



Kablosuz Sensör Ağlarında Konum Belirlemede Sezgisel Algoritmaların Kuantum Davranışları ile Karşılaştırılması

Comparison of Heuristic Algorithms via Quantum Behavior in Localization of Wireless Sensor Networks

Ertem Kızılkaplan , Tolga Eren , Fikret Yalçınkaya 

Kırıkkale Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Kırıkkale, TÜRKİYE

Başvuru/Received: 01/06/2020

Kabul / Accepted: 17/06/2020

Çevrimiçi Basım / Published Online: 30/06/2020

Son Versiyon/Final Version: 30/06/2020

Öz

Günümüzde, kablosuz sensör ağlarında (KSA) konum belirleme giderek önemli bir hale gelmektedir. Bir çok uygulamada kullanılan KSA'larda konum belirleme optimizasyon tekniği, istenilen amaca doğru, hızlı ve de güvenilir bir şekilde ulaşmak için önemli bir adım oluşturmaktadır. Bu nedenle hedeflenen konumları bulmayı amaçlayan çalışmada, doğadan esinlenerek oluşturulmuş yeni nesil sezgisel algoritmalarından Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA) ve Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA) metotları (KSA)'larda konum belirleme probleminin çözülmesi amacı ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca bu algoritmaların küresel arama kabiliyetini ve doğruluğunu geliştirmek ve karşılaştırmak amacıyla da Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA) ve Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA) kuantum davranışlı arama mekanizmalarıyla ayrı ayrı birleştirilmiştir. Matlab ortamında test sistemine uygulanmış kuantum davranışlı QFPA ve QCSA ile standart FPA ve CSA'nın benzer problem çözümüne olan yaklaşımları da değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler

"Kablosuz sensör ağları, Sezgisel algoritmalar, Kuantum davranışı, FPA, CSA, QFPA, QCSA"

Abstract

Today, positioning in wireless sensor networks is becoming an important in many applications. The positioning optimization technique in WSN's used in many applications is an important step to reach the desired goal quickly and reliably. For this reason, in the study aiming to find the targeted locations, one of the new generation heuristic algorithms created by inspiring from nature Flower Pollination Algorithm (FPA) and Cuckoo Search Algorithm (CSA) methods have been compared in solving the problem of positioning in WSN's. In addition, Flower Pollination Algorithm (FPA) and Cuckoo Search Algorithm (CSA) are combined with quantum behavior search mechanisms to improve and compare the global search capability and accuracy of this algorithm. Quantum-behavior QFPA and QCSA applied to the test system in Matlab environment and the approaches of standard FPA and CSA to similar problem solutions were evaluated.

Key Words

"Localization in wireless sensor networks, Heuristic algorithms, Quantum behavior, FPA, CSA, QFPA, QCSA"

1. Giriş

Kablosuz sensör ağları (KSA) çok sayıda araştırmanın yapıldığı popüler bir alandır. Sensörlerin konumlandırma konusu kablosuz sensör ağları içinde önemli bir yere sahiptir. KSA'lar çeşitli fiziki etkenlerin ortam içerisindeki değişimlerini takip etmek için bir sensör ağına ihtiyaç duyar. Bu sebeple bir sensör ağı ortamdaki verileri alabilir, ölçülebilir, toplayabilir ve de bazı yerel karar süreçlerine dayanarak algılanan verileri kablosuz bir ortam aracılığıyla baz istasyonlarına yani hedefe iletebilir. Bu tür bilgiler kablosuz sensör ağlarında (KSA) konumlandırma tekniği kullanılarak elde edilebilir (Shrivastava vd., 2015; Alrajeh vd., 2013).

Kablosuz sensör ağlarında konumu belli olan sensörlerin dışında konumu belirsiz olan sensörlerde yer almaktadır. Konumu belli olan referans düğümleri (anchor, çapa) GPS ve de farklı yöntemler aracılığıyla tespit edilmektedir. Konumu belirsiz olan sensörler ise; referans düğümleri ve diğer sensörler aracılığı ile konumlarını bulmaya çalışırlar. M sensör düğümlerinden oluşan bir kablosuz sensör ağında, konumlandırmanın amacı, M - N (Anchor-çapa) düğümlerinin koordinatları hakkında önceden bilgi kullanarak, bilinmeyen düğümler olarak adlandırılan N sensör düğümlerinin konumunu bulmaktır (Doğru vd., 2019). Sensörler arasında yardımlaşma odaklı olan bu iş birliğine dayalı konum belirleme yöntemi yeni bir paradigmatik yöntem olarak literatüre kazandırılmıştır (Akyildiz vd., 2002; Wymeersch vd., 2009; Patwari vd., 2005; Eren, 2017; Eren, 2016; Eren, 2011; Eren vd., 2004; Aspnes vd., 2006). Bu ve benzeri çalışmalarda sensör düğümlerinin konumunu belirlemede farklı yöntemlerde kullanılmıştır. Zhang Q. ve arkadaşları, (2008) yaptıkları çalışmada genetik algoritma tabanlı kablosuz sensör ağlarında konumlandırma problemini çözmek amacıyla iki yeni genetik operatör tekniği kullanmış olup gradyan arama algoritması (SDPL) ve tavlama algoritması (SAL) ile konum tahmininin doğru bir şekilde belirlenebileceğini gösterdiler. Türkoral T. ve arkadaşları, (2015) KSA'lerde konumlandırma problemini değerlendirdiler ve konumlandırma için kullanılan uzaklık ölçme tekniklerinden birisi olan Sinyal Alım Gücü (Received Signal Strength- RSS) yöntemini kapalı ortamlarda, alıcı verici arasındaki mesafenin kestiriminde kullanılması ile ilgili uzaklık tahmininde kullandılar. Yazdı P. G., (2012) KSA'ların endüstriyel uygulaması olarak makine atölyelerinde ve petrol ve gaz rafinelerinde olmak üzere iki farklı üretim ortamında incelemeler yapıp, mesafe tabanlı ölçüm olarak trilaterasyon algoritması ve Alınan İşaret Güç Göstergesi (RSSI) kullanılarak üretim alanındaki dağıtılmış kablosuz sensör ağlarının lokalizasyonunu araştırdılar. Kadioğlu T. ve arkadaşları, (2010) Kablosuz Duyarga Ağları (KDA'lar) kullanılarak, ortamdaki etkileşimli olarak bilgilerin toplanabileceği ve bu verilere bağlı olarak ortamda gerektiğinde değişiklikler yapılabileceği nesnelerin takibine odaklı RSSI (Received Signal Strength Indicator) değerine bağlı ve zaman eşleme yöntemine bağlı konum belirleme tekniklerini de incelediler. Bekçibaşı U. ve Tenruh M., (2012) KSA'lerde konum belirleme tekniklerini ve bu tekniklerin detaylı özelliklerini inceleyerek mesafeye bağlı konumlandırma yöntemlerinin temelini oluşturan RSSI yönteminde dördüncü çapa düğümü ile geliştirilen yeni bir çözüm sundular. Küçük ve enerji tasarruflu sensörlerin üretimi, mikroeletromekanik sistemler (MEMS) teknolojisindeki son gelişmelerden dolayı teknik ve ekonomik olarak uygulanabilir hale gelmiştir. Singh S. P. ve Sharma S. C., (2015) sensör ağlarındaki maliyet ve donanım sınırlaması sebebiyle herhangi bir ek cihaza gerek kalmadan konumlandırma problemini ortadan kaldırmaya yönelik ayrıntılı bir çalışma da yaptılar. Chen C. C. ve arkadaşları, (2012) kablosuz sensör ağları için düşük maliyetli ve de etkili bir aralıksız konumlandırma şeması üzerinden konumu bilinmeyen sensörlerin tahmini konumlarını sensörlerin çalışma alanındaki göreceli konuma göre ayarlayarak DV-Hop yöntemi ile karşılaştırmaya dayalı farklı bir konumlandırma şeması önerdiler. Literatürdeki bütün bu KSA konum belirleme algoritmaları, sensör ağının fiziksel alanı, şekli ve topolojisi, sensör yoğunluğu, hareketli baz istasyonu (anchor, çapa) kullanımını, enerji tüketim dereceleri, sensörlerin fiziksel yerleşimi ve birden fazla baz istasyonu (anchor, çapa) kullanımının kablosuz sensör ağlarının yaşam sürelerine olan etkisini inceleyip başlangıçta bilinmeyen sensörlerin yerini tespit etmek amacıyla değerlendirildi.

Konum belirleme probleminde, çözüm aşamasında kullanılan optimizasyon algoritmaları arasında, sezgisel yöntemler de bulunmaktadır. Sezgisel yöntemler tanımlarından da anlaşılacağı üzere “deneme-yanılma” yöntemi ile tecrübe durumuna bağlı olarak geliştirilmiş en temel arayış yöntemidir. Oluşan tecrübeye bağlı olarak sorun odaklı çözüm yöntemi çalışılan sorunun iyi anlaşılacak şekilde çözümlenmesinde önemli rol oynar. Böyle bir bağın oluşumu, soruna kısa bir sürede etkili ve uygun bir şekilde çözüm sağlar. Ancak sorun odaklı çözüm yöntemi genel olarak yerel (yerel) bir çözümde takılıp kalmaya neden olabilmektedir (Pehlivanoglu, 2017). Sezgisel yöntemler araştırılacak konunun durumuna göre değişik performanslar sergileyebilmektedir. Dolayısıyla belirli bir sorunun çözüm aşamalarında hangi sezgisel yöntemlerin hangi problem çözümüne daha iyi adapte olabileceği yöntemin çözüm yeteneklerinin geliştirilmesine bağlıdır (Zeybekoğlu, 2017).

Araştırmacılar bu sezgisel yöntemler ile karşılaştıkları problemlerin çözümüne olanak sağlayan hedef algoritmaları belirleyip çeşitli karşılaştırma yöntemleri ile sonuçlar elde etmiştir. Ouair F. ve Khelil N., (2018) sıradan diferansiyel denklemlerdeki (ODE'ler) Başlangıç Değer Problemlerini (IVP'ler) ve (IVP'lerin) sayısal yaklaşımını bulmanın alternatif bir yolu olarak Çiçek Tozlaşma Algoritmasının (FPA) kullanımına dayanan yöntemsel bir yol seçerek FPA ile Euler yöntemlerinin sonuç performanslarını karşılaştırdılar. Lukasik S. ve Kowalski A., (2015) yeni nesil sezgisel algoritmalarından FPA'nın yine popüler olan Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritmasından (PSO) daha iyi yakınsama sonuçlarına ulaştılar. Ateş V. ve Barışçı N., (2017) klasik yapısal temelli ampirik modelleri ve doğadan ilham alan optimizasyon tekniklerini içeren hibrit bir tahmin modeli önererek ampirik modelleri optimize etmek için Çiçek Tozlaşma Algoritmasını (FPA) kullandılar. Önerdikleri tahmin modelleri ile geçmiş yük tüketimi ve hava sıcaklığı verileri kullanılarak, ampirik modellerin saatlik kısa vadeli yük tahmininde umut verici sonuçlar elde ettiklerini belirttiler. Sezgisel yöntemlerin genelinde rassallık önemli bir etmendir. Öyle ki aynı sorunun her seferinde aynı yöntemle çözümünde farklı sonuçlara ulaşmak da mümkün olabilmektedir. Böyle bir çeşitliliğin nedeni, sezgisel yöntemin her aşamasında rassal sayıların kullanımından kaynaklı olmaktadır. Abdel-Basset M. ve Shawky L. A., (2019) Çiçek Tozlaşma Algoritmasını (FPA) örnek bir mühendislik incelemesi olan gerginlik / sıkıştırma yayı tasarımı problemini parametrik olmayan Friedman testi ile istatistiksel olarak

analiz edip altı farklı optimizasyon algoritması ile karşılaştırmasını yaptılar. Pan J. S. ve arkadaşları, (2017) KSA’larda optimizasyon konumlandırma sorunları için Çiçek Tozlaşma Algoritmasının (FPA) sabit popülasyonunu Olasılık Yoğunluk Fonksiyonları (PDF) ve Kümülatif Dağılım Fonksiyonları (CDF) ile değiştirerek sınırlı kaynak donanımı olan cihazlarda kullanılabilir alternatif bir optimizasyon yöntemi geliştirdiler. Nabil E., (2016) standart Çiçek Tozlaşma Algoritmasını (FPA), Klonal Seçim Algoritması (CSA) ile bütünleştirip farklı algoritmalar ile karşılaştırılmasını sağladı. Abdel-Raouf O. ve arkadaşları, (2014) FPA ve PSO algoritmaları ile modifiye edilmiş Hibrid Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPPSO) adı verilen yeni bir optimizasyon yöntemi kullanarak algoritmanın çözüm ve yakınsama hızı performanslarını araştırdılar. Fouad A. ve arkadaşları, (2016) FPA’nın arama yeteneğini geliştirmek amacıyla algoritmanın genel yapısında bir değişiklik yaparak Genetik Algoritma (GA) ile işbirliği yapan bir FPA-GA algoritmasını geliştirdiler. Roubik D. W., (1995) çiçek biyolojisi, global (küresel) ve local (yerel) tozlaşma süreçlerini, bitki fenolojisini ayrıntılı olarak araştıran bir bültende yayınladı. Goyal S. ve Patterh M. S., (2015) kablosuz sensor ağlarında konumlandırma probleminin çözümünde çiçeklerin rastgele popülasyon topolojisindeki FPA’na dayanan konumlandırılmış düğümlerin başarı oranı ve düğüm konumlandırılması üzerine FPA algoritmasının PSO Algoritmasına olan performans değerlendirmesini de değerlendirdiler. Keswani K. ve Bhaskar A., (2018) FPA ile kablosuz sensor ağlarında sensor düğümleri ile baz istasyonları (anchor, çapa) arasında doğru bir iletişimin olabilmesi için düğümlerin konum noktaları üzerinde verimliliği inceleyerek verileri algılama, işleme, toplama ve de iletme üzerine bir çalışma ortaya koydular. Sharawi M. ve arkadaşları, (2014) kablosuz sensor ağlarında mesafeye dayalı enerjiye duyarlı bir kümeleme modeli ile global (küresel) optimizasyonun verimliliğini değerlendirmek amacıyla LEACH yaklaşımı ile karşılaştırmıştır. FPA’da global (küresel) tozlaşma problemini çözmek amacıyla Wang Z. ve arkadaşları, (2019) sensor ağı içerisindeki kapsama alanlarına bağlı olarak ağ dağıtım maliyetlerinden tasarruf edilebileceğini ve de düğüm radyasyonu içerisinde yer alacak enerji tüketim oranını optimize edecek bir algoritma hedeflediler. Gupta G. P., (2017) sensör ağı enerji tüketimini ve de ağ ömrünü dengelemek için geliştirilmiş enerji dengeli bir Guguk Kuşu Arama Algoritması da (CSA) önerdi. Sivakumar S. ve Venkatesan R., (2014) KSA konumlandırmada baz istasyonların (anchor-çapa) ağıdaki hareketlerine yönelik sensörler üzerindeki iletişimlerini artırıcı performans göstermesi amacıyla Guguk Kuşu Arama Algoritmasını (CSA) kullanarak yeni bir yaklaşım ile (MCS-MAP) ve (CS-MAP) konumlandırma hatalarının azaltılmasına yönelik çalışmalar yaptılar. Cheng J. ve Xia. L., (2016) KSA konumlandırmasında sensörler arasındaki iletişim yükünü azaltmak, sensor düğümlerinin ömrünü uzatmak ve de konum performanslarını arttırmak için adım büyüklüğü modifikasyonuna dayandırılmış, yaklaşım popülasyonunun küresel optimal çözüme hızlı bir şekilde yaklaşmasını sağlayacak bir algoritma önerdiler. Kartous W. ve arkadaşları, (2014) biyoinformatik alanında en çok karşılaşılan sorunlardan çoklu sekans hizalama (MSA) problemini çözmek için yeni bir Kuantum Tabanlı Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA) da geliştirdiler. Djeloul H. ve arkadaşları, (2014) grafik renklendirme problemini QICSACOL adı verilen kuantumdan ilham alan geliştirilmiş bir CSA ile çözmeye çalıştılar. Sezgisel algoritmalar sağlık alanında da insanların araştırma ve geliştirme amacıyla çalışmalarının yapıldığı bir alan olmuştur. Usman A. M. ve arkadaşları, (2018) insanların kalp rahatsızlıklarını tahmin etmek amacıyla filtre tabanlı bir yaklaşım yöntemi ile standart CSA ve modifiye edilmiş CSA ile performans yaklaşımlarının karşılaştırmasını da yaptılar. Günümüzün en büyük hastalığı olan COVID-19 adı verilen bir virüsün insanlar üzerindeki vaka durumunu tahmin etmek amacıyla Al-qaness M. A. A. ve arkadaşları, (2020) salp sürüsü algoritması (SSA) kullanılarak geliştirilmiş bir çiçek tozlaşma algoritması (FPA) ile modifiye edilmiş FPASSA-ANFIS adı verilen bir model ile tahmin tekniği de ortaya koydular.

Bu bilgiler doğrultusunda sezgisel optimizasyon algoritmalarından standart Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA), standart Guguk Kuşu Arama Algoritması (FPA), Kuantum Davranışlı Çiçek Tozlaşma Algoritması (QFPA) ve Kuantum Davranışlı Guguk Kuşu Arama Algoritması (QCSA) diğer bölümlerde ayrıntılı olarak incelenmiş olup, kablosuz sensor ağlarında (KSA) sensörlerin konumlarının tespiti için seçilen bu algoritmaların performans yaklaşımlarının karşılaştırması yapılmıştır.

2. Sezgisel Optimizasyon Algoritmaları

Sezgisel optimizasyon algoritmaları, hedeflenen amaç doğrultusunda, arama uzayını en iyi şekilde keşfederek, kabul edilebilir sürede optimuma yakın çözümler üretebilen algoritmalarlardır. Bu optimum çözüme ulaşmak için arama uzayında lokal (yerel) en iyi konumlara takılmadan geçebilecekleri yapıları bulunmaktadır. Bu sezgisel optimizasyon algoritmalarından en iyi tahmin yapısına sahip olduğu düşünülen çiçek tozlaşma algoritması (FPA) ve guguk kuşu arama algoritması (CSA) küresel arama kabiliyetleri de geliştirilerek araştırmaya konu edilmiştir.

2.1. Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA)

Çiçek tozlaşma algoritması (FPA), çiçekli bitkilerin üremesi ile ilgili doğadan ilham alınmış bir optimizasyon yöntemidir (Yang 2012). Optimum üreme evresinin sağlanması için biyotik ve abiyotik olarak iki önemli tozlaşma şekli oluşur. Biyotik formda polinatör olarak tabir edilen sinek, arı gibi canlılar polenleri taşıyır, abiyotik formda herhangi bir polinatöre ihtiyaç duyulmadan su, rüzgâr gibi polenleri doğal dinamiklerle yayılmasını sağlayan unsurlarla birlikte tozlaşma gerçekleşir. Çiçekli bitkilerde %90 oranında biyotik tozlaşma, %10 oranında abiyotik tozlaşma gerçekleşir. FPA’nın 4 temel kuralı aşağıda gösterilmiştir.

- Küresel tozlaşma süreçleri biyotik biçimde (farklı çiçekler arasında olabilen) yürütülmekte ve polinatörler, Lévy uçuşlarına göre polenleri çapraz tozlaşma şeklinde taşımaktadır.
- Abiyotik ve kendi kendine tozlaşma (aynı çiçekte veya yakınındaki aynı tür çiçekler arasında meydana gelen) yerel tozlaşma olarak kabul edilir.

- Çoğalma olasılığı (çiçek istikrarı), böcekler gibi polinatörler sayesinde çiçeklerin benzerlik oranına göre geliştirebilir.
- Lokal ve global tozlaşma, çiçek istikrarı adı verilen bir kriter ile yani bir çoğalma olasılığı $p \in [0, 1]$ ile kontrol edilebilir.

Böcekler uzun süre uçabildiği için polenler uzun mesafede taşınabilmektedir. Bu durum en iyi üremeyi garanti etmektedir. Global (küresel) tozlaşmanın matematiksel ifadesi Denklem 1’de gösterilmiştir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - p_{best_i}^t) \quad (1)$$

Denklem 1’de x_i^{t+1} çözüm vektörünü ifade ederken, i değişken sırasını, t ise zaman değerini (iterasyon döngüsü içerisinde) temsil etmektedir. γ adım boyutunu ölçeklendirme faktörüdür. s adım büyüklüğünü ve p_{best} mevcut en iyi değeri ifade etmektedir.

Lévy dağılımı etkili bir tozlaşmanın gerçekleştirilmesi için kullanılır. Böcekler uzun mesafeli seyahat ederken yaptıkları davranışlar bu dağılıma göre gösterilebilir. Lévy dağılımını gösteren matematiksel ifade ise Denklem 2’de gösterilmiştir.

$$\text{Lévy}(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\frac{\pi\lambda}{2})}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} (s \gg s_0 > 0) \quad (2)$$

Arama uzayında araştırılan çözüm noktaları Lévy dağılımının kullanılması, biyotik tozlaşma ile uzak mesafelerdeki çözüm noktalarının belirlenmesi ve abiyotik tozlaşma ile çözüm noktalarının komşuluğunun araştırılması algoritmanın optimizasyon mantığını oluşturmaktadır. Lokal (yerel) tozlaşmanın matematiksel ifadesi ise Denklem 3’de gösterilmiştir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \epsilon \cdot (x_j^t - x_k^t) \quad (3)$$

Burada i, j ve k farklı çiçekleri temsilen sıra numaralarına karşılık gelmektedir. x_j^t ve x_k^t benzer bitkilerin farklı çiçeklerinden gelen polen çeşididir ve ϵ üniform dağılıma göre $[0,1]$ belirlenir. Çiçek tozlaşma algoritmasının (FPA) sözde kodu Tablo 1’de gösterilmektedir.

Tablo 1. FPA Sözde Kodu.

Çiçek Tozlaşma Algoritması Kaba Kodu
Amaç fonksiyonunu belirle: $f(x)$
n boyutlu rastgele üretilmiş başlangıç polen popülasyonu üret
Popülasyondaki en iyi çözüm (p_{best}) tanımla
Global(küresel) ve Local (yerel) tozlaşma arasında geçiş olasılığı olan $p \in [0,1]$ ‘yi tanımla
for $t=1:(\text{Maksimum İterasyon Sayısı}=\text{N}_{iter})$
for $i=1:n$ (popülasyondaki tüm polenlerin sayısı)
if $\text{rand} < p$
Polenler polinatörler tarafından Lévy uçuşu (d -boyutlu Lévy dağılımı) ile taşınır
Global (küresel) tozlaşma (Biyotik Üreme) ile $x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - p_{best_i}^t)$
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
else
ϵ , üniform dağılıma göre $[0,1]$ belirlenir
Lokal (yerel) tozlaşma (Abiyotik Üreme) ile $x_i^{t+1} = x_i^t + \epsilon \cdot (x_j^t - x_k^t)$
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
end if
İyileştirilmiş konuma göre yeni çözümleri değerlendir ve eğer çözümler daha iyiye, bunları popülasyon da güncelle
end for
O ana kadar gerçekleşmiş en iyi global çözümü belirle
end for
İşlem sonrası sonuçları görüntüle

2.2. Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA)

Guguk kuşu algoritması (CSA), guguk kuşlarının çoğalma davranışlarından esinlenerek tasarlanmış bir optimizasyon yöntemidir (Yang and Deb, 2009). Algoritmanın temelinde harika bir gözlem yeteneği olan guguk kuşlarının kendi yuvalarının haricinde başka kuşların yuvalarında yumurtlama isteği yatmaktadır. Bu durumdan kaynaklı olarak ta guguk kuşunun yumurtalarını bıraktığı yuvanın asıl sahibi olan kuş kendi yumurtalarından guguk kuşunun bırakmış olduğu yumurtayı algılayamaması neticesinde ilk yavru çıkma olasılığı yüksek olan yumurtayı ya yuvadan atar yada kendi yuvasını terk etme davranışını gösterir. Eğer yuva sahibi kuş, guguk kuşunun yumurtalarını tanıyamazsa bu yumurtaları da farketmeden kendi yumurtaları gibi sahiplenir. Sonuçta da bu algoritmanın ana felsefesi olan kuluçka parazitliği durumu ortaya çıkar. Algoritmanın üç ana prensibi vardır:

- Rastgele olarak belirlenecek yuvaya her bir guguk kuşu sadece bir tane yumurta bırakır.
- Yumurta kalitesi en iyi yuva bir sonraki nesile aktarılır.
- Konak yuvanın sahibi, bırakılan yumurtayı belirli bir pa (0,1) manevra parametresi olasılığıyla keşfeder. Yumurtayı keşfettiği durumda ise, ya yumurtayı yuvadan aşağıya atar ya da yuvayı terk ederek kendisine yeni bir yuva inşa eder.

Algoritmanın, problem boyutu, popülasyon sayısı, manevra olasılık (pa) değeri gibi parametreleri bulunmaktadır ve bunlar başlangıçtaki iterasyonda rastgele değerler olarak başlanır. Bu işlem konum vektörünün belirtilen sınırlar içerisinde değer almasıdır. Rastgele değerler olarak oluşan konum vektör değerlerinin hedef fonksiyon değerleri hesaplanır. Daha sonra bu hedef fonksiyonu değerleri karşılaştırılarak en iyi yuva bulunur. Konum vektörlerinin güncellenmesi sırasında alt sınır ve üst sınır değerlerinin aşıldığı durumlar meydana gelebilir. Dolayısıyla sınırları aşan konum değerleri alt sınır ve üst sınır değerlerine çekilir.

Sezgisel optimizasyon algoritmaları en iyi çözüme yaklaşmak için global (küresel) ve lokal (yerel) arama yapmaktadırlar. Algoritmaların varsa olası diğer çözümleri bulabilmeleri için global rassal yürüyüş ve lokal rassal yürüyüş yaklaşımlarının bir arada dengede kullanıldığı bir keşfe çıkmaları gerekmektedir (Gandomi vd., 2013). Bu yürüyüş hareketi manevra olasılık parametresi (pa) tarafından kontrol edilmektedir (Yang, 2014; Karagül, 2014). Global (küresel) rassal yürüyüşü Levy uçuşu ile ifade edilmiş olup denklem 4 ve 5 'de verilmiştir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - n_{best_i}^t) \quad (4)$$

Denklem 4'de x_i^{t+1} çözüm vektörünü ifade ederken, i değişken sırasını ve t zaman değerini (iterasyon döngüsü içerisinde) temsil etmektedir. $\alpha > 0$, ilgili problemin ölçeğine bağlı olarak adım büyüklüğü ölçekleme faktörüdür. s adım büyüklüğünü ve n_{best} mevcut en iyi değeri ifade etmektedir. Fonksiyondaki Levy ifadesi ise denklem 5 'te verilmektedir.

$$\text{Lévy}(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\frac{\pi \lambda}{2})}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} (s \gg s_0 > 0) \quad (5)$$

En kötü yuvaların bir kısmı manevra olasılık parametresi (pa) ile keşfedilmesi ve bu oran doğrultusunda bazı yuvaların terkedilip yenilerinin inşa edilmesi söz konusu olacaktır. Bu durum ise Lokal (yerel) rassal yürüyüş denklemi ile aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + K * (x_j^t - x_k^t) \quad (6)$$

Bu denklemde x_j^t ve x_k^t yeni yuvaların konumları için oluşturulmuş ve rassal permütasyonla belirlenmiş rassal çözümlerin gerçekleştiği konum vektörleridir. K, bir konak yuva sahibi kuşun yuvadaki bir yabancı yumurtayı keşfetme olasılığına dayanarak manevra olasılık parametresi (pa) ile belirlenen güncelleme katsayısı olarak belirlenmiştir.

CSA algoritması, yumurtaların hayatta kalma oranını yükseltmek amacıyla yumurtaların bırakılacağı en uygun yuva araştırılmasını amaçlar. Geriye kalan yumurtaların büyüme ve olgun kuş haline dönüşmesinden itibaren guguk kuşları göç ederek yeni yaşama alanları ve böylece yeni hedefler belirleyecektir. Her bir guguk kuşunun sahip olduğu yumurta sayısı ve bir de guguk kuşunun en iyi yuvaya olan uzaklığı düşünülerek yumurtlama sahasındaki herhangi bir yumurta en iyi yuvaya gönderilir. Ayrıca her yuvaya karşılık birer guguk kuşu olduğu kabul edilir. Bu süreç, en iyi amaç fonksiyonu değerine sahip en iyi konum değeri elde edilene kadar devam eder. Guguk kuşu arama algoritmasının (CSA) sözde kodu Tablo 2'de gösterilmektedir.

Tablo 2. CSA Sözde Kodu.**Guguk Kuşu Arama Algoritması Kaba Kodu**

Amaç fonksiyonunu belirle: $f(x)$
n adet konak yuvası (başlangıç yuvası) üret
for t=1:(Maksimum İterasyon Sayısı= N_{iter})
for i=1:n (popülasyondaki tüm yuvaların sayısı)
Lévy uçuşu (d-boyutlu Lévy dağılımı) ile rassal guguk kuşu al
Global (küresel) arama ile $x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \cdot Lévy(s, \lambda) * (x_i^t - n_{best_i}^t)$
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
 F_i maliyetini bul
n adet yuva için rassal yuva seç
if $F_i < F_j$
j'yi yeni çözümle değiştir
end if
En kötü yuvaların bir kısmını (pa) olasılığı ile belirlenmiş yeni çözümlerle değiştir
Lokal (yerel) arama ile $x_i^{t+1} = x_i^t + K * (x_j^t - x_k^t)$
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
İyileştirilmiş konuma göre yeni çözümleri değerlendir ve eğer çözümler daha iyiyse, bunları popülasyonda güncelle
end for
O ana kadar gerçekleşmiş en iyi global çözümü belirle
end for
İşlem sonrası sonuçları görüntüle

2.3. Kuantum Davranışlı Çiçek Tozlaşma Algoritması (QFPA)

Kuantum davranışlı çiçek tozlaşma algoritması (QFPA) adı verilen yeni bir hibrid optimizasyon yöntemi ile global (küresel) tozlaşma kabiliyetini ve doğruluğunu geliştirmek için Çiçek Tozlaşma Algoritmasını (FPA) kuantum davranışlı arama mekanizması ile birleştirip önerilen QFPA algoritmasının diğer algoritmalar ile yakınsama hızı ve performans gelişimi değerlendirildi (Lu and Li, 2015).

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot L(\lambda) * (x_i^t - p_{best_i}^t) \pm \alpha * |c^t - x_i^t| \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right) \quad (7)$$

Denklem 7'de x_i^{t+1} çözüm vektörünü ifade eder. α arama işlemi sırasında algoritmanın global (küresel) ve lokal (yerel) aramasını dengelemek için ayarlanması gereken önemli bir parametredir ve pozitif bir değerdir. x_i^t mevcut konum vektörü, c^t ise en iyi polen pozisyonlarının ortalama değeridir. u_i^t (0,1) aralığında rastgele sayılar dizisidir. Amaç x_i^t mevcut konumdan, küresel bir c^t noktasına olan mesafeyi ölçeklendirerek küresel tozlaşma gerçekleştirecek bir strateji oluşturmaktır. QFPA her bir yinelemesinde, her bir polen en iyi konumunu kaybeder ve en iyi konumu popülasyondaki diğer konumlarla karşılaştırarak küresel en iyi tozlaşmayı elde etmeye çalışır. Kuantum davranışlı çiçek tozlaşma algoritmasının (QFPA) sözde kodu Tablo 3'de gösterilmektedir.

Tablo 3. QFPA Sözde Kodu**Kuantum Davranışlı Çiçek Tozlaşma Algoritması Kaba Kodu**

Amaç fonksiyonunu belirle: $f(x)$

n boyutlu rastgele üretilmiş başlangıç polen popülasyonu üret

Popülasyondaki en iyi çözüm (p_{best}) tanımla

Global (küresel) ve Local (yerel) tozlaşma arasında geçiş olasılığı olan $p \in [0,1]$ 'yi tanımla

for $t=1:(\text{Maksimum İterasyon Sayısı} = N_{iter})$

Kuantum parametre değerlerini belirle

$$c^t = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n p_{best_{i,d}}^t \right)$$

for $i=1:n$ (popülasyondaki tüm polenlerin sayısı)

if $\text{rand} < p$

$$\alpha = 1 - \frac{t}{N_{iter}} * 0.5$$

$$u_i^t = \text{rand}(0,1)$$

Polenler polinatörler tarafından Lévy uçuşu (d -boyutlu Lévy dağılımı) ile taşınır

if $\text{rand} > 0.5$

Kuantum davranışlı global (küresel) tozlaşmayı (Biyotik Üreme) gerçekleştir

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot L(\lambda) * (x_i^t - p_{best_i}^t) + \alpha * |c^t - x_i^t| \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right)$$

else

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot L(\lambda) * (x_i^t - p_{best_i}^t) - \alpha * |c^t - x_i^t| \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right)$$

Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et

end if

else

ϵ , üniform dağılıma göre $[0,1]$ belirlenir

Lokal (yerel) tozlaşma (Abiyotik Üreme) ile $x_i^{t+1} = x_i^t + \epsilon \cdot (x_i^t - x_k^t)$

Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et

end if

İyileştirilmiş konuma göre yeni çözümleri değerlendir ve eğer çözümler daha iyiyse, bunları popülasyonda güncelle

end for

O ana kadar gerçekleşmiş en iyi global çözümü belirle

end for

İşlem sonrası sonuçları görüntüle

2.4. Kuantum Davranışlı Guguk Kuşu Arama Algoritması (QCSA)

Guguk kuşu arama algoritması (CSA), QFPA 'na benzer şekilde algoritmanın global (küresel) arama kabiliyetini ve doğruluğunu geliştirmek için kuantum davranışlı arama mekanizması ile birleştirildi. Yeni bir hibrid optimizasyon yöntemi olarak önerilen QCSA algoritmasının diğer algoritmalar ile yakınsama hızı ve performans gelişimi de değerlendirildi (Sun, vd., 2012).

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - n_{best_i}^t) + \alpha_2 * |c^t - x_i^t| \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right) \quad (8)$$

Denklem 8'de x_i^{t+1} çözüm vektörünü ifade eder. α_2 arama işlemi sırasında algoritmanın global (küresel) ve lokal (yerel) aramasını dengelemek için ayarlanması gereken önemli bir parametredir ve pozitif bir değerdir. x_i^t mevcut konum vektörü, c^t ise en iyi yuva pozisyonlarının ortalama değeridir. u_i^t (0,1) aralığının da rastgele sayılar dizisidir. Amaç x_i^t mevcut konumdan, küresel bir c^t noktasına olan mesafeyi ölçeklendirerek küresel arama gerçekleştirecek bir strateji oluşturmaktır. QCSA her bir yinelemesinde, her bir guguk

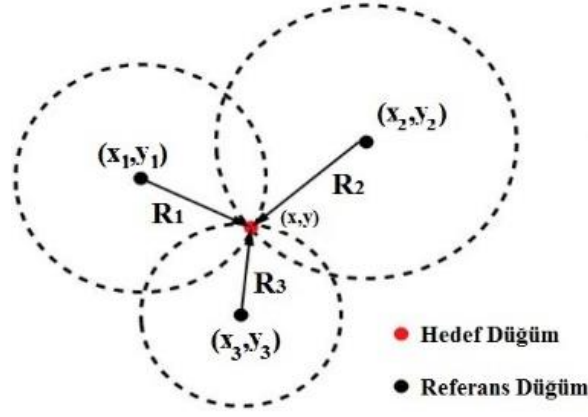
kuşu en iyi yuvayı kaybeder ve en iyi yuvayı popülasyondaki diğer yuvalarla karşılaştırarak küresel en iyi konumu elde etmeye çalışır. Kuantum davranışlı guguk kuşu arama algoritmasının (QCSA), sözde kodu Tablo 4’de gösterilmektedir.

Tablo 4. QCSA Sözde Kodu.

Kuantum Davranışlı Guguk Kuşu Arama Algoritması Kaba Kodu
Amaç fonksiyonunu belirle: $f(x)$
n adet konak yuvası (başlangıç yuvası) üret
for $t=1:(\text{Maksimum İterasyon Sayısı}=\text{N}_{\text{iter}})$
Kuantum parametre değerlerini belirle
$c^t = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n n_{best_{i,d}}^t\right)$
for $i=1:n$ (popülasyondaki tüm yuvaların sayısı)
$\alpha_2 = 1 - \frac{t}{\text{N}_{\text{iter}}} * 0.5$
$u_i^t = rand(0,1)$
Lévy uçuşu (d-boyutlu Lévy dağılımı) ile rassal guguk kuşu al
if $rand > 0.5$
Kuantum davranışlı global (küresel) aramayı gerçekleştir
$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - n_{best_i}^t) + \alpha_2 * c^t - x_i^t \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right)$
else
$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \cdot \text{Lévy}(s, \lambda) * (x_i^t - n_{best_i}^t) - \alpha_2 * c^t - x_i^t \cdot \ln\left(\frac{1}{u_i^t}\right)$
end if
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
F_i maliyetini bul
n adet yuva için rassal yuva seç
if $F_i < F_j$
j 'yi yeni çözümle değiştir
end if
En kötü yuvaların bir kısmını (pa) olasılığı ile belirlenmiş yeni çözümlerle değiştir
Lokal (yerel) arama ile $x_i^{t+1} = x_i^t + K * (x_j^t - x_k^t)$
Sınır değerlerin uygunluğunu kontrol et
İyileştirilmiş konuma göre yeni çözümleri değerlendir ve eğer çözümler daha iyiye, bunları popülasyonda güncelle
end for
O ana kadar gerçekleşmiş en iyi global çözümü belirle
end for
İşlem sonrası sonuçları görüntüle

3. Sezgisel Algoritmalara Dayalı Kablosuz Sensör Ağlarında Konum Belirleme

KSA’larda konumlandırma probleminin çözümü için çeşitli hesaplama yöntemleri geliştirilmiştir. Bunların en güvenilir ve uygulanabilir yöntemi mesafeye dayalı hesaplama yöntemidir. Şekil 1’de belirlenen dairesel algoritmali mesafeye dayalı konum belirleme şablonuna göre konum bilgisi belirli hata sınırları dâhilinde saptanabilir. Düğümler arasındaki veri akışının nasıl olacağına karar verilirken düğümlerin ağ içerisindeki görevleri düşünülmelidir. Anchor (çapa) düğüm haberleşmeyi sağlayacak olan düğüm noktalarıdır. Sensörlerin konumunu saptamak için en az üç (3) referans düğümü gereklidir. Bu referans düğümlerin yardımıyla hedef sensörün komşularına olan uzaklığı hesaplanarak sensörün yeri tespit edilir.



Şekil 1. KSA 'da dairesel algoritmalı mesafeye dayalı konum belirleme

KSA'larda konum belirleme probleminde N adet referans düğüm ile M adet hedef sensörlerin olduğunu varsayarsak, referans düğümlerin koordinatları (x_i) , hedef düğümlerin tahmini konum koordinatları (x_j, y_j) gibi düşünülebilir.

Referans düğümleri ile hedef düğümler arasındaki ölçülen mesafeye gerçek uzaklık (d_i) denir. Hedef düğümün koordinatları (x, y) , i. referans düğümün koordinatları (x_i, y_i) olduğunda denklemi aşağıdaki gibidir.

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (9)$$

Ölçülen gerçek uzaklığa gürültü (n_i) eklenerek tahmini uzaklık (d_{in}) bulunur. Bir sensörden i. referans düğümüne kadar elde edilen tahmini mesafenin denklemi aşağıdaki gibidir.

$$d_{in} = d_i + n_i \quad (10)$$

KSA'larda bilinmeyen düğümün konum tahmini, konumlandırma hassasiyetini temsil eden bir amaç fonksiyonunun en aza indirilmesini içeren bir optimizasyon problemi olarak formüle edilebilir. Tanımlanan amaç fonksiyonu denklemi aşağıdaki gibidir (Sesli vd., 2016). Bu denklemde $f(x,y)$ minimum amaç fonksiyonu değerini, k ise anchor (çapa) düğüm sayısını temsil etmektedir.

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^k \frac{|d_{in} - \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}|}{d_{in}} \quad (11)$$

Sezgisel optimizasyon algoritmaları, hata işlevini en aza indirerek bilinmeyen düğümlerin en uygun konumunu geliştirir. Bu simülasyonun amacı tüm sensör düğümlerinin iki boyutlu bir sensör alanına konumlandırıldığı varsayılarak hedef düğümlerin konumunu optimizasyon algoritmaları kullanarak tespit etmektir. Tahmin edilen düğüm konumlarının gerçek düğüm konumları ile arasındaki hatayı hesaplamak için denklem 12 'deki hata fonksiyonu kullanılmıştır. Bu hata fonksiyonu (E), tahmin edilen düğüm konumlarının (X_i, Y_i) , gerçek düğüm konumları (x_i, y_i) arasındaki uzaklığın bulunmasında kullanılan, hatanın büyüklüğünü ölçen bir hesaplama yöntemidir. Denklemdaki (M) hedef düğüm sayısını ifade eder. Hata fonksiyonu (E), her zaman pozitif değerlidir ve bu fonksiyon değerinin sıfıra yakın olması durumunda sistemimiz daha iyi performans gösterir.

$$E = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sqrt{(x_i - X_i)^2 + (y_i - Y_i)^2} \quad (12)$$

4. Simülasyon

Bu kısımda KSA'larda hedef sensörlerin lokalizasyon probleminin çözümünde FPA ve CSA sezgisel optimizasyon yöntemleri ile bu algoritmaların küresel arama kabiliyetini ve doğruluğunu geliştirmek amacıyla kuantum davranışlı QFPA ve QCSA yöntemleri kullanılarak benzer problem çözümüne yönelik performansları karşılaştırılmıştır.

4.1. Parametre Değerleri

Algoritmalarda kullanılan parametre değerleri Tablo 5 ve 6'da sunulmuştur. Algoritmaların ortak değişkenleri için aynı değerler kullanılmıştır.

Tablo 5. FPA ve QFPA Parametreleri

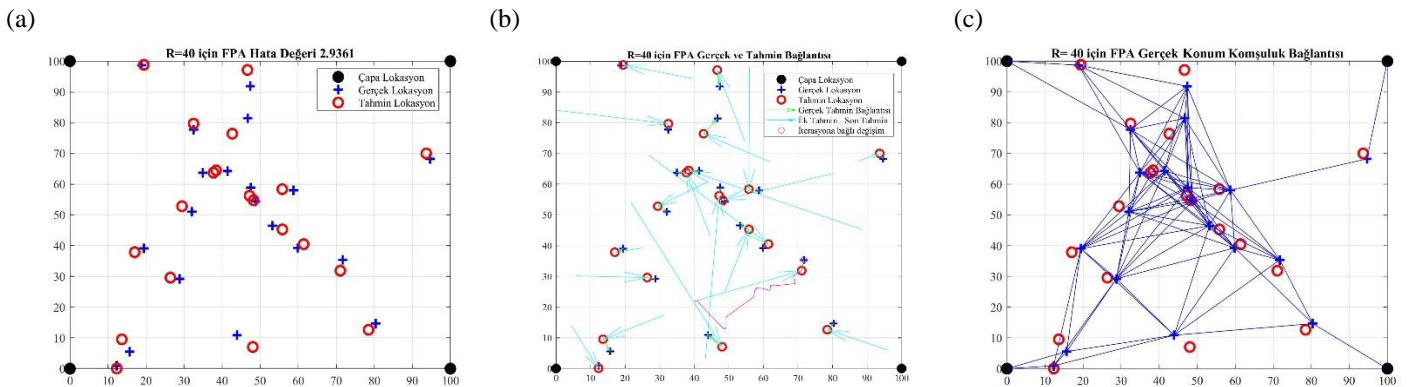
Parametreler	Değerler
Boyut Sayısı (d)	2
Popülasyon Sayısı (Polen Sayısı)	20
Olasılık Anahtarı (p)	0.8
İterasyon Sayısı	200

Tablo 6. CSA ve QCSA Parametreleri

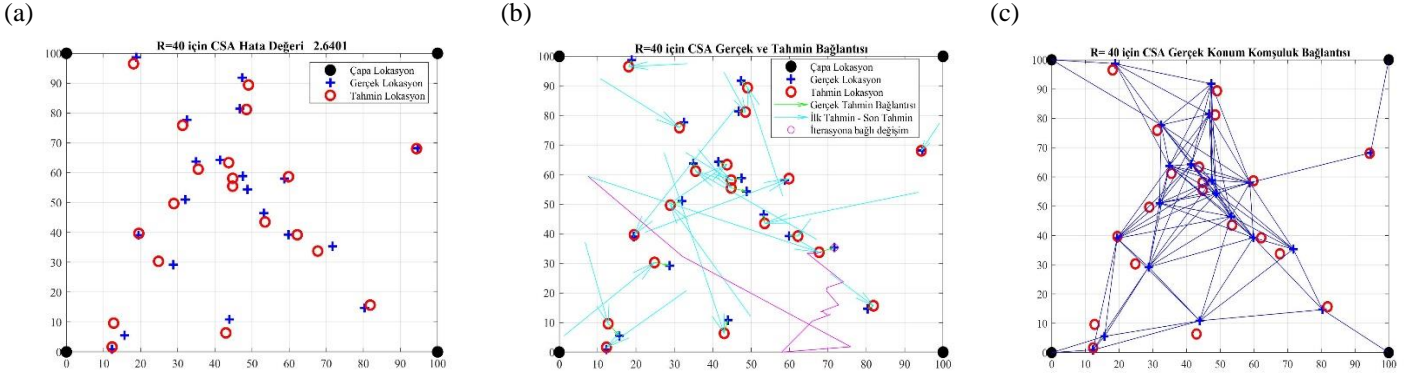
Parametreler	Değerler
Boyut Sayısı (d)	2
Popülasyon Sayısı (Yuva Sayısı)	20
Manevra Olasılığı (pa)	0.25
İterasyon Sayısı	200

5. Bulgular

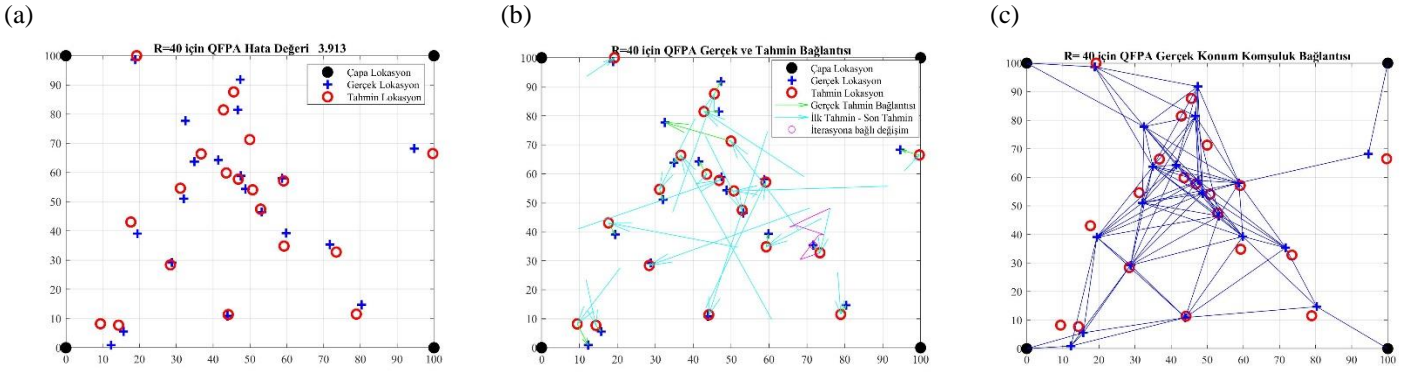
MATLAB programında 100 x100 lük bir alanda köşelere yerleştirilmiş 4 adet referans düğüm ile 20 adet düğüm noktasının yer tespiti FPA, CSA, QFPA ve QCSA algoritmaları ile yapılmıştır. Her bir sensör düğümünün kapsama alan yarıçapı $R = 40$ birim ve $R=50$ birim alınarak tüm algoritmaların aynı koordinatların tespiti amacıyla benzer ağ dağılımını kullanarak aynı konumlandırma görevini gerçekleştirmeleri sağlanmıştır. Simülasyon 1'e ait grafikler Şekil 2,3,4,5,6,7,8,9'da verilmiştir. Simülasyonların yapıldığı grafiklerin içerisinde mavi artı işaretleri, düğümlerin gerçek yerlerini, kırmızı yuvarlak işaretler düğümlerin algoritmalar tarafından tahmin edilen konumlarını, siyah yuvarlaklar ise referans düğümlerinin (çapa) yerlerini göstermektedir. Ayrıca Şekil b'de yer alan yeşil ok işareti ile gerçek düğüm yerleri ile algoritmaların tahmin ettiği konumları belirtilmiş olup açık mavi ok ile de algoritmaların tahmin edilen konuma olan ilk ve son hareketini temsil etmek amacıyla verilmiştir. Aynı grafik üzerinde yer alan magenta renk ile de algoritmalar tarafından tahmin edilen konumların her iterasyon sonunda ilk tahmin noktasından son tahmin noktasına olan değişimini izlemek amacıyla gösterilmiştir. Şekil 2a'da FPA için $R=40$ birim alınarak yapılan simülasyon görülmektedir. Şekil 2b'de düğümlerin gerçek konumları ile tahmin edilen konumları arasındaki uzaklıklar gösterilmiştir. Şekil 2c'de ise, $R=40$ br için gerçekleşen gerçek konumların ağ bağlantısı görülmektedir. Şekil 3a, 3b, 3c'de Guguk kuşu arama algoritmasının (CSA); Şekil 4a, 4b, 4c'de Kuantum Davranışlı FPA (QFPA); Şekil 5a, 5b, 5c'de ise Kuantum Davranışlı CSA (QCSA) 'nın, $R=40$ birimde verdiği sonuçlar gösterilmiştir. Şekil 6a, 6b, 6c'de FPA Algoritmasının $R=50$ birimde verdiği sonuçlar; Şekil 7a, 7b, 7c'de CSA Algoritmasının; Şekil 8a, 8b, 8c'de Kuantum Davranışlı FPA (QFPA)'nın; Şekil 9a, 9b, 9c'de ise Kuantum Davranışlı CSA (QCSA) 'nın, $R=50$ birimde verdiği sonuçlar gösterilmiştir. Tüm algoritmaların mevcut problem çözümüne olan yaklaşımlarını değerlendirmek amacıyla $R=40$ br deki minimum amaç fonksiyonu değerleri Şekil 10a'da, $R=50$ br deki minimum amaç fonksiyonu değerleride Şekil 10b'de gösterilmektedir. Simülasyon, $R=40$ birim ve $R=50$ birim olacak şekilde, tüm algoritmalar için 100 kere tekrarlanmıştır. Hata oranlarının ayrıntılı tablosu on adet simülasyon için (Simülasyon 1'den, Simülasyon 10'a kadar) Tablo 7'de görülmektedir. 100 adet simülasyon için ortalama değerleri gösteren tablo ise Tablo 8'de sunulmuştur.



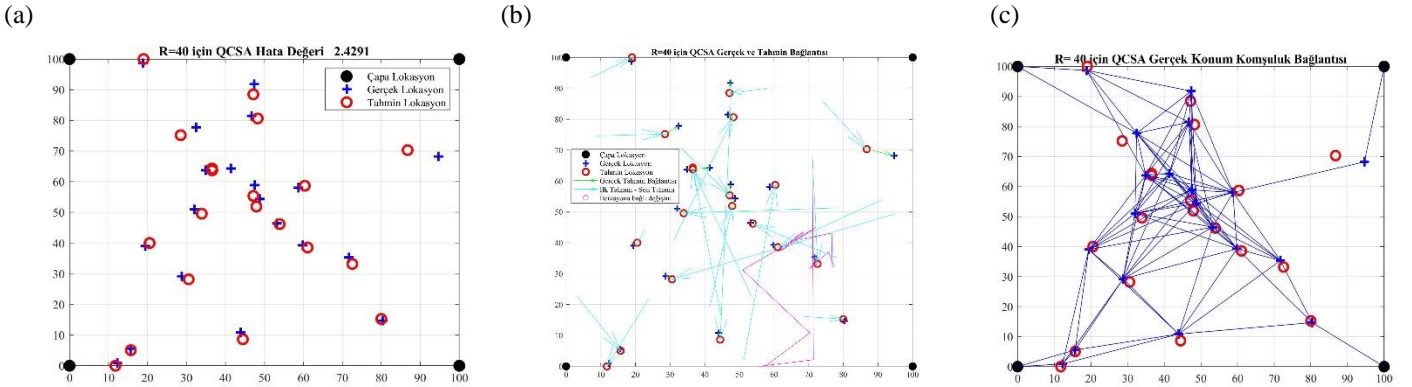
Şekil 2. (a) $R=40$ için FPA Hata Değeri; (b) $R=40$ için FPA Konum Bağlantısı; (c) $R=40$ için FPA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



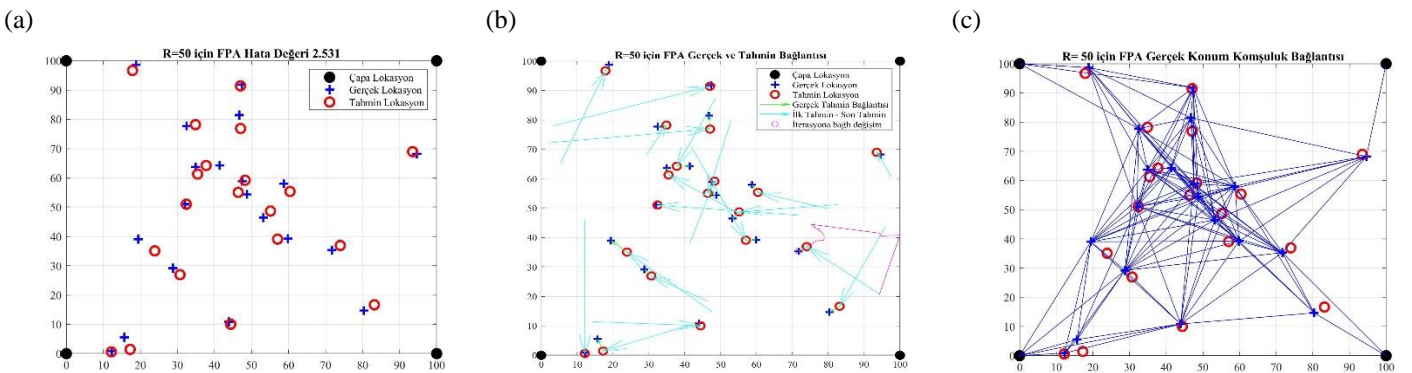
Şekil 3. (a) R=40 için CSA Hata Değeri; (b) R=40 için CSA Konum Bağlantısı; (c) R=40 için CSA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



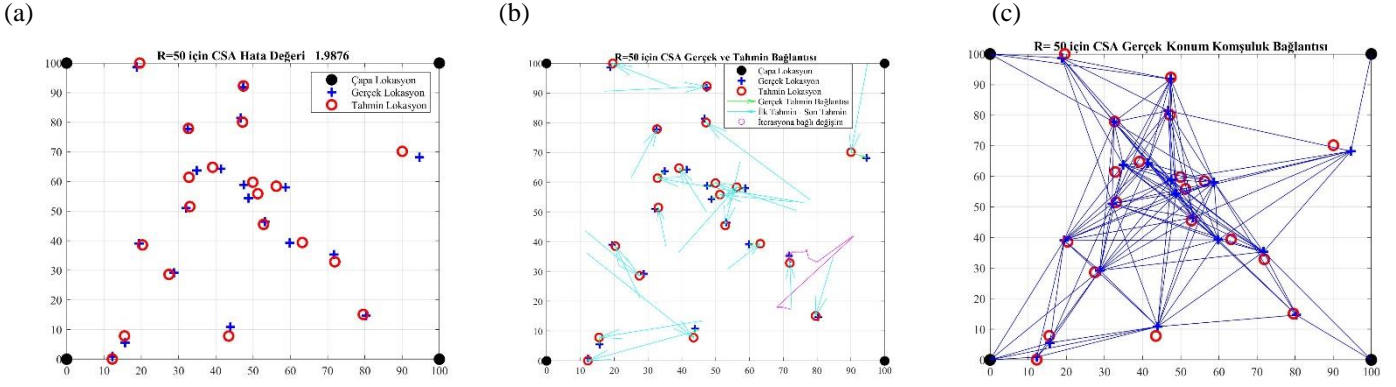
Şekil 4.(a) R=40 için QFPA Hata Değeri;(b) R=40 için QFPA Konum Bağlantısı;(c) R=40 için QFPA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



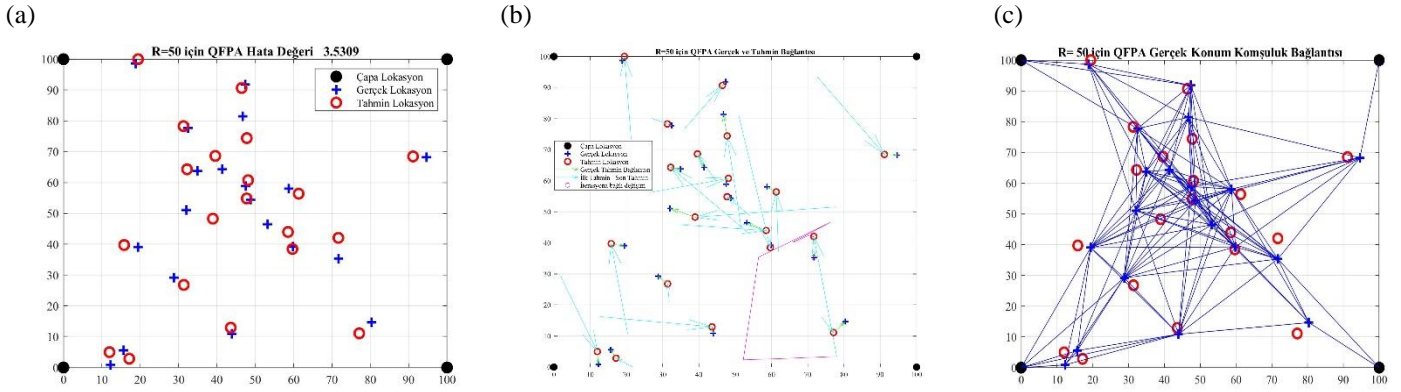
Şekil 5.(a)R=40 için QCSA Hata Değeri;(b) R=40 için QCSA Konum Bağlantısı;(c) R=40 için QCSA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



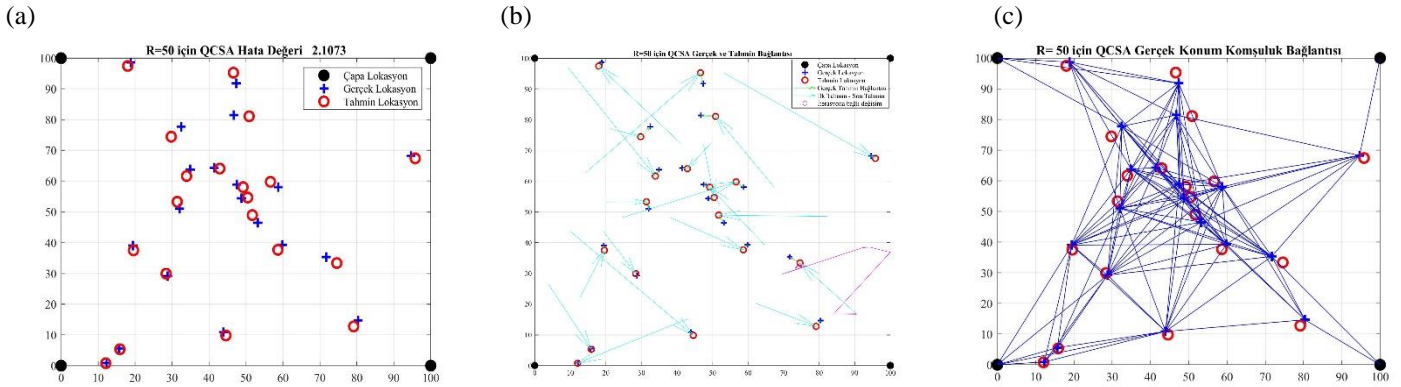
Şekil 6. (a) R=50 için FPA Hata Değeri; (b) R=50 için FPA Konum Bağlantısı; (c) R=50 için FPA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



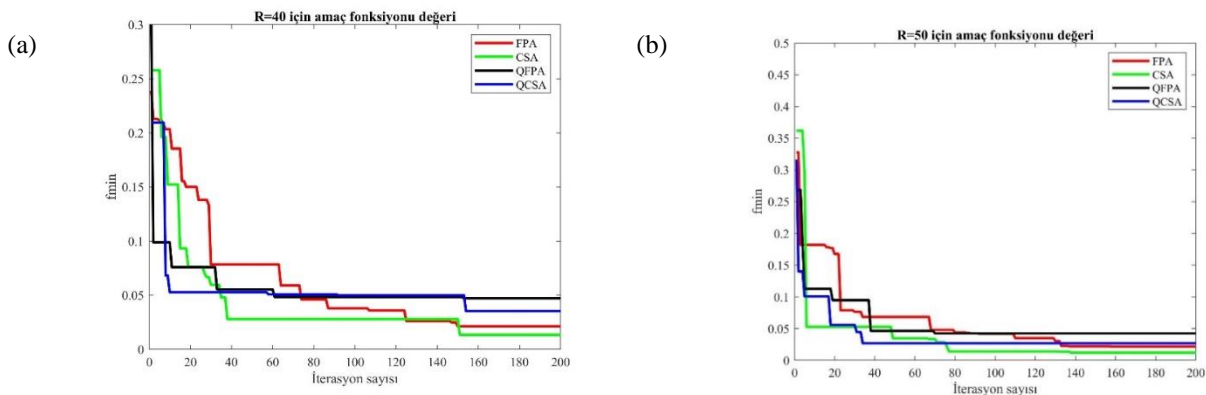
Şekil 7. (a) R=50 için CSA Hata Değeri; (b) R=50 için CSA Konum Bağlantısı; (c) R=50 için CSA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



Şekil 8.(a) R=50 için QFPA Hata Değeri;(b) R=50 için QFPA Konum Bağlantısı;(c) R=50 için QFPA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



Şekil 9.(a)R=50 için QCSA Hata Değeri;(b) R=50 için QCSA Konum Bağlantısı;(c) R=50 için QCSA Gerçek Konum Komşuluk Ağı



Şekil 10. (a) R=40 için minimum amaç fonksiyonu değeri; (b) R=50 için minimum amaç fonksiyonu değeri

Tablo 7. 4 Anchor ve 20 Sensör için Hata Oranları Tablosu (10 adet simülasyon)

Simülasyon Sayısı	FPA		CSA		QFPA		QCSA	
	R=40	R=50	R=40	R=50	R=40	R=50	R=40	R=50
1. Simülasyon	2.9361	2.5310	2.6401	1.9876	3.9130	3.5309	2.4291	2.1073
2. Simülasyon	3.0327	2.7022	2.4346	2.3653	4.3706	4.9210	2.7616	2.8041
3. Simülasyon	3.4206	3.5314	1.8346	1.8153	3.9241	4.6316	3.0108	2.7360
4. Simülasyon	2.7745	2.7411	2.0437	1.9605	3.9535	3.8212	2.5862	2.4671
5. Simülasyon	2.5435	2.2068	2.5188	2.3566	5.9581	3.1776	3.0033	2.5460
6. Simülasyon	2.6600	2.5344	2.0268	1.8583	5.2708	4.7476	2.4608	2.7605
7. Simülasyon	3.6284	3.2115	2.3703	2.3903	4.2473	4.3124	2.5480	2.2365
8. Simülasyon	2.6627	2.8247	1.8666	2.0273	5.5851	4.0499	2.5024	2.7307
9. Simülasyon	2.5174	2.4670	2.6081	2.6251	4.7675	4.6403	2.4741	3.1643
10. Simülasyon	3.3107	3.2335	2.4200	2.5526	6.0665	5.3209	2.8836	2.6704
Ortalama	2.9084	2.7500	2.2604	2.1540	4.6656	4.2036	2.6418	2.6169

Tablo 8. 100 adet simülasyon için ortalama hata oranları tablosu

İletim Mesafesi (R)	R=40	R=50
FPA	2.6876	2.6295
CSA	2.3403	2.3009
QFPA	4.9860	4.6143
QCSA	2.7060	2.6598

6. Tartışma ve Sonuç

Çapa yoğunluğu, düğüm yoğunluğu ve iletim aralığı gibi parametrelerin, ortalama konumlandırma hatası ve konumlandırma başarı oranına göre önerilen algoritma üzerindeki etkilerini incelemek için benzer ağ dağılımı kullanılarak aynı konumlandırma görevini gerçekleştirmek amacıyla kapsamlı bir çalışma yapılmıştır. Tablo 7 ve Tablo 8’de görüldüğü gibi, R mesafesi arttıkça, FPA, CSA, QFPA ve QCSA için hata oranları genel olarak düşmektedir. Bu durumda ağ üzerindeki bağlantı sayısının artışına bağlı olarak düğümlerin daha fazla veri ile konumlarını belirlemeleri sağlanmıştır. Deneysel sonuçlar, standart guguk kuşu arama algoritmasının benzer ağ dağılımı üzerinde FPA algoritmasına kıyasla bu algoritmaların kuantum davranışlarına göre hem konumlandırma hatasını azaltabildiğini hemde minimum amaç fonksiyonu değerini üretebildiğini göstermiştir. Ayrıca deneysel sonuçlara göre kuantum davranışlı çiçek tozlaşma algoritmasının (QFPA) ve kuantum davranışlı guguk kuşu arama algoritmasının (QCSA), standart algoritmalarla göre konumlandırma hata oranlarının, minimum amaç fonksiyonu için yakınsama hızını ve çözümlerin kalitesini etkili bir şekilde geliştirilebileceğide Şekil 10a ve Şekil 10b ‘de açıkça görülmektedir. Sonuç olarak, kablosuz sensor ağlarında konum belirleme problemi sezgisel algoritmalar ile çözümlenmeye çalışılmış olup CSA’nın FPA, QFPA ve QCSA ‘ya göre en az hata değeri ile gerçek konumun tespitinde daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

Referanslar

- Abdel-Basset, M. and Shawky, L.A. (2019). Flower Pollination Algorithm: A Comprehensive Review. Springer Science and Business Media B.V., part of Springer Nature. Vol. 52, pp 2533–2557, 2019.
- Abdel-Raouf, O., Abdel-Baset, M., El-henawy, I. (2014). A New Hybrid Flower Pollination Algorithm for Solving Constrained Global Optimization Problems. International Journal of Applied Operational Research. Vol. 4, no. 2, pp. 1-13, 2014.
- Akyildiz, I.F., Su, W. and Sankarasubramaniam, Y. (2002). Wireless Sensor Networks: A Survey. Computer Networks. Vol. 38, no. 4, pp. 393-422, 2002.
- Alrajeh, N. A., Bashir, M. and Shams, B. (2013). Localization Techniques in Wireless Sensor Networks. Hindawi Publishing Corporation International Journal of Distributed Sensor Networks, International Journal of Distributed Sensor Networks. Vol. 13, No. 6, pp. 1-9, 2013.
- Al-qaness, M. A. A., Ewees, A. A., Hong, F. and El Aziz, M. A. (2020). Optimization Method for Forecasting Confirmed Cases of COVID-19 in China, Journal of Clinical Medicine. Vol. 9, no. 3, 674, 2020. doi:10.3390/jcm9030674
- Aspnes, J., Eren, T. and Goldenberg, D. (2006). A Theory of Network Localization. IEEE Transactions on Mobile Computing. Vol. 5, no. 12, pp. 1663–1678, 2006.
- Ateş, V. and Necaattin, B. (2017). Short-Term Load Forecasting Model Using Flower Pollination Algorithm, International Scientific and Vocational Journal (ISVOS JOURNAL). Vol. 1, no.1, pp. 22-29, 2017.
- Bekçibaşı, U., Tenruh, M. (2012). Kablosuz Algılayıcı Ağlarda Konum Saptama Teknikleri ve Mesafe Bağımlı Tekniklerde Dördüncü Çapa Yaklaşımı, Akademik Bilişim'12 - XIV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, 2012.
- Chen, C. C., Chang, C. Y., and Li, Y. N. (2012). Range-Free Localization Scheme in Wireless Sensor Networks Based on Bilateralation. Hindawi Publishing Corporation International Journal of Distributed Sensor Networks. Vol. 9, no. 1, 2012.
- Cheng, J. and Xia, L. (2016). An Effective Cuckoo Search Algorithm for Node Localization in Wireless Sensor Network. Sensors 2016. Vol. 16, no.9, 1390, 2016. DOI:10.3390/s16091390
- Djeloul, H., Layeb, A. and Chikhi S. (2014). Quantum Inspired Cuckoo Search Algorithm for Graph Coloring. International Journal of Bio-Inspired Computation. ISSN: 1758-0366, vol.7, no.3, pp 183–194, 2014. DOI: 10.1504/IJBIC.2015.069554
- Doğru, A. S., Temel, B., Eren, T. (2019). dKablosuz Sensör Ağlarında Konum Belirlemede Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Yarasa Algoritması Yöntemlerinin Karşılaştırılması. IJISAE International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, UMAGD. Vol. 11, No. 3, pp. 793-801, 2019.
- Eren, T. (2017). The Effects of Random Geometric Graph Structure and Clustering on Localizability of Sensor Networks. International Journal of Distributed Sensor Networks, vol. 13, no.12, pp. 1-14, 2017.
- Eren, T. (2016). Graph Invariants for Unique Localizability in Cooperative Localization of Wireless Sensor Networks: Rigidity Index and Redundancy Index, Ad Hoc Networks, vol. 44, pp. 32-45, 2016.
- Eren, T. (2011). Cooperative Localization in Wireless ad Hoc and Sensor Networks Using Hybrid Distance and Bearing (angle of arrival) Measurements. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking 2011, 2011:72.
- Eren, T. Goldenberg, D., Whiteley, W. (2004). Rigidity, Computation and Randomization in Network Localization. In Proceedings of the 2004 International Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2004). Hong Kong, pp. 2673–2684.
- Fouad, A., Zenger, K. and Gao, X. Z. (2016). A Novel Flower Pollination Algorithm Based on Genetic Algorithm Operators. Proceedings of The 9th EUROSIM Congress on Modelling and Simulation, EUROSIM 2016, The 57th SIMS Conference on Simulation and Modelling SIMS, Finland. No. 142, pp. 1060-1066, 2016. DOI: 10.3384/ecp171421060
- Gandomi, A. H., Yang, X. S., Talatahari, S. and Alavi, A.H. (2013). Metaheuristic Algorithms in Modeling and Optimization. Metaheuristic Applications in Structures and Infrastructures. Newnes, 2013.

- Goyal, S. and Patterh, M. S. (2015). Flower Pollination Algorithm Based Localization of Wireless Sensor Network, 2nd International Conference on Recent Advances in Engineering & Computational Sciences (RAECS), Chandigarh, pp. 1-5, 2015, DOI: 10.1109/RAECS.2015.7453299
- Gupta, G. P., (2017). Improved Cuckoo Search-based Clustering Protokol for Wireless Sensor Networks. 6th International Conference on Smart Computing and Communications, ICSCC. Vol. 125, pp 234-240, 2017.
- Kadioğlu, T., Dinçer, H., Kuzlu, M. (2010). Kablosuz Duyarga Ağlarında Konum Belirleme. Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Ulusal Konferansı (ELECO), pp. 408-413, 2010.
- Karagül, K. (2014). Guguk Kuşu Algoritması: Bir Plastik Atık Toplama Uygulaması, 15th International Symposium on Econometrics, Operations Research and Statistic, Turkey. Vol. 15, pp. 775-784, 2014.
- Kartous, W., Layeb, A. and Chikhi, S. (2014). New Quantum Cuckoo Search Algorithm for Multiple Sequence Alignment. Journal of Intelligent Systems, De Gruyter. Vol. 23, no.3, pp 261-275, 2014. DOI 10.1515/jisys-2013-0052
- Keswani K. and Bhaskar A. (2018). Flower Pollination and Genetic Alortihm Based Optimization for Node Deployment in Wireless Sensor Networks. International Journal of Engineering Technologies and Management Research, Communication, Integrated Networks & Signal Processing-CINSP. Vol. 5, no. 2, pp. 281-293, 2018. DOI: 10.5281/zenodo.1244541
- Lu, K. and Li, H. (2015). Quantum-Behaved Flower Pollination Algorithm. 14th International Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering and Science (DCABES) , pp. 66-69, 2015. DOI: 10.1109 / DCABES.2015.24
- Lukasik, S. and Kowalski, A. (2015). Study of Flower Pollination Algorithm for Continuous Optimization In book: Intelligent Systems, 2015, DOI:10.1007/978-3-319-11313-5_40
- Nabil, E. (2016). A Modified Flower Pollination Algorithm for Global Optimization. Expert Systems with Applications, An International Journal. Vol. 57, pp. 192-203, 2016.
- Pan, J. S., Dao, T. K., Pan, T. S., Nguyen, T. T., Chu, S. C., Roddick, J. F. (2017). An Improvement of Flower Pollination Algorithm for Node Localization Optimization in WSN. Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, Ubiquitous International. Vol. 8, no. 2, pp. 486-499, 2017.
- Patwari, N., Ash, J. N., Kyperountas, S. (2005). Locating The Nodes: Cooperative Localization in Wireless Sensor Networks. IEEE Signal Processing Magazine. Vol. 22, no. 4, pp. 54-69, 2005.
- Pehlivanoğlu, Y. V. (2017). Optimizasyon: Temel Kavramlar & Yöntemler (1'nci baskı), Ankara, 2017.
- Quaar, F. and Khelil, N. (2018). Solving Initial Value Problems by Flower Pollination Algorithm, American Journal of Electrical and Computer Engineering. Vol. 2, no. 2, pp. 31-36, 2018. DOI: 10.11648/j.ajece.20180202.14
- Roubick, D. W. (1995). Pollination of Cultivated Plants in The Tropics. FAO Agricultural Services Bulletin 118, ISSN 1010-1365, p.196, 1995.
- Sesli, E. and Hacıoğlu, G. (2016). RSSI and Flower Pollination Algorithm Based Location Estimation for Wireless Sensor Networks. UMAGD International Journal of Engineering Research and Development. Vol. 4, no.1, pp. 13-17, 2016.
- Sharawi, M., Emary, E., Saroit, I. A. and El-Mahdy, H. (2014). Flower Pollination Optimization Algorithm for Wireless Sensor Network Lifetime Global Optimization, International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE). ISSN: 2231-2307, vol. 4, no. 3, 2014.
- Shrivastava, A. and Bharti, P. (2015). Localization Techniques for Wireless Sensor Networks. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887). Vol. 116, no. 12, 2015. DOI: 10.5120 / 20387-2650
- Singh S. P. and Sharma S. C. (2015). Range Free Localization Techniques in Wireless Sensor Networks: A Review. 3rd International Conference on Recent Trends in Computing (ICRTC). Vol. 57, pp. 7-16, 2015.
- Sivakumar, S. and Venkatesan, R. (2014). Error Minimization in Localization of Wireless Sensor Networks using Modified Cuckoo Search with Mobile Anchor Positioning (MCS-Map) Algorithm. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887). Vol. 95, no. 6, pp. 1-8, 2014.

- Sun, J., Fang, W., Wu, X., Palade, V., and Xu, W. (2012). Quantum-behaved particle swarm optimization: Analysis of individual particle behavior and parameter selection. *Evol. Comput.* Vol. 20, no. 3, pp. 349–393, 2012. DOI: 10.1162/EVCO_a_00049
- Türkoral, T., Tamer, Ö., Yetiş, S., İnanç, E., Çetin, L. (2016). Alınan Sinyal Gücü Göstergesi (RSSI) Metriği Kullanılarak İç Mekan Mesafe Tahmini. *Elektrik, Elektronik ve Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Konferansı (ELECO)*. pp. 397-401, 2016.
- Usman, A. M, Yusof, U. K. and Naim, S. (2018). Cuckoo Inspired Algorithms for Feature Selection in Heart Disease Prediction. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*. ISSN 2442-6571, vol. 4, no. 2, pp 95–106, 2018. DOI: 10.26555/ijain.v4i2.245
- Wang, Z., Huamao, X., He, D. and Chan, S. (2019). Wireless Sensor Network Deployment Optimization Based on Two Flower Pollination Algorithms. In *IEEE Access*. Vol. 7, pp. 180590-180608, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2959949
- Wymeersch, H., Lien, J. and Win, M. (2009). Cooperative Localization in Wireless Networks. *Proceedings of the IEEE*. Vol. 97, no. 2, pp. 427-450, 2009.
- Yang, X.S., Karamanoglu, M. and He, X. (2014). Flower Pollination Algorithm: A Novel Approach for Multiobjective Optimization. *Eng Optim.* Vol. 46, no. 9, pp. 1222–1237, 2014.
- Yang, X.S. (2012). Flower Pollination Algorithm for Global Optimization. In *International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation*; Springer: Berlin, Germany, pp. 240–249, 2012.
- Yang, X.S. and Deb, S. (2009). Cuckoo Search via Levy Flights. *Nature & Biologically Inspired Computing*, pp. 210 - 214, 2009.
- Yazdi, P.G. (2012). Localization of Wireless Sensor Networks for Industrial Applications. Eastern Mediterranean University, Master of Science in Mechanical Engineering, 2012.
- Zeybekoğlu, U. (2017). Metasezgisel Optimizasyon Yöntemlerinin Performanslarının Basit Bir Su Dağıtım Şebekesi Kullanılarak Araştırılması. *The Black Sea Journal of Sciences (KFBD)*. ISSN: 2564-7377, Vol. 7, no. 2, pp. 57-67, 2017.
- Zhang, Q., Wang, J., Jin, C., Ye, J., Changlin, M. and Zhang, W. (2008). Genetic Algorithm Based Wireless Sensor Network Localization. *Proc. – 4th Int. Conf. Nat. Comput. (ICNC)*. Vol. 1, no. 2007, pp. 608–613, 2008. DOI: 10.1109/ICNC.2008.206