

Su Tutma Modelinin Parametrelerinin Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları ile Tahmin Edilmesi

Mürüvet Özsoy* 

Aksaray Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, İnşaat Bölümü, 68100, Aksaray, Türkiye

Öne Çıkanlar

- Su tutma eğrisinin θ_r , θ_s , α ve n parametrelerinin tahmin edilmesi.
- Doğrusal olmayan Van Genuchten modelinin kullanılması.
- Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmalarının kullanılması.

Makale Bilgileri

Geliş: 19/04/2024
Kabul: 17/12/2024

Anahtar Kelimeler

Zemin su tutma eğrisi,
Doğrusal olmayan
model,
Parametre tahmini,
Van Genuchten model

Öz

İnşa edilen mühendislik tasarımlarında su varlığının neden olabileceği olumsuz etkileri ortadan kaldırmak ya da minimum seviyeye indirebilmek amacıyla yapının konumlandığı zeminlerdeki su miktarının optimum seviyede olması gerekmektedir. Ancak bazı durumlarda su seviyesi optimum değerden daha yüksek olabilmekte ve deprem dalgalarının etkisiyle daha fazla artan boşluk suyu basıncı üst yapıda ciddi hasarlara yol açmaktadır. Bu yüzden zeminde yer alan su içeriğini optimum seviyede tutabilmek için zemin su ilişkisi sürekli izlenmesi gerekmektedir. Gözenekli ortamın hidrolik karakterizasyonunda önemli bir role sahip olan su tutma eğrisi zeminde bulunan su miktarı ile zemin su potansiyeli arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Bu eğri zeminin yapısı ve gözenekliliği gibi zeminin fiziksel özellikleriyle ilişkili olduğu için parametrelerinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi gerekmektedir. Doğrusal olmayan bir fonksiyon olan su tutma eğrisinin parametrelerini tahmin etmek için Van Genuchten modeli kullanılmıştır. Geleneksel optimizasyon yöntemlerinin yeterli olmaması nedeni ile yapay zeka optimizasyon algoritmalarından simbiyotik organizma arama algoritması ile dünyanın altı farklı noktasından elde edilen toprakların fiziksel özelliklerine ilişkin veriler kullanılarak parametreler tahmin edilmiştir. Elde edilen bulgular R^2 değerlerinin %99'un üzerinde olduğunu göstermekte olup θ_r , θ_s , α ve n parametrelerin gerçek değerlerine oldukça yakın tahmin edilmiştir.

Estimating the Parameters of the Soil Water Retention Model Using Artificial Intelligence Optimization Algorithms

Highlights

- Estimation of θ_r , θ_s , α , and n parameters of the water retention curve.
- Use of non-linear Van Genuchten model.
- Using the Artificial Intelligence Optimization Algorithms.

Article Info

Received: 19/04/2024
Accepted: 17/12/2024

Keywords

Soil water retention
curve,
Nonlinear model,
Parameter estimation,
Van Genuchten model

Abstract

The amount of water on the ground where the structure is located must be at an optimum level to eliminate or minimize the negative effects that may be caused by the presence of water in engineering designs. However, in some cases, the water level may be higher than the optimum value and the increased pore water pressure with the effect of earthquake waves causes serious damage to the superstructure. Therefore, soil water contents must be constantly monitored to keep the water content in the ground at an optimum level. The soil water retention curve, which has an important role in the hydraulic characterization of porous media, shows the relationship between the amount of water contained in soil and the soil water potential. Since this curve is related to the soil structure and physical properties of the soil such as porosity, its parameters need to be estimated accurately. The Van Genuchten model was used to estimate the parameters of the soil water retention curve, which is a nonlinear function. The parameters were estimated using data on the physical properties of soils obtained from six different locations around the world with the symbiotic organisms search algorithm, which is one of artificial intelligence optimization algorithms. The findings show that R^2 values are over 99% and the parameters θ_r , θ_s , α , and n are estimated very close to their real values.

1. GİRİŞ

İnşaat mühendisliği tasarımlarında, suyun varlığı dolayısıyla meydana gelecek olumsuzlukları en aza indirmek bununla birlikte suyun en fazla kullanıldığı ve ihtiyaç duyulduğu alanlardan biri olan tarımsal üretimin çeşitli aşamalarında ise maksimum oranda verim sağlanabilmesi için zeminde yer alan su miktarının optimum seviyede olması gerekmektedir. Zeminde yer alan su içeriğini optimum seviyede tutabilmek için ise zemin-su ilişkisi sürekli izlenmelidir [1]. Çünkü zeminin mevcut su potansiyelinin yanında zemin türüne bağlı olarak su tutma davranışının da değişkenlik gösterdiği bilinmektedir. Ancak bir yapının temelinde yer alan suyun varlığı boşluk suyu basıncının artmasına yol açarak temelin stabilitesini etkilemekle birlikte zemin türüne bağlı olarak suya doymun hâle gelen zeminlerdeki temellerde oturma problemleri ya da hasarlar da meydana gelebilir. Yüksek su emme kapasitesine sahip olan zeminler büzölme veya kabarma gibi hacim değişiklikleri ile çeşitli problemlere yol açmaktadır. Bu sorunları çözmek için de zemin ile su ilişkisi dikkatli bir şekilde incelenmelidir. Zeminde bulunan su miktarı ile zemin-su potansiyeli arasındaki ilişkiyi gösteren zemin su tutma eğrisi (STE) zeminin hidrolik özelliklerini araştırmak için literatürde sıklıkla kullanılmaktadır [2-3]. Doymamış zeminlerde hidrolik özellikleri ve kayma mukavemeti gibi zemin özelliklerini yansıtan parametrelerin ölçümü uzun zaman alan ve yüksek maliyetli karmaşık laboratuvar testleri gerektirmektedir. Bu nedenle zeminin doymun olmayan özelliklerinin belirlenmesi için alternatif olarak STE tercih edilmektedir [4]. Ayrıca drenaj, sızıntı, su etkisiyle malzeme taşınımı vb. zemin veya kayalardaki hidrolik süreçlerin incelenmesinde de kullanılmaktadır.

STE zeminin yapısı ve gözenekliliği gibi zeminin fiziksel özellikleriyle ilişkili olduğu için, farklı boyutlardaki zemin gözeneklerinin dağılımını analiz etmek ve farklı zemin türlerinin su tutma kapasitesini tahmin etmek için de kullanılabilir. Ayrıca toprak gözenek boyutunun dağılımının elde edilmesi ve doymamış toprağın hidrolik iletkenliğinin tahmini için gözenekli ortamın modellenmesinde de kullanılmaktadır [5]. Bu sebeplerle, bu eğrinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi, toprağın doymamış özelliklerinin belirlenmesinde oldukça önemli bir role sahiptir [4]. Doymamış zeminlerde analitik formu doğrusal olmayan bir fonksiyon olan STE çizmek ve parametrelerini tahmin etmek için bazı çalışmalarda [6-10] farklı yöntemler önerilmiştir. Bu modeller incelenen zeminin özelliği olan ve parametreleri model denkleminin deneysel ölçüm verilerine uydurulması ile belirlenen bir dizi parametreye bağlıdır. En iyi parametre ise deney yolu ile ölçülen veriler ile bu modeller ile tahmin edilenler arasındaki farkın en az olduğu durumda bulunabilmektedir. Bunun için ise bu farkı tanımlayan doğrusal olmayan bir amaç fonksiyonu çeşitli optimizasyon yöntemleri ile en küçüklenmesi gerekmektedir.

Tüm süreçler deneysel verilerden elde edilen model parametre değerlerine bağlı olduğu için parametre tahmin işlemleri STE'nin parametrelerinin tahmin edilmesi gibi birçok bilimsel alanda matematiksel modellerin geliştirilmesi için oldukça önemlidir. Doğrusal olmayan model, parametrelerin tahminini ve bu tahminlerin istatistiksel analizini daha zor hâle getirir. Çok sayıda parametre ve amaç fonksiyonunun çok modlu doğası nedeniyle birçok zorluk ortaya çıkmaktadır. Sıradan optimizasyon teknikleri kullanılarak deney yolu ile ölçülen veriler ile modellerden elde edilen tahminler arasındaki farkın karesi olan hata fonksiyonunun toplamının minimizasyonu çok zordur. Çünkü parametreleri tahmin ederken amaç fonksiyonu global minimumunu bulmak yerine yerel minimumlardan birine takılabilir. Bu zorlukların üstesinden gelmek için güçlü yapay zeka yöntemlerinin kullanılması düşünülebilir.

Zemin bilimi literatüründe STE parametrelerini elde etmek için yapay zeka yöntemleri yaygın olarak kullanılmıştır. Örneğin genetik algoritma [11-13], karınca kolonisi algoritması [14], parçacık sürü optimizasyonu [15], diferansiyel evrim [16], Jaya algoritması [17], Salp sürü algoritması [18] kullanılmıştır. Ancak bildiğimiz kadarıyla, Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması [19] zemin bilimi problemlerine henüz uygulanmamıştır.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

Doymamış zeminlerde analitik formu doğrusal olmayan bir fonksiyon olan STE'nin parametrelerini tahmin etmek için farklı yöntemler önerilmiştir. Kullanılan bu yöntemlerdeki parametrelerin değerleri deneysel verilere dayanarak tahmin edilmesi gerektiği ifade edilmiştir [6-10]. Ancak bu modeller arasında en yaygın olarak kullanılan Van Genuchten [9] modeli olup diğerleri bu çalışmanın kapsamı dışında tutulmuştur.

2.1. Parametrelerin Tahmin Edilmesi

Zemin-su ilişkisinin belirlendiği istatistiksel yöntemlere yönelik yapılan literatür çalışmalarında diğer modellerden daha kullanışlı olması nedeniyle Van Genuchten [9] modelinin tercih edildiği görülmüştür. Eş. (1)'de gösterilen Van Genuchten modelinde θ_r , rezidüel su içeriğini, θ_s , doymuş zemin su içeriğini ve h ise zemin su potansiyelini ifade etmektedir

$$\theta(h) = \theta_r + (\theta_s - \theta_r) \left(\frac{1}{1 + (\alpha|h|)^n} \right)^m. \quad (1)$$

Modelinin bilinmeyen parametreleri $\beta = \{\theta_r, \theta_s, \alpha, n, m\}$ olup m ve n şekil parametreleri olarak değerlendirilmektedir. Literatürde $m = 1 - \frac{1}{n}$ olarak alınarak bilinmeyen parametre sayısı azaltılmaktadır. $\beta = \{\theta_r, \theta_s, \alpha, n\}$ bilinmeyen dört parametreyi tahmin edebilmek için literatürde en küçük kareler (EKK), genelleştirilmiş en küçük kareler (GEKK), ağırlıklı en küçük kareler (AEKK), momentler ve maksimum olabilirlik yöntemleri gibi birçok yöntem bulunmaktadır. En küçük kareler yöntemleri artıkların karelerinin toplamının (AKT) en küçüklenmesine dayanırken maksimum olabilirlik yöntemi ise olabilirlik fonksiyonunun en büyüklenmesine dayanmaktadır. Hem doğrusal modellerde hem de doğrusal olmayan modellerin ortak varsayımı olan AKT tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki farkın bir ölçüsü olup AKT değerinin küçük olması modelin verilere iyi uyduğunu gösterir.

Ölçülen su içeriği (θ_i) ile tahmin edilen su içeriği ($\hat{\theta}_i$) arasındaki farkın minimum olması istenmektedir. Artık kareler toplamı olarak ifade edilen $s(\beta)$ fonksiyonu Eş. (2)'de gösterilmektedir

$$s(\beta) = \sum_{i=1}^N \{\theta_i - \hat{\theta}_i(h; \beta)\}^2. \quad (2)$$

Eş. (2)'de gösterilen sum değeri ise farklı toprak türü için deneysel veri sayısını göstermektedir. EKK yöntemine göre $s(\beta)$ fonksiyonu en küçüklenerek bilinmeyen β parametreleri tahmin edilir. Ancak $s(\beta)$ fonksiyonu doğrusal olmayan bir fonksiyon olduğu için yerel minimum noktalarından dolayı optimuma ulaşmak kolay olmamaktadır. Bu yüzden $s(\beta)$ fonksiyonunu en küçükleme için klasik yöntemler yerine yapay zeka yöntemleri tercih edilmektedir.

Modelleri karşılaştırmak için Eş. (3)'te gösterilen belirleme katsayısı R^2 ile Eş. (4)'de gösterilen Hataların Karesinin Ortalaması (MSE, Mean Square Error) ve Eş. (5)'de gösterilen Hataların Karesinin Ortalamasının Karekökü (RMSE, Root Mean Square Error) kullanılmıştır

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (\theta_i - \hat{\theta}_i(h; \beta))^2}{\sum (\theta_i - \bar{\theta}_i(h; \beta))^2} \quad (3)$$

$$MSE = \frac{1}{N - k} \sum (\theta_i - \hat{\theta}_i(h; \beta))^2 \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}. \quad (5)$$

2.2. Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritması

Standart Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) Algoritması [19] basit ve güçlü bir sezgisel yöntemdir. SOA, amaç fonksiyonunun global optimum çözümünü bulana kadar, potansiyel arama uzayını yinelemeli olarak yeniler. Popülasyon tabanlı bir arama stratejisi perspektifini kullanan SOA, tek bir ekosistemde birlikte yaşayan ve sürekli olarak hayatta kalmak veya birlikte büyümek için çabalayan ve rekabet eden farklı organizmalar arasındaki ilişkiden ilham alınarak geliştirilmiştir. Bu fenomene biyolojide ‘simbiyoz’ denildiği için algoritmanın adı Simbiyotik Organizmalar adını almıştır [20].

Popülasyona dayalı tüm sezgisel algoritmalarda olduğu gibi SOA algoritmasında da N ile ifade edilen popülasyon değerinin optimum seçilmesi gerekmektedir. Zira değerin küçük olması optimizasyonu kısa sürmesine rağmen global optimum noktasına ulaşamayabilir. Büyük olması ise gereksiz işlem yüküne sebebiyet vermesi ile uzun sürmesine sebep olacaktır. Bu yüzden bu çalışmada popülasyon $N=50$ olarak belirlenmiştir. SOA, popülasyondaki her amaç fonksiyon değerini hesaplar ve en iyi amaç fonksiyonu değerine sahip olan organizmayı bulmak için popülasyon içerisindeki sonuçlar ile karşılaştırarak yeni organizmanın konumu günceller. Bu süreç, global en iyi çözüme sahip organizma bulunana kadar mevcut en iyi çözüm güncellenerek tekrarlanır. Şayet maksimum amaç fonksiyonu değerlendirmesi sayısına ulaşılmış ise algoritma sonlandırılır. Ulaşılmamış ise, algoritma diğer yeni olası çözüm arama uzaylarını keşfederek ve kullanarak değerlendirmeye devam eder. Bu yüzden global optimum noktayı bulmada oldukça önemli bir faktör olan durdurma koşulu seçimi doğru belirlenmelidir.

SOA algoritmasının sözde kodu Çizelge 1’de gösterilmiştir. SOA algoritması popülasyon tabanlı sezgisel yöntemler ile benzerlik gösterse de yerel minimum noktalara erken yakınsamayı önlemek için ekosisteme bozulma getiren bir mutasyon operatörü olan ve Çizelge 1’de 29. adımdan sonra ifade edilen parazitizm aşamasıdır [19]. Ayrıca, SOA algoritması yalnızca popülasyon boyutu ve yineleme sayısı gibi standart kontrol parametrelerini gerektirdiği ve algoritmaya özel herhangi bir kontrol parametresi gerektirmediği için literatürde birçok çalışmada [24, 25] tercih edilmiştir.

Çizelge 1. SOA algoritmasının sözde kodu

<i>Girdiler: N: popülasyon çapı, Dim: problem boyutu, $maxFE$: maksimum fonksiyon değerlendirme, UB: arama uzayının üst sınırı, LB: arama uzayının alt sınırı, $F(X)$: amaç fonksiyon</i>	<i>Çıktılar: $Xbest$: popülasyonun en iyi çözümü, $Fval$: En iyi çözüme ait amaç fonksiyon değeri</i>
---	---

Çizelge 1 Devam Ediyor. SOA algoritmasının sözde kodu

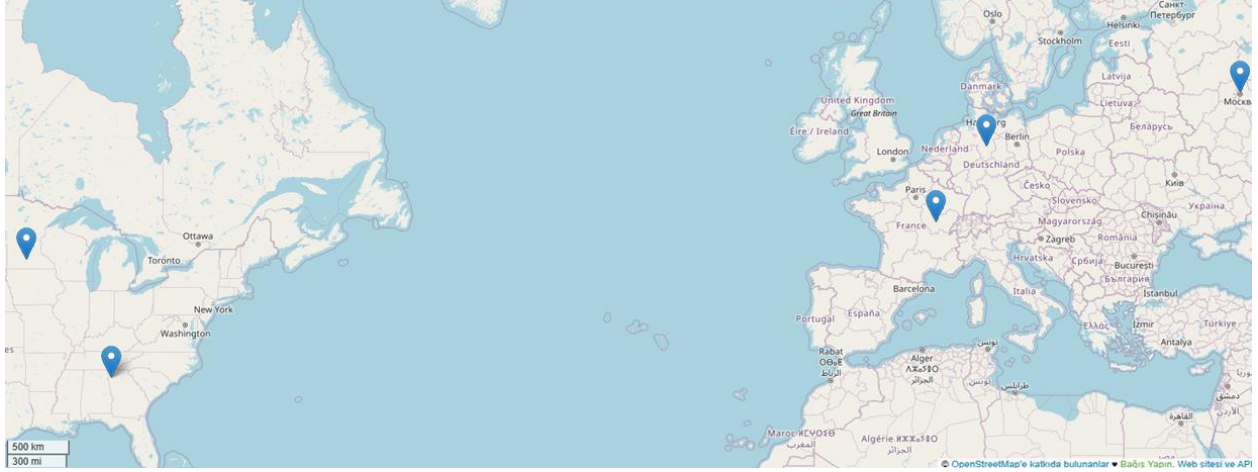
```

1. Arama uzayında  $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  başlangıç popülasyonun oluşturulması ve amaç fonksiyonu
   değerlerinin değerlendirilmesi
2. Algoritma sayacının sıfırlanması  $FE \leftarrow 0$ 
3. Başlangıç popülasyondan en iyi çözümün belirlenmesi  $x_{best}$ 
4. while  $FE < maxFE$ 
5. for  $i=1$  to  $ecosize$  do
6.   Rastgele indeks seçilmesi  $j \in \{1, 2, \dots, N\}, j \neq i$ 
7.    $BF_1 = (1 + round(u_1)), u_1 \sim Uniform(0, 1)$ 
8.    $BF_2 = (1 + round(u_2)), u_2 \sim Uniform(0, 1)$ 
9.    $x_{mutual} = ((x_i + x_j)/2)$ 
10.  for  $k=1$  to  $Dim$  do
11.     $x_{inew} = x_i + u_3 \cdot (x_{best} - BF_1 \cdot x_{mutual}), u_3 \sim Uniform(0, 1)$ 
12.     $x_{jnew} = x_j + u_4 \cdot (x_{best} - BF_2 \cdot x_{mutual}), u_4 \sim Uniform(0, 1)$ 
13.  end for
14.  if  $F(x_{inew}) < F(x_i)$ 
15.     $x_i = x_{inew}$ 
16.  end if
17.  if  $F(x_{jnew}) < F(x_j)$ 
18.     $x_j = x_{jnew}$ 
19.  end if
20.   $FE = FE + 2$ 
21.  Rastgele indeks seçilmesi  $j \in \{1, 2, \dots, N\}, j \neq i$ 
22.  for  $k=1$  to  $Dim$  do
23.     $x_{inew} = x_i + u_5 \cdot (x_{best} - x_j), u_5 \sim Uniform(-1, 1)$ 
24.  end for
25.  if  $F(x_{inew}) < F(x_i)$ 
26.     $x_i = x_{inew}$ 
27.  end if
28.   $FE = FE + 1$ 
29.  Rastgele indeks seçilmesi  $j \in \{1, 2, \dots, N\}, j \neq i$ 
30.  for  $k=1$  to  $Dim$  do
31.    if  $u_6 < u_7, u_6, u_7 \sim Uniform(0, 1)$ 
32.       $x_{parazite} = x_i$ 
33.    else
34.       $x_{parazite} = u_8 \cdot (UB[k] - LB[k]) + LB[k]$ 
35.    end if
36.  end for
37.  if  $F(x_{parazite}) < F(x_j)$ 
38.     $x_j = x_{parazite}$ 
39.  end if
40.   $FE = FE + 1$ 
41.   $x_{best}$  en iyi çözümün güncellenmesi
42. end for
43. end while [20].

```

3. BULGULAR

Çalışmada Şekil 1’de gösterilen dünyanın farklı konumlarından zemin örnekleri 1996 yılında yayımlanan UNSODA veri tabanından [21] elde edilmiş olup örneklerle ait fiziksel özellikler ise Çizelge 2’de sunulmaktadır.



Şekil 1. Numunelerin elde edildiği konumlar (Şekil OpenStreetMap üzerinden açık lisanslıdır.)

Çizelge 2. Zemin örneklerinin fiziksel özellikleri

Örnek No	Zemin Tipi	Veri Sayısı	Yoğunluk (gr/cm ³)	Porozite	Konum
1120	Killi Kum	10	1,63	-	Rome, AL, USA
1330	Silt	21	1,37	0,45	Hannover, Almanya
3020	Kum	5	1,21	-	Moscow, Russia
3154	Kum	10	1,53	-	Dcikey Co. Nd, USA
4440	Kum	42	1,51	0,43	Grenoble, Fransa
4670	Silt	25	1,42	0,46	Hannover, Almanya

Bilinmeyen parametrelerin belirli aralık içerisinde yer alması beklenmektedir. Örneğin, $\theta_r \in [0,1]$, $\theta_s \in [0,1]$, $\alpha \in [0, \infty]$, $n \in [1, \infty]$ ve son olarak $m \in [0,1]$ aralık içerisinde tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada literatüre [16, 17] uygun bir şekilde bilinmeyen parametre sayısını azaltmak için $m = 1 - n^{-1}$ dönüşümü uygulanmıştır. Eş. (2)’de gösterilen $s(\beta)$ fonksiyonunu en küçüklemek için SOA algoritması 30 kez çalıştırılmış olup θ_r , θ_s , α ve n parametreleri tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçlarına ilişkin istatistikler Çizelge 3’de gösterilmiştir.

Çizelge 3. Parametre tahmin sonuçlarına ilişkin istatistikler

Örnek No	İstatistik	θ_r (cm ³ /cm ³)	θ_s (cm ³ /cm ³)	α (cm ⁻¹)	n
1120	Ortalama	0,07951	0,28940	0,01238	1,88130
	Minimum	0,07377	0,20337	0,00971	1,85550
	Maksimum	0,08109	0,35459	0,02119	1,96402
	Standart Sapma	0,00315	0,06193	0,00491	0,04629
1330	Ortalama	0,08362	0,38004	0,00259	2,11588
	Minimum	0,07653	0,36844	0,00194	2,08716
	Maksimum	0,09124	0,38805	0,00260	2,18848
	Standart Sapma	0,00601	0,00805	0,00031	0,04264
3020	Ortalama	0,19166	0,44901	0,01797	2,40872
	Minimum	0,13268	0,40528	0,01132	2,36987
	Maksimum	0,20579	0,54323	0,02687	2,43807
	Standart Sapma	0,03166	0,05756	0,00637	0,02793
3154	Ortalama	0,06941	0,41611	0,02813	2,69126
	Minimum	0,06121	0,40725	0,02261	2,65247
	Maksimum	0,07584	0,43361	0,03589	2,72960
	Standart Sapma	0,00599	0,01095	0,00544	0,03149
4440	Ortalama	0,10356	0,34817	0,02033	6,56023
	Minimum	0,09744	0,25168	0,01653	6,48362
	Maksimum	0,11007	0,41890	0,02808	6,63971
	Standart Sapma	0,00516	0,06854	0,00480	0,06373
4670	Ortalama	0,00058	0,44137	0,00532	1,40629
	Minimum	0,00056	0,37206	0,00465	1,37084
	Maksimum	0,00067	0,46777	0,00613	1,48745
	Standart Sapma	0,00005	0,04036	0,00060	0,04881

SOA yönteminin performansını karşılaştırmak için Jaya [17], DE [16], PSO [22] ve RETC [23] sonuçları kullanılmıştır. Bu yöntemlere ait hiperparametreler ise Çizelge 4’de gösterilmiştir. Bu karşılaştırmayı yaparken aynı maksimum fonksiyon değerlendirme sayısı (maxFE), aynı popülasyon büyüklüğü ve aynı amaç fonksiyonları kullanılmıştır.

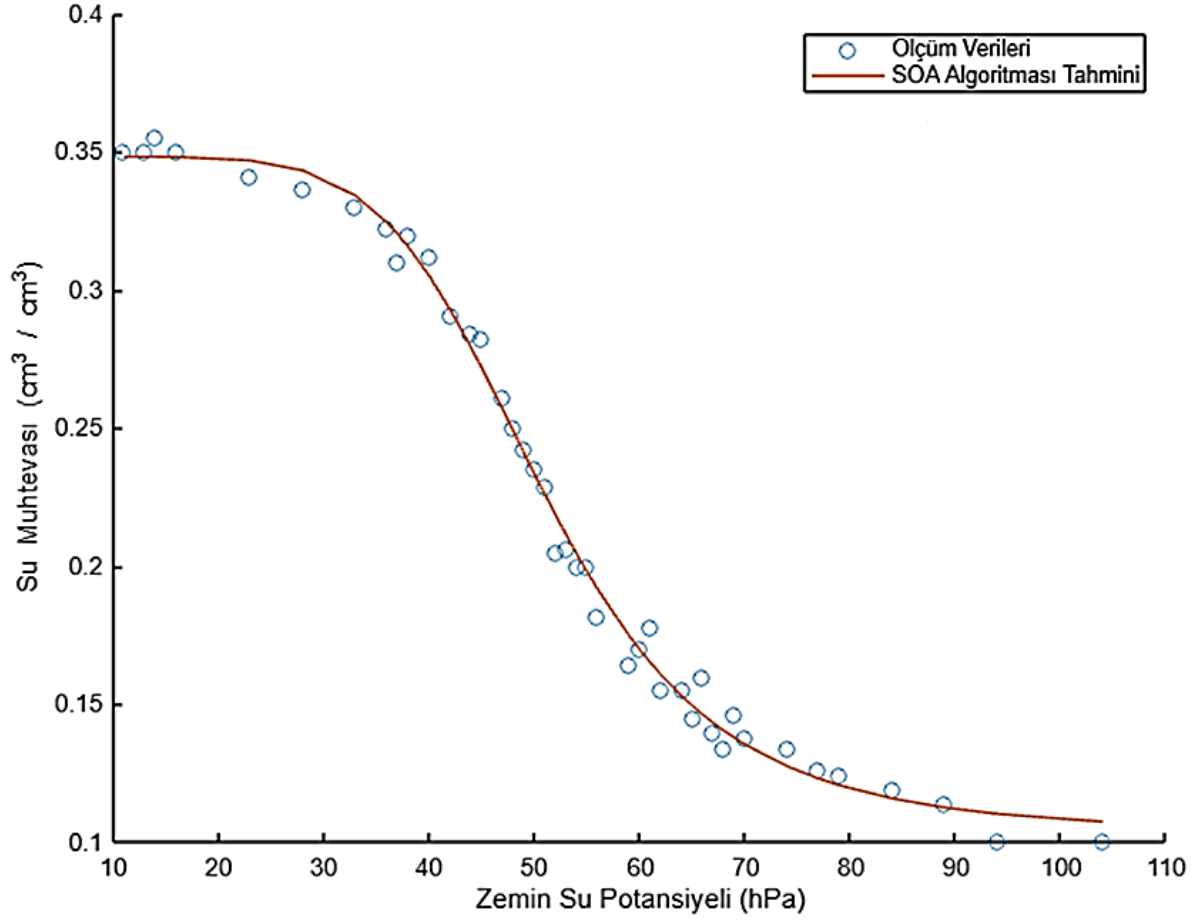
Çizelge 4. Optimizasyon algoritmalarının hiperparametreleri

Algoritma	Parametre Sayısı	Hiperparametre
SOA	2	Popülasyon N=50, maksimum uygunluk fonksiyonu değerlendirmesi sayısı maxFE= 500.000
Jaya	2	Popülasyon N=50, maksimum uygunluk fonksiyonu değerlendirmesi sayısı maxFE= 500.000
DE	4	Crossover oranı = 0,9, Mutasyon faktörü = 0,5, Popülasyon N=50, maksimum uygunluk fonksiyonu değerlendirme sayısı maxFE= 500.000
PSO	6	Atalet ağırlığı: $\omega_{max} = 0,9$, $\omega_{min} = 0,4$, $c_1=c_2 = 2$, Popülasyon N=50, maksimum uygunluk fonksiyonu değerlendirme sayısı maxFE= 500.000

Çizelge 5. Farklı örnekler için parameter tahmin sonuçları

Örnek No	Algoritma	θ_r (cm ³ /cm ³)	θ_s (cm ³ /cm ³)	α (cm ⁻¹)	n	SSE	MSE	RMSE	R ²
1120	SOA	0,07951	0,2894	0,01238	1,8813	0,261464	0,043577	0,00660	0,99629
	Jaya	0,07951	0,2894	0,01239	1,88127	0,261465	0,043577	0,00660	0,99627
	DE	0,07951	0,2894	0,01238	1,8813	0,261464	0,043577	0,00660	0,99629
	RETC	0,07951	0,2894	0,01239	1,88119	0,261464	0,043577	0,00660	0,99624
	PSO	0,07951	0,2894	0,01238	1,88131	0,261464	0,043577	0,00660	0,99629
1330	SOA	0,08362	0,38004	0,00259	2,11588	11,25387	0,661992	0,02573	0,97913
	Jaya	0,08363	0,38003	0,00259	2,11628	11,25384	0,66199	0,02573	0,97920
	DE	0,08362	0,38004	0,00259	2,11588	11,25387	0,661992	0,02573	0,97913
	RETC	0,08373	0,37998	0,00259	2,11992	11,25386	0,661992	0,02573	0,97971
	PSO	0,08344	0,38021	0,0026	2,10977	11,25391	0,661995	0,02573	0,97954
3020	SOA	0,19166	0,44901	0,01797	2,40872	0,011172	0,011172	0,00334	0,99979
	Jaya	0,19166	0,44901	0,01797	2,40862	0,011172	0,011172	0,00334	0,99977
	DE	0,19166	0,44901	0,01796	2,40869	0,011172	0,011172	0,00334	0,99975
	PSO	0,1922	0,449	0,0178	2,43342	0,011272	0,011272	0,00336	0,99910
	RETC	0,19166	0,44901	0,01796	2,40885	0,011172	0,011172	0,00334	0,99978
3154	SOA	0,06941	0,41611	0,02813	2,69126	0,214174	0,030596	0,00553	0,99861
	Jaya	0,06941	0,41611	0,02813	2,69123	0,214174	0,030596	0,00553	0,99860
	DE	0,06941	0,41611	0,02813	2,69128	0,214174	0,030596	0,00553	0,99861
	RETC	0,06942	0,41609	0,02813	2,69178	0,214175	0,030596	0,00553	0,99853
	PSO	0,06941	0,41611	0,02813	2,69131	0,214174	0,030596	0,00553	0,99862
4440	SOA	0,10356	0,34817	0,02033	6,56023	1,720701	0,045282	0,00673	0,99419
	Jaya	0,10357	0,34817	0,02033	6,5604	1,720694	0,045281	0,00673	0,99413
	DE	0,10356	0,34817	0,02033	6,56023	1,720701	0,045282	0,00673	0,99419
	RETC	0,10357	0,34816	0,02033	6,56127	1,720708	0,045282	0,00673	0,99415
	PSO	0,10356	0,34817	0,02033	6,56023	1,720701	0,045282	0,00673	0,99419
4670	SOA	0,00058	0,44137	0,00532	1,40629	9,42386	0,448755	0,02118	0,96923
	Jaya	0,00058	0,44136	0,00532	1,40629	9,423837	0,448754	0,02118	0,96918
	DE	0,00059	0,44137	0,00532	1,40629	9,424025	0,448763	0,02118	0,96918
	RETC	0,0006	0,44139	0,00532	1,40609	9,424813	0,448801	0,02118	0,96877
	PSO	0,00059	0,44137	0,00532	1,4063	9,424001	0,448762	0,02118	0,96920

Hem SSE değerlerinin hem de MSE değerlerinin çok küçük olması sebebi ile 1000 ile genişletilerek Çizelge 5’de sunulmuştur. Önerilen yaklaşıma ait sonuçlara ait Çizelge 5 incelendiğinde SOA algoritmasının bazı örnekler üzerinden en küçük tahmin hatasını verdiği görülmektedir. Bazı örneklerde ise SOA algoritmasından daha iyi konumda yer alan algoritmaların olduğu değerlendirilmektedir. SOA ile Jaya algoritması diğerleri ile aynı optimizasyon performansı göstermesine rağmen daha az kontrol parametresi barındırdığı için tercih edilebilir. Bu nedenle, Van Genuchten modelinin parametre tahmini için bu algoritmaları kullanmak oldukça rekabetçidir. Ayrıca Şekil 2’de 4440 örneğine ait verileri kullanılarak SOA algoritması ile elde edilen tahmin edilen su tutma eğrisi sunulmaktadır.



Şekil 2. SOA algoritması tarafından elde edilen tahmin eğrisi

SOA algoritmasının performansını sezgisel olarak göstermek için Şekil 2, SOA algoritması kullanılarak örneklerin zemin su tutma eğrilerini göstermektedir. Şekil 2’de, SOA algoritmasını kullanarak tahmin edilen eğrilerin, farklı zemin türleri için ölçülen verilere iyi uyduğu görülebilir. Ek olarak, SOA algoritması yalnızca popülasyon boyutu ve yineleme sayısı gibi standart kontrol parametrelerini gerektirir ve algoritmaya özel herhangi bir kontrol parametresi gerektirmez. Bu nedenle, SOA algoritmasının bu tür model parametre tahminine uygulanmasının oldukça uygun olduğu değerlendirilmektedir.

4. SONUÇ VE TARTIŞMA

Bu çalışmada su tutma eğrisini modelleyen modelinin parametrelerini tahmin etmek için en küçük kareler yöntemine dayalı yeni bir parametre tahmin yaklaşımı uygulanmıştır. Amaç fonksiyonunun en küçüklenmesi için ise benzer inşaat mühendisliği problemlerinin çözümü için önerilen Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritması tercih edilmiştir.

Fransa, Almanya, Amerika Birleşik Devletleri ve Rusya’dan altı farklı veri seti örneği üzerinden su tutma eğrisinin parametreleri tahmin edilmiş olup önerilen yaklaşımın tahmin performansını değerlendirmek için ise literatürde var olan Jaya, DE, RETC ve PSO sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

SOA algoritması, diğer örnekler için hala en iyi tahmin sonuçlarını üretebilir ve diğer evrimsel hesaplama algoritmalarından daha kararlıdır. SOA algoritması diğerleri ile aynı optimizasyon performansı göstermesine rağmen daha az kontrol parametresi barındırdığı için tercih edilebilir. Bu nedenle, Van Genuchten modelinin parametre tahmini için SOA algoritmasını kullanmak oldukça rekabetçi olduğu elde edilen bulgulardan elde edilmiştir.

ÇIKAR ÇATIŞMASI/ÇAKIŞMASI BİLDİRİMİ

Yazarlar arasında çıkar çatışması/çakışması bulunmamaktadır.

YAZAR KATKI ORANI

Mürüvet Özsoy: Metodoloji, Araştırma, Materyal temini, İçerik analizi, Makalenin yazımı, Yazılım.

KAYNAKLAR

- [1] Kassaye, K. T., Boulange, J., Saito, H., & Watanabe, H. (2020). Monitoring soil water content for decision supporting in agricultural water management based on critical threshold values adopted for Andosol in the temperate monsoon climate. *Agricultural Water Management*, 229, 105930.
- [2] Dexter, A.R., Bird, N.R.A., 2001. Methods for predicting the optimum and the range of soil water contents for tillage based on the water retention curve. *Soil Tillage Research*, 57, 203–212.
- [3] Wang, Z., Huang, C., & Wang, L. (2022). Parameter estimation of soil water retention curve with Rao-1 algorithm. *Journal of Agricultural Engineering*, LIII:1283.
- [4] Tan, F., Zhou, W. H., & Yuen, K. V. (2016). Modeling the soil water retention properties of same-textured soils with different initial void ratios. *Journal of Hydrology*, 542, 731-743.
- [5] Silva, M.L.N., Libardi, P.L., Gimenes, F.H.S. (2018). Soil water retention curve as affected by sample height. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 42:e0180058.
- [6] Brooks R.H., Corey A.T. 1964. Hydraulic properties of porous media and their relation to drainage design. *Transactions of the ASAE*, 7 (1): 0026-0028. doi: 10.13031/2013.40684.
- [7] Gardner, W. R., Hillel, D., & Benyamini, Y. (1970). Post-irrigation movement of soil water: 1. Redistribution. *Water Resources Research*, 6(3), 851-861.
- [8] Campbell, G. S. (1974). A simple method for determining unsaturated conductivity from moisture retention data. *Soil Science*, 117(6), 311-314.
- [9] Van Genuchten, M. Th. (1980). A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Science Society of America Journal*, 44(5), 892-898.
- [10] Rossi, C., & Nimmo, J. R. (1994). Modeling of soil water retention from saturation to oven dryness. *Water Resources Research*, 30(3), 701-708
- [11] Morshed, J., & Kaluarachchi, J. J. (1998). Parameter estimation using artificial neural network and genetic algorithm for free-product migration and recovery. *Water Resources Research*, 34(5), 1101-1113.
- [12] Ines, A. V., & Droogers, P. (2002). Inverse modelling in estimating soil hydraulic functions: a Genetic Algorithm approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6(1), 49-66.
- [13] Pedroso, D. M., & Williams, D. J. (2011). Automatic calibration of soil–water characteristic curves using genetic algorithms. *Computers and Geotechnics*, 38(3), 330-340.
- [14] Abbaspour, K. C., Schulin, R., & Van Genuchten, M. T. (2001). Estimating unsaturated soil hydraulic parameters using ant colony optimization. *Advances in Water Resources*, 24(8), 827-841.
- [15] Zhang, Y., Gallipoli, D., & Augarde, C. E. (2009). Simulation-based calibration of geotechnical parameters using parallel hybrid moving boundary particle swarm optimization. *Computers and Geotechnics*, 36(4), 604-615.
- [16] Maggi, S. (2017). Estimating water retention characteristic parameters using differential evolution. *Computers and Geotechnics*, 86, 163-172.
- [17] Wang, L., Huang, C., & Huang, L. (2018). Parameter estimation of the soil water retention curve model with Jaya algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151, 349-353.
- [18] Zhang, J., Wang, Z., & Luo, X. (2018). Parameter estimation for soil water retention curve using the salp swarm algorithm. *Water*, 10(6), 815.

- [19] Cheng, M. Y., & Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: A new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures*, 139, 98-112.
- [20] Ezugwu, A. E., & Prayogo, D. (2019). Symbiotic organisms search algorithm: Theory, recent advances and applications. *Expert Systems with Applications*, 119, 184-209.
- [21] Leij, F. J., W. J. Alves, M. Th. van Genuchten, and J. R. Williams. 1996. Unsaturated Soil Hydraulic Database, UNSODA 1.0 User's Manual. *Report EPA/600/R-96/095*, U.S. Environmental Protection Agency, Ada, Oklahoma.
- [22] Wang, L., Zhang, Z., Huang, C., Tsui, K.L., 2018. A GPU-accelerated parallel Jaya algorithm for efficiently estimating Li-ion battery model parameters. *Applied Soft Computing*, 65, 12–20.
- [23] Van Genuchten, M. V., Leij, F. J., and Yates, S. R. (1991). The RETC code for quantifying the hydraulic functions of unsaturated soils. *U. S. Environmental Protection Agency*, Oklahoma, USA.
- [24] Çelik, E. (2020). A powerful variant of symbiotic organisms search algorithm for global optimization. *Engineering Applications of Application*, 87, 103294.
- [25] Çelik, E., & Öztürk, N. (2018). First application of symbiotic organisms search algorithm to off-line optimization of PI parameters for DSP-based DC motor drives. *Neural Computing and Applications*, 30, 1689-1699.