Gri Kurt Optimizasyon Algoritmasına Dayanan Çok Seviyeli İmge Eşik Seçimi

Araştırma Makalesi / Research Article

Ismail KOC*, Omer Kaan BAYKAN, Ismail BABAOGLU

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Selçuk Universitesi, Konya, Türkiye

(Geliş/Received : 01.07.2017 ; Kabul/Accepted : 07.10.2017)

ÖZ

Çoklu eşikleme, görüntü işleme ve örüntü tanıma için önemli bir görüntü işleme tekniğidir. Optimal bir eşik değerinin seçimi görüntü eşiklemede en ciddi aşamalardan birisidir. İki seviye segmentasyon eşik değeri yardımıyla orijinal resmi iki alt bölüme ayırmayı içerirken, çoklu segmentasyon çok eşik değerlerini içermektedir. Özellikle çok seviyeli görüntü eşiklemede, detaylı araştırmaya ilişkin hesaplama zamanı tercih edilen eşik sayısıyla birlikte üstel olarak artmaktadır. Zor problemler için, sürü zekâsı başarılı ve etkili optimizasyon metotlarından biri olarak bilinmektedir. Bu çalışmada, doğadaki gri kurtların sosyal liderlik ve avcılık davranışlarını taklit eden son zamanlarda önerilmiş sürü tabanlı meta sezgisel olan gri kurt algoritması (GWO) çok seviyeli görüntü eşikleme probleminin çözümü için kullanılmaktadır. Standart test resimleri üzerinde yapılan deneysel sonuçlar GWO algoritmasının diğer modern algoritmalarla karşılaştırılabilir olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler :Çok seviyeli imge eşikleme, otsu metodu, sürü zekası, optimizasyon algoritmaları, gri kurt algoritması.

Multilevel Image Thresholding Selection Based on Grey Wolf Optimizer

ABSTRACT

Multilevel thresholding is an important image process technique for image processing and pattern recognition. Selecting an optimal threshold value is one of the most crucial phase in image thresholding. While bi-level segmentation contains separating the original image into subdivided sections with help of a threshold value, multilevel segmentation involves multi threshold values. Especially in multilevel image tresholding, the computational time of detailed search increases exponentially with the number of preferred thresholds. For compelling problems, swarm intelligence is known as one of the successful and influential optimization methods. In this paper, the grey wolf optimizer (GWO), a recently proposed swarm-based meta-heuristic which imitates the social leadership and hunting behavior of gray wolves in nature is employed for solving the multilevel image thresholding problem. The experimental results on standard benchmark images indicate that the grey wolf optimizer algorithm is comparable with other state of the art algorithms.

Keywords: Multilevel image thresholding, otsu method, herd intelligence, optimization algorithms, gray wolf algorithm

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Bir görüntünün benzer yoğunluk, renk ve şekillere sahip homojen parçalara bölünmesi tekniği olan görüntü segmentasyonu, görüntü işlemedeki temel aşamalardan birisidir. Görüntü segmentasyonu genellikle resmi anlamada ve resim temsilinde ilk adımı temsil eder. Segmentasyonun sağladığı sonuçlar, özellik çıkarımı, resim tanıma, semantik yorumlama ve nesne sınıflandırması gibi daha üst düzey uygulamalarda kullanılır [1].

Eşikleme teknikleri, basitliklerinden dolayı gri tonlamalı görüntülerin bölümlenmesinde çok yaygındır. Görüntü segmentasyonu genellikle bir görüntüyü belirli uygulamalar için kullanılmak üzere parçalara bölme işlemini basitleştirir. Görüntü segmentasyonu, karakter tanıma [2], otomatik hedef algılama [3], video değişim algılaması [4], tıbbi görüntüleme [5, 6] ve benzeri [7] uygulama alanlarında sıklıkla kullanılmaktadır. Son birkaç on yılda literatürde görüntü segmentasyonuna yönelik birçok algoritma önerilmiştir. Genel olarak, görüntü segmentasyonu algoritmaları eşikleme, bölge büyümesi, kenar tabanlı ve kümeleme şeklinde sınıflandırılabilir.

Eşik değerleme, görüntü segmentasyonunda çok önemli ve etkili bir rol oynamaktadır. Görüntünün histogramından elde edilen eşik değerlerine bağlı olarak görüntüyü eşiklemenin iki yolu vardır. Bunlar: (a) iki seviyeli eşikleme [8] ve (b) çok düzeyli eşikleme [9, 10]. Geleneksel teknikler [11] ve akıllı yöntemler [12] dâhil olmak üzere, görüntü segmentasyonu için birçok eşikleme yaklaşımı önerilmiştir. Histogram eşikleme tekniği, basit ancak etkili bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Bu teknik, istenen görüntünün histogramından bir eşik değeri seçerek görüntü segmentasyonunu gerçekleştirir. Çözüm için birkaç eşikleme tekniği vardır. Otsu kriteri olarak adlandırılan bu yöntemlerden bir tanesi, gri seviye görüntüsündeki sınıflar arasındaki varyans değerinin maksimizasyonunu hedefleyerek optimal eşik değerlerini seçer. Bu

*Sorumlu Yazar (Corresponding Author)
e-posta : ismailkoc@selcuk.edu.tr

çalışmada eşik sorunu çözmek için Otsu kriterleri kullanılmıştır [13].

Meta-sezgisel yöntemler, bir çözüm uzayında etkin bir arama yapabilmek ve lokal optimum noktasından kurtulabilme yeteneğine sahip bir süreç oluşturmak için yerel iyileştirme prosedürleri ve üst düzey stratejiler arasında bir etkileşim organize eden optimizasyon tekniklerdir [14, 15]. Optimum çok düzeyli görüntü eşiklerini hesaplamak için doğadaki biyolojik, sosyal, kimyasal ve fiziksel sistemlerin davranışlarından türetilen çeşitli meta-sezgisel algoritmalar önerilmiştir. Tüm problemlerin çözümünü başarıyla yerine getiren herhangi bir algoritma bulunmadığından [16], kombinatoryal veya sürekli problemler için farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir [17]. Meta-sezgisel algoritmaların orijinal versiyonları, çözüm kalitesini artırmak için modifiye edilir veya melezleştirilir. En yaygın doğadan esinlenen algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu (PSO) [18], diferansiyel evrim (DE) [19], ateşböceği algoritması (FA) [20],[21], guguk kuşu arama (CS) [22], karınca koloni optimizasyonu [23-26], yapay arı koloni algoritması [27-30], yarasa algoritması (BA) [31], ağaç tohum algoritması [32] ve insan arayıcı optimizasyonu (HSO) [33-35] yöntemlerini içermektedir.

Bu çalışmada, gri kurt optimizasyon algoritması (GWO), çok düzeyli görüntü eşikleme probleminin çözümü için önerilmektedir. GWO algoritması uygulanması kolay ve çözüm kalitesi açısından da başarılı bir algoritmadır. Bu nedenle, Otsu kriterlerini kullanarak çok seviyeli eşikleri bulmak için GWO yöntemi kullanılmıştır.

Önerilen algoritma, DE, CS gibi son zamanlarda önerilen diğer algoritmalar ile karşılaştırılmıştır. Deneysel sonuçlar, genel olarak önerilen GWO algoritmasının hem doğruluk hem sağlamlık açısından PSO, DE, CS, FA ve (iyileştirilmiş yarasa algoritması) IBA algoritmalarına kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Makalenin geri kalan kısmı aşağıdaki şekilde organize edilmiştir. Bölüm 2, çok düzeyli eşiklerin optimal değerlerini aramak için uyarlanmış orijinal GWO'yu tanıtmaktadır. Bölüm 3, çok seviyeli eşik problemini tanımlar ve Otsu tekniğinin nesnel işlevlerini sunar. Bölüm 4, standart benchmark görüntüleri kullanılarak çok seviyeli bölütlemeye uygulanarak elde edilen diğer algoritmaların deneysel sonuçlarını karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Son olarak, sonuçlar Bölüm 5'te tartışılacaktır.

2. GRİ KURT OPTİMİZASYON ALGORİTMASI (GWO) (GRAY WOLF OPTIMIZER)

Gri kurt optimizasyon algoritması, gri kurtların avcılık davranışını ve toplumsal davranışlarını taklit ederek önerilmiştir. Toplumsal hiyerarşi ile ilgili olarak, gri kurtlar *alfa*, *beta*, *delta* ve *omega* olarak sınıflandırılır. Alfa grubu, kurt grubu onun kurallarına uyduğu için hâkim bir türdür. *Beta* sınıfı, kararlarda *alfa'*ya yardımcı olan ikincil kurtları ifade etmektedir. *Omega* ise en düşük sıradaki gri kurtları temsil etmektedir. Bir kurt yukarıda belirtilen herhangi bir türe ait değilse, *delta* olarak adlandırılır. Grup avlama işlemi, kurtların toplumsal etkileşimlerinin yanı sıra gri kurtların ilginç bir sosyal davranışıdır. GWO'nun ana bölümleri avı çevreleme, avlama ve avına saldırma aşamaları oluşturmaktadır [36].

2.1. Sosyal Hiyerarşi (Social Hierarchy)

Aday çözümler kurtların toplumsal hiyerarşisi göz önüne alınarak yapılandırılmıştır. En iyi uygunluk değerine sahip çözümler sırasıyla *alfa*, *beta*, *delta* ve *omega* isimli kurtlar olarak kabul edilir.

2.2. Avı Çevreleme (Encircling prey)

Gri kurt, Denklem 1 ve 2'yi kullanarak avının çevresindeki pozisyonunu rasgele güncelleyebilir. Gri kurtların kuşatma davranışı şu şekilde sunulabilir:

$$D = \left|C.X_p(t) - X(t)\right| \quad (1)$$

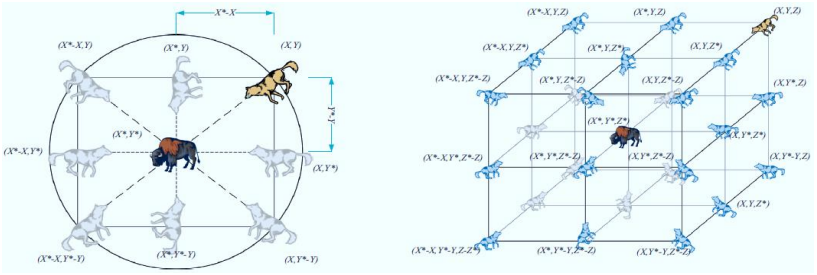
$$X(t+1) = \left|X_p(t) - A.D\right| \quad (2)$$

Burada t değeri mevcut iterasyonu, A ve C değerleri katsayı vektörlerini, X_p avın konum vektörünü, X bir gri kurdun konumunu temsil etmektedir. A ve C değerleri Denklem 3 ve 4'te sırasıyla hesaplanır:

$$A = |2a.r_1 - a| \quad (3)$$

$$C = |2a.r_2| \quad (4)$$

a'nın bileşenleri yinelemeler sırasında lineer olarak 2'den 0'a düşürülür. r_1 ve r_2 [0, 1] arasındaki rastsal bir vektördür. r_1 ve r_2 rastgele vektörleri, kurtların Şekil 1'de gösterilen 2D ve 3D uzayındaki noktalardan herhangi bir yere ulaşmasına izin verir. Böylece, gri kurt, herhangi bir rasgele konumdaki avın etrafındaki boşluk içindeki konumunu Denklem (1) ve (2)'ye göre düzenleyebilir. Benzer şekilde, Şekil 1'de verilen 2D ve 3D uzayı, n boyutlu bir arama uzayına genişletilebilir ve böylece gri kurtların, şimdiye kadar elde edilen en iyi çözüm etrafında hiper-küplerde (veya hiper-kürelerde) hareket etmesi sağlanacaktır.



Şekil 1. Gri kurtların 2D ve 3D uzayındaki konum vektörleri ve olası sonraki konumları (Position vectors and possible next positions of gray wolf in 2D and 3D space) [36]

2.3. Avlama (Hunting)

Gri kurtların alfa, beta ve delta türleri avın mevcut konumu hakkında olağanüstü bilgiye sahiptirler. Bu nedenle, elde edilen ilk üç en iyi çözüm kaydedilir ve diğer kurtların en iyi arama ajanlarının pozisyonlarına göre konumlarını güncellemeleri sağlanır. Bu bağlamda Denklem 5-11 kullanılabilir [37].

$$D_{\alpha} = |C_1 . X_{\alpha} - X| \quad (5)$$

$$D_{\beta} = |C_2 . X_{\beta} - X| \quad (6)$$

$$D_{\delta} = |C_3 . X_{\delta} - X| \quad (7)$$

$$X_1 = |X_{\alpha} - A_1 . D_{\alpha}| \quad (8)$$

$$X_2 = |X_{\beta} - A_2 . D_{\beta}| \quad (9)$$

$$X_3 = |X_{\delta} - A_3 . D_{\delta}| \quad (10)$$

$$X(t+1) = \frac{(X_1 + X_2 + X_3)}{3} \quad (11)$$

2.4. Ava Saldırma (Attacking Prey)

Bu aşamada, a değeri azaltılır ve bu nedenle A'nın değişim aralığı azaltılır. A, [-1,1] aralığında rasgele değerlere sahip olduğunda, arama ajanının sonraki konumu, mevcut konumu ile avın konumu arasındaki herhangi bir yerde olacaktır.

2.5. Arama (Search for prey)

Gri kurtlar genellikle alfa, beta ve delta'nın konumlarına göre arama yapar. Avını aramak ve avlarına saldırma anında bir araya gelmek için birbirlerinden ayrılırlar. Dağılımı matematiksel olarak modellemek için, 1'den büyük veya 1'den küçük rastgele değerlere sahip A parametresi kullanılır. Bu işlem, araştırmayı (exploration) önemli hale getirir ve GWO algoritmasının global aramasına destek sağlar.

GWO algoritmasının akış şeması Şekil 2'de verilmiştir.

Gri Kurt Populasyonunu Başlat Xi=(i=1,2,….,n)
a, A C parametrelerini ata
Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla
X_{α}, X_{β}, ve X_{δ} değerlerini bul
X_{α} = Populasyondaki en iyi konuma sahip ajan
X_{β} = Populasyondaki en iyi ikinci konuma sahip ajan
X_{δ} = Populasyondaki en iyi üçüncü konuma sahip ajan

while (t< Maksimum İterasyon sayısı)
for Her bir ajan
Mevcut arama ajanların konumlarını Denklem 11 ile güncelle.
end for

a, A ve *C parametlerini güncelle*
Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla
X_{α}, X_{β} ve X_{δ} parametlerini hesapla
t = t+1
end while
return X_{α}

Şekil 2.GWO algoritmasının sözde kodu (Pseudo-code of GWO algorithm)

3. ÇOKLU EŞİKLEME PROBLEMİ (MULTILEVEL THRESHOLDING PROBLEM)

Eşikleme tekniği, verilen resmin histogramına dayalı olarak görüntü segmentasyonunu gerçekleştirir. İşlenecek bir görüntüde L gri seviyeleri, 0 ve L-1 arasındaki t eşik değeri, I verilen bir resmi ifade ettiği varsayımı üzerinden, bir görüntü için iki seviyeli eşikleme Denklem 12'teki gibi tanımlanabilir:

$$P_F = \{I(x,y) \in I \mid 0 \leq I(x,y) \leq t-1\}$$
$$P_B = \{I(x,y) \in I \mid t \leq I(x,y) \leq L-1\} \quad (12)$$

Eşikleme için segment sayısının artmasıyla, iki seviyeli eşikleme çok seviyeli eşiklemeye dönüştürülebilir. Dönüşüm formülü Denklem 13'te verilmiştir.

$$\begin{aligned} P_o &= \{I(x,y) \in I \mid 0 \leq I(x,y) \leq t_0 - 1\} \\ P_1 &= \{I(x,y) \in I \mid t_0 \leq I(x,y) \leq t_1 - 1\} \\ &\ldots \\ P_n &= \{I(x,y) \in I \mid t_{n-1} \leq I(x,y) \leq L-1\} \end{aligned} \quad (13)$$

Burada I(x,y) koordinat sistemindeki x, y koordinatlarından elde edilen pikseli ifade etmektedir. $I(x,y)$ [0, 255] arasındaki değere sahiptir. Çok seviyeli eşiklemenin amacı optimal eşik değerlerini (t_0 , t_1 ,…, t_n) hesaplamaktır. (P_o ,P_1 ,…, P_n) verilen resmin farklı kısımlarını temsil etmektedir. $A \cap \tilde{A} = \emptyset$ koşulunun sağlanması gereklidir, ve P değerlerinin hepsinin birleşimi I resmini oluşturmaktadır.

Çoklu eşikleme için az sayıda en iyi eşik değerini bile hesaplamak oldukça zor iken çift seviyeli eşikleme için optimum eşiğin bulunması hesaplama yükü açısından zor değildir. Bu nedenle, belirli bir görüntünün optimum eşik değerlerini hesaplamak için sezgisel algoritmaları kullanmak daha elverişlidir.

3.1. Otsu'nun Eşik Yöntemi (Otsu Thresholding Method)

Otsu metotu [38] sınıflar arasındaki varyansın maksimizasyona dayalı olup, görüntü eşikleme için önerilen en yaygın yöntemlerden birisidir. İki seviyeli eşik değerleme için Otsu, eşik değeri bulmak için sınıflar arası varyansı tanımlamıştır. Tüm sınıflar için değerlendirilen *sigma* fonksiyonlarının toplamı maksimize edildiğinde, iki seviyeli eşik değer için optimum *t* değeri bulunabilir. Amaç fonksiyonunun matematiksel modellenmesi Denklem 14-19'daki gibidir:

$$t^* = argmax[f_b(t)] \quad (14)$$

$$f_b(t) = \sigma_0 + \sigma_1 \quad (15)$$

$$\sigma_0 = \omega_0(\mu_0 - \mu_t)^2 \quad \text{ve} \quad \sigma_1 = \omega_1(\mu_1 - \mu_t)^2 \quad (16)$$

$$\mu_0 = \frac{1}{\omega_0}\sum_{i=0}^{t-1} i\, xp_i \text{ ve } \mu_1 = \frac{1}{\omega_1}\sum_{i=t}^{L-1} i\, xp_i \quad (17)$$

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{t-1} p_i \text{ ve } \omega_1 = \sum_{i=t}^{L-1} p_i \quad (18)$$

$$p_i = \frac{x_i}{X} \quad (19)$$

burada, x_i *i.* seviyesindeki toplam piksel sayısını , X toplam piksel sayısını temsil etmektedir. p_i Denklem 19'da görüldüğü gibi *i.* gri seviyedeki olasılık seviyesini göstermektedir. ω_0 ve ω_1 Denklem 18'teki 0. ve 1. segmentlerin oluşmasının tahmin edilen olasılığını. μ_0 ve μ_1 Denklem 17'deki gibi sırasıyla 0 ve 1. sınıfların ortalama yoğunluğunu ve μ_t ise Denklem 16'daki gibi resmin ortalama değerini ifade etmektedir. Son olarak

Denklem 15'te görüldüğü gibi σ_0 is 0. sınıfın varyansını σ_1 ise 1. sınıfın varyansını göstermektedir.
Sınıflar arası varyansa dayalı iki seviyeli görüntü eşikleme Denklem 20-24'teki gibi çok seviyeli eşiklemeye genişletilir:

$$t^* = argmax[f_m(t)] \quad (20)$$

$$f_b(t) = \sum_{i=0}^{n} \sigma_i \quad (21)$$

$$\sigma_0 = \omega_0(\mu_0 - \mu_t)^2 \ , \ \sigma_1 = \omega_1(\mu_1 - \mu_t)^2, \ \ldots\ldots, \ \sigma_n = \omega_n(\mu_n - \mu_t)^2 \quad (22)$$

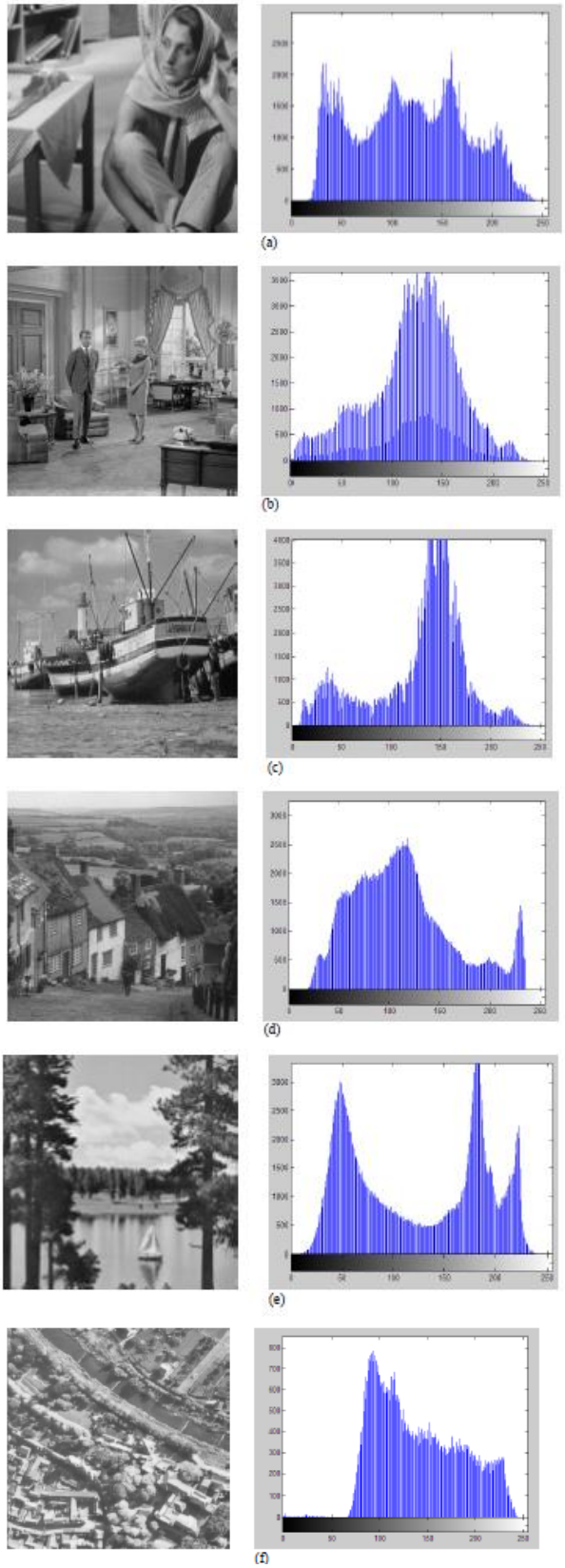
$$\mu_0 = \frac{1}{\omega_0} \sum_{i=0}^{t_0-1} i\, xp_i \ , \ \mu_1 = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=t_0}^{t_1-1} i\, xp_i \ , \ \ldots\ldots, \ \mu_n = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=t_n}^{L-1} i\, xp_i \quad (23)$$

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{t_0-1} p_i \ , \ \omega_1 = \sum_{i=t_0}^{t_1-1} p_i \ , \ \ldots\ldots, \ \omega_n = \sum_{i=t_n}^{L-1} p_i \quad (24)$$

4. DENEYSEL SONUÇLAR (EXPERIMENTAL RESULTS)

Çok seviyeli görüntü eşikleme problemi, Gandomi ve ark. (2013) [22] çalışmasında belirtilen fonksiyonları maksimize eden [0, L - 1] aralığında optimum eşikleri elde etmeyi amaçlamaktadır. Problemin boyutu, eşik sayısı k sayısı kadardır ve arama uzayı ise [0, L-1] aralığındadır. Bu çalışmada önerilen GWO algoritması popülasyona dayalı diğer beş farklı meta-sezgisel tekniklerle karşılaştırılmıştır: PSO, DE, CS ve FA ve IBA. PSO, DE, CS ve FA ve IBA algoritmaların sonuçlarının tamamı ise Alihodzic ve Tuba (2014) makalesinden alınmıştır [7].

Deneysel çalışmalar, elde edilen sonuçlar ışığında PSO, DE, CS ve FA ve IBA algoritmalarının sonuçları ile adil bir karşılaştırma yapmak için 6 standart görüntü kullanılarak gerçekleştirilmiştir [7]. Bu çalışmada kullanılan Barbara, Living Room, Boats, Goldhill ve Lake gibi görüntülerin büyüklüğü (512 × 512) ve Antenna veri boyutu ise (256×256) şeklindedir. Barbara ve Boats görüntüleri http://decsai.ugr.es/~javier/ denoise/ test_images/ adresinden alınmıştır. Living Room ve Lake görüntüleri http://www.imageprocessingplace.com /root_ files_ V3/ image_databases.htm adresinde bulunabilir. Goldhill resmi https:// ece.uwaterloo. ca/z70wang/research/quality_index/demo.html sitesinden seçildi. Hava görüntüsü, http://sipi.usc. edu/database/database.php?volume=misc adresindeki Güney Kaliforniya Sinyali ve Görüntü İşleme Enstitüsü resim veritabanında mevcuttur. Bu resimlere ait orijinal görüntüler ve gri seviyedeki histogramları sırasıyla Şekil 3'te gösterilmektedir



Şekil 3. Gri seviye test görüntüleri ve bunların histogramı ve: (Gray level test images and their histogram and:) (A) Barbara, (b) Oturma odası, (c) Tekneler, (d) Goldhill, (e) Göl, ve (f) Anten. ((A) Barbara, (b) Living room, (c) Boats, (d) Goldhill, (e) Lake, and (f) Antenna)

Otsu'nun kriterleri için GWO yöntemiyle elde edilen deneysel sonuçlar diğer algoritmaların sonuçlarıyla birlikte karşılaştırmalı olarak Çizelge 1'de verilmiştir. Ortalama değerler (Ort. Değ.) en iyi değerler maksimum değer olduğu için kalın olarak işaretlenmiştir. Standart sapma (St. Sap.) ise en küçük değerler kalın olarak işaretlenmiştir. Deneysel çalışmalarda araştırılan eşik sayısı 2, 3, 4 ve 5 olarak seçilmiştir. Meta-sezgisel algoritmalar stokastik özelliklere sahip olduğundan, her deney, her bir resim görüntüsü için ve her bir *k* eşik değeri için 50 kez çalıştırılmıştır. Önerilen algoritma ile elde edilen en iyi çözüm *fb(t)*'nin uygunluk değeri, bilinen en iyi değere ulaştığında, çalışma sonlandırılmıştır. Bu nedenle, tekrarlamasında optimum elde edilemediği zaman çalışma 2000 iterasyona ulaştığı anda çalışma sonlandırılmıştır. Ayrıca, tüm algoritmalardaki popülasyon boyutu $N = 40$ alınmıştır. Otsu'nun amaç fonksiyonuna dayanan deneyler için, altı test meta-sezgisel algoritma için 50 bağımsız çalıştırma için ortalama ve standart sapmalar hesaplanmış ve Çizelge 1'de sunulmuştur. PSO, DE, CS, FA ve IBA algoritmalarıyla elde edilen sonuçlar Alihodzic and Tuba (2014) çalışmasından alınmıştır [7]. Deneysel çalışmalar i5-3210M CPU 2.50 GHz CPU, Windows 10 Pro 64-bit işletim sistemi ve 4GB RAM özellikli bir bilgisayarda Matlab R2014a versiyonu kullanılarak gerçekleştirmiştir. Buna ek olarak, önerilen yöntemin çalışma zamanı (saniye cinsinden) MATLAB'ın *tic* ve *toc* fonksiyonları kullanarak elde edilmiş ve Çizelge 2'de sunulmuştur.

algoritması *Barbara* için diğer algoritmalarla yaklaşık aynı sonucu elde ederken kararlılık açısından değerlendirildiğinde ise GWO algoritması PSO, CS ve DE yöntemlerinden daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. K=5 durumunda *Barbara* test verisinde GWO yöntemi 2891.49129 değeriyle diğer algoritmaların elde ettiği değeri geçmiş ve en iyi performansı sergilemiştir ve aynı zamanda bu test verisi için kararlılık açısından PSO ve DE yöntemlerinden de başarılı olmuştur. *Living Room* test verisi için K=5 durumu dışında tüm durumlarda başarılı sonuçlar elde etmiştir. *Tekneler* verisi için *Living Room* test verisine benzer şekilde K=5 durumu dışında iyi sonuçlar elde edilmiştir. *Goldhill* veri seti sonuçları incelendiğinde K=2, 3 ve 4 için en iyi değerlere ulaşılmıştır. K=5 durumunda ise GWO algoritması IBA ve FA algoritmalarına çok yakın bir sonuç elde etmiştir. *Lake* test verisi için ise GWO bu kez sadece PSO ve DE yöntemlerinden daha kararlı olduğu göstermiştir. Son olarak *Antenna* verisi için K=2 ve K=3 durumunda en iyi sonuçlara ulaşılmıştır. K=4 ve K=5 durumunda ise GWO algoritması çözüm kalitesi açısından IBA ve FA algoritmalarından sonra en başarılı algoritma olmuştur. Özetle, GWO algoritması *Barbara* test verisinde K'nın tüm durumlarında en iyi performansı verirken diğer test verilerinde ise K=5 durumu dışında GWO yönteminin en iyi sonuca ulaştığı görülmüştür. Ayrıca GWO yöntemi ile IBA yönteminin çalışma süreleri Çizelge 2'de karşılaştırılmalı olarak verilmiştir.

Çizelge 1. Otsu'nun kriterine göre PSO, DE, CS, FA, IBA yöntemlerinden elde edilen ortalama değerlerin ve standart sapmaların GWO yöntemiyle karşılaştırılması (Comparison of mean values and standard deviations obtained from PSO, DE, CS, FA, IBA methods by GWO method according to Otsu's criterion)

Alg.	K	Barbara		Living Room		Boats		Goldhill		Lake		Antenna	
		Ort. Değ.	St. Sap.	Ort. Değ.	St. Sap.	Ort. Değ.	St. Sap.	Ort. Değ.	St. Sap.	Ort. Değ.	St. Sap.	Ort. Değ.	St. Sap.
PSO	2	2608.61078	1.82E − 12	**1627.90917**	**0.00E − 00**	**1863.34673**	**0.00E − 00**	**2069.5102**	**4.55E − 13**	**3974.73821**	3.64E − 12	**1808.17105**	**2.27E − 13**
	3	2785.16328	2.27E − 12	**1760.10302**	**2.27E − 13**	**1994.53631**	1.59E − 12	**2220.37264**	**1.36E − 12**	**4112.6311**	4.55E − 12	**1905.41061**	1.14E − 12
	4	2856.2608	6.66E − 03	**1828.86438**	**1.59E − 12**	2059.86622	4.22E − 04	2295.3801	1.48E − 03	4180.88398	7.41E − 03	1955.08562	7.65E + 00
	5	2890.97555	5.05E − 02	1871.98483	2.29E − 02	2092.77115	8.36E − 03	2331.15648	3.56E − 04	4216.94289	3.99E − 03	1979.17031	2.51E + 00
DE	2	2608.61078	1.82E − 12	**1627.90917**	**0.00E − 00**	**1863.34673**	**0.00E − 00**	**2069.5102**	**4.55E − 13**	**3974.73821**	3.64E − 12	**1808.17105**	**2.27E − 13**
	3	2785.16209	8.31E − 03	**1760.10302**	**2.27E − 13**	1994.53527	7.26E − 03	**2220.37264**	**1.36E − 12**	**4112.6311**	4.55E − 12	**1905.41061**	1.14E − 12
	4	2856.26131	2.80E − 03	1828.86033	1.30E − 02	2059.86527	6.85E − 03	2295.3801	1.48E − 03	4180.88398	7.41E − 03	1955.08562	7.65E + 00
	5	2890.97135	2.05E − 02	1871.9767	2.34E − 02	2092.76691	2.71E − 02	2331.15648	3.56E − 04	4216.94289	3.99E − 03	1979.17031	2.51E + 00
CS	2	2608.61078	1.82E − 12	**1627.90917**	**0.00E − 00**	**1863.34673**	**0.00E − 00**	**2069.5102**	**4.55E − 13**	**3974.73821**	3.64E − 12	**1808.17105**	**2.27E − 13**
	3	2785.16328	2.27E − 12	**1760.10302**	2.27E − 13	**1994.53631**	1.59E − 12	**2220.37264**	**1.36E − 12**	**4112.6311**	4.55E − 12	**1905.41061**	1.14E − 12
	4	2856.26151	2.45E − 03	**1828.86438**	**1.59E − 12**	**2059.86628**	1.36E − 12	**2295.38047**	**2.27E − 12**	**4180.88616**	**0.00E − 00**	**1957.01797**	**0.00E − 00**
	5	2890.97654	4.85E − 04	1871.99023	2.70E − 03	2092.77582	1.03E − 03	2331.15524	4.76E − 03	**4216.94358**	**9.09E − 13**	1980.65104	1.16E − 02
FA	2	2608.61078	1.82E − 12	**1627.90917**	0.00E − 00	**1863.34673**	**0.00E − 00**	**2069.5102**	**4.55E − 13**	**3974.73821**	3.64E − 12	**1808.17105**	**2.27E − 13**
	3	2785.16328	2.27E − 12	**1760.10302**	**2.27E − 13**	**1994.53631**	1.59E − 12	**2220.37264**	**1.36E − 12**	**4112.6311**	4.55E − 12	**1905.41061**	1.14E − 12
	4	2856.26213	**4.55E − 13**	**1828.86438**	**1.59E − 12**	**2059.86628**	1.36E − 12	**2295.38047**	**2.27E − 12**	**4180.88616**	**0.00E − 00**	**1957.01797**	**0.00E − 00**
	5	2890.97661	3.64E − 12	**1871.99062**	0.00E − 00	2092.77352	3.57E − 03	**2331.1566**	**2.27E − 12**	**4216.94358**	**9.09E − 13**	**1980.65674**	**9.09E − 13**
IBA	2	2608.61078	**1.36E − 12**	**1627.90917**	**0.00E − 00**	**1863.34673**	**0.00E − 00**	**2069.5102**	**4.55E − 13**	**3974.73821**	4.09E − 12	**1808.17105**	2.27E − 13
	3	2785.16328	**1.36E − 12**	**1760.10302**	**2.27E − 13**	**1994.53631**	**1.14E − 12**	**2220.37264**	**1.36E − 12**	**4112.6311**	**3.64E − 12**	**1905.41061**	1.14E − 12
	4	2856.26213	**4.55E − 13**	**1828.86438**	2.27E − 12	**2059.86628**	**9.09E − 13**	**2295.38047**	**2.27E − 12**	**4180.88616**	**0.00E − 00**	**1957.01797**	**0.00E − 00**
	5	2890.97661	**2.73E − 12**	1871.99062	**0.00E − 00**	**2092.77597**	**1.36E − 12**	**2331.1566**	**2.27E − 12**	**4216.94358**	3.64E − 12	**1980.65674**	9.09E -13
GWO	2	**2609.11376**	1.84E-12	**1627.90917**	6.89E-13	**1863.34673**	1.84E-12	**2069.5102**	1.84E-12	**3974.73821**	**2.30E-12**	**1808.17105**	6.89E-13
	3	**2785.61199**	1.38E-12	**1760.10302**	6.89E-13	**1994.53631**	1.15E-12	**2220.37264**	1.38E-12	**4112.6311**	5.51E-12	**1905.41061**	**9.19E-13**
	4	**2856.69877**	4.59E-13	**1828.86438**	1.61E-12	**2059.86628**	2.30E-12	**2295.38047**	2.30E-12	**4180.88616**	**0.00E+00**	1957.01793	2.77E-04
	5	**2891.49129**	6.96E-03	1871.98523	1.91E-02	2092.77269	6.43E-03	2331.15611	3.42E-03	4216.94326	1.97E-03	1980.65571	2.57E-03

Çizelge 1 incelendiğinde ortalama değerler açısından k=2 durumda *Barbara* için GWO yöntemi diğer yöntemlerden daha iyi sonuç elde ederken. k=3 durumunda algoritmaların perfomansı arasında çok ciddi bir fark görülmemiştir. k=4 durumunda GWO

Çizelge 2 incelendiğinde, IBA yöntemi eşik seviyesi 2, 3 ve 4 olduğu durumlarda çok daha hızlı olurken, GWO yönteminin eşik seviyesinin 5 olduğu tüm durumlarda çok daha kısa sürede sonuç ürettiği gözlemlenmiştir. Sonuç olarak GWO yönteminin eşik seviyesinin 5 ve

daha yüksek olduğu durumlarda IBA yöntemine göre daha hızlı bir şekilde sonuç üretebileceği düşünülmektedir.

5. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada çok seviyeli görüntü eşiklemeye ilişkin önemli bir optimizasyon problemi ele alınmıştır. Eşikleme problemi üssel bir problem olduğu için sürü zekâsına dayalı meta sezgisel yöntemlerin kullanılması daha uygun olmaktadır. Dolayısıyla bu problem için gri kurt optimizasyon algoritmasını uyarlanmış ve elde edilen sonuçlar literatürde sıkça kullanılan popülasyon tabanlı diğer algoritmaların sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Önerilen GWO algoritması 6 standart benchmark görüntü üzerinde test edilmiştir. Çözüm kalitesi göz önüne alındığında, GWO algoritmasının genel olarak diğer tüm algoritmalardan belli ölçüde daha üstün olduğu kanıtlanmıştır. Bu sonuçlar da önerilen algoritmanın çok seviyeli görüntü eşikleme probleminin çözümünde kullanılabileceğini göstermiştir.

Çizelge 2. GWO yönteminin çalışma süreleri açısından IBA yöntemi ile karşılaştırılması (saniye cinsinden) (Comparison of GWO method with IBA method in terms of processing time (in seconds))

		Barbara	Oturma odası	Tekneler	Goldhill	Göl	Anten
IBA	2	**0.039**	**0.039**	**0.038**	**0.038**	**0.039**	**0.046**
	3	**0.089**	**0.088**	**0.089**	**0.088**	**0.089**	**0.103**
	4	**3.014**	**2.945**	**2.931**	**2.775**	**2.613**	**2.67**
	5	100.079	130.397	75.879	74.674	73.019	99.88
GWO	2	3.29	2.36	3.22	3.28	2.97	3.48
	3	25.26	21.17	21.38	22.35	22.81	23.87
	4	35.98	31.56	30.52	30.95	31.27	32.43
	5	**39.40**	**37.11**	**36.53**	**36.96**	**37.15**	**40.59**

KAYNAKLAR (REFERENCES)

[1] Sathya P. and Kayalvizhi R.. "Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation". ***Engineering Applications of Artificial Intelligence***.24: 595-615, (2011)

[2] Lazaro J.. Martin J. L.. Arias J.. Astarloa A.. and Cuadrado C.. "Neuro semantic thresholding using OCR software for high precision OCR applications". ***Image and Vision Computing***. 28: 571-578, (2010)

[3] Anagnostopoulos G. C.. "SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors". ***Nonlinear Analysis-Theory Methods & Applications***. 71: E2934-E2939, (2009)

[4] Hsiao Y. T.. Chuang C. L.. Lu Y. L.. and Jiang J. A.. "Robust multiple objects tracking using image segmentation and trajectory estimation scheme in video frames". ***Image and Vision Computing***. 24: 1123-1136, (2006)

[5] Adollah R.. Mashor M. Y.. Rosline H.. and Harun N. H.. "Multilevel Thresholding as a Simple Segmentation Technique in Acute Leukemia Images". ***Journal of Medical Imaging and Health Informatics***. 2: 285-288, (2012)

[6] Dominguez A. R. andNandi A. K.. "Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement. multilevel-thresholding segmentation. and region selection". ***Computerized Medical Imaging and Graphics***. 32: 304-315, (2008)

[7] Alihodzic A. and Tuba M.. "Improved bat algorithm applied to multilevel image thresholding". ***ScientificWorldJournal***. 2014. 176718, (2014)

[8] Kumar S.. Kumar P.. Sharma T. K.. and Pant M.. "Bi-level thresholding using PSO. Artificial Bee Colony and MRLDE embedded with Otsu method". ***Memetic Computing***. 5: 323-334, (2013)

[9] Pare S.. Kumar A.. Bajaj V.. and Singh G. K.. "A multilevel color image segmentation technique based on cuckoo search algorithm and energy curve". ***Applied Soft Computing***. 47. 76-102, (2016)

[10] Guo Y. Z.. Zhu W. X.. Jiao P. P.. Ma C. H.. andYang J. J.. "Multi-object extraction from topview group-housed pig images based on adaptive partitioning and multilevel thresholding segmentation". ***Biosystems Engineering***. 135: 54-60, (2015)

[11] Pal N. R. and Pal S. K.. "A Review on Image Segmentation Techniques". ***Pattern Recognition***. 26: 1277-1294, (1993)

[12] Osuna-Enciso V.. Cuevas E.. and Sossa H.. "A comparison of nature inspired algorithms for multi-threshold image segmentation". ***Expert Systems with Applications***. 40: 1213-1219, (2013)

[13] Ayala H. V. H.. Santos F. M. d.. Mariani V. C.. and Coelho L. d. S.. "Image thresholding segmentation based on a novel beta differential evolution approach". ***Expert Systems with Applications***. 42: 2136-2142, (2015)

[14] Yang X. S.. "Efficiency Analysis of Swarm Intelligence and Randomization Techniques". ***Journal of***

Computational and Theoretical Nanoscience. 9: 189-198, (2012)

[15] Yang X. S.. "Review of meta-heuristics and generalised evolutionary walk algorithm". ***International Journal of Bio-Inspired Computation***. 3: 77-84, (2011)

[16] Yang X. S.. "Free Lunch or No Free Lunch: That Is Not Just a Question?". ***International Journal on Artificial Intelligence Tools***. 21: (2012)

[17] Gandomi A. H. and Yang X. S.. "Evolutionary boundary constraint handling scheme". ***Neural Computing & Applications***. 21: 1449-1462, (2012)

[18] Kennedy J. and Eberhart R.. "Particle swarm optimization". ***1995 Ieee International Conference on Neural Networks Proceedings***. *1-6:* 1942-1948, (1995)

[19] Storn R. and Price K.. "Differential evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces". ***Journal of Global Optimization***. 11: 341-359, (1997)

[20] Yang X. S.. "Firefly Algorithms for Multimodal Optimization". ***Stochastic Algorithms: Foundations and Applications. Proceedings*** 169-178, (2009)

[21] Fister I.. Fister I.. Yang X. S.. and Brest J.. "A comprehensive review of firefly algorithms". ***Swarm and Evolutionary Computation***. . 13. 34-46, (2013).

[22] Gandomi A. H.. Yang X. S.. and Alavi A. H.. "Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems". ***Engineering with Computers.*** 29: 17-35, (2013)

[23] Dorigo M. and Gambardella L. M.. "Ant colonies for the travelling salesman problem". ***Biosystems***. 43: 73-81, (1997)

[24] Tuba M. and Jovanovic R.. "Improved ACO Algorithm with Pheromone Correction Strategy for the Traveling Salesman Problem". ***International Journal of Computers Communications & Control***. 8: 477-485, (2013)

[25] Jovanovic R. and Tuba M.. "An ant colony optimization algorithm with improved pheromone correction strategy for the minimum weight vertex cover problem". ***Applied Soft Computing***. 11: 5360-5366, (2011)

[26] Jovanovic R. and Tuba M.. "Ant Colony Optimization Algorithm with Pheromone Correction Strategy for the Minimum Connected Dominating Set Problem". ***Computer Science and Information Systems***. 10. 133-149, (2013)

[27] Bacanin N. and Tuba M.. "Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm for Constrained Optimization Improved with Genetic Operators". ***Studies in Informatics and Control***. 21: 137-146, (2012)

[28] Tuba M. and Bacanin N.. "Artificial Bee Colony Algorithm Hybridized with Firefly Algorithm for Cardinality Constrained Mean-Variance Portfolio Selection Problem". ***Applied Mathematics & Information Sciences***. 8: 2831-2844, (2014)

[29] Brajevic I. and Tuba M.. "An upgraded artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems". ***Journal of Intelligent Manufacturing***. 24: 729-740, (2013)

[30] Subotic M. and Tuba M.. "Parallelized Multiple Swarm Artificial Bee Colony Algorithm (MS-ABC) for Global Optimization". ***Studies in Informatics and Control***. 23: 117-126, (2014)

[31] Yang X. S.. "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm". ***Nicso 2010: Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization***. 284: 65-74, (2010)

[32] Kiran M. S.. "TSA: Tree-seed algorithm for continuous optimization". ***Expert Systems with Applications***. 42: 6686-6698, (2015)

[33] Tuba M.. Brajevic I.. and Jovanovic R.. "Hybrid Seeker Optimization Algorithm for Global Optimization". ***Applied Mathematics & Information Sciences***. 7: 867-875, (2013)

[34] Tuba M. and Bacanin N.. "Improved seeker optimization algorithm hybridized with firefly algorithm for constrained optimization problems". ***Neurocomputing***. 143: 197-207, (2014)

[35] Dai C. H.. Chen W. R.. Song Y. H.. andZhu Y. F.. "Seeker optimization algorithm: a novel stochastic search algorithm for global numerical optimization". ***Journal of Systems Engineering and Electronics***. 21: 300-311, (2010)

[36] Mirjalili S.. Mirjalili S. M.. and Lewis A.. "Grey Wolf Optimizer". ***Advances in Engineering Software***. 69: 46-61, (2014)

[37] Jayakumar N.. Subramanian S.. Ganesan S.. andElanchezhian E. B.. "Grey wolf optimization for combined heat and power dispatch with cogeneration systems". ***International Journal of Electrical Power & Energy Systems***. 74: 252-264, (2016)

[38] Otsu N.. " A threshold selection method from gray-level histograms". ***IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics***. 9: 62-66, (1979)