

Hava Fotoğraflarından Deniz Kıyılarının Belirlenmesi

Detecting Coastlines from Aerial Images

Metin Kahraman Şevket Gümüştekin

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Urla, İzmir

metinkahraman@iyte.edu.tr, sevketgumustekin@iyte.edu.tr

Özetçe

Farklı kıyı bölütlerinin özgün yapıları denizbilimi, coğrafi ölçüm, haritacılık ve otomatik navigasyon gibi uygulamalarda kullanılabilen ayırıcılığı yüksek öznelikler sağlamaktadır. Bu bildiriye çoklu çözünürlüklü bir yaklaşım içeren bir kıyı çıkarma yöntemi anlatılmaktadır. Bu yöntemle deniz ve kara dokuları dalgacık imge gösterimi üzerinde birlikte bulunma matrisi ve histogram öznelikleri kullanılarak bölütlenmektedir. Kıyıları deniz bölgelerinin sınırları olarak belirlenir.

Abstract

The unique structures of different coastline segments provide distinctive image features for several applications such as oceanography, georeferencing, cartography and autonomous navigation. In this paper, a procedure involving automatic multiresolution coastline extraction is described. Using this method, sea and land textures are segmented utilizing cooccurrence and histogram features of wavelet image representation. The coastlines are identified as the boundaries of the sea regions.

1. Giriş

Hava fotoğraflarından kıyıların belirlenmesi okyanus bilimi, coğrafi değişiklikleri izleme, haritalama ve insansız uçuş yön güdümü gibi çeşitli uygulamalar için büyük önemi olan bir uzaktan algılama problemidir. Bu konuda yapılan çalışmalar arasında [1] ve [2] bulanık mantık kurallarını ve doku özelliklerini kullanarak yarı otomatik bir şekilde kıyıların belirlenmesini sağlar. [3], [4] ve [5] kenar algılamaya dayalı bir yaklaşımla yüksek kontrastlı imgelerde amaçlanan sonuca ulaşmaktadırlar. [6] kenar algılama sonucu belirginleştirilen kıyıların belirlenmesi için Hausdorff ölçütü kullanır. [7] çevritlerin çakıştırılmasına dayalı bir yöntem kullanırken [8] SAR imgelerinden kıyıları belirlemek için spektral ve dokusal öznelikler kullanılmaktadır.

Kıyıların otomatik olarak belirlenmesi hava taşıtlarının otomatik yön güdümü için alternatif bir kaynak (GPS, uzaktan erişim, vs.) olmadığı yada takip edilemeyen pasif yön güdüm sistemlerinin öncelikli olduğu durumlarda konum belirlemek için gerekli olan nirengilerin sağlanması amacıyla kullanılabilir.

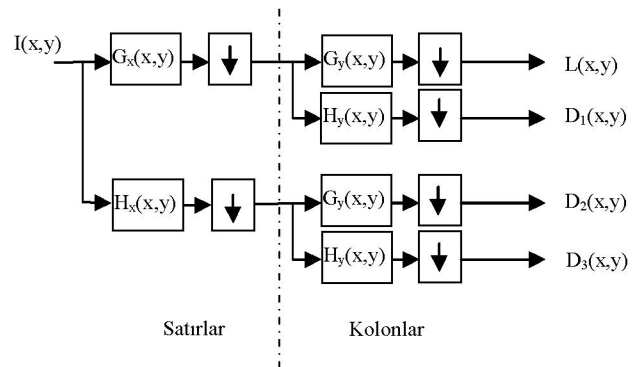
Haritacılıkta, kıyı şeritlerinde yaşanan doğa olayları ve yapısal değişikliklerin güncel haritalara yansıtılması için havadan çekilen fotoğraflar kullanılır. Kıyıların otomatik olarak belirlenmesi haritalamanın otomatik olarak yapılması için ilk adım olarak düşünülebilir.

Farklı uydulardan farklı zamanlarda elde edilen görüntülerin izlenmesini gerektiren okyanus bilimi uygulamalarında ya da diğer uygulamalarda karşılaştırma amacıyla kullanılabilen en önemli bölgeler kıyı bölgeleridir ve bu bölgelerin karakteristik özelliklerinin belirlenmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada hava fotoğraflarından otomatik olarak kıyı şekillerinin belirlenmesi, dolayısıyla da yukarıda bahsedilen uygulamaların gerçekleştirilmesi için bir adım atılmıştır. Önerilen kıyı belirleme yönteminde dalgacık dönüşümünün ardından oluşan görüntüler çok çözünürlüklü olarak incelenmiş, bunlar üzerinde birlikte bulunma matrisine ve histogram bilgisine dayalı doku analizi uygulanmıştır. Bu analiz sırasında en uygun öznelikler Fisher doğrusal ayırıcı analizinin kullanımıyla ayırıcılık özelliklerinin ölçülmesi sonucunda seçilmiştir. Deniz ve kara bölgeleri en büyük olabirlik sınıflandırıcısının uygulanmasıyla bölütlenir. Sınıflandırmanın ardından deniz bölgelerinin sınırları kıyı olarak belirlenir.

2. İmgelerin Dalgacık Dönüşümü ile Tanımlanması

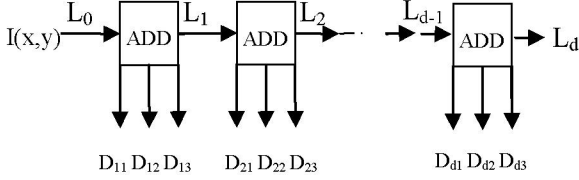
Dalgacık Dönüşümünün işaretleri farklı uzamsal sıklıklarda ayırıcılık özelliği birçok farklı uygulamanın yanında imgelerdeki dokuların etkin bir şekilde tanımlanması için önemli bir yer teşkil eder.



Şekil 1: 2B ADD'nin Süzgeç Kümesi ile Gerçekleştirilmesi

Bu amaçla, Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) [9] doku analizi yapılacak imgelerde bir ön işlem olarak sıklıkla kullanılmaktadır.

Şekil 1’de görülen 2B ADD, Dalgacık dönüştürme ayrılabilirlik özelliğinin kullanılmasıyla 1B sonlu dürtü yanıtı süzgeçlerle gerçekleştirilmesi işlemi göstermektedir. 1B alçak geçiren (G) ve yüksek geçiren (H) filtrelerinin kullanılması elde edilen kaba imge $L(x,y)$ ve detay imgeleri $D_1(x,y)$, $D_2(x,y)$, $D_3(x,y)$ üzerinde süreç tekrarlanarak Şekil 2’deki Çoklu Çözünürlüklü Dalgacık Dönüştürme uygulaması gerçekleştirilir.



Şekil 2: 2B ADD’nin ardışıl uygulanarak çoklu çözünürlüklü görüntü elde edilmesi.

Bu uygulamada Tablo 1’de belirtilen 4 basamaklı Daubechies filtreleri [10] kullanılmıştır. Ayrıca doku bilgisinin en iyi şekilde saklanması amacıyla Şekil 1’de görülen seyreltme işlemi uygulanmadan elde edilen görüntüler üzerinde doku analizi işlemleri gerçekleştirilmiştir.

Tablo 1. Daubechies 4-basamak süzgeç katsayıları.

	Alçak Geçiren Süzgeç (G)	Yüksek Geçiren Süzgeç (H)
0	0.4830	0.1294
1	0.8365	0.2241
2	0.2241	-0.8365
3	-0.1294	0.4829

3. Doku Analizi ve Öznitelik Çıkartılması

Görüntü işleme ve uzaktan algılama uygulamalarında önemli bir yer teşkil eden doku analizinin başarılı bir şekilde gerçekleştirilmesi büyük ölçüde özniteliklerin seçimine bağlıdır. Bu amaçla birinci derece (histogram) ve yüksek derecede (birlikte bulunma - cooccurrence) istatistiklerine dayalı öznitelikler içinden en uygun olanları seçilebilir.

3.1. Birlikte bulunma matrisi öznitelikleri

Homojen bölgelerin kolaylıkla birinci derecede istatistiklerle tanımlanmasına karşın gerçek uygulamalarda dokuların tanımlanması ancak yüksek derece istatistiklerle mümkün olur. Pksel çiftlerinin birlikte durumlarını ifade eden birlikte bulunma matrisleri (CM), birbirilerine 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0 açılarında ve d uzaklığında olan piksel değerlerinin iki boyutlu bir histogramı şeklinde ifade edilir.

$$\begin{aligned}
 CM_{0^0}^d(a, b) &= \#\{(k, l), (m, n) \mid (k-m=0, |l-n|=d), f(k, l)=a, f(m, n)=b\} \\
 CM_{45^0}^d(a, b) &= \#\{(k, l), (m, n) \mid (k-m=d, l-n=-d) \vee (k-m=-d, l-n=d), \\
 &\quad f(k, l)=a, f(m, n)=b\} \\
 CM_{90^0}^d(a, b) &= \#\{(k, l), (m, n) \mid (k-m|=d, l-n=0), f(k, l)=a, f(m, n)=b\} \\
 CM_{135^0}^d(a, b) &= \#\{(k, l), (m, n) \mid (k-m=d, l-n=d) \vee (k-m=-d, l-n=-d), \\
 &\quad f(k, l)=a, f(m, n)=b\}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Yukarıda belirtilen matrislerin tüm veriler için hesaplanması çok büyük bir işlem yükü gerektirdiğinden gri seviyelerinin sayılarının azaltılarak CM matrislerinin boyutlarının küçültülmesi bu tip uygulamalarda sık rastlanan bir yaklaşımdır. Bizim uygulamamızda da gri seviyeleri nicelenerek seviyeler 256 dan 16 ya düşürülmektedir. Bu şekilde hesaplanan 16×16 boyutlu birlikte bulunma matrislerinden dokuların tanımlanması için Haralick’in önerdiği [11] Tablo 2’de verilen öznitelikler kullanılmıştır.

Tablo 2. Haralick öznitelikleri. (Tablo 3 teki tanımlamalar kullanılmıştır)

Öznitelik	Tanım
Açısal ikinci moment	$ASM = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N (p(a,b))^2$
Kontrast	$CON = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N (a-b)^2 p(a,b)$
İlinti	$COR = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N ((ab)p(a,b) - \mu_x \mu_y)$
Karelerin Toplamı:	$SSV = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N (a-\mu)^2 p(a,b)$
Değişinti	
Ters fark momenti (Homojenlik)	$IDM = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N \frac{1}{1+(a-b)^2} p(a,b)$
Toplam ortalama	$SAv = \sum_{a=2}^{2N} a p_s(a)$
Toplam değişinti	$SVa = \sum_{a=2}^{2N} (a-SAv) p_s(a)$
Toplam entropi	$SEn = - \sum_{a=2}^{2N} p_s(a) \log(p_s(a))$
Entropi	$ENT = - \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p(a,b) \log(p(a,b))$
Değişinti fark	$DVA = \sum_{a=0}^{N-1} p_d(a) \left[a - \sum_{b=0}^{N-1} b (p_d(b))^2 \right]$
Fark entropi	$DEn = - \sum_{a=0}^{N-1} p_d(a) \log(p_d(a))$
İlinti bilgi ölçütü (1)	$IC1 = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$
İlinti bilgi ölçütü (2)	$IC2 = (1 - \exp[-2.0 HXY2 - HXY])^{1/2}$
Azami İlinti katsayısı	$MCC = (Q^{*nm} \text{ ikinci büyük özdeğeri})^{1/2}$

Burada verilen çok sayıda öznitelik performansını incelemek için 15 farklı imgeden deniz ve kara dokularına ait 5000 örnek alınıp bunlar üzerinde Fisher Doğrusal Ayrımıcı

Analizi ile özneliklerin önemi incelenmiştir. Fisher yöntemi [12] ile bulunan w dönüşüm vektörü kullanılarak her bir öznelik için bir önem derecesi hesaplanır.

$$I_k = |w_k (x_{k1} - x_{k2})| \quad (2)$$

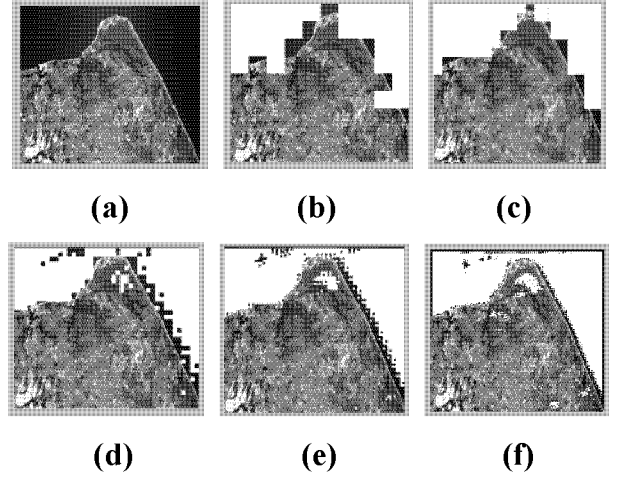
Burada I_k k'inci özneliğin önem derecesi, w_k bu özneliğe karşılık gelen w parametresi, x_{km} de m sınıfı için ($m=1,2$) k'inci özneliğin ortalama değeridir. Normalizasyon işleminin ardından karşılaştırılabilir öznelik önem dereceleri şu şekilde bulunabilir:

$$R_k = \frac{I_k}{\sum_{k=1}^n I_k} \quad (3)$$

Tablo 3. Tablo 2 için gerekli tanımlamalar.

$N = \text{İmgedeki gri seviyesi sayısı}, P(a,b) = CM_0^d(a,b)$
$p_x(a) = \sum_{b=1}^N p(a,b), \quad p_y(b) = \sum_{a=1}^N p(a,b),$
$\mu_x = \sum_{a=1}^N p_x(a), \quad \mu_y = \sum_{a=1}^N p_y(a),$
$p_s(c) = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p(a,b), \quad c = a+b = 2, 3, \dots, 2N$
$p_d(c) = \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p(a,b), \quad c = a-b = 0, 1, \dots, N-1$
$\sigma_x = \sqrt{\sum_{a=1}^N p_x(a)(a-\mu_x)^2}, \quad \sigma_y = \sqrt{\sum_{a=1}^N p_y(a)(a-\mu_y)^2}$
$HXY = -\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p(a,b) \log(p(a,b))$
$HXY1 = -\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p(a,b) \log[p_x(a)p_y(b)]$
$HXY2 = -\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p_x(a)p_y(b) \log[p_x(a)p_y(b)]$
$HX = -\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p_x(a) \log p_x(a)$
$HY = -\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N p_y(a) \log p_y(a)$
$Q(a,b) = \sum_{c=1}^N \frac{p(a,c)p(b,c)}{p_x(a)p_y(b)} \quad Q = [Q(a,b)]_{N \times N}$

Test verisi üzerinde yapılan incelemelerde 32x32, 16x16, 8x8, 4x4, 2x2 bloklardan oluşan değişik büyüklükteki doku örneklerinde benzer sonuçlar alınmış, Tablo 2'de verilen DVA ve SVA özneliklerinin diğerlerinden çok daha baskın olduğu görülmüştür ve sadece bu iki özneliğin birlikte bulunma matrisinden elde edilmesine karar verilmiştir.



Şekil 3: CM matrisi öznelikleri ile bölütleme: (a) Orijinal imge (b) 32x32 (c) 16x16 (d) 8x8 (e) 4x4 (f) 2x2 blokların sınıflandırılması

3.2. Histogram öznelikleri

Yukarıda anlatılan yöntemde büyük boyutlardaki doku bloklarının doğru bir şekilde sınıflandırıldığı fakat bunun yanında küçük bloklarda büyük miktarda hata oluştuğu gözlemlenmiştir. Ayrıca sayıca çok fazla olan küçük bloklar üzerinde yoğun işlemlerden kaçınılması yerinde olur. Bu amaçla, Mallat [9] tarafından Dalgacık Görüntüleri için önerilen histogram modeli kullanılmıştır. Bu modelde:

$$h(u) = Ke^{-|u/\alpha|^\beta} \quad (4)$$

Bu modelin parametrelerinden α ve β aşağıdaki gibi elde edilerek öznelik olarak kullanılır:

$$m_1 = \int |u| h(u) du \quad m_2 = \int |u|^2 h(u) du \quad (5)$$

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-u} u^{x-1} du \quad (6)$$

$$\alpha = m_1 \frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(2/\beta)} \quad (7)$$

$$\beta = F^{-1} \left(\frac{m_1^2}{m_2} \right) ; F(x) = \frac{\Gamma^2(2/x)}{\Gamma(1/x)\Gamma(3/x)} \quad (8)$$

α ve β parametrelerin öznelik olarak kullanılmasıyla Şekil 3'e kıyasla büyük bloklar için daha kötü, küçük bloklar için ise daha iyi bir performans gözlemlenmiştir.

4. En Büyük Olabilirlik Sınıflandırması

Doğal dokulardan elde edilen özneliklerin genelde büyük doğrulukla Gauss dağılımı ile modellenbilmesi nedeniyle burada anlatılan sınıflandırma problemi bu şartlar altında eniyi olan en büyük olabilirlik sınıflandırması şeklinde tanımlamak mümkündür:

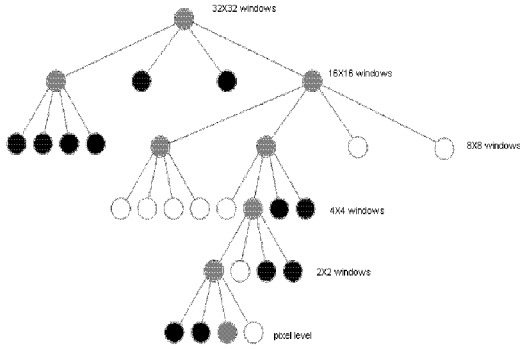
$$\Lambda_k = \log \{ p(\underline{x} | \underline{\mu}_k, \underline{\Sigma}_k) \} \quad (9)$$

$$= -\frac{1}{2} \log \{ (2\pi)^d |\underline{\Sigma}_k| \} - \frac{1}{2} (\underline{x} - \underline{\mu}_k)' \underline{\Sigma}_k^{-1} (\underline{x} - \underline{\mu}_k)$$

Deniz ve kara ($k=1,2$) dokularına ait istatistikler (ortalamalar ve ortak değişinti matrisleri) hesaplandıktan sonra her bir örneğin olabilirlik değeri o örneğin sınıflandırılması için kullanılır.

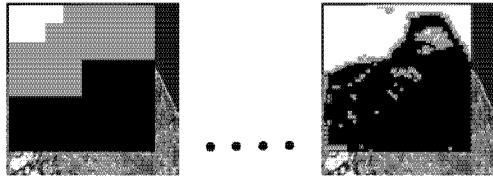
5. Çoklu Çözünürlüklü Bölütme

Yukarıda anlatılan birlikte bulunma matrisine dayalı özneliklerin büyük bloklar için histogram tabanlı özneliklerin ise küçük bloklar için daha iyi sonuç vermesi nedeniyle bunları birlikte kullanmak için bir dördütlü ağaç (quad-tree) yöntemi benimsenmiştir.



Şekil 4: Bölütme işleminde dördütlü ağaç kullanımı.

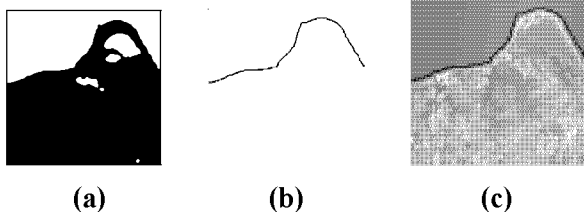
Bu yöntemde büyük bloklar için birlikte bulunma matrisi öznelikleri kullanılır. Bazı bloklar kara yada deniz olarak sınıflandırılırken karşı sınıfa komşu olan bloklar belirsiz sınıfa alınır. Belirsiz sınıfa ait blokların alt blokları için aynı işlem tekrarlanırken 8x8 bloklardan itibaren histogram öznelikleri kullanılmaya başlanır. Şekil 5'te algoritmanın ilk ve son adımlardaki sonucu görülmektedir.



Şekil 5: Dördütlü ağaç kullanımı ile bölütme.

6. Sonuç

Bu çalışmada kıyıların otomatik olarak çıkarılması için dalgacık dönüşümü ve doku analizi yöntemleri kullanılmıştır. Sonuçta belirlenen kıyı imgelerinde ikili imge tekniklerinin (matematiksel morfoloji, inceltme, küçük parçaları atma, vb.) kullanılması ile Şekil 6b'de gösterilen şekilde kıyı görüntüleri elde edilir. Bu tip görüntülerin harita verileri ile ilişkilendirilmesi [13] bu çalışmanın ikinci aşamasıdır.



Şekil 6: (a) Bölütme sonucu. (b) İkili imge işlemlerinden sonra görüntülerin atılması ile bulunan kıyı şeridi. (c) Bulunan kıyının orijinal imge ile karşılaştırılmış görüntüsü.

7. Kaynakça

- [1] Bo, G., Dellepiane, S., De Laurentiis, R., "Semiautomatic Coastline Detection in Remotely Sensed Images" IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, (24-28 July 2000) Vol.5 pp. 1869-1871.
- [2] Bo, G., Dellepiane, S., De Laurentiis, R. "Coastline Extraction in Remotely Sensed Images by Means of Texture Features Analysis" IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Sydney, (9-13 July 2001) Vol.3 pp. 1493-1495.
- [3] Zhang, Bin., Zhu, Zheng Zhong., Wu, You Shou. "Accurate Geometric Correction of NOAA AVHRR Images: The Coastline Detection Approach with Respect to Multispectral and Spatial Information" IEEE International Conference on Intelligent Processing Systems., Beijing, (28-31 October 1997) Vol.2, pp.28-31
- [4] Loos, E.A., Niemann, K.O. "Shoreline Feature Extraction from Remotely-sensed Imagery "IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (24-28 June 2002) Vol.6, pp.3417-3419.
- [5] Jishuang, Q., Chao, W., Zhengzhi, W. "Coastal Line Feature Extraction Method for Optic Remote Sensing Images: A Threshold-based Morphological Approach" IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, (24-28 June 2002) Vol.6, pp. 3420-3422.
- [6] Jianbin, Xu., Wen, Hong., Zhe, Liu., Yirong, Wu., Maosheng, Xiang. "The Study of Rough-location of Remote Sensing Image with Coastlines" IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, (21-25 July 2003) Vol.6, pp. 3964-3966.
- [7] Eugenio, F., Marques, F., Marcello, J. "A Contour-based Approach to Automatic and Accurate Registration of Multitemporal and Multisensor Satellite Imagery" IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, (24-28 June 2002) Vol.6, pp. 3390-339.
- [8] Bijaoui, J., Cauneau, F. "Separation of sea and land in SAR images using texture classification" 'Oceans Engineering for Today's Technology and Tomorrow's Preservation.' Proceedings, Brest, (13-16 September 1994) Vol.1, pp.522-526.
- [9] Mallat, S. "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation." IEEE Tr. Pattern Anal. Machine Intell. 1989 v11, pp. 674-693.
- [10] Daubechies, I. "Ten Lectures on Wavelets" CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Vol.61 pp. 195, 1992.
- [11] R.M. Haralick, L.G. Shapiro. Computer and Robot Vision, Vol. I. Addison-Wesley, 1992.
- [12] Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern Classification, (John Wiley, New York, 2001) p. 85-89.
- [13] Kahraman M. "Automatic Matching of Aerial Coastline Images with Map Data", Yüksek Lisans tezi, İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Ekim 2005.