

Düzgelenmiş Kesit Kullanarak Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesi

Hyperspectral Image Segmentation Using Normalized Cuts

Orhan Torun^{1,2}, Seniha Esen Yüksel¹

¹Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye

²TÜBİTAK BİLGEM/ILTAREN, Ankara, Türkiye

orhan.torun@tubitak.gov.tr,
eyuksel@ee.hacettepe.edu.tr

Özetçe— Hiperspektral görüntülerde (HSG) birbirine fiziksnel olarak yakın ve spektral olarak benzer olan alanların kümelenmesi, sınıflandırmadan hedef tesbitine birçok alanda kullanılmaktadır. Bu bildiride, düzgelenmiş kesit algoritması HSGler için geliştirilmiştir. Düzgelenmiş kesit algoritmasında kullanılan benzeşim matrisi, hem uzamsal hem de spektral bilgileri kullanacak şekilde oluşturulmuş, daha sonra da spektral kümeleme yöntemleriyle çözümlenmiştir. Benzeşim matrisinde kullanılan parametreler değiştirilerek, bu parametrelerin bölütlemeye olan etkileri incelenmiştir. Sonuçlar, önerilen yöntem ile görüntülerdeki farklı spektral özelliklere sahip olan materyallerin ayırt edilebildiğini ve aranan hedeflerin belirlenebildiğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler — hiperspektral görüntü; spektral-uzamsal bölütleme; çizge, düzgelenmiş kesit.

Abstract— The segmentation of hyperspectral images based on spatial and spectral information is being used in many fields from target detection to classification. In this paper, the normalized cuts algorithm is extended for the segmentation of hyperspectral images. The affinity matrix of the normalized cuts algorithm is modified such that it uses both the spatial and spectral information. The effect of the parameters on the segmentation results is investigated, and it is shown that with proper parameter selection, the proposed method can segment the spectrally similar materials, and also extract the targets that we are after.

Keywords — hyperspectral image; spectral-spatial segmentation; graph; normalized cuts.

I. GİRİŞ

Farklı nesneler değişik dalga boyalarında ışığı farklı şekillerde yansıtır. Her nesnenin ışığı yansıma özelliği kendisine ait spektral imzasını oluşturur. Hiperspektral kameralar, çok sayıda dalga boyunda nesnelerin ışığı ne

kadar yansittıklarını ölçerler [1]. Yüzlerce dalga boyuna bakıldığından, hiperspektral görüntülerden her bir pikselde hangi materyal olduğu anlaşılmamaktadır. HSG sınıflandırma ve bölütleme, uzaktan algılama ile görüntüleme alanında araştırılan önemli bir konu haline gelmiştir. Savunma sanayi, maden haritalama, tarım denetimi, çevre izleme gibi alanlarda uygulama bulunmaktadır. Bu bildiride, uzamsal ve spektral bilgi kullanılarak HSGlerin bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir. Görüntü bölütleme için düzgelenmiş kesit algoritması kullanılmıştır.

Bildirinin akışı söylenir: II. bölümde çizge (graph) teorisi ve düzgelenmiş kesit algoritması özetlenmiştir. III. bölümde düzgelenmiş kesit algoritmasında kullanılan, hem uzamsal hem de spektral bilgi yardımıyla elde edilen benzeşim matrisi anlatılmıştır. IV. bölümde ise kullanılan hiperspektral veriler tanıtılmış ve sonuçlar verilmiştir.

II. TEORİ

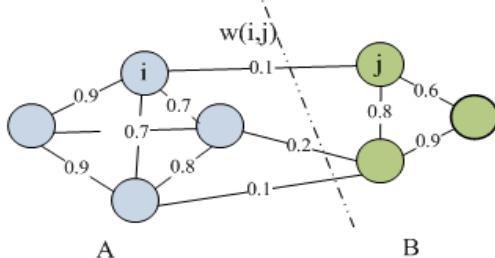
A. Çizge Teorisi

Bir $G = (V, E)$ çizgesi, V boğumlarının E kenarları ile birleştirilmesi sonucunda oluşturulur. Şekil 1'de A ve B sınıflarından oluşan çizgede, boğumlar ve bu boğumları birbirine bağlayan kenarlar gözükmemektedir. Her bir boğumu birbirine bağlayan kenarlara bir ağırlık verildiğinde, bu çizgeye ağırlandırılmış çizge denilmektedir. Şekilde gözüktüğü gibi i ve j adındaki iki boğumu bağlayan kenar ağırlıkları $w(i,j)$ ile ifade edilmektedir. Bu ağırlıklar boğumların birbirine olan benzerlikleri kullanılarak hesaplanmaktadır. Birbirine benzeyen boğumların kenar ağırlıkları diğer ağırlıklardan daha fazla olur. Görüntülerde ise bu boğumlar pikselleri veya süper pikselleri ifade etmektedir. Pikseller arasındaki uzamsal benzerlik, renk benzerliği, parlaklık benzerliği ve

bu bildiride de bahsedilen spektral benzerlikler kullanılarak çizgedeki ağırlıklar hesaplanmaktadır. Buradaki temel amaç denklem (1)'de verilen ifadeyi minimize ederek çizgeyi iki farklı gruba ayırmaktır [2].

$$\min \text{cut}(A, B) = \sum_{i \in A, j \in B} w(i, j) \quad (1)$$

Denklem (1)'e göre, i boğumları A sınıfında ve j boğumları B sınıfında kalacak şekilde, pikseller boğumlar arasındaki ağırlıkların en küçük olduğu kenarlardan ayrırlırlar. Böylece birbirine benzeyen pikseller gruplandırılmış ve diğerlerinden ayrılmış olur.



Şekil 1. Çizgeyi oluşturan boğumlar, kenarlar ve kenar ağırlıkları

Fakat, çizgedeki üç boğumların kesit (cut) değeri küçük olduğundan denklem (1)'in sonucunda üç boğumlar yanlış sınıflandırılabilir. Bunu önlemek amacıyla düzgelenmiş kesit yöntemi geliştirilmiştir [3].

B. Düzgelenmiş Kesit Algoritması

Yukardaki bölümde bahsedildiği gibi üç boğumların kesit değeri küçük olmasını önlemek amacıyla (1)'deki denklemenin düzgelenmesi gerekmektedir. Bu kesit değeri, A ve B'deki boğumlar ile çizgedeki tüm boğumları birleştiren kenar ağırlıklarını toplamını ifade eden denklem (3) ile düzgelenirse, denklem (2)'de verilen düzgelenmiş kesit maliyeti elde edilmektedir [3].

$$N\text{cut}(A, B) = \frac{\text{cut}(A, B)}{\text{assoc}(A, V)} + \frac{\text{cut}(A, B)}{\text{assoc}(B, V)} \quad (2)$$

ve

$$\text{assoc}(A, V) = \sum_{i \in A, j \in V} w(i, j) \quad (3)$$

burada V çizgedeki tüm boğumları ifade etmektedir.

Düzgelenmiş kesit yöntemi, pikselleri aralarındaki bağların kuvvetine göre grupperken, A ve B gibi grupper arasındaki ayrimı azaltıp, grupperin kendi içindeki ilişkiye artırmayı amaçlar [3]. Bunu gerçekleştirmek için düzgelenmiş kesit maliyetinin minimize edilmesi gerekmektedir. Düzgelenmiş kesit maliyetini minimize eden çözüm, (4)'te yer alan denklemenin özdeğer ve özvektörlerinin bulunması ile elde edilir.

$$(\mathbf{D} - \mathbf{W})y = \lambda \mathbf{D}y \quad (4)$$

\mathbf{W} matrisi, benzeşim matrisi olarak da adlandırılır ve her bir indis i, j boğumlarını birleştiren $w(i, j)$ ile ifade ettiğimiz kenarın ağırlığıdır. Bu bildiride, temel amaç HSGlerin uzamsal ve spektral bilgileri kullanılarak bu benzeşim matrisinin oluşturulmasıdır. \mathbf{D} köşegenleri benzeşim matrisinin satırlarının veya sütunlarının toplamıyla oluşturulmuş bir matristir ve denklem (5)'teki gibi hesaplanır. y ise boğumların boyutunda bir indikatör vektördür ve i boğumu A'da ise $y_i=1$, değilse $y_i=-1$ değerini alır. $\mathbf{D} - \mathbf{W}$ matrisi de Laplas matrisi olarak adlandırılır.

$$\mathbf{D}(i, i) = \sum_j \mathbf{W}(i, j) \quad (5)$$

Denklem (4)'ün özvektörleri kullanılarak çizge iki yöntemle bölütlenebilir. Birinci yöntemde, en küçük ikinci özdeğere karşılık gelen özvektör kullanılarak çizge önce iki grubu ayrırlar ve ayrılan grupper yeni çizge olarak düşünülüp, özyenilemeli (recursive) olarak bölütlenemeye devam edilir. İkinci yöntemde ise, çizge kaç bölüte ayrılabilir isteniyorsa o kadar özvektör kullanılır. Bu bildiride, HSG bölütlenmesinde ikinci yöntem kullanılmıştır ve aşağıdaki basamaklar takip edilmiştir:

- HSGlerden $G=(V,E)$ çizgesi oluşturulur, \mathbf{W} benzeşim matrisi ve \mathbf{D} matrisi hesaplanır,
- Denklem (4)'ten en küçük özdeğerlere karşılık gelen bölüm sayıısı kadar özvektör hesaplanır,
- Eşik değeri belirlenir ve bu değer kullanılarak her bir özvektörün girdileri iki kısma ayrılır,
- Hesaplanan özvektörler, görüntüyle aynı boyuta çevrilip birleştirildikten sonra kenar bulma algoritmasından geçirerek görüntü böülütlere ayrılır.

III. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLER İÇİN BENZEŞİM MATRİSİ HESAPLAMA

Önceki bölümde bahsedilen düzgelenmiş kesit yönteminde önemli olan faktör benzeşim matrisinin probleme uygun olarak dizayn edilmesidir. Bu bildiride, uzamsal ve spektral bilgiler kullanılarak denklem (6)'da verilen form kullanılacaktır.

$$\mathbf{W}(i, j) = e^{-\frac{d_{\text{spektral}}(i, j)}{\sigma_{\text{spektral}}^2}} * \left\{ e^{-\frac{d_{\text{uzamsal}}(i, j)}{\sigma_{\text{uzamsal}}^2}} \middle| \begin{array}{l} \text{eğer } d_{\text{uzamsal}} < r \\ \text{aksi takdirde} \end{array} \right\} \quad (6)$$

Burada d_{uzamsal} , denklem (7)'de verilen şekilde hesaplanır. Bu denklemde $K(i)$ ve $K(j)$ görüntüdeki piksellerin konumunu gösteren vektörlerdir. Buna göre iki piksel birbirine çok uzaksa, aralarındaki kenar ağırlığına sıfır değeri atanır. Birbirlerine yakın iseler, aralarındaki uzaklığa ters orantılı olarak kenarın ağırlığı azalacaktır.

$$d_{\text{uzamsal}}(i, j) = \|K(i) - K(j)\|^2 \quad (7)$$

d_{spektral} ise iki spektra arasındaki Öklid uzaklığını ifade eder ve (8)'deki gibi hesaplanır:

$$d_{spektral}(i,j) = \|F(i) - F(j)\|^2 \quad (8)$$

Burada $F(i)$ ve $F(j)$, i ile j piksellere ait farklı dalga boyalarındaki spektral bilgiyi içeren vektörlerdir.

Bölüm IV’te algoritmanın performansı $\sigma_{uzamsal}$, $\sigma_{spaktral}$ ve r değişkenleri için farklı değerler kullanılarak değerlendirilmektedir.

IV. KULLANILAN VERİLER VE SONUÇLAR

A. Hiperspektral Veriler

Bu çalışmada MUUFL Gulfport veri koleksiyonu kullanılmıştır [4]. Veriler 3500 feet ve 6700 feet’ten uçularak Southern Mississippi kampüsü üzerinden toplanmıştır. Alçaktan uçularak toplanan verilerde bir piksel $0.6m \times 1.0m$ ’lık alana; yüksektenden uçularak toplanan verilerde ise bir piksel $1.0m \times 1.0m$ ’lık bir alana karşılık gelmektedir. Kampüse farklı renklere ve farklı boyutlara sahip toplamda 57 tane hedef yerleştirilmiştir. Yerleşkenin uçakla çekilmiş KYM (Kırmızı-Yeşil-Mavi) fotoğrafı Şekil 2’de verilmiştir. Toplanılan hiperspektral görüntülerin (HSG) özellikleri Tablo 1’de verilmiştir.



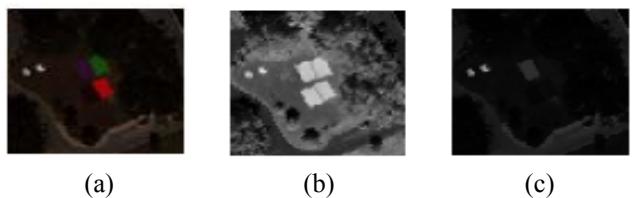
Şekil 2. Mississippi Üniversitesi Güney Yerleşkesi

Parametre	Değeri
Dalga boyu	375-1050 nm
Spektral bant sayısı	72
Bant genişliği	10 nm

Tablo 1. CASI-1500 Hiperspektral Görüntüleyici Parametreleri.

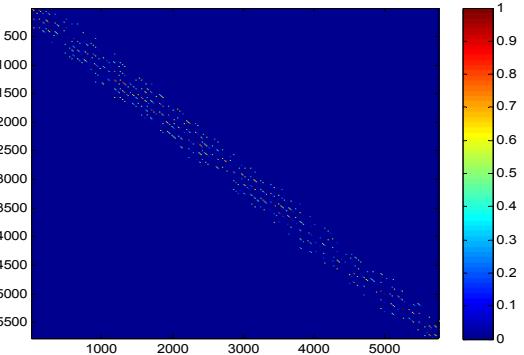
B. Benzetim Sonuçları

Benzetim için Şekil 2’de verilen görüntüden seçilen bir alanın hiperspektral verileri kullanılarak benzeşim matrisi oluşturulmuş ve bu benzeşim matrisine bağlı olarak (4)’te verilen denklemin özvektörleri bulunarak görüntünün bölütlenmesi yapılmıştır. Kullanılan hiperspektral verinin 3 dalga boyu (725nm-555nm-475nm) birleştirilerek elde edilen RGB görüntüsü Şekil 3(a)’da ve tek dalga boyu (975nm ve 475nm) kullanılarak oluşturulan griölcük görüntüsü Şekil 3(b)’de ve Şekil 3(c)’de gözükmektedir.



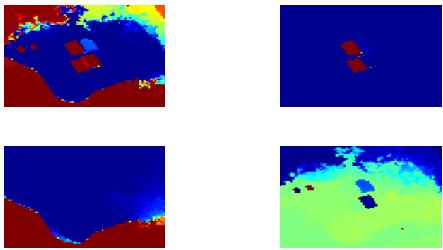
Şekil 3. (a) Hiperspektral verilerin farklı 3 dalga boyundaki görüntülerin birleştirilmesiyle oluşturulan RGB görüntüsü, (b)-(c) tek dalga boyuyla elde edilen griölcük görüntüsü

Benzeşim matrisini oluşturmak için görüntülerde yer alan her bir piksel bogum olarak seçilmiş ve denklem (6)’da olduğu gibi hesaplamıştır. Hesaplama yapılırken $\sigma_{uzamsal}=10$, $\sigma_{spaktral}=0.2$ ve $r=5$ olarak seçilmiştir. Bu seçime göre elde edilen benzeşim matrisi Şekil 4’te verilmiştir. Şekilde de gözüktüğü gibi benzeşim matrisi seyrek (sparse) bir matristir. Yani köşegen ve köşegen çevresindeki bantta yer alan girdiler dışında kalan tüm değerler sıfırdır. Aynı zamanda benzeşim matrisi simetrik bir matristir. Kullanılan görüntü 76×76 boyutlarında olduğundan, yani çizge toplamda 5776 bogumdan oluşmaktadır, oluşturulan benzeşim matrisi 5776×5776 boyutlarındadır.



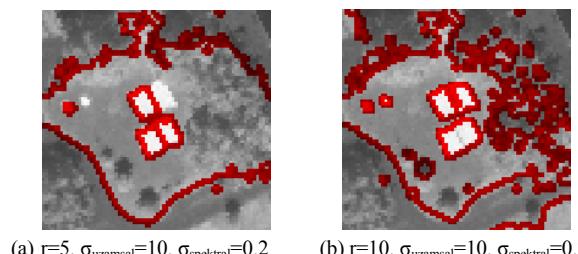
Şekil 4. Uzamsal ve spektral bilgiler kullanılarak oluşturulan benzeşim matrisi

Oluşturulan benzeşim matrisini kullanarak denklem (4)’ün özvektörleri hesaplanmış ve elde edilen özvektörlerin dört tanesinin görüntünün boyutlarına dönüştürülmüş halleri Şekil 5’te verilmiştir. Şekilde gözüktüğü gibi her bir özvektör görüntünün belirli alanlarını diğer alanlardan ayırmaktadır. Ancak, bazı bölgeler arasındaki geçişler daha yumuşak olduğundan bölütleme zorlaşmaktadır. Geçiş sınırlarını keskinleştirmek için her özvektör belirlenen eşik değere göre ayrık hale getirilir.



Şekil 5. Görüntü boyutlarına dönüştürülmüş ilk 4 özvektör

Oluşturulan bu 4 özvektör hesaplanan eşik değeri ayrık bölgelere ayrılip birləşdirildikten sonra görüntü bölütleri bulunmaktadır. $r=5$ ve $r=10$ değerleri için, sadece bu 4 özvektör kullanılarak görüntünün bölütlenmiş hali Şekil 6'da verilmiştir.



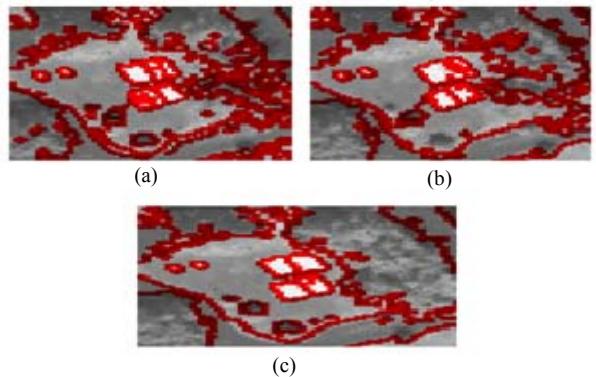
(a) $r=5$, $\sigma_{\text{uzamsal}}=10$, $\sigma_{\text{spektral}}=0.2$ (b) $r=10$, $\sigma_{\text{uzamsal}}=10$, $\sigma_{\text{spektral}}=0.2$

Şekil 6. Dört özvektör kullanılarak görüntünün bölütlenmesi

Şekil 6(a) ile Şekil 6(b) karşılaştırıldığında, r değerinin artırılmasıyla bölütlemenin iyileştiği gözükmemektedir. Ancak, r 'nin artması daha çok pikselin arasındaki kenar ağırlıklarının hesaplanması gerektirdiğinden, benzeşim matrisi oluşturma işlem yükü de buna bağlı olarak artmaktadır. Ayrıca, r 'nin artırılması ile Şekil 6'da gözüktüğü gibi birbirine yakın olan hedeflerin ayrılmama problemi oluşmaktadır. Bunu önlemek için r 'nin seçiminde hedeflerin boyutlarının dikkate alınması ve/veya σ_{uzamsal} , σ_{spektral} parametrelerinin uygun seçilmesi gerekmektedir. σ_{uzamsal} ve σ_{spektral} parametrelerinin artırılması pikseller arası benzerlik geçişlerini yumuşattığından, bölütleme sonucunu iyileştirmektedir. Fakat, çok artırılmaları, farklı uzamsal ve spektral özelliklere sahip piksellerin benzerliğini de artıracagından bölütlemeyi negatif yönden etkilemektedir. Tablo 2'de farklı r , σ_{uzamsal} ve σ_{spektral} parametreleri için Matlab'da oluşturulan benzeşim matrisi süreleri verilmiştir ve Şekil 8'de bu parametreler kullanılarak elde edilen bölütleme gözükmektedir. Parametrelerin uygun seçilmesiyle, Şekil 7(c)'deki bölütlemenin Şekil 7(a)-(b)'ye kıyasla daha iyi bir sonuç verdiği gözlemlenmektedir.

Deneme	r	σ_{uzamsal}	σ_{spektral}	Özvektör sayısı	BM oluşum süresi(s)
(a)	3	5	0.10	10	4,064
(b)	5	10	0.10	10	12,845
(c)	10	10	0.15	10	54,397

Tablo 2. Farklı parametre değerleri için benzeşim matrisi oluşturma süresi



Şekil 7. Tablo 2'de verilen değerlere göre bölütleme sonuçları

V. SONUÇ

Şekil 3(b) ve 3(c)'de, tek bant kullanılarak oluşturulan görüntülerde, görüntünün alındığı banda bağlı olarak, bazı hedefler gözükmezken; bazıları aynı özelliklere sahipmiş gibi gözükmemektedir. Bundan dolayı, sadece tek bir bant kullanarak görüntüler bölütlenmeye çalışılsaydı kötü sonuçlar elde edilecekti; çünkü piksellerin sadece bir banttaki parlaklığuna bakılarak bölütleme yapılacaktı. Bu bildiride, HSGlerdeki tüm bantları kullanılarak, farklı dalga boylarındaki görüntülerin spektral özelliklerini göz önüne alındığı için daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

VI. TEŞEKKÜRLER

Bu çalışma TÜBİTAK tarafından 115E318 numaralı proje kapsamında desteklenmiştir.

KAYNAKÇA

- [1] D. Manolakis, D. Marden, and G. A. Shaw, "Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications", Lincoln Laboratory Journal, Vol. 14, Num. 1, 2003.
- [2] Z. Wu and R. Leahy, "An Optimal Graph Theoretic Approach to Data Clustering: Theory and Its Application to Image Segmentation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 11, pp. 1,101-1,113, Nov. 1993.
- [3] J. Shi, J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation", PAMI 22(8) (2000) 888-905.
- [4] P. Gader, A. Zare, R. Close, J. Aitken, G. Tuell, "MUUFL Gulfport Hyperspectral and LiDAR Airborne Data Set," University of Florida, Gainesville, FL, Tech. Rep. REP-2013-570, Oct. 2013.