



TAVLAMA BENZETİMİ ALGORİTMASI İLE GENİŞ ÖLÇEKLİ KABLOSUZ ALGILAYICI AĞLARDA LEACH PROTOKOLÜNÜN OPTİMİZASYONU

Gülşah Gülbaş¹, Gürcan Çetin^{2*}

^{1,2} Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Bilişim Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Muğla, Türkiye

Anahtar Kelimeler

*Enerji Optimizasyonu,
LEACH Protokolü,
Kablosuz Algılayıcı Ağ,
Tavlama Benzetimi,
Paket Kaybı.*

Öz

Kablosuz Algılayıcı Ağ (KAA) yapılarında kullanılan algılayıcı düğümler enerji, hız ve bellek kullanımı açısından sınırlı kapasiteye sahiptirler. Bu sınırlı kapasite KAA'larda her bir veri gönderim çevriminde azalmakta ve sonunda KAA kullanılamaz duruma gelmektedir. Bu çalışmada, LEACH yönlendirme protokolünü kullanan KAA'larda algılayıcı düğümlerin enerji kayıplarını azaltmak ve KAA'nın aktif kalma süresini arttırmak için Tavlama Benzetimi (TB) algoritmasına dayalı bir yöntem sunulmuştur. Yapılan çalışmada, her bir veri aktarım çevriminde kullanılan küme başlarının seçimi LEACH protokolü ile gerçekleştirilmiş, sonrasında ise TB algoritması kullanılarak, seçilen küme başı düğümlerden daha iyi komşu düğümler olup olmadığı araştırılmıştır. Test çalışmalarında, algılayıcı sayısı 100 olan, geniş ölçekli KAA modelleri seçilmiştir. Ağ modelinde algılayıcı düğümler 100x100m alana rasgele bir şekilde dağıtılmıştır. Geliştirilen algoritmanın başarımı; ağın her bir veri aktarımı çevriminde tükettiği enerji ve ağın aktif olduğu süre boyunca gönderdiği veri miktarı açısından MATLAB R2015b yazılımı kullanılarak değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda algılayıcı sayısı 100 olan geniş ölçekli ağlarda ağın toplam yaşam süresi açısından %82 ve veri aktarımı açısından %72.2 verim elde edilmiştir.

OPTIMIZATION OF THE LEACH PROTOCOL ON WIDE-SCALE WIRELESS SENSOR NETWORKS WITH SIMULATED ANNEALING ALGORITHM

Keywords

*Energy Optimization,
LEACH Protocol,
Wireless Sensor Networks,
Simulated Annealing,
Packet Loss.*

Abstract

Sensor nodes used in Wireless Sensor Network (WSN) structures have limited capacity in terms of energy, speed and memory usage. This limited capacity decreases with each data delivery cycle in WSN, and eventually, WSN becomes unavailable. In this study, a method based on the Simulated Annealing (SA) algorithm was presented to increase the duration of WSNs active stay, and reduce the energy losses of sensor nodes in WSNs using the LEACH routing protocol. In the study, the selection of cluster heads used in each data transfer cycle was performed using the LEACH protocol and then using the SA algorithm, it was investigated whether there were better neighboring nodes than the selected cluster heads. In the tests, WSN models with 100 sensors and large-scale were selected. In the network model, the sensor nodes are randomly distributed over an area of 100x100m. The success of the developed algorithm was evaluated using MATLAB R2015b software in terms of the energy the network consumes in each data transfer cycle and the amount of data it sends during the time the network is active. As a result of the study, the efficiency of 82% in terms of the total lifetime of the network and 72.2% in terms of data transfer was achieved in large-scale networks with 100 sensors.

Alıntı / Cite

Gülbaş, Gülşah., Çetin, Gürcan., (2020). Optimization of The Leach Protocol on Wide-Scale Wireless Sensor Networks With Simulated Annealing Algorithm, Journal of Engineering Sciences and Design, 8(5), 67-79.

Yazar Kimliği / Author ID (ORCID Number)

Gülşah Gülbaş, 0000-0003-1060-3828
Gürcan Çetin, 0000-0003-3186-2781

Makale Süreci / Article Process

Başvuru Tarihi / Submission Date 11.11.2020
Revizyon Tarihi / Revision Date 25.12.2020

* İlgili yazar / Corresponding author: gctetin@mu.edu.tr, +90-252-211-1704

	Kabul Tarihi / Accepted Date	26.12.2020
	Yayın Tarihi / Published Date	29.12.2020

1. Giriş (Introduction)

Kablosuz Algılayıcı Ağlar (KAA), kurulu oldukları ortamdaki çevresel verileri gözlemlemek ya da bu ortamı kontrol etmek amacıyla, bulunduğu ortamdan veri toplayan, verileri işlenebileceği bir noktaya işbirliği ile aktaran ve işlem sonuçlarına göre ortamı kontrol eden ağ yapılarıdır (Radhika vd., 2019). İlk olarak, askeri veri toplama ihtiyacından ortaya çıkan KAA'lar, bu alan dışında günümüzde; sağlık, askeri (Madhu vd. 2014), tarım (Rajput vd., 2019) ve endüstriyel (Erdeli vd., 2013) birçok uygulamada etkin bir altyapı desteği sağlamaktadır.

Bir ortam için KAA topolojisi tasarlanırken algılayıcı düğümlerin uygun noktalarda konumlandırılmaları oldukça önemlidir. Tasarlanan topolojinin öncelikle uygulamanın amaçlarını yerine getirirken, veri aktarımı için QoS (Quality of Service) gereksinimlerini sağlaması ve mümkün olduğunca en uzun süre varlığını devam ettirebilmesi beklenmektedir. Ancak, gerçek dünya uygulamalarında, algılayıcı düğümlerin konumlandırılmaları, ortamın fiziki, coğrafi ya da güvenlik risklerinden dolayı istenildiği şekilde gerçekleştirilmeyebilmektedir. Bu durum da, algılayıcı düğümlerin algıladıkları verileri merkezi bir düğüme iletmesi sırasında harcanan enerjinin her ağ topolojisinde farklılık göstermesi ile sonuçlanır. Bu noktada en büyük sorun; sınırlı bir pil kaynağı ile etkileştirilen algılayıcı düğümlerin enerji kapasitelerinin sınırlı olmasıdır (Radhika vd., 2019).

Bir KAA ortamındaki algılayıcı düğümlerin yaşam sürelerini arttırmak için düz, hiyerarşik, konum tabanlı ya da QoS gereksinimlerini göz önünde bulunduran yönlendirme protokolleri bulunmaktadır. LEACH, PEGASIS, TEEN, APTEEN ve VGA yönlendirme protokolleri bu protokoller içerisinde hiyerarşik yapıya sahip kümeleme tabanlı olanlarıdır (Radhika vd., 2019). Kümeleme işlemi her bir veri aktarımı çevriminde algılayıcı düğümlerden bazılarının Küme Başı (KB) seçilmesi ve verilerin bu düğümler üzerinden bir Merkezi Düğüme (MD) iletilmesi işlemidir. Ancak, kümeleme tabanlı yönlendirme algoritmalarında algılayıcı düğümlerde harcanan enerjinin verimliliği optimize edilmeden, her bir veri iletimi sırasında rastgele seçilen bir düğümün KB yapılmasıyla veri iletimi gerçekleştirilmektedir. Bunun sonucunda ağdaki veri iletimi sürecinde düğümler gereğinden daha fazla enerji harcamakta ve ağın toplam yaşam süresi kısalmaktadır.

Bu çalışma, kümeleme yaklaşımına dayalı algoritmalarından LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy) protokolü üzerine odaklanmıştır. LEACH protokolünde KB seçimi, düğümün coğrafi konumu ve kalan enerjisi dikkate alınmadan rastgele gerçekleştirilir (Asha vd., 2018). Bu durumda, enerjisi bitmek üzere olan algılayıcı düğümlerin, veri iletimi çevrimlerinde KB seçilerek ömürlerini öngörülen süreden önce bitirmeleri ve kullanılamaz hale gelmeleri ile sonuçlanır. Literatürde, LEACH protokolünü kullanan KAA'larda en uygun KB'leri seçmek ve ağ kümelemek için farklı optimizasyon yöntemleri önerilmiştir; Ahmad vd. (2017) bal arısı algoritmasına dayalı BeeWSN yöntemini geliştirmişlerdir. Çalışmada düğümün kalan enerjisi, derecesi, düğüm hızı ve düğüm yönü bilgileri KB'nin seçilmesi sürecinde kullanılmıştır. KB süresi, küme sayısı, genel kontrol mesajları açısından yapılan testler sonucunda önerilen BeeWSN'nin, mevcut LEACH protokolüne göre yüksek performans gösterdiği kanıtlanmıştır. Yadav vd. (2018) Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) tekniğini kullanarak ağın ömrünü uzatmayı amaçlamışlardır. Yapılan benzetimlerde, LEACH algoritması ile 13000 paket gönderilirken, LEACH-PSO protokolü ile 20000 paketi iletilmiştir. Diğer bir çalışmada, Mehra vd. (2020) bulanık tabanlı geliştirilmiş küme başlığı seçimi (FBECS) adı verilen enerji bilinçli bulanık kümeleme protokolünü sunmuşlardır. KB'leri seçmek için algılayıcı düğümün uygunluk indeksini hesaplayan Bulanık Mantık yöntemi kullanılmıştır. Tasarlanan FBECS modelinde, LEACH protokolüne göre %42.02 oranında daha fazla verinin iletimi sağlamıştır. Sivakumar ve Radhika (2018) ise geliştirdikleri Genetik Algoritma tabanlı Hiyerarşik yönlendirme protokolü LEACH-GA'nın performansını, LEACH protokolü ile karşılaştırmışlardır. Ağı başlangıç enerjisi ve küme başı olasılıkları değiştirilerek yapılan karşılaştırmalar sonucunda LEACH-GA, ağ ömrünü LEACH protokolüne göre %54 oranında arttırmıştır. Thangaramya vd. (2019) KAA'larda QoS gereksinimlerini karşılamak için zeki makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak düğümlerin enerji tüketimini kontrol etmişlerdir. Bunun için bulanık kurallara sahip evrimsel sinir ağları enerjinin modellenmesinde kullanılmıştır. Küme başı ve ağ geçidi arasındaki uzaklık, algılayıcı düğüm ve küme başı arasındaki uzaklık, küme başının derecesi ve enerjisi verileri kullanılan sistemin ağ ömrünü arttırdığı tespit edilmiştir.

Özetle, sezgisel ve yapay zekâya dayalı algoritmaların KAA'larda LEACH yönlendirme protokolünün verimliliğini arttırmada önemli derecede başarı sağladığı görülmektedir. Bu çalışmada da, stokastik global arama algoritmalarından olan Tavlama Benzetimi (Simulated Annealing - SA) algoritmasının LEACH protokolü üzerindeki performansı geliştirilen LEACH-SA yöntemi ile test edilmiştir. Tavlama Benzetimi yöntemi doğrusal ve konveks olmayan optimizasyon problemlerinin çözümü için sunulan iteratif meta sezgisel bir yöntemdir (Zhang vd., 2018). Tek ve çok amaçlı, kısıtlı veya kısıtlanmamış optimizasyon problemleri ile ilgili bilim ve mühendislik alanlarında kullanılmaktadır. Çalışmada algılayıcı düğüm sayısı 100 olan bir KAA ortamı karmaşık, doğrusal

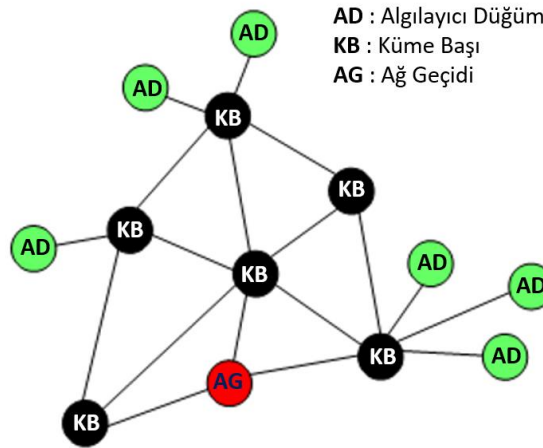
olmayan ve matematiksel metotlar ile çözülemeyen bir optimizasyon problemi olarak seçilmiştir. Geliştirilen LEACH-SA yönteminin KAA'nın genel performansını nasıl etkilediği, enerji tüketimi, veri gönderimi, ağ üzerinde aktif/ölü düğüm sayıları ve algılayıcı başına düşen ortalama enerji miktarları MATLAB R2015b yazılımı ile modellenen KAA üzerinde incelenmiş ve sonuçları sunulmuştur.

Çalışmanın ilerleyen bölümleri şu şekilde organize edilmiştir; materyal ve yöntem bilgileri Bölüm 2'de sunulurken, KAA ve LEACH protokolü ve Tavlama Benzetimi algoritmaları ile ilgili ayrıntılı bilgilere yer verilmiştir. Geliştirilen LEACH-SA yöntemi Bölüm 3'te açıklanmış, çalışmaya ait test sonuçları ise Bölüm 4'de değerlendirilmiştir.

2. Materyal ve Metot (Material and Method)

2.1. Kablosuz Algılayıcı Ağ (Wireless Sensor Network)

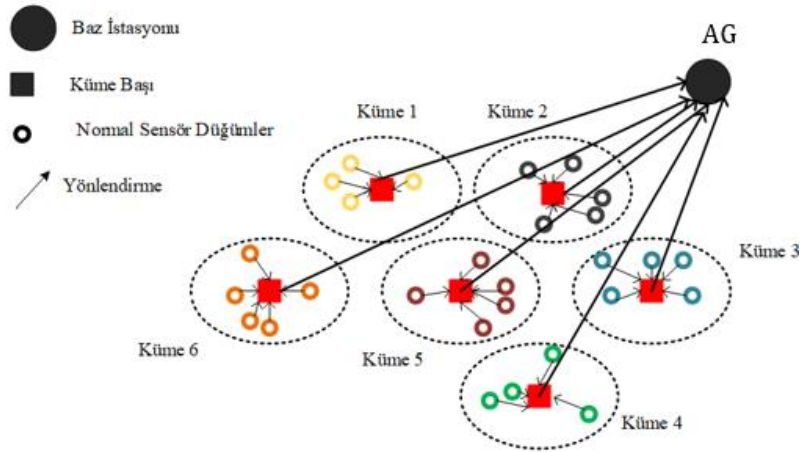
KAA, ortak bir amaca ulaşmak için birbirleriyle işbirliği içinde çalışan, belirli bir bölgeye dağıtılmış algılayıcı düğümlerin koalisyonu olarak tanımlanabilir (Ramluckun vd., 2020). Bir KAA ortamında bulunan algılayıcı düğümler, buldukları ortamdaki bilgileri toplamak ve önceden belirlenmiş bölgelere iletebilmeleri için farklı yapılar tasarlanmıştır. Farklı görevlere sahip düğümlerden oluşan bir KAA yapısı Şekil 1'de verilmiştir. Şekil.1'de gösterilen AD (Algılayıcı Düğüm), çevresindeki olayları algılayabilen küçük boyutlu bir cihazdır. Küçük boyutlu olmasının getirdiği tasarım sınırlamalarından dolayı, sınırlı olarak hesaplama, depolama ve haberleşme işlevlerine sahiptir. AD'ler kendi aralarında haberleşebilirler ya da doğrudan KB'lere ve AG (Ağ Geçidi)'ye veri gönderebilirler. KB'ler ise buldukları küme içindeki AD'lerden topladıkları verileri AG'ye veya AG'ye ulaştırması için başka bir KB'ye iletmekten sorumludurlar. Her veri aktarımı çevriminde farklı bir düğüm KB seçilebilir. Genellikle ağın dış bölgesinde bir yere konumlandırılan AG ise ağdan toplanan verileri alarak son kullanıcıya ulaştırma görevini yerine getirir (Dong vd., 2011).



Şekil 1. KAA Yapısı ve Algılayıcı Düğüm Tipleri (WSN Structure and Sensor Node Types)

2.2. LEACH Protokolü (LEACH Protocol)

Heinzelman, Chandrakasan ve Balakrishnan (2000) tarafından önerilmiştir. Hiyerarşik bir yönlendirme protokolüdür (Ihsan vd., 2019). LEACH protokolünü uygulayan bir KAA ortamı Şekil 2'de verilmiştir. LEACH protokolü kurulum fazı ve kararlı durum fazı olmak üzere iki aşamada gerçekleşir. Kurulum fazında algılayıcı düğümlerden biri AG düğümünden iletileri alan KB olarak görev yapar ve aldığı bu iletileri tüm algılayıcı düğümlere iletir (Sivakumar vd., 2018). Algılayıcı düğümlerden kümeler oluşturulur. Ardından küme içinde bulunan düğümler arasında KB seçilir.



Şekil 2. LEACH Protokolü Modeli (The Model of LEACH Protocol)

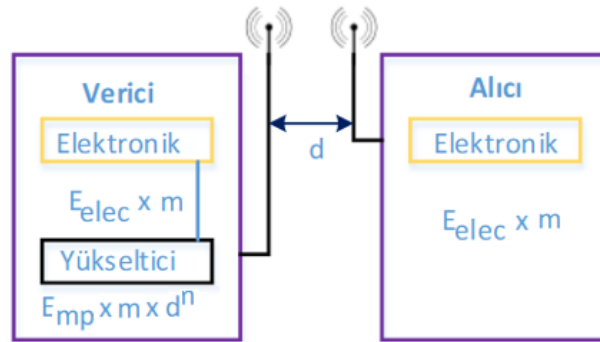
Kararlı durum fazında kümede bulunan algılayıcı düğümler verileri KB'ye gönderir. KB ise topladığı bu verileri AG'ye gönderir (Asha vd., 2018). KB seçimi, düğümün coğrafi konumu ve kalan enerjisi dikkate alınmadan rastgele gerçekleştirilir (Anastasi vd., 2009).

Bir düğümün KB olarak seçilmesi sırasında, düğüm 0 ile 1 arasında rasgele sayı üretir. Üretilen sayı eşik Denklem (1)'den elde edilen $T(n)$ değerinden düşük ise, o zaman düğüm KB olarak tanımlanır (Shieh vd., 2011, Sodeifian vd., 2017).

$$T(n) = \begin{cases} \frac{p}{1 - p \cdot (r \bmod (\frac{1}{p}))} & ; \forall n \in G \\ 0 & ; \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (1)$$

Burada; p , küme başı seçilme olasılığı ve r veri iletiminin gerçekleştirildiği çevrim sayısıdır.

LEACH protokolünde enerji tüketimi modeli birincil radyo yayılım modeline göre gerçekleşmektedir. Alıcı ve Gönderici düğümler arasında gerçekleşen birincil radyo yayılım modeline ait şema Şekil 3'de verilmiştir (Heinzelman vd., 2000).



Şekil 3. Birincil Radyo Yayılım Modeli (First Order Radio Model)

LEACH protokolünde uygulanan enerji harcama modeline ait eşitlikler Denklem (2)'de verilmiştir (Anastasi vd., 2009). Burada; m iletilecek bit sayısı, E_{Tx} bir algılayıcı düğümün komşusuna veri iletirken düğüm tarafından harcanan enerji, ϵ_{fs} boşluktaki enerji kaybı, E_{mp} , enerji transferinin amplifikasyon katsayısı, E_{elec} verici veya alıcı devreleri çalıştırmak için bit başına harcanan enerjidir ve boş alan enerjisidir. d iletim mesafesidir. Öklid uzaklığına göre hesaplanır. d^2 , boşluktaki güç kaybıdır, d^4 , çok yollu solma güç kaybıdır [9].

$$E_{Tx}(m, d) = \begin{cases} mE_{elec} + m\epsilon_{fs}d^2 & d < d_0 \\ mE_{elec} + m\epsilon_{mp}d^4 & d \geq d_0 \end{cases} \quad (2)$$

d_0 , alıcı ve verici arasındaki uzaklıktır ve Denklem (3)'e göre hesaplanır [14].

$$d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \quad (3)$$

2.3. Meta-Sezgisel Algoritmalar (Meta-Heuristic Algorithms)

Meta-Sezgisel algoritmalar, bir problemin çözümünde klasik yöntemler çok yavaş kaldığında, bu problemi daha hızlı çözmek ya da kesin sonuca ulaşamadığı durumlarda, verilen şartlar altında en yakın çözüme ulaşmak için tasarlanmış algoritmalarlardır. Meta-Sezgisel algoritmaların matematiksel optimizasyon algoritmalarından ayrıldığı nokta, meta-sezgisel algoritmaların tüm çözüm kümesini taramak yerine çözüm kümesine sezgisel yaklaşarak en iyiye yakın çözümü aramasıdır (Çelik vd., 2019). Sezgisel algoritmaların temelinde bakıldığında bir deneme yanılma yöntemi olduğu görülür (Yang vd., 2015). Literatürde genel kabul görmüş temel meta-sezgisel algoritmalar vardır. Bunlara; Genetik Algoritma, Parçacık Sürü Optimizasyonu (Kennedy and Eberhart, 1995), Yapay Arı Kolonisi (Karaboğa, 2005), Yerçekimi Algoritması (Rashedi vd., 2009) ve Karınca Kolonisi algoritması (Dorigo vd., 1997) örnek olarak verilebilir.

Literatürde sezgisel algoritmaların birçok endüstriyel ve bilimsel problemin çözümünde kullanıldığı görülmektedir. Meta-Sezgisel arama algoritmaları, jeotermal güç santrallerinin ekserji verimliliğini arttıracak parametrelerin belirlenmesinde (Özkaraca vd, 2017; Özkaraca, 2018; Özkaraca vd. 2018, Özkaraca vd, 2019), PV hücre parametrelerinin tanımlanmasında (Yang vd. 2020), düzlemsel çelik çerçeve yapılarının optimum tasarımlarının bulunmasında (Kaveh vd. 2020), graf renklendirme problemlerinde (Mostafaie vd., 2020) ve hareketli robot yollarının planlanması (Ab Wahab vd, 2020) gibi çok farklı alanlarda kullanılmıştır. Bununla birlikte meta-sezgisel algoritmaların geniş alanda kabul görmesi, son yıllarda farklı meta-sezgisel algoritmaların da geliştirilmesini sağlamaktadır.

2.3.1. Tavlama Benzetimi (Simulated Annealing)

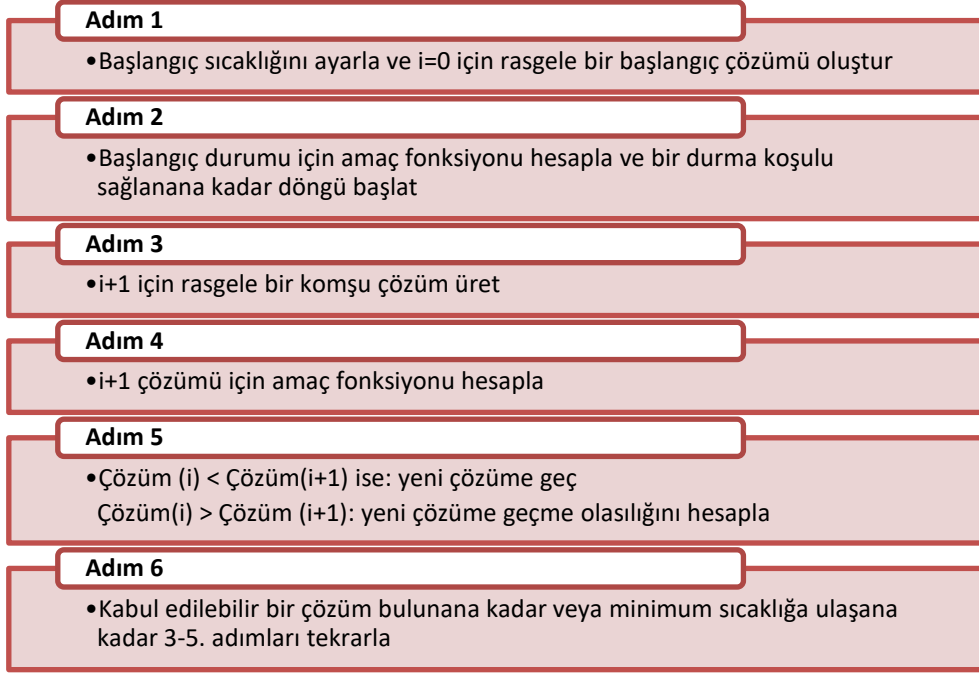
Tavlama Benzetimi yöntemi, temelinde katıların tavlama sürecindeki atomik hareketlerini taklit eden meta sezgisel bir yöntemdir. Tavlama, bir maddede düşük enerji seviyelerine erişmek için kullanılan termal bir işlemdir. Bu işlemde, ilk önce sıcaklık, bir katı için erime sıcaklığına çıkarılır ve daha sonra malzeme soğutulur. Tavlama sürecinde soğuma hızı atomların yer değiştirmelerine izin verecek ölçüdeyse, atomlar en düşük iç enerji ve en yüksek kararlılık durumuna rasgele hareketler ile geçme eğilimindedirler (Shieh vd., 2011). Bu rasgele dalgalanmalar, malzemenin yerel enerji minimumundan kaçmasına izin verecek ve malzemedeki termal stresi karakterize eden bir miktar artık enerji ile yapılandırılmış olarak soğutacaktır (Sodeifian vd., 2017).

Metropolis vd. (1953), optimum çözümlerle ilişkilendirilen en düşük enerji durumunu bulmak için tavlama işlemini Monte Carlo olasılık mekanizmalarını kullanarak matematiksel olarak ifade etmişlerdir (Shieh vd., 2011). Standart Monte Carlo algoritması, sadece düşük enerjili bir duruma hareketi kabul ederken, Metropolis prosedürü, daha yüksek enerjili bir durumun da olasılıkla kabul edilmesini mümkün kılmıştır (Javidrad vd., 2017). Kirkpatrick vd. (1983) ve Cerny (1985) ise bu fikri, kombinasyonel optimizasyon problemleriyle başa çıkmak amacıyla sezgisel bir yönetime dönüştürmüştür (Aguitoni vd., 2019).

Tavlama Benzetimi algoritması Şekil 4'te verilen 6 aşama ile ifade edilebilir. Bu durumu problemlere uyarladığımızda; geniş bir çözüm aralığı içeren problemlerde, yüksek sıcaklık değerinden başlanarak çözüm aranmaya başlanır, sıcaklık kademeli düşürülerek, rastgele olacak şekilde komşu çözümlere bakılır. Yeni bulunan komşu çözüm, önceki amaç fonksiyonundan daha iyiyse kabul edilir. Bu, minimizasyon problemi ise, en düşük değere bakılır. Arama yapmaya devam edilir. Komşu çözümlere bakılarak yapılan arama işleminde, daha kötü bir çözüm bulunursa, bu çözümün kabul olasılıklarına bakılarak değerlendirmeye alınır. Çözümlerin kabul olasılıkları Denklem (4)'e göre değerlendirildikten sonra kademeli azaltılan sıcaklık ile komşu çözümlerden aramaya devam edilir. Son sıcaklık değerine ulaşıldığında o ana kadar bulunan en iyi çözüm, amaç fonksiyonu olarak kabul edilir (Uysal vd., 2019).

$$X_{i+1} = \begin{cases} X_{yeni}, & \exp\left(-\frac{\Delta f}{T}\right) > r \\ X_i, & \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (4)$$

Kabul olasılığına bakılmasının amacı, bulunan ilk yerel minimumla çözümün sınırlandırılmamasıdır. Algoritmada amaç fonksiyonunun minimum değeri aranırken bölgesel olarak elde edilen en iyi değer yerel minimum çözümdür. Eğer ilk bulunan yerel minimum değeri çözüm kabul edilirse, bu değerden daha iyi çözüm olan evrensel en iyiye ulaşma olasılığı engellenmiş olur. Algoritmanın her zaman evrensel en iyi çözüme ulaşması beklenen bir durum değildir. Algoritmanın en düşük sıcaklığa kadar yaptığı aramada bulunduğu en iyi çözüm kabul edilir.



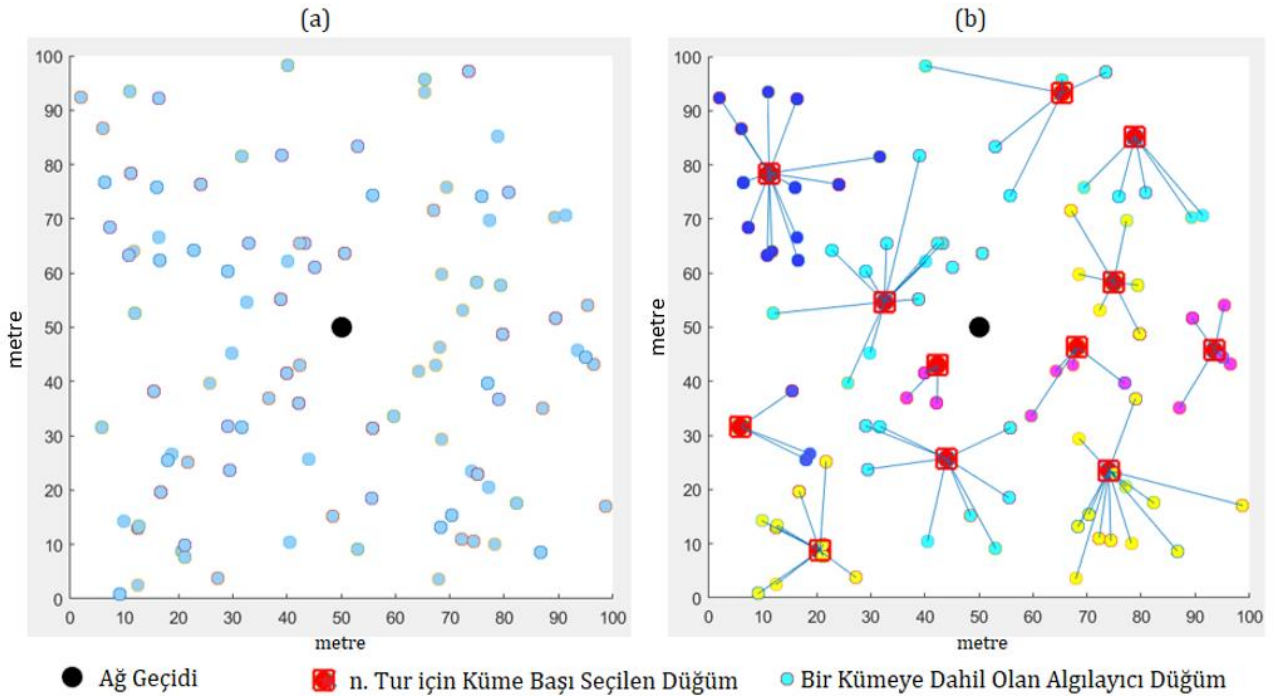
Şekil 4. Tavlama Benzetimi Algoritmasının Aşamaları (Steps of the Simulated Annealing Algorithm)

3. LEACH-SA Yöntemi (LEACH-SA Method)

Çalışmada, öncelikle MATLAB R2015b yazılımı kullanılarak LEACH yönlendirme protokolü grafik kullanıcı arayüz tabanlı olarak 100 düğümlü bir KAA için Şekil 5 (a)'da gösterildiği gibi modellenmiştir. Modelde algılayıcı düğümler 100m x100m alan içerisine rasgele dağıtılmıştır. Ayrıca modelde merkezi bir noktaya ağ geçidi görevi gören bir cihaz yerleştirilmiştir. Ağın bu modelinde düğümler arasında herhangi bir kümeleme işlemi yapılmamıştır. Bununla birlikte Şekil 5 (b)'de oluşturulan ağ modelinin bir veri aktarımı çevrimi için LEACH protokolüne göre kümelenecek şekli verilmiştir. Bu kümeleme işlemi her bir çevrimde yeniden oluşturulmakta ve en uygun küme başı düğüm LEACH protokolü prosedürlerine göre seçilmektedir. Örnek olarak Şekil 5 (b)'de kümeleme aşamasında 11 adet küme oluşturulmuştur. Kümeye dahil olan algılayıcı düğümler verilerini KB'ye iletirler, daha sonrasında ise KB'ler topladıkları bu verileri merkezi konumda bulunan AG'ye gönderirler. Böylece ilk veri aktarım çevrimi tamamlanarak yeni çevrim için ağ hazır olur. Hazırlanan KAA test modelinde, her bir veri iletimi çevriminde yaşanan enerji tüketiminin hesaplanması aşamasında kullanılan parametreler ve başlangıç değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. LEACH Birinci Dereceden Radyo Modeli Test Parametreleri (LEACH First Order Radio Model Test Parameters)

Parametre	Değer
Başlangıç Enerjisi (E_0)	0.5 J/düğüm
Verici Elektronik (E_{elec})	50 nJ/bit
Alıcı Elektronik (E_{elec})	50 nJ/bit
Veri Paketi Büyüklüğü (l)	4000 bit
Enerji Aktarım Katsayısı (E_{fs}) $d < d_0$ için	10 pJ/bit/m ²
Boşluktaki Enerji Kaybı (E_{mp}) $d > d_0$ için	0.0013 pJ/bit/m ⁴
Küme başı oranı (p)	0.1



Şekil 5. (a) $n=100$ Algılayıcı Dügüme Sahip Kümelenmemiş Test Ağı (Test Network Including $n=100$ Sensor Node without Clustering) (b) Kümelenmiş Ağ Yapısı (Clustering Network Structure)

Daha sonra, geliştirilen modellemede enerji verimliliğini optimize etmek için TB algoritması dâhil edilmiştir. LEACH-SA olarak adlandırılan bu yöntemde, LEACH protokolü her bir turda seçilen KB sayısı ve düğümlerinin seçilmesi görevini yerine getirirken, TB algoritması ise seçilen bu düğümlerin o veri aktarımı için en az enerji tüketimini sağlayacak daha iyi düğümlerle değiştirilmesini gerçekleştirmiştir.

Çalışmanın amaç fonksiyonu, her bir veri aktarım çevriminden sonra algılayıcılarda kalan toplam enerjidir ve Denklem (5)'de verilmiştir.

$$f(x_i) = f(x_{i-1}) - \sum_{i=1}^{KBn} E_{TX(S_i \rightarrow KBn)}(m, d) + \sum_{i=1}^{KBn} E_{KBn} + E_{TX(KBn \rightarrow AG)}(m, d) + \sum_{i=1}^c E_{TX(S_c \rightarrow AG)}(m, d) \quad (5)$$

Burada KBn Küme başı sayısını, $E_{TX(S_i \rightarrow KBn)}$ i. algılayıcı düğümden n. KB'ye veri gönderilirken harcanan enerjiyi, E_{KBn} n. KB'nin verileri alırken harcadığı enerjiyi, $E_{TX(KBn \rightarrow AG)}$ n. küme başından AG'ye veriler gönderilirken harcanan

enerjiyi, c her hangi bir kümeye dahil olmayan algılayıcıları, $E_{TX(sc-AG)}$ i. algılayıcı düğümünden AG'ye veri gönderimi sırasında harcanan enerjiyi ifade eder.

Tavlama Benzetimi algoritması ile KAA'da enerji verimliliği optimizasyonu yapılırken kullanılan kısıtlamalar aşağıda verilmiştir.

- N algılayıcı düğüm kümesi olmak üzere, KB düğümü N kümesinin bir elemanıdır ($KB \in N$).
- M daha önce KB seçilen düğümlerin kümesi olmak üzere, yeni KB M kümesinin bir elemanı olamaz ($KByeni \notin M$)
- M kümesi her r. turda sıfırlanır ($r \bmod KB \text{ sıfırla} = 0$) için ($M = \emptyset$)
- Seçilen algılayıcı düğüm enerjisi 0'dan büyük olmalıdır ($E > 0$).

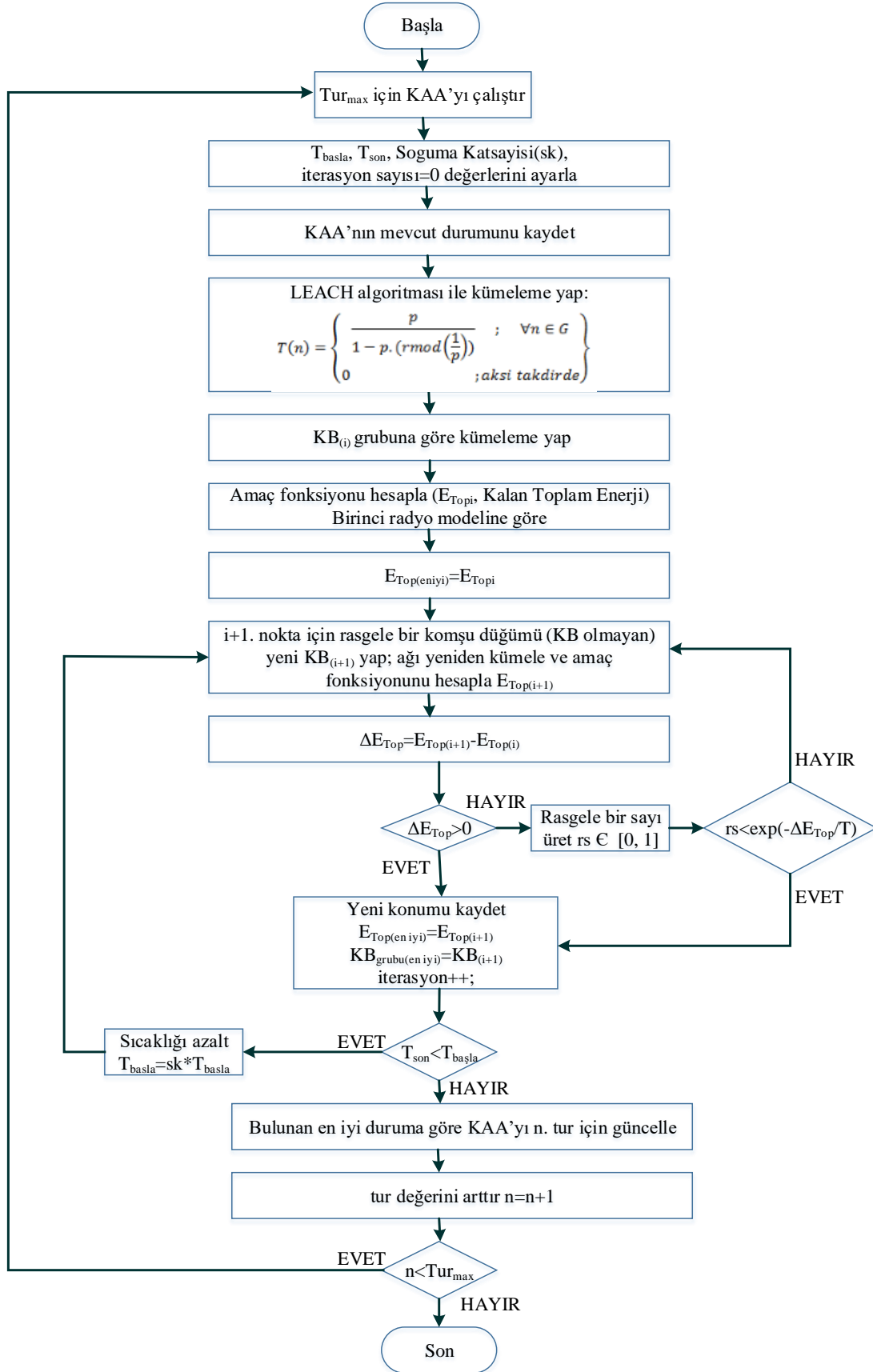
Çalışmada geliştirilen LEACH-SA algoritmasının akış diyagramı Şekil 6'da verilmiştir. Akış diyagramına göre işlem adımları;

1. Maksimum tur sayısı için KAA'ın çalışmasını başlat.
2. Tavlama Benzetimi parametrelerini tanımla ($T_{başla}$, T_{son} , sk).
3. KAA için mevcut durumu kaydet.
4. N kümesinden, aynı anda M kümesine dahil olmayan algılayıcılardan yüzde değerine göre KB düğüm seç.
5. Seçilen KB'lere göre kümeleme işlemi gerçekleştirilir.
6. Denklem 5'de verilen amaç fonksiyonuna göre enerji tüketimini hesapla
7. Hesaplanan değeri en iyi değer olarak kabul et.
8. Tavlama Benzetimi ile $i+1$. iterasyon için yeni komşu bir düğümü KB olarak seç ve mevcut listedeki bir KB ile yer değiştir. Daha sonra yeni durum için ağdaki düğümleri kümelere dağıt ve enerji tüketimini hesapla
9. Eğer $E_{top}(i+1)$, $E_{top}(i)$ enerji tüketimi değerinden daha küçük ise, yeni bulunan değeri ve küme başı listesini kaydet, Değilse yeni kötü durumu kabul edip etmeme durumu için rs rasgele sayısını üret. $rs < \exp(-\Delta E_{top}/T)$ ise bu durumu yeni durum olarak kabul et.
10. Eğer minimum sıcaklık değerine ulaşıldı ise döngüden çık ve bulduğun en az enerji tüketimine göre KAA'yı güncelle. Minimum sıcaklık değerine ulaşamadı ise $T_{başla}$ değerini sk kadar azalt ve tekrar döngüye gir.

LEACH-SA yönteminde, kullanılan Tavlama Benzetimi parametreleri ve değerleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Tavlama Benzetimi Parametreleri (Parameters of Simulated Annealing)

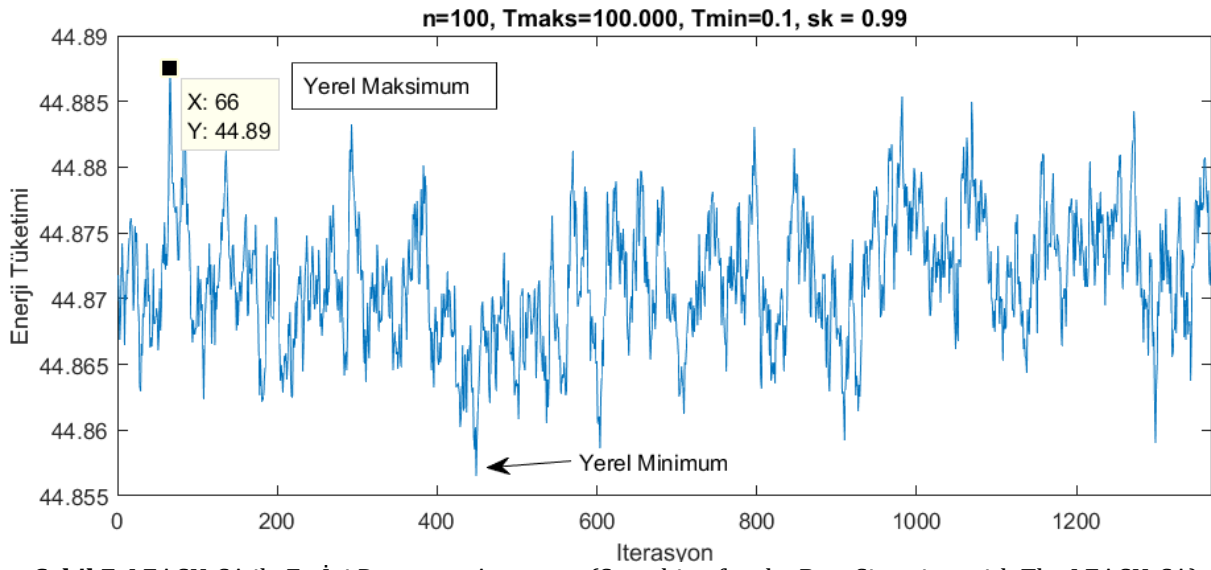
Parametre	Değer
Başlangıç Sıcaklığı ($T_{başlangıç}$)	100.000
Son Sıcaklık (T_{son})	0.1
Soğuma Katsayısı (sk)	0.99



Şekil 6. LEACH-SA ile Enerji Optimizasyonu Akış Diyagramı (Energy Optimization Flow Chart with LEACH-SA)

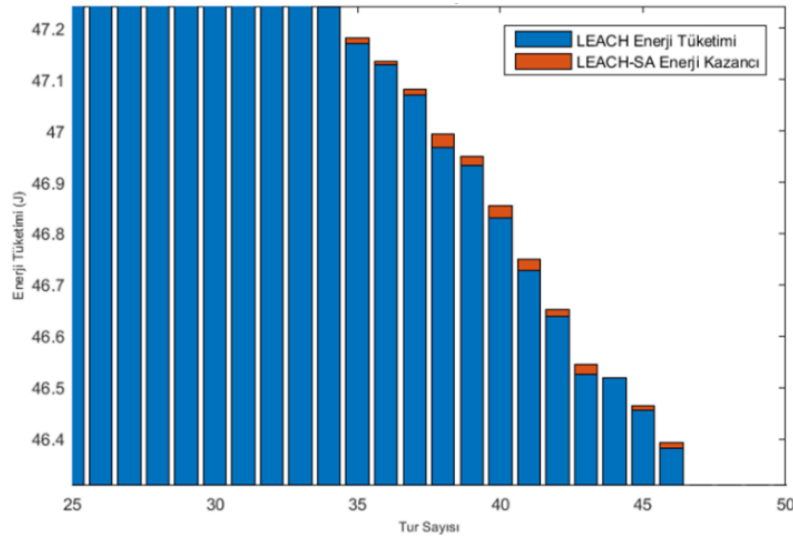
4. Deneysel Sonuçlar (Experimental Results)

Şekil 7’de, tasarlanan KAA modeline göre, enerji tüketimi optimizasyonu algoritmasının çalıştırılması sırasında tek bir veri aktarımı çevrimi için ağda kalan toplam enerji miktarının aranması grafiksel olarak verilmiştir. Test ağı modelinde her bir algılayıcı düğümün başlangıç enerjisi Tablo 1’de de verildiği gibi 0.5J kabul edilmiştir. Buna göre 100 düğüm için ağdaki toplam enerji $100 * 0.5J$ ’den 50J’dür. Ancak bu enerji her bir veri aktarımı çevriminde azalmakta ve en sonunda 0’a inmektedir. Şekil 7’de verilen grafiğe göre ağın veri aktarımına başlamadan önceki durumu için toplam enerjisinin 44.898J’dir. Burada istenen, oluşturulacak kümelemenin veri aktarımı sırasında en az enerjiyi tüketecek şekilde tasarlanmasıdır. Bu amaçla geliştirilen SA algoritması ile 1384 iterasyonda en iyi değeri (yerel maksimum) bulabilmek amacıyla komşu küme başı grupları için amaç fonksiyonunu yeniden hesaplamıştır. Test sonucunda $x=66$. iterasyonda $Y=44.89$ ile veri aktarım çevrimi sonucunda kalacak en yüksek enerjili durumu kaydetmiştir. Tavlama benzetimi algoritmasının, yapısı gereği bazı iterasyonlarda daha kötü durumlara geçebilme eğiliminde olduğu grafikte de görülmektedir. Bunun başlıca nedeni daha kötü bir durumdan sonra, bir sonraki iterasyonda çok daha iyi bir durumun çıkabilme olasılığıdır. Kullanılan test ağı modelinde bu işlem her bir veri aktarım çevrimi için tekrar edilmekte ve kalan düğümler arasında kurulabilecek en iyi kümenin (en az enerji harcayacak) seçimi yapılmaktadır.



Şekil 7. LEACH-SA ile En İyi Durumun Aranması (Searching for the Best Situation with The LEACH-SA)

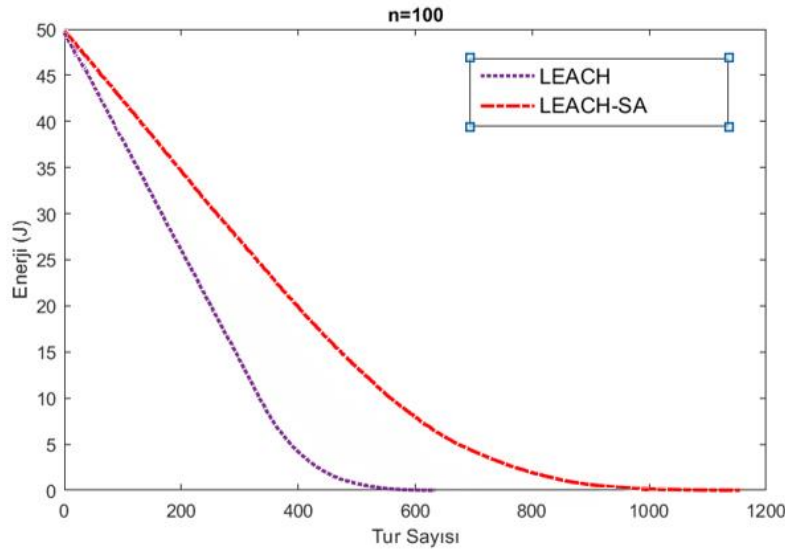
Şekil 8’de LEACH-SA yönteminde TB algoritmasının bulduğu enerji kazanç değerleri yığınsal çubuk grafik ile verilmiştir. Grafiğe göre her bir turda LEACH protokolünün belirlediği KB’ler sonucunda harcanacak enerji miktarı mavi renkle, LEACH-SA yönteminin çalıştırılması sonucunda bulunan yeni KB’lere göre kazanılan enerji miktarı kırmızı renk ile gösterilmiştir. Şekil 8’e göre; 40. turda LEACH protokolü ile seçilen KB’lerin çalıştırılması sonucu toplam algılayıcı enerjisi 46.85 J’ye düşecekken, LEACH-SA yöntemi ile bu KB’lerin komşulukları aranarak, yeni bir KB listesi oluşturulmuş ve değer 46.874’de kalmıştır. 40.tur için 0.024J’lik bir enerji kaybı engellenmiştir. Ancak burada belirtmelidir ki, burada kazanılan kazanç değeri sadece 40. turu değil kendisinden sonra gelecek diğer turları ve dolayısıyla tüm performansı etkilemektedir. Çünkü bir sonraki LEACH ya da LEACH-SA yöntemi küme başı seçimleri daha önceki turların en iyi seçimleri üzerine çalışmakta ve yeni turlar için olasılıklar değişmektedir. Diğer taraftan algoritma LEACH protokolünün bulduğu değerden daha iyi bir sonuç bulamazsa, LEACH ile bulunan küme başı listesi en iyi liste olarak kabul edilerek programa devam edilmektedir. Örnek olarak 43. turda LEACH-SA ile daha iyi bir sonuç elde edilememiş ve enerji kazanılamamıştır.



Şekil 8. LEACH-SA yönteminde enerji kazançları (Energy gains in LEACH-SA Method)

4.1. KAA Enerji Kaybı (WSN Energy Loss)

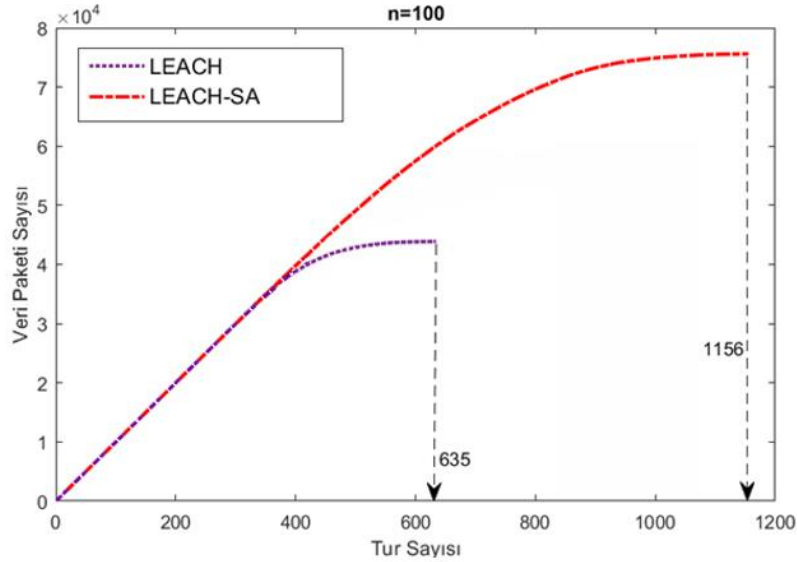
Çalışmada, KAA ortamında her bir veri gönderimi çevriminde harcanan enerji miktarı hesaplanarak, ağın veri gönderim çevrimi sayısının artırılması amaçlanmıştır. $n=100$ için Şekil 5'de verilen ağ modeline göre elde edilen enerji tüketimi test sonuçları Şekil 9'da gösterilmiştir. Başlangıçta ağdaki algılayıcı düğümlerin 50J'dür. Bu enerji her bir veri aktarımı çevriminde azalmaktadır. Test sonuçlarına göre; test ağında veri aktarımı sırasında LEACH protokolü kullanıldığında en fazla 635 çevrim sonunda algılayıcı düğümlerin enerjisi tükenerek 0 olmuştur. Diğer taraftan, çalışmada geliştirilen LEACH-SA yöntemi kullanıldığında veri gönderim çevrimi 1156'ya çıkmıştır. Sonuç olarak, LEACH protokolüne kıyasla LEACH-SA yöntemi veri gönderim çevrimleri açısından %82 oranla daha uzun hayatta kalmıştır.



Şekil 9. Enerji Kaybı Test Sonuçları (Test Results of Energy Loss)

4.2. KAA Veri Gönderimi (WSN Sending Data)

Test ağı modelinde her bir algılayıcı düğümün her bir veri çevriminde Tablo 1'de de verildiği gibi 4000bit veri aktarımı yaptığı kabul edilmiştir. Buna göre, her bir tur sonunda gönderilen toplam veri paketi sayıları Şekil 10'da grafiksel olarak sunulmuştur. Grafiğe göre; LEACH protokolünde 635 çevrim sonucunda toplamda 43881 veri paketi gönderilirken, LEACH-SA yönteminde 1156 çevrimde %72.2 artışla 75584 veri paketi gönderilmiştir.



Şekil 10. Veri gönderimi test sonuçları (Test Results of Sending Data)

5. Sonuçlar (Results)

Bu çalışmada, KAA'ların topladıkları verileri, ağıın çıkış noktasını oluşturan AG'ye göndermeleri sırasında harcadıkları enerjinin optimize edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, çalışmada meta sezgisel bir algoritma olan Tavlama Benzetim algoritmasına dayalı bir yöntem geliştirilmiştir. LEACH-SA olarak adlandırılan bu yöntemde her bir çevrim sırasında verilerin toplanması görevini gerçekleştirecek olan küme başı düğümleri ve sayıları LEACH protokolü ile seçilmiş, daha sonra bu düğümlerin komşulukları incelenerek optimize edilmesi Tavlama Benzetimi yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. Test sonuçlarına göre; Tavlama Benzetimi algoritmasının özellikle algılayıcı sayısı fazla olan ağlarda LEACH protokolü ile birlikte kullanıldığında, LEACH protokolünün verimliliğini enerji tüketimi açısından %82 ve veri paketi iletimi açısından %72.2 oranında arttırdığı görülmüştür. Ancak, çalışma sonuçları tasarlanan KAA modeli ile sınırlıdır. Her bir KAA modelinde algılayıcılar belirli bir bölgeye rasgele konumlarda dağıtıldıklarından her bir ağ yapısında başarımların değeri farklılık gösterecektir.

Çıkar Çatışması (Conflict of Interest)

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir. The authors declared no conflict of interest.

Kaynaklar (References)

- Ab Wahab, M. N., Mezinani, S. N., Atyabi, A., "A comparative review on mobile robot path planning: Classical or meta-heuristic methods?", Annual Reviews in Control, 50, pp. 233-252, 2020.
- Agutoni, M.C., Pavao, L.V., Ravagnani, M., 2019. Heat Exchanger Network Synthesis Combining Simulated Annealing and Differential Evolution. Energy, 81, 654-664.
- Ahmad, M., Ikram, A.A., Lela, R., Wahid, I., Ulla, R., 2017. Honey Bee Algorithm-Based Efficient Cluster Formation and Optimization Scheme in Mobile Ad Hoc Networks. International Journal of Distributed Sensor Networks. 13(6), 1-12.
- Anastasi, G., Conti, M., Francesco, M., Passarella, A., 2009. Energy Conservation in Wireless Sensor Networks: Ad Hoc Networks, 7, 537-568.
- Asha, G.R., Gowrishankar, 2018. Energy Efficient Clustering and Routing in a Wireless Sensor Networks: Procedia Computer Science. 134, 178-185.
- Cerny, V., 1985. A Thermodynamical Approach to The Traveling Salesman Problem: An Efficient Simulation Algorithm. Journal of Optimization Theory and Applications, 45(1), 41-51.
- Çelik, Y., Yıldız, İ., Karadeniz, A. T., "Son Üç Yılda Geliştirilen Metasezgisel Algoritmalar Hakkında Kısa Bir İnceleme", European Journal of Science and Technology, pp. 463-477, 2019.
- Dong, Y., Zhang, S., Dong, Z., Cui, Y., 2011. ZigBee based Energy Efficient Reliable Routing in Wireless Sensor Network: Study and Application. In IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks. 464-467.
- Dorigo, M., and Gambardella, L. M. "Ant colonies for the traveling salesman problem", BioSystems, vol. 43, no. 2, pp. 73-81, 1997.
- Erdelj, M., Mitton, N., Natalizio, E., 2013. Applications of Industrial Wireless Sensor Networks. Güngör, Ç., Hancke, G.P., (Edt.), Industrial Wireless Sensor Networks içinde (s.3-27) Taylor & Francis.
- Heinzelman, W.R., Chandrakasan, A., Balakrishnan, H., 2000. Energy-Efficient Communication Protocol for Wireless Microsensor Networks. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences. 2, 10.
- Ihsan, A., Saghar, K., Fatima, T., Hasan, O., 2019. Formal Comparison of LEACH and Its Extensions. Computer Standards & Interfaces, 119-127.

- Javidrad, F., Nazari, M., 2017. A New Hybrid Particle Swarm and Simulated Annealing Stochastic Optimization Method. *Applied Soft Computing*, 60, 634-654.
- Karaboğa, D., "An Idea Based On Honey Bee Swarm For Numerical Optimization", Technical Report-TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- Kaveh, A., Hamedani, K. B., Hosseini, S. M., Bakhshpoori, T., "Optimal design of planar steel frame structures utilizing meta-heuristic optimization algorithms", *Structures*, 25, pp. 335-346, 2020.
- Kennedy, J., and Eberhart, R., "Particle swarm optimization", *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 4, pp. 1942-1948, 1995.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Vecchi, M.P., 1983. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220, 671-680.
- Madhu, A., Sreekumar, A., 2014. Wireless Sensor Network Security in Military Application using Unmanned Vehicle. *International Journal of Electronics and Communication Engineering*. 51-58.
- Mehra, P.S., Doja, M. N., Alam, B., 2020. Fuzzy Based Enhanced Cluster Head Selection (FBECS) for WSN. *Journal of King Saud University - Science*, 32, 390-401.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller, A., Teller, E., 1953. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. *J. Chem. Phys.* 21, 1087-1092.
- Mostafaie, T., KyiHabani, F. M., Navimipour, N. J., "A systematic study on meta-heuristic approaches for solving the graph coloring problem", *Computers & Operations Research*, 120, 2020.
- Radhika, S., Pangarajan, P., 2019. On Improving the Lifespan of Wireless Sensor Networks with Fuzzy Based Clustering and Machine Learning Based Data Reduction. *Applied Soft Computing Journal*. 83, 1-9.
- Rajput, A., Kumaravelu, V.B., 2019. Scalable and Sustainable Wireless Sensor Networks for Agricultural Application of Internet of Things Using Fuzzyc-Means Algorithm. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*. 22, 62-74.
- Ramluckun, N., Bassoo, V., 2020. Energy-Efficient Chain-Cluster Based Intelligent Routing Technique for Wireless Sensor Networks. *Applied Computing and Informatics*.
- Rashedi, E., Nezamabadi, H., Saryazdi, S., "GSA: A Gravitational Search Algorithm", *Information Sciences*, 179, 2232-2248, 2009.
- Shieh, H.L., Kuo, C.C., Chiang, C.M., 2011. Modified Particle Swarm Optimization Algorithm with Simulated Annealing Behavior and Its Numerical Verification. *Applied Mathematics and Computation*, 218, 4365-4383.
- Sivakumar, P., Radhika, M., 2018. Performance Analysis of LEACH-GA over LEACH and LEACH-C in WSN. *Procedia Computer Science*, 125, 248-256.
- Sodeifian, G., Sajadian, S.A., Ardestani, N.S., 2017. Experimental Optimization and Mathematical Modeling of The Supercritical Fluid Extraction of Essential Oil from *Eryngium Billardieri*: Application of simulated annealing (SA) algorithm. *The Journal of Supercritical Fluids*, 127, 146-157.
- Thangaramya, K., Kulothungan, K., Logambigai, R., Selvi, M., Ganapathy, S. and Kannan, A., "Energy aware cluster and neuro-fuzzy based routing algorithm for wireless sensor networks in IoT," *Computer Networks*, pp. 211-223, 2019.
- Özkaraca O, Keçebaş A, "Performance analysis and optimization for maximum exergy efficiency of a geothermal power plant using gravitational search algorithm", *Energy Conversion and Management*, 185, pp. 155-168, 2019.
- Özkaraca Osman, Keçebaş Ali, Demircan Cihan, 2018. Comparative thermodynamic evaluation of a geothermal power plant by using the advanced exergy and artificial bee colony methods. *ENERGY*, 156, pp. 169-180, 2018.
- Özkaraca Osman, 2018. A comparative evaluation of Gravitational Search Algorithm (GSA) against Artificial Bee Colony (ABC) for thermodynamic performance of a geothermal power plant. *Energy*, 166, pp. 1061-1077, 2018.
- Özkaraca Osman, Keçebaş Pınar, Demircan Cihan, Keçebaş Ali, 2017. Thermodynamic Optimization of a Geothermal- Based Organic Rankine Cycle System Using an Artificial Bee Colony Algorithm. *Energies*, 10(11), 2017.
- Uysal, M., Özcan, U., 2019. Süpermarket Yerleşim Problemi İçin Tavlama Benzetimi Algoritması Yaklaşımı. *Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi*, 9(1), 58-69.
- Yadav, A., Kumar, S., Vijendara, S., 2018. Network Life Time Analysis of WSNs Using Particle Swarm Optimization. *Procedia Computer Science*. 132, 805-815.
- Yang, B., Wang, J., Zhang, X., Tu, T., Yao, W., Shu, S., Zeng, F., Sun, L., "Comprehensive overview of meta-heuristic algorithm applications on PV cell parameter identification", *Energy Conversion and Management*, 208, 2020.
- Yang, X S., Chien, S F., Ting, T O., "Bio-Inspired Computation and Optimization: An Overview", in *Bio-Inspired Computation in Telecommunications*, pp. 1-21, 2015.
- Zhang, W., Maleki, A., Rosen, M.A., Liu, J., 2018. Optimization with a Simulated Annealing Algorithm of a Hybrid System for Renewable Energy Including Battery and Hydrogen Storage. *Energy*, 163, 191-207.