasının taslak kodu *Algoritma 1*'de verilmiştir.

**Algoritma 1.** Temel EM-L Algoritması.

- 1: Popülasyonu Tanımlama
- 2: **while** durdurma şartı ile karşılaşılmadığında **do**
- 3: parçacıkların amaç fonksiyon değerini hesapla
- 4: parçacıkların yükünü ve toplam kuvvetini hesapla
- 5: parçacıkları yeni konumuna taşı
- 6: **end while**

### 2.2. “Tanımlama” Yordamı

Bir problemi optimize etmek için EM-L algoritmasından faydalanmadan önce bazı parametreler ayarlanmalıdır. En temel parametreler; popülasyonun boyutu ( $m$ ), iterasyon sayısı, çözüm uzayı boyutudur ( $n$ ). Bu yordamda; örnek  $m$  noktanın dağıtımı  $n$  boyutlu çözüm uzayında rastgele olarak gerçekleştirilir. Her örnek nokta çözüm uzayının üst sınır ( $u_k$ ) ve alt sınır ( $\ell_k$ ) arasında tekdüze olarak dağıtıldığı varsayılır [15].

### 2.3. “Yük ve Toplam kuvvet hesaplama” Yordamı

Her bir parçacığın yükü  $q^i$ , parçacığın itme ve çekme gücünü belirler.  $i$  parçacığının yükü ( $q_i$ ) Denklem (2) kullanılarak hesaplanır.

$$q^i = \exp \left\{ -n \frac{f(x^i) - f(x^{best})}{\sum_{j=1}^m [f(x^j) - f(x^{best})]} \right\}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

Denklem (2)'de  $f(x^i)$   $i$ 'nci parçacığın amaç fonksiyon değerini,  $f(x^{best})$  parçacıklar arasında en iyi amaç fonksiyon değerine sahip olan parçacığı gösterir. En büyük yüke sahip olan parçacık “*optimum parçacık*” olarak isimlendirilir ve yük değeri 1 olur. Her bir parçacık üzerindeki toplam kuvvet Coulomb Yasasına göre hesaplanır. Çözüm uzayındaki her bir parçacığın yükü hesaplandıktan sonra Denklem (3) kullanılarak  $i$ 'nci parçacığın  $F^i$  toplam kuvveti hesaplanır.

$$F^i = \sum_{j=1, j \neq i}^m \begin{cases} (x^j - x^i) \frac{q_i q_j}{\|x^j - x^i\|^2}, & \text{Eğer } f(x^j) < f(x^i) \\ (x^i - x^j) \frac{q_i q_j}{\|x^j - x^i\|^2}, & \text{Eğer } f(x^j) \geq f(x^i) \end{cases} \quad (3)$$

$F^i$ ,  $i$ 'nci parçacığa diğer parçacıklar tarafından uygulanan kuvvetlerin toplamıdır. Denklem (3)'de eğer  $f(x^j) < f(x^i)$  ise  $x^i$  parçacığına  $x^j$  parçacığı tarafından çekme kuvveti uygulanmakta ve kuvvetin yönü  $x^i$ 'den  $x^j$ 'ye doğru olmakta, eğer  $f(x^j) \geq f(x^i)$  ise  $x^i$  parçacığına  $x^j$  parçacığı tarafından itme kuvveti uygulanmakta ve kuvvetin yönü  $x^i$ 'den  $x^j$ 'ye doğru olmaktadır. Böylece  $x^i$  parçacığı kendisine uygulanan itme ve çekme kuvvetinin bileşke kuvvet vektörü yönünde hareket etmektedir.

#### 2.4. “Bileşke kuvvet yönünde yer değiştirme” Yordamı

$F^i$ , toplam kuvvet, hesaplandıktan sonra  $x^i$  parçacığı bileşke kuvvet vektörü yönünde hareket ederek Denklem (4)'e göre yer değiştirir.  $\lambda$ , 0 ve 1 arasında dağıtıldığı varsayılan rastgele adım uzunluğudur. Bu denklemde;  $x^i$  parçacığının bileşke kuvveti eğer 0'dan büyükse parçacık üst sınıra doğru, küçük ise alt sınıra doğru hareket eder. Amaç fonksiyon değeri ( $f(x)$ ) en büyük olan “*optimum parçacık*” ( $x^{best}$ ) diğer parçacıklara göre daha iyi bir çözüm sunduğu için bu parçacığa bileşke kuvvet uygulanmayacağından konumu değişmeyecektir.

$$x_k^i = \begin{cases} x_k^i + \lambda \frac{F_k^i}{\|F^i\|} (u_k - x_k^i) & , \text{ Eğer } F_k^i > 0 \\ x_k^i + \lambda \frac{F_k^i}{\|F^i\|} (x_k^i - l_k) & , \text{ aksi halde} \end{cases} \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, m, \quad k = 1, 2, \dots, n, \quad i \neq \text{best},$$

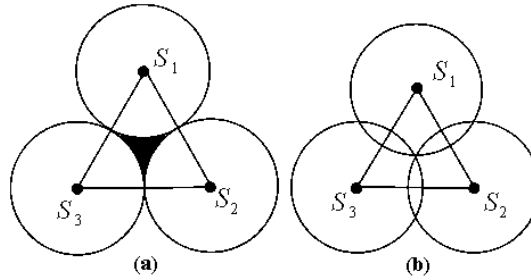
### 3. KAA'ın Dinamik Dağıtımı ve Algılayıcı Tarama Modelleri

Algılayıcı ağlarda iki tarama modeli kullanılır. Bu modeller, ikili (binary) tarama modeli ve olasılıksal (probabilistic) tarama modelleridir. İkili tarama modeli, algılayıcı alan hakkında belirsizliğin olmadığı varsayımı üzerine çalışır. Olasılıksal tarama modeli, her zaman arazi tipi ve gürültü gibi çevresel etkenlerden dolayı algılayıcı alanda belirsizliğin olduğu varsayımına dayalı olarak çalışır ve gerçeğe daha uygun sonuçlar verir. Algılayıcıların kapsama alanının hesaplanmasında; ikili tarama modelinde sadece algılayıcı tarama aralığı ölçüt alınırken, olasılıklı tarama modelinde ise belirsiz tarama aralığı ve ölçüm parametreleri dikkate alınır [6]. Bu çalışmada daha etkin kapsama alanı elde etmek için Denklem (5)'de tanımlanan olasılıklı tarama modeli kullanılmıştır.

$$c_{xy}(S_i) = \begin{cases} 0, & \text{Eğer } r + r_e \leq d(s_i, P) \\ e^{-\lambda\alpha^\beta}, & \text{Eğer } r - r_e < d(s_i, P) < r + r_e \\ 1, & \text{Eğer } r - r_e \geq d(s_i, P) \end{cases} \quad (5)$$

Denklem (5)'de  $c_{xy}(S_i)$ , algılayıcı alanın (x,y) konumundaki herhangi bir noktanın  $s_i$  algılayıcısı tarafından taranma olasılığını ifade eder.  $r$  algılayıcının tarama yarıçapını,  $r_e$  ( $r_e < r$ ) belirsiz veya hatalı tarama aralığını,  $\alpha = d(s_i, P) - (r - r_e)$ ,  $\lambda$  ve  $\beta$  parametreleri ise bu modelin ölçüm parametrelerini gösterir. Algılayıcı alanın her bir (x,y) konumu iki boyutlu bir Grid noktası olarak ifade edilir.  $d(s_i, P)$ , alanın (x,y) konumunda bulunan herhangi bir  $P$  Grid noktası ile  $(x_i, y_i)$  Grid noktasına konumlanan  $s_i$  algılayıcısı arasındaki Öklid mesafesini gösterir ve bu mesafe  $\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$  eşitliği ile hesaplanır.

Olasılıklı tarama modelini ikili tarama modelinden ayıran fark,  $P$  grid noktası ile  $s_i$  algılayıcısı arasındaki  $d(s_i, P)$  mesafesine göre her bir Grid noktasının farklı taranma olasılık değeri ile hesaplanmasıdır. Eğer  $r_e \approx 0$  ise, bu değer ihmal edilir ve algılayıcıların kapsama alanını hesaplamak için ikili tarama modeli kullanılır. Bu modelde Şekil 1-(a)'da gösterildiği gibi algılayıcıların tarama alanları çakışma (overlap) oluşturmaz ve daha az sayıda algılayıcı ile daha fazla sayıda Grid'in kapsanması mümkündür. Algılayıcıların dinamik dağıtımında kullanılan iyi model; algılayıcı alandaki bütün Grid noktalarının kapsanmasına imkân tanıyan olasılıklı tarama modelidir. Eğer  $r_e > 0$  ise, bu değer ihmal edilemez ve olasılıklı tarama modeli ile algılayıcı alanın kapsama alanı hesaplanır. Bu modelde, algılayıcıların tarama tepkilerindeki belirsizlikten dolayı alandaki bütün Grid noktalar aynı taranma olasılık değeri ile kapsanmaz. Eğer alandaki herhangi bir Grid noktası sadece bir algılayıcı tarafından kapsanır ise bu Grid noktası düşük bir olasılık değeri ile kapsanır. Bu durumda; düşük taranma olasılığına sahip Grid noktalarının kapsama oranını dengelemek için Şekil 1-(b)'de gösterildiği gibi algılayıcıların tarama aralıklarının ( $r$ ) çakışmasına ihtiyaç duyulur [6].



Şekil 1. (a) Çakışma oluşturmayan ve (b) Çakışma oluşturan algılayıcılar

Tarama yarıçapları çakışma alanı oluşturan  $n$  adet algılayıcı kümesi  $S_{ovl} \subseteq (s_1, s_2, \dots, s_n)$  ile gösterilirse, bu kümenin oluşturduğu çakışma alanının taranma olasılık değeri Denklem Denklem (6) kullanılarak hesaplanır [14].

$$c_{xy}(S_{ovl}) = 1 - \prod_{s_i \in S_{ovl}} (1 - c_{xy}(s_i)) \quad (6)$$

Algılayıcı alandaki bütün Grid noktalarının taranma olasılık değerleri Denklem (5) ve Denklem (6) kullanılarak hesaplandıktan sonra, alandaki her bir Grid noktasının algılayıcılar

tarafından etkin olarak kapsanabilmesi için  $c_{xy}(s_i, s_j) \geq c_{th}$  eşitliğinde verilen şartın gerçekleşmesi gerekir.

#### 4. EM-L Algoritmasının KAA'nın Dinamik Dağıtım Problemine Uygulanması

Bu optimizasyon algoritmasının kullanılmasının nedeni; etkin bir şekilde alandaki algılayıcıların dinamik dağıtımını yaparak alanın kapsama oranını maksimize yapmaktır. Kablosuz Algılayıcı Ağların dinamik dağıtım problemine uyarlanmış EM-L algoritmasının taslak kodu *Algoritma 2*'de verilmiştir.

**Algoritma 2:** Probleme uyarlanan EM-L algoritması.

##### 1. Tanımlama

Öncelikle algılayıcıda kullanılan parametreler tanımlanır. Bu parametreler; algılayıcı tarama yarıçapı ( $r$ ), hatalı tarama aralığı ( $r_e$ ), kapsama alanı ( $A$ ), mobil algılayıcı sayısı ( $m$ ), statik algılayıcı sayısı ( $s$ ), alanın boyutu ( $n$ ), maksimum iterasyon sayısı ( $maxiteration$ ), maksimum simülasyon sayısı ( $maxrun$ ), üst grid sınır koordinat değeri ( $upper$ ), alt grid sınır koordinat değeri ( $lower$ ).

##### 2. $run=1$ {Algoritmanın bağımsız olarak çalıştırılma sayısı}

##### 3. **While** $run \leq maxrun$

##### 4. $iter=1$ {Algoritmanın her bir çalıştırılmasındaki iterasyon sayısı}

##### 5. Rastgele olarak algılayıcıları alana yerleştir

Öncelikle Denklem (7)'e göre ilgili alanda rastgele olarak algılayıcıların dağıtımını yapılır.

$$x(k, i) = lower(k, 1) + rand(0,1)(upper(k, 1) - lower(k, 1))$$

$$k = 1, \dots, n, \quad i = 1, \dots, m \quad (7)$$

##### 6. **While** $iter \leq maxiteration$

##### 7. Algılayıcıların amaç fonksiyon ( $f_x$ ) değerini hesapla

EM-L algoritmasındaki parçacık modeline göre algılayıcıların yüklerinin hesaplanabilmesi için öncelikle her bir algılayıcının mevcut konumu esas alınarak Denklem (8)'e göre algılayıcıların amaç fonksiyon değerleri hesaplanır.

$$f(x_i) = \sum_{k=1}^n x_i^k * (upper(x^k) - lower(x^k)), \quad i = 1, \dots, m \quad (8)$$

##### 8. Algılayıcıların yükünü ( $q$ ) hesapla

Algılayıcılar arasındaki itme ve çekme kuvvetlerinin hesaplanabilmesi için öncelikle her bir algılayıcının yük değerleri Denklem (2) kullanılarak hesaplanır.

##### 9. Algılayıcıların bileşke kuvvetini ( $F$ ) hesapla

Alandaki bir algılayıcının bileşke kuvveti diğer algılayıcılar tarafından uygulanan kuvvetlerin toplamı alınarak Denklem (3) kullanılarak hesaplanır.

##### 10. Algılayıcıların konumunu değiştir

EM-L algoritmasının göre; her bir algılayıcı diğer algılayıcılar tarafından kendisine uygulanan toplam bileşke kuvveti yönünde hareket ederek yeni konumuna taşınır. Her bir algılayıcının alandaki yeni konumları Denklem (4)'e göre hesaplanarak belirlenir.

##### 11. Grid noktalarının taranma olasılıklarını hesapla ve kapsama durumunu belirle

Olasılıksal tarama modeline göre; alandaki her bir Grid noktasının bütün algılayıcılar tarafından taranma olasılığı Denklem (5) ve Denklem (6)'ya göre hesaplanır. Her bir Grid

noktasının etkin olarak kapsanma durumu ise hesaplanan taranma olasılıklarının eşik değeri ( $c_{th}$ ) ile karşılaştırılmasıyla belirlenir.

12.  $iter=iter+1$

13. End

14. Alanın en iyi kapsama oranını hesapla

Her bir çalıştırmadaki (simülasyon) maksimum iterasyon işlemi bu algoritmaya uygulandıktan sonra,  $\sum c_{xy}(s_i)/A$  eşitliğine göre etkin olarak en çok kapsanan Grid noktası sayısı toplamının, toplam alana ( $A$ ) bölünmesiyle algılayıcı alanın en iyi kapsanma oranı hesaplanır.

15.  $run=run+1$

16. End

## 5. Simülasyon Sonuçları

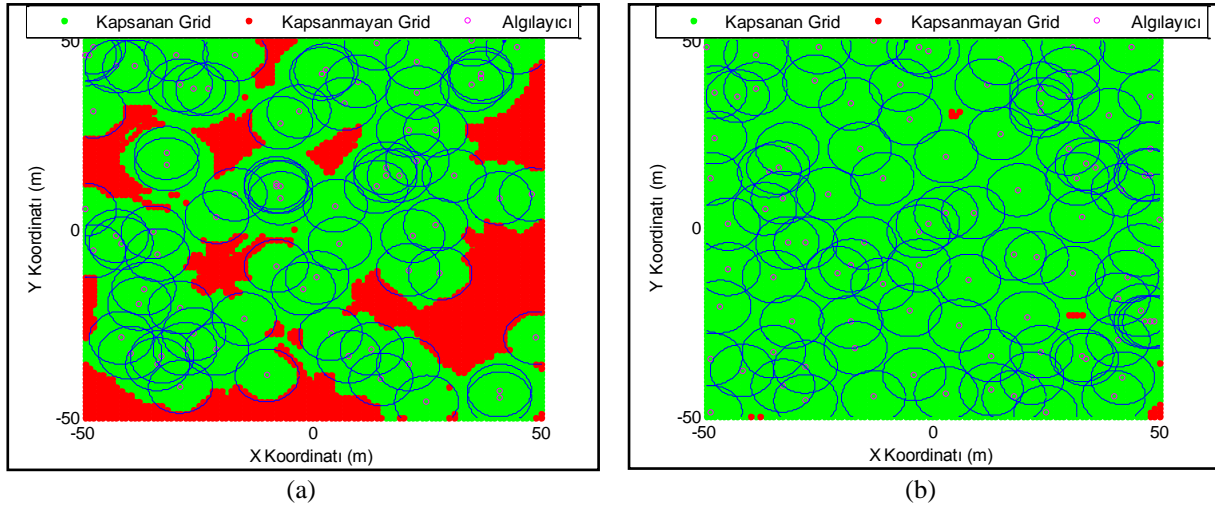
Bu çalışmada, geliştirilen EM-L algoritması ile 20 dinamik ve 80 statik algılayıcı içeren kablosuz algılayıcı ağı simülasyonu yapılmıştır. Bu simülasyonda;  $r$  7 metre,  $r_e$  3.5 ( $0.5r$ ) metre, olasılıksal tarama parametreleri  $\lambda = 0.3$  ve  $\beta = 0.5$ ,  $n$  2 birim, her bir Grid noktasının etkin kapsanmasını belirleyen eşik değeri ( $c_{th}$ ) 0.6 olarak alınmıştır. Çözüm uzayının üst ve alt sınır koordinat değerleri sırasıyla (50,50) ve (-50,-50) alındığında bu koordinat değerlerine göre algılayıcı alanın ( $A$ ) toplam boyutu (Grid noktalarının toplam sayısı)  $10,201 (101 \times 101) m^2$  olarak hesaplanmıştır.

Bu çalışmada, KAA'nın dinamik dağıtım problemine uygulanan EM-L algoritmasının performansı Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) [11] ve Yapay Arı Kolonisi (ABC) [13-14] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Bu algoritmaların performansını gözlemleyebilmek için birbirinden bağımsız rastgele dağılımlı her biri 1000 iterasyondan oluşan 30 Monte Carlo simülasyonu yapılmıştır. Algoritmaların ortalama, en iyi ve en kötü kapsama oranlarının karşılaştırılması Tablo 1'de sunulmuştur.

**Tablo 1.** Algoritmaların Olasılıksal Dinamik Dağıtım Sonuçları

|                  | Statik algılayıcıların başlangıç kapsaması | Önerilen EM-L | PSO    | ABC    |
|------------------|--|---------------|--------|--------|
| Ortalaması       | 0,7689                                     | 0.9780        | 0.9368 | 0.9601 |
| Standart Sapması | 0.0229                                     | 0.0104        | 0.0128 | 0.0078 |
| En İyi           | 0.7981                                     | 0.9980        | 0.9581 | 0.9752 |
| En Kötü          | 0.7393                                     | 0.9540        | 0.9094 | 0.9365 |

Tablo 1'de görüldüğü üzere yapılan simülasyonlarda önerilen EM-L algoritmasının algılayıcı alanda ulaştığı kapsama oranı değerleri PSO ve ABC algoritmalarının [14] elde ettiği değerlerden daha iyi sonuçlar vermiştir. Bu çalışmada, EM-L algoritması karşılaştırılan diğer algoritmalara göre algılayıcıların dinamik dağıtımında en iyi çözümü sağlamaktadır. Şekil 2-(a)'da statik algılayıcılardan oluşan ve başlangıç rastgele dağılımlardan birisi gösterilirken, Şekil 2-(b)'de ise EM-L algoritması ile yapılan bağımsız simülasyonlardan elde edilen en iyi dinamik dağılım gösterilmiştir. 30 simülasyon ile yapılan bağımsız çalıştırmalarda EM-L algoritması 363.ncü iterasyonda optimum dağılım yaparken, ABC algoritması 703.ncü iterasyonda, PSO algoritması ise 901.nci iterasyonda [14] optimum dağılım yapmışlardır.

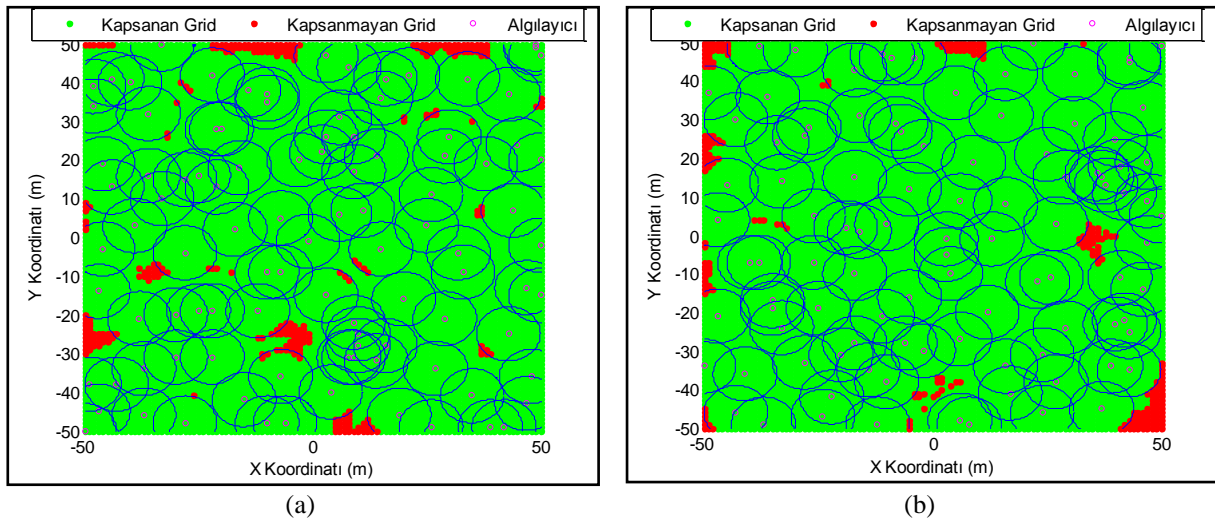


Şekil 2. (a) Statik algılayıcıların rastgele dağılımı (b) EM-L algoritmasının en iyi dağılımı (363'ncü iterasyon)

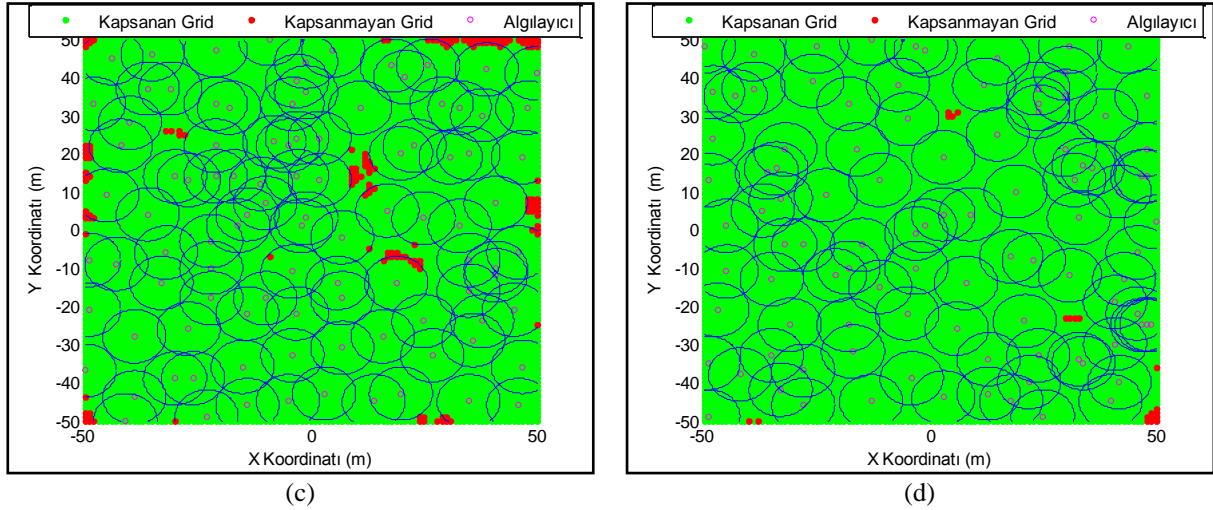
EM-L algoritmasının uygulandığı bu çalışma; 2.53 GHZ Core 2 Duo işlemcili ve 6.0 GB RAM'a sahip bilgisayarda ve MATLAB R2011b ortamında simülasyonu gerçekleştirilerek Tablo 2'de gösterilen her bir iterasyona göre Kapsama Oranları ve Toplam Çalışma Süreleri hesaplanmıştır. Bu iterasyonlardaki optimum dağılımı yapılan algılayıcıların yakınsamaları ise Şekil 3'te gösterilmiştir. ABC algoritması ile her bir simülasyon başına çalışma süresi 98.83 dakika, PSO algoritmasında ise 98.46 dakika olarak bulunmuştur [14].

Tablo 2. EM-L algoritmasının iterasyonlara göre Olasılıksal Dinamik Dağıtım sonuçları

| İterasyon Sayısı | Kapsama Oranları |        |         | Simülasyonlardaki Toplam Çalışma Süresi (dakika) |
|------------------|------------------|--------|---------|--|
|                  | Ortalama         | En İyi | En Kötü |  |
| 50               | 0.9337           | 0.9708 | 0.8850  | 26.46  |
| 100              | 0.9528           | 0.9788 | 0.9241  | 26.96  |
| 500              | 0.9599           | 0.9886 | 0.9230  | 28.71  |
| 1000             | 0.9780           | 0.9980 | 0.9540  | 30.48  |

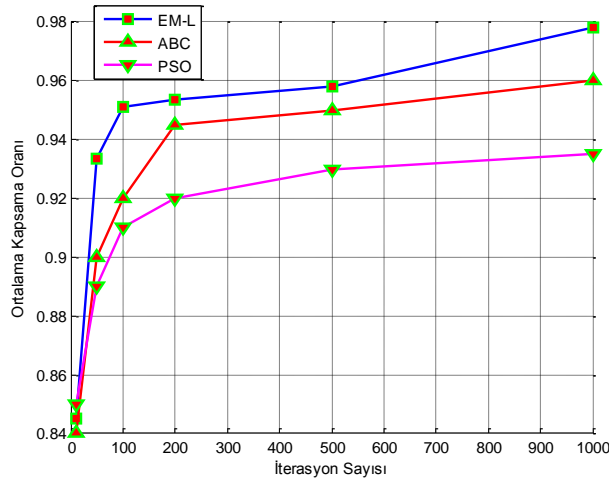






Şekil 3. EM-L algoritması ile algılayıcıların (a) 50 iterasyon (b) 100 iterasyon (c) 500 iterasyon (d) 1000 iterasyon sonundaki en iyi dinamik dağılımları

EM-L, ABC [14] ve PSO [14] algoritmalarının simülasyonlardaki iterasyonlar boyunca algılayıcı alanda ulaşmış olduğu ortalama kapsama oranlarının gelişim grafiği Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 4. EM-L, ABC ve PSO algoritmaları için iterasyonlar boyunca popülasyonun gelişimi

## Sonuçlar

Bu çalışmada, KAA'nın dinamik dağıtım problemine optimum şekilde çözüm bulunabilmesi için olasılıksal tarama modelini esas alan, hem dinamik hem de statik algılayıcılardan oluşan ve önerilen meta-sezgisel temelli EM-L algoritmasını baz alarak çalıştırılan bağımsız simülasyonlar KAA'lara uygulanmıştır. Simülasyon sonuçları; olasılıksal dinamik dağıtım modelinin uygulandığı algılayıcı dağılımlarında ikili dinamik dağıtım modeline göre daha iyi kapsama oranı ile alanın kapsandığı gözlemlenmiştir. Önerilen EM-L algoritmasının performansı sürü bazlı optimizasyon algoritmalarından olan ABC ve PSO ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalarda, literatürde çalışılan aynı ağ parametreleri kullanılmıştır ve EM-L algoritmasının uygulandığı simülasyonlarda, ABC ve PSO'ya göre

algılayıcıların ağ alanını hem daha iyi kapsama oranı ile kapsadığı hem de daha hızlı yakınsama hızı ile alanın dinamik dağılımını gerçekleştirdiği gözlemlenmiştir. Gelecekteki çalışmalarımız EM-L algoritmasını KAA'nın enerji problemine uygulamak olacaktır.

## Kaynaklar

- [1] Dhillon SS, Chakrabarty K. Sensor Placement for Effective Coverage and Surveillance in Distributed Sensor Networks. *Wireless Communication and Networking* 2003; 1609-1614.
- [2] Heo N, Varshney PK. A Distributed Self Spreading Algorithm for Mobile Wireless Sensor Networks. *Wireless Communications and Networking* 2003; 3: 1597-1602.
- [3] Molina G, Alba E. Wireless Sensor Network Deployment Using a Memetic Simulated Annealing. *International Symposium on Applications and the Internet* 2008; 237-240.
- [4] Wong T, Tsuchiya T, Kikuno T. A Self-Organizing Technique for Sensor Placement in Wireless Micro-Sensor Networks. *18th International Conference on Advanced Information Networking and Applications* 2004;1: 78-83.
- [5] Li SJ, Xu CF, Pan WK, Pan YH. Sensor Deployment Optimization for Detecting Maneuvering Targets. *7th International Conference on Information Fusion* 2005; 1629-1635.
- [6] Zou Y, Chakrabarty K. Sensor Deployment and Target Localization Based on Virtual Forces. *22th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications* 2003; 2: 1293-1303.
- [7] Qi G, Song P, Li K. Blackboard Mechanism Based Ant Colony Theory for Dynamic Deployment of Mobile Sensor Networks. *J Bionic Eng* 2008; 5: 197-203.
- [8] Kukunuru N, Thella BR, Davuluri RL. Sensor Deployment Using Particle Swarm Optimization. *Int J Eng Sci Technol* 2010; 2: 5395-5401.
- [9] Wang X, Wang S, Ma JJ. Dynamic Deployment Optimization in Wireless Sensor Networks. *Lect Note Contr Inform Sci* 2006; 344: 182-187.
- [10] Wang X, Wang S, Ma JJ. An Improved Co-Evolutionary Particle Swarm Optimization for Wireless Sensor Networks with Dynamic Deployment. *Sensors* 2007; 7: 354-370
- [11] Li Z, Lei L. Sensor Node Deployment in Wireless Sensor Networks Based on Improved Particle Swarm Optimization. *IEEE International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices* 2009; 215-217.
- [12] Soleimanzadeh R, Farahani BJ, Fathy M. PSO based Deployment Algorithms in Hybrid Sensor Networks. *Int J Comput Sci Netw Secur* 2010;10: 167-171.
- [13] Ozturk C, Karaboga D, Gorkemli B. Artificial bee colony algorithm for dynamic deployment of wireless sensor Networks. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sci* 2012; 20: 255-262.
- [14] Ozturk C, Karaboga D, Gorkemli B. Probabilistic Dynamic Deployment of Wireless Sensor Networks by Artificial Bee Colony Algorithm. *Sensors* 2011;11: 6056-6065
- [15] Birbil SI, Fang SC. An Electromagnetism-like Mechanism for Global Optimization. *Journal of Global Optimization* 2003;25: 263-282.
- [16] Ozdag R, Karci A. The Application of Electromagnetism-like Algorithm for the Dynamic Deployment Problem in Wireless Sensor Networks. *2nd International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications* 2013; 199-200.