

# SEGMENTASYONDA OPTİMUM ÖLÇEK PARAMETRESİ TESPİTİNDE KONUMSAL OTOKORELASYON VE VARYANSIN ETKİSİNİN ANALİZİ

T. Kavzoğlu, M. Yıldız

Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği, Gebze Teknik Üniversitesi, 41400 Gebze, Kocaeli  
kavzoglu@gtu.edu.tr; m.yildiz@gtu.edu.tr

**ANAHTAR KELİMELER:** Nesne tabanlı sınıflandırma, Segmentasyon, Ölçek parametresi, Konumsal otokorelasyon, ESP.

## ÖZET:

Uzaktan algılanmış görüntüleri sınıflandırma yaklaşımlarına, piksel tabanlı sınıflandırma yaklaşımının ardından, son yıllarda önemli gelişim gösteren nesne tabanlı sınıflandırma yaklaşımı yeni bir boyut kazandırmıştır. Nesne tabanlı sınıflandırma yaklaşımında, nesnelere oluşturmada belirleyici ve ilk adım segmentasyon işlemidir. Bu işlemde en önemli aşama segmentasyon parametrelerinin belirlenmesi olup, bu parametrelerin en yüksek sınıflandırma performansını verecek parametre değerlerinin tespiti güncel bir araştırma konusudur. Bu parametrelerin tespiti için literatürde sınırlı birkaç çalışma mevcuttur. Ölçek parametresi, kullanılan veri setine ve çalışma alanının değişimine bağlı olduğu için henüz bilim camiası tarafından kabul görmüş bir metod bulunmamaktadır. Bu çalışmada, segmentasyon parametreleri içerisinde en etkili olduğu bilinen ölçek parametresini belirlemeye yönelik bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışma alanına ait görüntü Trabzon ili Yomra ilçesi sınırları içerisinde ve arazi örtüsü sınıfları bakımından heterojen bir yapıyı içermektedir. Çalışmanın amacı, sınıfların benzer spektral özellik gösterdiği yoğun heterojenliğe sahip bölgeyi içeren ve çok yüksek konumsal çözünürlükteki uydu görüntüsü için optimum ölçek parametrelerinin belirlenebilirliğidir. Bunun için konumsal otokorelasyon tekniği olan Moran's *I* indeksi ile varyans değerleri bir arada değerlendirilmiştir. Farklı ölçek parametreleri ile birçok segmentasyon görüntüsü oluşturulmuştur. Bu segmentasyon görüntüleri ölçek parametrelerinin kademeli olarak değiştirildiği gruplar halinde değerlendirilmiştir. Önerilen yöntemin her grup için farklı ölçek değerlerini işaret ettiği gözlemlenmiştir. Değişimin görüldüğü ölçek parametreleri belirlenerek tekli ölçekler üzerinden sınıflandırma yapılmış ve doğrulukları karşılaştırılmıştır. Doğruluk analizinde farkların % 1-5 mertebesinde olduğu görülmüştür. Tekli ölçek parametresi yerine, önerilen yöntemden belirlenen ölçek değerlerinin segmentasyonda çoklu olarak kullanılması ile sınıflandırma doğruluğunun arttığı görülmüştür. Ayrıca aynı veri seti için, ölçek parametresi tahmini (ESP) aracı ile ölçek parametresi belirlenmiş ve sınıflandırma doğrulukları hesaplanarak karşılaştırmalı analizler gerçekleştirilmiştir.

**KEY WORDS:** Object based classification, Segmentation, Scale parameter, Spatial autocorrelation, ESP.

## ABSTRACT:

In recent years, object-based classification approach has shown significant improvement and brought new dimension to classification approaches in remote sensing. In object based classification approach, segmentation process is the first and most important step to create image objects. The most important stage is to determine segmentation parameter values producing the highest classifying performance. There exist limited studies for the determination of these parameters in the literature. Since scale parameter depends on used data sets and study area characteristics, there is not any method accepted as universal solution by the scientific community. In this study, a comparative study was implemented to determine the optimal scale parameter that is known to be the most effective parameter in segmentation parameters. The image of the test area has a heterogeneous structure in terms of land cover classes in Yomra district of Trabzon province. The purpose of the study is to determine the optimal scale parameters for the data set containing dense heterogeneity with similar spectral properties of the classes. Moran's *I* index of spatial autocorrelation technique and variance values were evaluated together. Several segmentation images were created with different scale parameters. These images were then considered as groups. It was observed that the proposed approach suggested different scale values for each group. Classification process was conducted with single scale value while the scale parameters in these variations were detected and accuracies were compared. Accuracies of analysis were found to be in the range of 1-5% difference. Instead of using single scale parameter, the use of multiple scales increased the classification accuracy with the application of the proposed method. Moreover, scale parameter was determined with estimation of scale parameter (ESP) tool and comparative analyses were carried out with calculated classification accuracies.

## 1. GİRİŞ

Uzaktan algılanmış görüntülerin sınıflandırılmasında kullanılan tekniklerin içerisinde nesne tabanlı sınıflandırma son yirmi yılda önemli bir gelişim göstermiştir. Bilinen sınıflandırma yaklaşımlarının çoğu mevcut piksellerin istatistiksel analizine dayanmakta ve bu yaklaşımlar düşük çözünürlüklü görüntüler için daha uygun çözümler sunmaktadır. Yüksek çözünürlüklü görüntülerin elde edilmesiyle birlikte sınıflandırma

doğruluğu da artmıştır (Bayburt ve Maktav, 2012). Çok yüksek çözünürlüklü görüntülerin ortaya çıkması ve kolay erişilebilirliğinin ardından nesne tabanlı sınıflandırma çalışmaları hızlı bir şekilde gelişmiştir (Blaschke, 2010). Bu yaklaşımda, görüntüdeki benzer ve komşu spektral pikseller gruplandırılır ve elde edilen nesnelere üzerinden sınıflandırma gerçekleştirilir. Böylelikle milyonlarca piksel yerine daha az sayıda olan görüntü nesnelere kullanılmakta ve nesnelere spektral

karakteristiklerinin yanında doku, şekil, alan gibi özelliklerinde sınıflandırılmada kullanılması nesne tabanlı sınıflandırma yaklaşımının piksel tabanlı sınıflandırma yaklaşımına göre avantajı olarak değerlendirilmektedir.

Nesne tabanlı sınıflandırma analizi genel olarak üç aşamada gerçekleştirilir. Segmentasyon, sınıflandırma ve doğruluk analizi. İlk aşama olan segmentasyon, görüntüyü anlamlı nesnelere ayırma işlemi olarak tanımlanabilir. Literatürde çeşitli segmentasyon teknikleri önerilmiş ve kullanılmıştır (Dey vd., 2010). Çoklu-çözünürlük (multi-resolution) segmentasyonu nesne-tabanlı görüntü analizi çerçevesinde en başarılı görüntü segmentasyon tekniklerinden biridir (Witharana ve Civco, 2014). Baatz ve Schäpe (2000) tarafından geliştirilen çoklu-çözünürlüklü segmentasyon yöntemi bölge büyütme mantığına dayalı olarak çalışmaktadır.

Segmentasyon ile elde edilen nesnelere kalitesi sınıflandırma doğruluğunu doğrudan etkilemektedir (Bo ve Han, 2010; Kim ve Madden, 2006). Segmentasyon parametreleri içerisinde nesnelere boyutunu belirlemede en önemli parametre tartışmasız ölçek parametresidir (Bo ve Han, 2010; Li ve Shao, 2012). Optimum ölçek parametresinin belirlenmesi zor ve karmaşık bir problemdir (Kim vd., 2009). Bazı çalışmalar segmentasyonda tekli ölçeğin kullanımını önerirken (Espindola vd., 2006; Kim vd., 2008), bazı çalışmalar da çeşitli tekli ölçeklerin hiyerarşisini oluşturan çoklu ölçek yaklaşımını önermektedir (Örn: Blaschke vd., 2004).

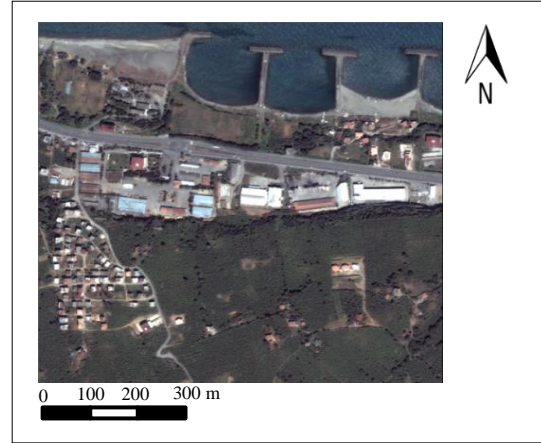
Son yıllarda literatürde ölçek parametresinin belirlenmesi üzerine yapılan birçok çalışma mevcuttur (Witharana ve Civco, 2014; Smith, 2010). Ancak en çok tercih edilen yöntemler konumsal otokorelasyon tekniği olan Moran's *I* indeksi ve varyans değerlerinin birlikte kullanılan yöntemlerdir (Espindola vd., 2006; Gao vd., 2011; Johnson ve Xie, 2011; Chen vd., 2014). Bu yaklaşımda nesnelere arasındaki heterojenlik ve nesnelere içerisindeki homojenlikten faydalanılır. Literatürde ölçek parametresinin otomatik olarak belirlenebilmesini sağlayan bazı çalışmalar da mevcuttur. Örneğin Drăgut vd. (2010) görüntünün lokal varyansından yararlanarak hızlı bir şekilde ölçek parametresini tahmin eden ölçek parametresi tahmini (ESP) aracını geliştirmiştir. Bu yöntemde lokal varyans değerleri kullanılarak ölçek parametresini tahmin eden bir grafik çizilmektedir.

Bu çalışmada, Moran's *I* indeksi ile varyans değerleri farklı ölçek parametreleriyle elde edilen segmentasyon görüntüleri üzerinde değerlendirilmiş ve optimum ölçek parametresi tespit edilmiştir. Bu yöntemin yanında, ESP aracı ile de ölçek parametre değerleri belirlenmiştir. Çalışmada her iki yöntemden belirlenen optimum ölçek parametreleri ile, hem tekli ölçek parametresi hem de çoklu ölçek parametreleri üzerinden sınıflandırma yapılmıştır. Yöntemlerden belirlenen tekli ölçek parametrelerinin ürettiği sınıflandırma doğrulukları ile çoklu ölçeklerin hiyerarşik kullanımının ürettiği sınıflandırma doğrulukları karşılaştırılmıştır.

## 2. ÇALIŞMA ALANI VE KULLANILAN VERİ

Çalışmada Trabzon ili Yomra ilçesi sınırlarını içeren 60cm konumsal çözünürlüğe sahip dört bantlı pan-sharpened Quickbird-2 uydusu görüntüsü kullanılmıştır

(Şekil 1). Çalışma alanına ait görüntü, arazi kullanımı ve arazi örtüsü sınıfları bakımından benzer spektral özellik gösteren yoğun heterojenliğe sahip bölgeyi içermektedir ve 1421x1451 piksel boyutlarındadır. İşlemler nesne tabanlı görüntü analizi yazılımı olan Definiens eCognition Developer (v.8.7) üzerinde gerçekleştirilmiştir. Konumsal otokorelasyonun belirlenebilmesi için ArcGIS (v.10) yazılımı kullanılmıştır.



Şekil 1. Çalışma alanının Quickbird-2 görüntüsü.

## 3. YÖNTEM

### 3.1 Segmentasyon

Segmentasyon, nesne tabanlı görüntü analizinde homojen ve komşu pikselleri birleştirerek anlamlı nesnelere üreten başlangıç adımıdır. Segmentasyon işleminde milyonlarca pikselle çalışmak yerine çok daha az sayıda nesnelere kullanılmaktadır. Bu nesnelere doku, şekil, içerik gibi özelliklerinden yararlanılarak analiz gerçekleştirilir. Geleneksel segmentasyon metodları yaygın olarak piksel tabanlı, kenar tabanlı ve bölge tabanlı segmentasyon olarak üç ana yaklaşıma ayrılır (Blaschke vd., 2014).

Bölge büyütme tekniğini baz alan çoklu-çözünürlüklü segmentasyon tekniği Baatz ve Schäpe (2000) tarafından geliştirilmiştir. Homojenlik kriterine göre segmentasyon parametreleri belirlenerek görüntü üzerinde nesnelere oluşturulmaktadır (Benz vd., 2004). Çalışmada kullanılan yazılımın çoklu-çözünürlüklü segmentasyon yönteminde, nesnelere belirlemede kullanılan parametreler; ölçek, şekil, bütünlük parametreleri ve bant ağırlıkları olup bu parametrelerin seçimleri kullanıcıya bırakılmıştır. Segmentasyon kalitesinin sınıflandırma doğruluğu üzerinde direkt etkisi olduğundan (Kim vd., 2009) segmentasyon parametrelerinin seçimi kritik öneme sahiptir.

### 3.2 Optimum segmentasyon ölçeğinin belirlenmesi

#### 3.2.1 Konumsal otokorelasyon ve varyans

Her bir ölçek parametresinde üretilen segmentleri değerlendirmek için segment içi ve segmentler arası ölçüm değerleri hesaplanır. Segmentler içerisindeki homojenliğin ve segmentler arasındaki heterojenliğin yüksek olduğu ölçek, optimum segmentasyon ölçeği olarak tanımlanır (Johnson ve Xie, 2011). Çalışmada segmentler arasındaki heterojenliği belirlemek için

konumsal otokorelasyon tekniği olan Global Moran's  $I$  indeksi kullanılmıştır. Konumsal otokorelasyonda 'her şey birbiriyle ilişkilidir, fakat birbirine yakın nesnelere uzakta nesnelere göre daha ilişkilidir' mantığı temel alınır (Tobler, 1970). Bu yüzden yöntemdeki konumsal otokorelasyon tekniğinin kullanımı nesnelere komşuluk ilişkilerini esas almaktadır. Moran's  $I$ , konumsal nesnelere arasındaki istatistiksel ayırmada güvenilir bir belirleyicidir (Fotheringham vd., 2000). Moran's  $I$  literatürde birçok çalışmada segmentasyon kalitesinin belirlenmesinde kullanılmıştır (Espindola vd., 2006; Kim vd., 2008). Moran's  $I$  indeksi aşağıdaki formülle hesaplanır:

$$MI = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 (\sum_{i \neq j} w_{ij})} \quad (1)$$

Burada  $n$  toplam segment sayısını,  $w_{ij}$  konumsal yakınlığın ölçümünü,  $y_i$   $R_i$  segmentinin ortalama spektral değerini ve  $\bar{y}$  görüntünün ortalama spektral değerini ifade eder. Her bir  $w_{ij}$  ağırlığı  $R_i$  ve  $R_j$  segmentlerinin konumsal bitişikliğinin bir ölçümüdür. Moran's  $I$  hesabı için yalnızca bitişik nesnelere hesaplanır. Böylece  $R_i$  ve  $R_j$  nesnelere komşuysa  $w_{ij} = 1$ , aksi takdirde  $w_{ij} = 0$  değerini alır. MI değeri  $[-1, 1]$  aralığındadır.

Segmentler içerisindeki ölçüm için toplam varyans hesaplanmıştır. Küçük varyansa sahip nesnelere homojen olduğundan segment içi ölçümü olarak varyans seçilmiştir (Johnson ve Xie, 2011). Toplam varyans aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$V = \frac{\sum_{i=1}^n a_i * v_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (2)$$

Burada  $v_i$ ,  $i$  segmentinin varyansını ve  $a_i$  bu segmentin alanını ifade eder.

Moran's  $I$  ve varyans farklı aralıklarda değer alır. Her ikisini de bir arada kullanabilmek için (0-1) aralığına indirmek gerekmektedir. Bunun için Eşitlik 3'e göre normalizasyon işlemi gerçekleştirilir.

$$F(V, MI) = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3)$$

Burada  $X_{max}$  ve  $X_{min}$  Moran's  $I$  ya da varyansın maksimum ve minimum değerlerini göstermektedir. Normalizasyon değerlerinin toplamı olan ve Genel Skor (GS) olarak adlandırılan değer Eşitlik 4'te ifade edilmiştir.

$$GS = V_{norm} + MI_{norm} \quad (4)$$

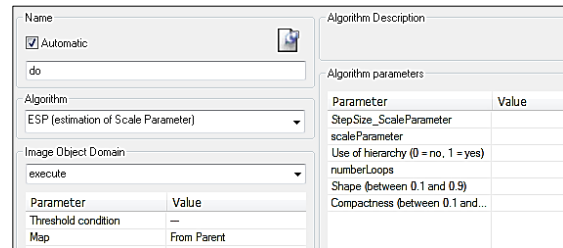
$V_{norm}$  ve  $MI_{norm}$  normalize edilmiş varyans ve Moran's  $I$  değerlerini göstermektedir. GS'nin minimum olduğu değer optimum nesne boyutunu dolayısıyla ölçek değerini işaret eder (Johnson ve Xie, 2011; Espindola vd., 2006).

### 3.2.2 Ölçek parametresi belirleme (ESP) aracı

Ölçek parametresi belirleme (Estimation of Scale Parameter-ESP) aracı, eCognition Developer yazılımının Cognition Network Language (CNL) ortamında programlanan ve çoklu çözünürlüklü segmentasyon parametrelerinin hızlı tahminine yardımcı olan bir araçtır.

ESP aracı altı adet parametrenin tespiti için gereklidir. Bunlar; ölçek parametresi artış adımı, başlangıç ölçek parametresi, nesne hiyerarşisinin kullanılması, döngü sayısı, şekil parametresi (0.1-0.9) ve bütünlük parametresi (0.1-0.9) (Şekil 2). ESP aracı kullanıcının tanımladığı artış miktarına göre görüntüyü otomatik olarak segmentlere ayırır ve her obje aşamasında objeler arasında standart sapmaların ortalaması olarak lokal varyansları hesaplar (Kalkan, 2011). Burada lokal varyans grafiği uygun ölçek parametrelerini tespit etmek için kullanılır.

Grafik, lokal varyansın tek başına anlamlı nesnelere belirtmeyeceğini göstermektedir. Lokal varyansın değişim oranlarındaki (rate of change-ROC) eşik değerleri hangi ölçek parametresinde anlamlı objelerin segmentasyonun yapılacağını belirler (Drăgutu vd., 2010). Değişim oranı grafiği ani iniş çıkışlardan oluşan pikler şeklindedir ve ani değişimin görüldüğü pikler seçilebilecek optimum ölçek parametresini göstermektedir.



Şekil 2. ESP aracı uygulama ve parametre ayarlama görüntüsü.

### 3.3 Sınıflandırma

Nesne tabanlı sınıflandırma için kullanılan yazılımda iki tür sınıflandırma vardır: En yakın komşuluk sınıflandırması ve üyelik fonksiyonları ile sınıflandırma. En yakın komşuluk sınıflandırması, kontrollü sınıflandırma yöntemiyle benzerlik göstermektedir. Bu sınıflandırmada ilk olarak, örnek olarak seçilen belli görüntü nesnelere sisteme öğretilir. Her sınıf için seçilen örneklerin ortalama değerleri kullanılarak yazılım en yakın komşuluk yöntemiyle tüm görüntü üzerinde ortak özelliklere sahip segmentleri bulur ve sınıflandırma işlemi tamamlar (Kalkan ve Maktav, 2010). Üyelik fonksiyonlarının kullanımı ile sınıflandırmada ise, değişik özellik tiplerinin bilinen karışımları ile bulanık eğitim sınıfı ağırlıkları belirlenir. Bundan sonra sınıflandırılmış bir piksel üyelik derecesine atanırken onun her bir bilgi sınıfındaki üyeliğini kullanır (Bayburt, 2009).

Nesne tabanlı sınıflandırma yaklaşımında tekli veya çoklu ölçek parametrelerinin kullanımıyla analiz yapılabilmektedir. Eğer arazi örtüsü tekli ölçek parametresi ile sınıflandırılırsa, bazı objelerin diğerleriyle karışması mümkün olabilir (Li ve Shao, 2012). Çalışmada ölçek parametrelerinin sınıflandırma doğruluklarını birbirleriyle karşılaştırabilmek için tekli ölçek kullanımı üzerinden en yakın komşuluk sınıflandırması yapılmıştır. Burada sınıflandırma doğrulukları izlenmiştir. Temel amaç en iyi sınıflandırma performansını yakalamak olduğundan ve objelerde olabilecek karışıklıkların önüne geçilmesi açısından, yöntemlerin işaret ettiği ölçek parametrelerini birlikte kullanımının daha uygun olacağı değerlendirilmektedir.

Böylelikle çoklu ölçek kullanımıyla da üyelik fonksiyonları sınıflandırması yapılmıştır.

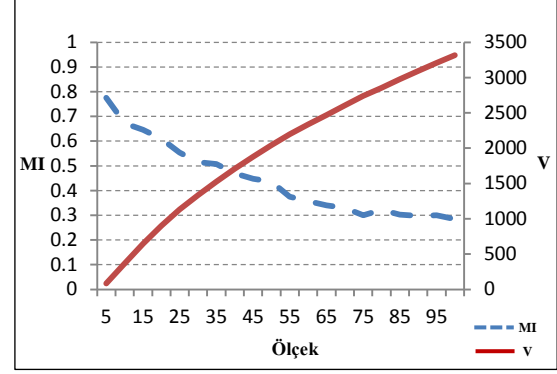
### 3.4 Doğruluk analizi

Doğruluk analizi, sınıflandırmanın doğruluğunu ve güvenilirliğini ölçmek için gerçekleştirilen son işlem adıdır. Sınıflandırma sonuçlarının doğruluk analizi için yazılımın sağladığı “Error matrix based on TTA mask” yaklaşımı kullanılmıştır. Seçilen test alanlarının referans değerleri ile sınıflandırma sonucu karşılaştırılarak hata matrisi üretilmiş ve sınıflandırma kalitesi test edilmiştir.

## 4. UYGULAMA

Bu çalışmada çoklu çözünürlüklü segmentasyon algoritması ile görüntü segmentasyon işleminin performansı araştırılmıştır. Ölçek parametresinin görüntü üzerindeki etkisini belirleyebilmek için ölçek parametreleri çeşitli ölçek aralıklarında (5 ile 300 arası) seçilerek segmentasyon yapılmıştır. Bu aşamada şekil parametresi (0.1) ve bütünlük parametresi (0.5) sabit tutulmuştur. Uygulamada optimum ölçek parametresinin tespiti için iki ayrı yöntem kullanılmıştır. İlk olarak konumsal otokorelasyon tekniği olan Global Moran's I indeksi ile varyans değerleri bir arada kullanılmıştır. Elde edilen her bir segmentasyon görüntüsü için Moran's I (MI) ve toplam varyans (V) hesaplanmıştır. Bu işlem her bir bant için (NIR, kırmızı ve yeşil) ayrı ayrı yapılarak ortalamaları alınmıştır. Moran's I ve varyans değerlerinin ölçek parametresi değişimi karşısındaki davranışları grafik üzerinde gösterilmiştir (Şekil 3). Ölçek parametresi büyüdükçe, Moran's I indeksinin azaldığı ve varyansın arttığı şekilden açıkça görülmektedir.

Hesaplanan MI ve V değerlerini aynı aralıkta değerlendirebilmek için de normalizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Normalize edilen bu değerlerin toplamı genel skor (GS<sub>i</sub>) değerini vermektedir. Her bir banta ait genel skorların ortalaması sonuç olarak kullanılacak ve GS olarak ifade edilecektir. Her bant için hesaplanan GS değerlerinin ortalamasının minimum olduğu ölçek parametresinin, optimum ölçek parametresi olduğu kabulü vardır.



Şekil 3. Toplam Moran's I (MI) ve Toplam Varyansın (V) grafik gösterimi.

Çalışmada ölçek parametreleri ile gruplandırma yapılmıştır. Bunun için de kademeli bir yol izlenerek, oluşturulan gruplar içerisinde tarama yaklaşımı ile optimum ölçeğin bulunması benimsenmiştir. Gruplara ayrılmasının bir sebebi de, farklı uç değer ve aralıklardaki ölçek parametresini içeren gruplarda minimum GS değerinin değişip değişmeyeceğinin izlenmesidir. Oluşturulan gruplardaki ölçek parametrelerinin MI, V ve GS değerleri Tablo 1, 2 ve 3'te gösterilmektedir. Tablo 1'de ölçek parametresi kabaca seçilmiş (5, 10, 20, 35, 50, 70, 100, 150, 200 ve 300) ve minimum GS değeri 70 ölçek parametresinde belirlenmiştir. 100'ün üzerindeki ölçek parametresi çalışma görüntüsü için anlamsız nesnelere oluşturduğundan bundan sonraki gruplamalarda en büyük ölçek parametresi 100 olarak seçilmiştir. Tablo 2'deki ölçek parametreleri için 10 ile 100 arasında 10'arlık artış gösteren parametreler seçilmiş, minimum GS değeri 60 ölçek parametresinde belirlenmiştir. Tablo 3'teki ölçek parametreleri ise 5 ile 100 arasında 5'erli artış gösteren parametreler seçilmiş, minimum GS değeri 55 ölçek parametresinde belirlenmiştir. Ölçek parametresi aralıklarının ve uç değerlerinin değiştiği bu üç grupta minimum GS değerinin çok farklı bir bölgede hareket etmediği, genellikle birbirine yakın ölçek parametre değerleri üzerinde yoğunlaştığı gözlemlenmiştir. 55 ve 60 ölçek parametreleri birbirine çok yakın olduğundan, uygulamada 55 değerinin kullanılması uygun görülmüştür.

| Ölçek | NIR       |       |       |       |                 | Kırmızı  |       |       |       |                 | Yeşil    |       |       |       |                 | $\frac{\sum GS_i}{3}$ |
|-------|-----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|-----------------------|
|       | V         | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>1</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>2</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>3</sub> |                       |
| 5     | 171.768   | 0.750 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 38.339   | 0.790 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 38.081   | 0.787 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 1.000                 |
| 10    | 763.094   | 0.615 | 0.045 | 0.793 | 0.838           | 171.703  | 0.702 | 0.042 | 0.861 | 0.903           | 172.046  | 0.698 | 0.041 | 0.858 | 0.899           | 0.880                 |
| 20    | 1846.791  | 0.521 | 0.127 | 0.650 | 0.777           | 427.085  | 0.656 | 0.122 | 0.788 | 0.910           | 429.841  | 0.651 | 0.120 | 0.784 | 0.904           | 0.864                 |
| 35    | 3134.033  | 0.406 | 0.225 | 0.475 | 0.700           | 720.907  | 0.560 | 0.214 | 0.635 | 0.849           | 728.307  | 0.557 | 0.212 | 0.634 | 0.846           | 0.798                 |
| 50    | 4199.717  | 0.328 | 0.306 | 0.357 | 0.663           | 958.277  | 0.493 | 0.289 | 0.529 | 0.818           | 968.840  | 0.487 | 0.286 | 0.523 | 0.809           | 0.763                 |
| 70    | 5349.993  | 0.218 | 0.393 | 0.188 | 0.581           | 1222.002 | 0.387 | 0.372 | 0.360 | 0.732           | 1240.741 | 0.383 | 0.370 | 0.358 | 0.728           | 0.680                 |
| 100   | 6797.964  | 0.178 | 0.503 | 0.127 | 0.630           | 1563.898 | 0.337 | 0.479 | 0.281 | 0.760           | 1592.518 | 0.337 | 0.478 | 0.284 | 0.762           | 0.718                 |
| 150   | 8884.842  | 0.123 | 0.662 | 0.043 | 0.705           | 1999.419 | 0.239 | 0.616 | 0.126 | 0.742           | 2055.938 | 0.239 | 0.620 | 0.128 | 0.748           | 0.732                 |
| 200   | 10452.624 | 0.110 | 0.781 | 0.023 | 0.804           | 2400.026 | 0.190 | 0.741 | 0.048 | 0.790           | 2459.605 | 0.185 | 0.744 | 0.043 | 0.787           | 0.794                 |
| 300   | 13334.120 | 0.095 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 3224.093 | 0.159 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 3290.830 | 0.158 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1.000                 |

Tablo 1. 1.Aşama: Düzensiz kademelerde 5-300 arasında optimum ölçek taraması.



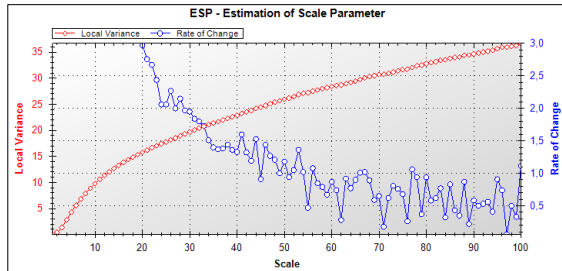
| Ölçek | NIR      |       |       |       |                 | Kırmızı  |       |       |       |                 | Yeşil    |       |       |       |                 | $\sum GS_i$<br>3 |
|-------|----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|------------------|
|       | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>1</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>2</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>3</sub> |                  |
| 10    | 763.094  | 0.615 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 171.703  | 0.702 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 172.046  | 0.698 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 1.000            |
| 20    | 1846.791 | 0.521 | 0.180 | 0.785 | 0.964           | 427.085  | 0.656 | 0.183 | 0.874 | 1.057           | 429.841  | 0.651 | 0.181 | 0.870 | 1.051           | 1.024            |
| 30    | 2733.796 | 0.422 | 0.327 | 0.559 | 0.885           | 631.559  | 0.564 | 0.330 | 0.622 | 0.953           | 637.903  | 0.559 | 0.328 | 0.616 | 0.943           | 0.927            |
| 40    | 3510.886 | 0.372 | 0.455 | 0.445 | 0.900           | 804.623  | 0.520 | 0.455 | 0.501 | 0.956           | 812.259  | 0.516 | 0.451 | 0.495 | 0.945           | 0.934            |
| 50    | 4199.717 | 0.328 | 0.569 | 0.345 | 0.914           | 958.277  | 0.493 | 0.565 | 0.428 | 0.993           | 968.840  | 0.487 | 0.561 | 0.416 | 0.976           | 0.961            |
| 60    | 4801.999 | 0.257 | 0.669 | 0.182 | 0.851           | 1099.415 | 0.409 | 0.666 | 0.198 | 0.865           | 1111.449 | 0.403 | 0.661 | 0.182 | 0.844           | 0.853            |
| 70    | 5349.993 | 0.218 | 0.760 | 0.092 | 0.852           | 1222.002 | 0.387 | 0.754 | 0.136 | 0.891           | 1240.741 | 0.383 | 0.752 | 0.128 | 0.880           | 0.874            |
| 80    | 5856.455 | 0.208 | 0.844 | 0.070 | 0.914           | 1339.327 | 0.381 | 0.839 | 0.120 | 0.959           | 1362.198 | 0.376 | 0.838 | 0.109 | 0.947           | 0.940            |
| 90    | 6359.278 | 0.189 | 0.927 | 0.026 | 0.953           | 1451.705 | 0.353 | 0.919 | 0.045 | 0.965           | 1477.115 | 0.350 | 0.919 | 0.035 | 0.954           | 0.957            |
| 100   | 6797.964 | 0.178 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1563.898 | 0.337 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1592.518 | 0.337 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1.000            |

Tablo 2. 2.Aşama: 10'arlık artırım ile 10-100 arasında optimum ölçek taraması.

| Ölçek | NIR      |       |       |       |                 | Kırmızı  |       |       |       |                 | Yeşil    |       |       |       |                 | $\sum GS_i$<br>3 |
|-------|----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|----------|-------|-------|-------|-----------------|------------------|
|       | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>1</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>2</sub> | V        | MI    | N_V   | N_MI  | GS <sub>3</sub> |                  |
| 5     | 171.768  | 0.750 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 38.339   | 0.790 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 38.081   | 0.787 | 0.000 | 1.000 | 1.000           | 1.000            |
| 10    | 763.094  | 0.615 | 0.089 | 0.763 | 0.853           | 171.703  | 0.702 | 0.087 | 0.806 | 0.894           | 172.046  | 0.698 | 0.086 | 0.802 | 0.888           | 0.878            |
| 15    | 1325.794 | 0.571 | 0.174 | 0.687 | 0.861           | 304.635  | 0.685 | 0.175 | 0.769 | 0.944           | 306.105  | 0.682 | 0.172 | 0.765 | 0.937           | 0.914            |
| 20    | 1846.791 | 0.521 | 0.253 | 0.599 | 0.852           | 427.085  | 0.656 | 0.255 | 0.705 | 0.959           | 429.841  | 0.651 | 0.252 | 0.697 | 0.949           | 0.920            |
| 25    | 2323.076 | 0.463 | 0.325 | 0.498 | 0.823           | 535.804  | 0.602 | 0.326 | 0.586 | 0.912           | 540.125  | 0.598 | 0.323 | 0.579 | 0.902           | 0.879            |
| 30    | 2733.796 | 0.422 | 0.387 | 0.427 | 0.813           | 631.559  | 0.564 | 0.389 | 0.502 | 0.891           | 637.903  | 0.559 | 0.386 | 0.494 | 0.879           | 0.861            |
| 35    | 3134.033 | 0.406 | 0.447 | 0.399 | 0.846           | 720.907  | 0.560 | 0.447 | 0.492 | 0.939           | 728.307  | 0.557 | 0.444 | 0.489 | 0.933           | 0.906            |
| 40    | 3510.886 | 0.372 | 0.504 | 0.340 | 0.844           | 804.623  | 0.520 | 0.502 | 0.404 | 0.906           | 812.259  | 0.516 | 0.498 | 0.397 | 0.895           | 0.882            |
| 45    | 3864.659 | 0.349 | 0.557 | 0.299 | 0.856           | 883.515  | 0.500 | 0.554 | 0.360 | 0.914           | 892.526  | 0.495 | 0.550 | 0.352 | 0.901           | 0.891            |
| 50    | 4199.717 | 0.328 | 0.608 | 0.263 | 0.871           | 958.277  | 0.493 | 0.603 | 0.345 | 0.948           | 968.840  | 0.487 | 0.599 | 0.333 | 0.932           | 0.917            |
| 55    | 4512.065 | 0.280 | 0.655 | 0.178 | 0.833           | 1032.273 | 0.426 | 0.652 | 0.197 | 0.848           | 1043.919 | 0.420 | 0.647 | 0.185 | 0.832           | 0.838            |
| 60    | 4801.999 | 0.257 | 0.699 | 0.139 | 0.837           | 1099.415 | 0.409 | 0.696 | 0.160 | 0.856           | 1111.449 | 0.403 | 0.691 | 0.146 | 0.837           | 0.843            |
| 65    | 5070.210 | 0.240 | 0.739 | 0.108 | 0.847           | 1160.388 | 0.393 | 0.736 | 0.125 | 0.860           | 1175.158 | 0.388 | 0.732 | 0.112 | 0.844           | 0.851            |
| 70    | 5349.993 | 0.218 | 0.781 | 0.070 | 0.852           | 1222.002 | 0.387 | 0.776 | 0.110 | 0.886           | 1240.741 | 0.383 | 0.774 | 0.103 | 0.876           | 0.871            |
| 75    | 5619.119 | 0.204 | 0.822 | 0.045 | 0.867           | 1288.737 | 0.350 | 0.820 | 0.028 | 0.848           | 1308.709 | 0.345 | 0.817 | 0.018 | 0.835           | 0.850            |
| 80    | 5856.455 | 0.208 | 0.858 | 0.053 | 0.911           | 1339.327 | 0.381 | 0.853 | 0.097 | 0.950           | 1362.198 | 0.376 | 0.852 | 0.087 | 0.939           | 0.933            |
| 85    | 6105.753 | 0.186 | 0.896 | 0.015 | 0.910           | 1402.212 | 0.362 | 0.894 | 0.057 | 0.951           | 1423.838 | 0.359 | 0.891 | 0.048 | 0.940           | 0.934            |
| 90    | 6359.278 | 0.189 | 0.934 | 0.020 | 0.953           | 1451.705 | 0.353 | 0.926 | 0.036 | 0.963           | 1477.115 | 0.350 | 0.926 | 0.028 | 0.954           | 0.957            |
| 95    | 6582.162 | 0.191 | 0.967 | 0.023 | 0.990           | 1511.569 | 0.356 | 0.966 | 0.043 | 1.008           | 1536.439 | 0.354 | 0.964 | 0.037 | 1.001           | 1.000            |
| 100   | 6797.964 | 0.178 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1563.898 | 0.337 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1592.518 | 0.337 | 1.000 | 0.000 | 1.000           | 1.000            |

Tablo 3. 3.Aşama: 5'erli artırım ile 5-100 arasında optimum ölçek taraması.

Alternatif olarak, ölçek parametresi tahmini (ESP) aracı ile ölçek parametresinin belirlenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Şekil 4'te elde edilen grafik gösterilmektedir. Değişim oranı grafiğine göre görüntü için optimum ölçek parametreleri 26, 53 ve 77 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4. ESP aracı ile ölçek parametresi grafiği.

Çalışma alanında arazi örtüsü ve kullanımını temsil eden 11 sınıf (su, orman, çayır, toprak, kumsal, gölge, beton yüzey, kırmızı çatı, beyaz çatı, gri çatı ve metal çatı) bulunduğu tespit edilmiştir. Uygulamada hem en yakın komşuluk sınıflandırması hem de üyelik fonksiyonları ile sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Ölçek parametrelerinin sunduğu sınıflandırma performansını karşılaştırmak için her bir ölçek parametresi için ayrı ayrı en yakın komşuluk sınıflandırması yapılmıştır. Bu aşamada tekli ölçekler kullanılmış ve her bir segmentasyon görüntüsünden eğitim verisi toplanmıştır. Segmentasyondan sonra sınıflandırmanın başarısını en çok etkileyen etmenler sınıfların ayrılması ve eğitim verisinin seçimidir. En yakın komşuluk

sınıflandırmasında, farklı ölçeklerdeki her bir segmentasyon görüntüsü için eğitim verisinin seçiminin yaklaşık eşit dağılım göstermesine dikkat edilmiştir.

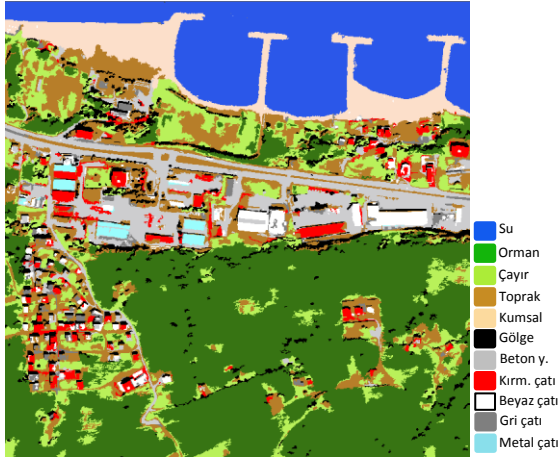
Tekli ölçek parametrelerinin sınıflandırma sonuçlarının belirlenmesinin ardından, çoklu ölçek kullanımının bu sonuçlara göre performans getirisi araştırılmıştır. Bu aşamada her iki yöntemden belirlenen ölçek parametreleri hiyerarşik olarak kullanılmıştır. Bu amaçla çoklu ölçek kullanımıyla yapılan segmentasyonda önce seviyeler oluşturulmuş, ardından hangi seviyede hangi sınıfların belirlenebileceğinin araştırması yapılmıştır. Sınıflandırma işlemi üyelik fonksiyonları ile yapılmıştır.

Kızılötesi ve yeşil bant farkları kullanan Normalize Fark Bitki Örtüsü İndeksi (NDVI) elde edilerek sınıflandırma işlemine kullanılmıştır. Doğruluk analizinde daha önceden hazırlanan test verisi ile karşılaştırma yapılarak hata matrisleri elde edilmiştir. Birbiriyle en çok karışan sınıflar beton yüzey, toprak, gri ve kırmızı çatı sınıflarıdır. Her iki yöntemde belirlenen ölçek parametrelerinin hem tekli kullanımı hem de çoklu kullanımının ürettiği sınıflandırma doğrulukları Tablo 4'te gösterilmiştir. Ölçek parametrelerinin farklı seviyelerdeki hiyerarşisinin kullanılması ile arazi örtüsü sınıflarının doğru bir şekilde temsil edildiği gözlemlenmiştir. Tekli ölçek parametrelerinin sınıflandırma doğruluğu karşılaştırıldığında, en yüksek sınıflandırma doğruluğu (%90.14) veren ölçek parametresinin 26 olduğu belirlenmiştir. Ölçek parametresinin artmasına bağlı olarak sınıflandırma doğruluklarında azalma olduğu gözlemlenmiştir.

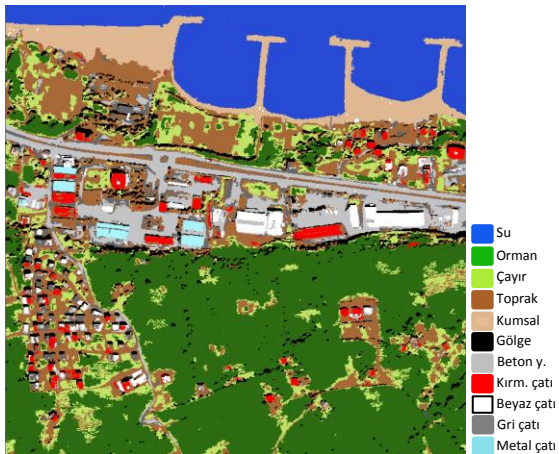
Ölçek parametrelerinin çoklu kullanılması ile sınıflandırma doğruluğunun arttığı görülmüştür. Önerilen yöntemde ölçek parametresi için 55 ve 70 değerleri seçilerek iki seviyeli segmentasyon yapılmış, sınıflandırma doğruluğu artış göstererek %93.26 olmuştur. ESP aracı ile belirlenen ölçek parametreleri için 26, 53 ve 77 değerleri kullanıldığında sınıflandırma doğruluğunun yine kendi grubu içerisinde artış göstererek %91.80 olduğu görülmüştür. Her iki yöntemden belirlenen ölçek parametre değerlerinin çoklu kullanımı ile elde edilen sınıflandırılmış görüntüleri Şekil 5 ve 6'da gösterilmiştir.

| Yöntem | Ölçek | Tekli ölçek toplam doğruluk | Çoklu ölçek toplam doğruluk |
|--------|-------|-----------------------------|-----------------------------|
| GS     | 55    | 88.47                       | 93.26                       |
|        | 70    | 86.80                       |                             |
| ESP    | 26    | 90.14                       | 91.80                       |
|        | 53    | 88.71                       |                             |
|        | 77    | 85.48                       |                             |

Tablo 4. Sınıflandırma doğruluğu analiz sonuçları.



Şekil 5. GS değeri ile sınıflandırma (Ölçek parametreleri: 55, 70).



Şekil 6. ESP aracı ile sınıflandırma (Ölçek parametreleri: 26, 53, 77).

## 5. SONUÇLAR

Segmentasyon nesne tabanlı sınıflandırma işleminde en önemli işlem adıdır. Segmentasyonun kalitesi sınıflandırma doğruluğu doğrudan etkilemektedir. Bu sebeple segmentasyon parametrelerinin seçimi önemlidir. Nesnelere belirlemede önemli etkiye sahip olan ölçek parametresi, kullanıcı tanımlı olup çoğu çalışmada deneme yanılma yöntemleriyle belirlenmekte ve analizcinin tecrübesine bağlı seçilmektedir.

Bu çalışmada deneme yanılma yöntemi yerine, optimum ölçek parametrelerini belirlemek için, nesnelere varyans ve konumsal otokorelasyonunu belirleyen yöntem sunulmuştur. Ayrıca yine ölçek parametresi belirleme işleminde kullanılan Ölçek Parametresi Tahmini (ESP) aracı kullanılmıştır. Her iki yöntemde de birden fazla optimum ölçek parametresi belirlenmiştir. Hem tekli ölçeklerle, hem de çoklu ölçeklerle segmentasyon ile bu ölçeklerin birlikte kullanımının sınıflandırma doğrulukları karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemden belirlenen ölçek parametre değerlerinin, segmentasyonda farklı seviyelerde kullanılması ile elde edilen sınıflandırma doğruluğu diğer karşılaştırmalara göre daha yüksektir.

Spektral açıdan benzerlik gösteren sınıfların karışımı sınıflandırma işlemi içerisinde bozucu etkilere sebep olabilmektedir. Özellikle çatılarda kullanılan malzemelerin farklılıklar göstermesi birçok bina sınıfının oluşturulmasına sebep olmuştur. Ayrıca bazı çatı türlerinin toprak sınıfı veya beton yüzey sınıfı ile karışması da sınıflandırma doğruluğunu olumsuz yönde etkilemiştir. Gelecek çalışmalarda yükseklik verisinin de kullanılması ile sonuçların iyileştirilmesi hedeflenecektir.

## KAYNAKLAR

Baatz, M., Schäpe, A., 2000. Multi-resolution segmentation-An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation, In: Strobl, J., Blaschke, T., Griesebner, G. (Eds.), *Angewandte Geographische Informations Verarbeitung XII*. Wichmann-Verlag, Heidelberg, 12-23.

Bayburt, S., 2009. Uydü Görüntülerinin Pksel ve Nesne Tabanlı Sınıflandırma Sonuçlarının Karşılaştırılması (Doğu Trakya bölgesi örneği). Yüksek Lisans Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Bayburt, S., Maktav, D., 2012. Uydü Görüntülerinin Pksel ve Nesne Tabanlı Sınıflandırma Sonuçlarının Karşılaştırılması, IV. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu, 16-19 Ekim, Zonguldak.

Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3-4), pp. 239-258.

Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), pp.2-16.

Blaschke, T., Burnett, C., Pekkarinen, A., 2004. Image segmentation methods for object-based analysis and

classification, In: De MEER, F. and de JONG, S. (Eds.), Remote Sensing and Digital Image Analysis. Including the Spatial Domain. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp.211-236.

Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Feitosa, R.Q., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, pp.180-191.

Bo, S., Han, X., 2010. Parameter Selection for Segmentation in Object-Oriented Classification of Remotely Sensed Imagery, International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, pp.876-879.

Chen, J., Deng, M., Mei, X., Chen, T., Shao, Q., Hong, L., 2014. Optimal segmentation of a high-resolution remote-sensing image guided by area and boundary. *International Journal of Remote Sensing*, 35(19), pp.6914-6939.

Dey, V., Zhang, Y., Zhong, M., 2010. A Review on Image Segmentation Techniques with Remote sensing Perspective, In: Wagner W., Székely, B. (eds.): ISPRS TC VII Symposium, Vienna, Austria, IAPRS, Vol(18), Part 7A, 31-42.

Drăgut, L., Tiede, D., Levick, S.R., 2010. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(6), pp.859-871.

Espindola, G.M., Camara, G., Reis, I.A., Bins, L.S., Monteiro, A.M., 2006. Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), pp.3035-3040.

Fotheringham, A., Brunson, C., Charlton, M., 2000. Quantitative Geography: Perspectives on Spatial Analysis. Sage Publications, California.

Gao, Y., Mas, J. F., Kerle, N., Navarrete Pacheco, J. A., 2011. Optimal region growing segmentation and its effect on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, 32(13), pp.3747-3763.

Johnson, B., Xie, Z. 2011. Unsupervised image segmentation evaluation and refinement using a multi-scale approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(4), pp.473-483.

Kalkan K., Maktav, D., 2010. Nesne Tabanlı ve Piksel Tabanlı Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması (Ikonos Örneği ), III. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu, 11-13 Ekim, Kocaeli.

Kalkan, K., 2011. Kentsel Gelişim için Potansiyel Açık Alanların Belirlenmesinde Nesne Tabanlı Sınıflandırma Yöntemi ile Transfer Edilebilir Kural Dizisi oluşturulması, Yüksek Lisans Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Kim, M., Madden, M., 2006. Determination of optimal scale parameter for alliance-level forest classification of

multispectral IKONOS images. Commission IV, WG IV/4 on Proceeding of 1st OBIA conference. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Salzburg.

Kim, M., Madden, M., Warner, T., 2008. Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery, In: T Blaschke, S. Lang, and G.J. Hay, (Eds.), Object-based image analysis concepts for knowledge driven remote sensing applications. Springer, pp. 291-307.

Kim, M., Madden, M., Warner, T.A., 2009. Forest type mapping using object-specific texture measures from multispectral IKONOS imagery: Segmentation quality and image classification issues. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 75(7), pp.819-829.

Li, C., Shao, G., 2012. International Journal of Remote Object-oriented classification of land use / cover using digital aerial orthophotography, *International Journal of Remote Sensing*, 33(4), pp.922-938.

Smith, A., 2010. Image segmentation scale parameter optimization and land cover classification using the Random Forest algorithm. *Journal of Spatial Science*, 55(1), pp. 69-79.

Tobler, W.R., 1970. A computer model simulating urban growth in the detroit region. *Economic Geography* , 46, pp.234-240.

Witharana, C., Civco, D. L., 2014. Optimizing multi-resolution segmentation scale using empirical methods: Exploring the sensitivity of the supervised discrepancy measure Euclidean distance 2 (ED2). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, pp.108-12.