

# ERS-1 SAR Uydu Görüntülerinden Türetilen Doku Parametrelerinin Eğitilmiş Sinir Ağı Yöntemiyle Sınıflandırılmasıyla 1992-1995 Zaman Aralığında İstanbul İlindeki Kentsel Değişikliklerin İzlenmesi

Erhan Alparslan  
TUBITAK-MAM  
Yer ve Deniz Bilimleri Araştırma Enstitüsü  
Anibal Caddesi, Hacı Halil Mahallesi, 41470 Gebze-Kocaeli  
Erhan.Alparslan@posta.mam.gov.tr

**Özet:** İstanbul İlinin 1992-1995 ERS-1 SAR görüntülerinin her biri önce Lee süzgeciyle, benek gürültüsünden arındırılmış, doku analiziyle, çok kanallı görüntülere dönüştürülmüştür. Daha sonra bilgisayar ekranında, gözle analiz edilerek ve yorum yapılarak, kentsel değişim alanlarına rastlayan örnek alanlar belirlenmiş, sinir ağı parçası yaratılarak geri yayınlı sinir ağı işlemcisi oluşturulmuştur.

## 1. Giriş

İstanbul İlinin nüfusu, çeşitli illerden olan göçler nedeniyle kontrolsüz bir biçimde büyümektedir. Bunun sonucu olarak küçük sanayide büyüme görülmeyle birlikte, konut gereksinimindeki artış, orman, park, çayır vb. alanlardaki daralma bütün çevrenin ekolojik durumunu etkileyen doğal bir olay oluşturmaktadır. Kentsel alandaki zamansal farklılıkları ortaya çıkarmak için, 1992, 1993 ve 1995 yıllarında çekilmiş İstanbul İli SAR görüntülerinden yararlanılmış, Tuzla ilçesi örnek çalışma alanı olarak alınmıştır.

SAR görüntülerine özgün benek gürültüsü, gözle yorumlamayı zorlaştıran özelliklerden birisi olup, aktif uzaktan algılama yöntemiyle elde edilen radar görüntülerinde bire bir sinyal eşitliğinin bulunmaması, algılayıcı platform tarafından aktif olarak gönderilen sinyalin yeryüzündeki nesnelere tarafından saçılarak birden çok yansıma vermesi sonucunda net bir görüntü oluşmamasından kaynaklanmaktadır. Çalışılan görüntülerdeki, benek gürültüsünü ortadan kaldırmak için önce Lee süzgeci kullanılmış, daha sonra benek gürültüsü temizlenmiş görüntülerde doku analizi yapılarak, sinir ağı sınıflandırmasına girdi oluşturulmuştur.

## 2. Lee Süzgeci

Lee tarafından SAR görüntülerindeki benek gürültüyü gidermek için önerilen süzgeç, görüntünün hem toplanan, hem de katlanan gürültüler tarafından bozulduğunu varsaymaktadır[1-3]. Toplanan ve katlanan gürültü (1-2) bağıntısıyla tanımlanmaktadır:

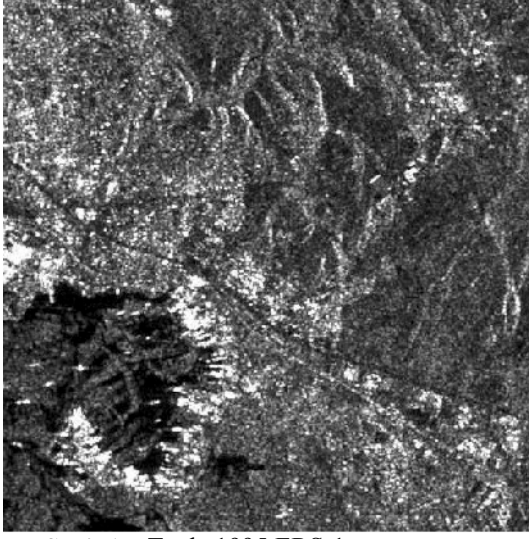
$$z_{i,j} = x_{i,j} + w_{i,j} \quad (1) \quad z_{i,j} = x_{i,j} * w_{i,j} \quad (2)$$

Bu bağıntıda,  $z_{i,j}$ , algılanan piksel,  $w_{i,j}$  ise ortalama değeri 0 olan beyaz gürültüdür.

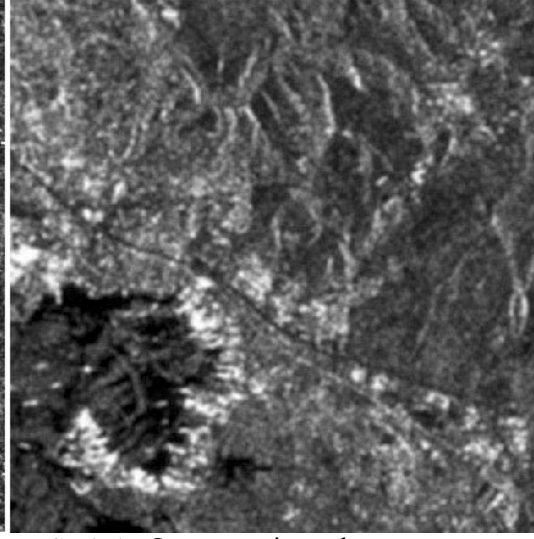
Katlayan gürültünün ortalama değeri 1'e eşittir. Toplayan ve katlayan gürültünün varyans değerleri ise yersel olarak değiştikleri için bilinmemektedir. Lee tarafından geliştirilen modelde, görüntünün az kontrastlı olan bölgelerinde süzülen piksel değeri, yersel ortalama değere yaklaşmakta, böylece düz alanlarda insan gözünü rahatsız eden gürültüler elenmektedir. Yüksek kontrastlı bölgelerde, kenarlar, keskin nitelikler, çizgiler bulunan bölgelerde ise, süzülen piksel değeri, bozuk görüntü pikseline yaklaşmakta, böylece ince ayrıntılar korunmuş olmaktadır. Kenarların ve keskin niteliklerin bulunduğu yersel pencerelerde varyans belirli bir eşik değerinin üzerine çıkmakta, bu özellikten yararlanarak, bu pencerelerdeki kenarlar, kenar bulan yönsel maskelerle bulunmakta, böylece kenarları etkileyen gürültülerin de temizlenmesi mümkün olmaktadır. Hem toplanan, hem de katlayan gürültülerin varlığında, Lee tarafından önerilen (3) bağıntısı kullanılarak, benek gürültülü SAR görüntüsü süzülür.

$$x_{i,j}^s = \bar{x}_p + \frac{\sigma_p^2 * (x_{i,j} - \bar{x}_p - \sigma_+^2)}{(\sigma_p^2 + \sigma_p^2 + \sigma_+^2)} \quad (3)$$

Bu bağıntıda, değişkenler (1) de tanımlandığı gibidir.  $\sigma_+^2$ , toplanan gürültü varyansı olup, düz yerlerde bulunan varyans değerine eşit olarak alınmaktadır. Çalışma bölgemizin deniz alanındaki düz alanda bulunan 382 varyans değeri, bu parametreye eşitlenmiştir. Çalışma alanı olarak ele alınan Tuzla ilçesinin 1995 yılı görüntüsü ve Lee süzgeciyle temizlenmiş durumu Şekil 1'de verilmektedir.



Şekil 1a. Tuzla 1995 ERS-1 görüntüsü



Şekil 1b. Lee süzgeci uygulanmış görüntü

### 3. Doku Analizi

Görüntüleri tanımlarken, piksel rengi ve parlaklığı genellikle kullanılan parametrelerdir. Daha az kullanılan bir parametre ise kumluluk' da (graininess) denen dokudur [4]. Bir pikseli tanımlayan rengin ve parlaklığın aksine, doku bağlanmış piksel grubundan hesaplanır [5].

Dokuyu matematiksel ölçmek için bir kaç ölçü bulunmaktadır. Genellikle kullanılan bir ölçü gri seviyesi birlikte oluş matrisi (gray level co-occurrence matrix) (GLCM) olup literatürde gri seviyesi bağımlılık matrisi olarak ta bilinir. GLCM, sabit yersel ilişki ile ayrılan gri seviyelerinin bir çift piksel için iki boyutlu histogramıdır. GLCM bir piksel çifti için ortak olasılık dağılımına yakındır. Doku ölçülerinin büyük bir kısmı GLCM' den doğrudan doğruya hesaplanır. Bazı doku ölçüleri ise GLCM' den türetilen gri seviyesi fark vektöründen hesaplanır. Doku ölçüleri, yöne bağlı olarak değişmeyecekse, (0, 45, 90, 135 derece)' deki GLCM' ler doku değerleri hesaplamadan önce toplanır. GLDV, ele alınan pikselin oluşunun komşu piksele somut farklarını toplar. Örneğin, GLDV' nin 0 elemanı farkın kaç kez 0 olduğunu sayar. (Yani, komşu piksel değeri ele alınan piksel değerine eşittir.), 1 elemanı ise eldeki piksel ile komşu piksel değerleri somut farkının kaç kez 1 olduğunu sayar (yani fark -1 veya +1 'dir). GLDV, GLCM' den paralel satırlardaki matris elemanlarının ana köşegene ilave edilerek türetilmektedir. Bir görüntünün dokusu birlikte oluş matrisiyle yaklaşılan gri seviye ortak olasılık dağılımı ile ilişkilidir. Özellikle, GLCM elemanlarının köşegen etrafında dağılım miktarı, yersel bölgenin dokusunu tanımlar. Az bir dağılım, yersel ilişki uzunluğuna kıyasla dokunun kaba olduğu anlamına gelir. N, gri seviye sayısı, P, normalleştirilmiş simetrik NxN boyutlarındaki GLCM birlikte oluş matrisi, V, normalleştirilmiş N boyutlu gri seviye fark vektörüdür.

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) = 1, \quad V(k) = \sum_{i=0, \forall |i-j|=k}^{N-1} P(i, j) \quad (4)$$

Belli başlı doku ölçümleri on tane olup aşağıda verilmektedir. Bu özellikler, tek bantlı uydu verisinin çok bantlı bir ortama dönüşmesini, böylece sınıflandırma algoritmaları uygulamaları için uyumlu duruma gelmesini ve bazı ilgi sınıflarının ayırt edilmesini sağlar [6]

$$\text{Tek türülük,} \quad \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P(i, j)}{(1 + (i - j)^2)} \quad \text{Kontrast,} \quad \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) * (i - j)^2 \quad (5)$$

$$\text{Benzersizlik,} \quad \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) * |i - j| \quad \text{Ortalama değer,} \quad \bar{i} = \sum_{j=0}^{N-1} i * P(i, j) \quad (6)$$

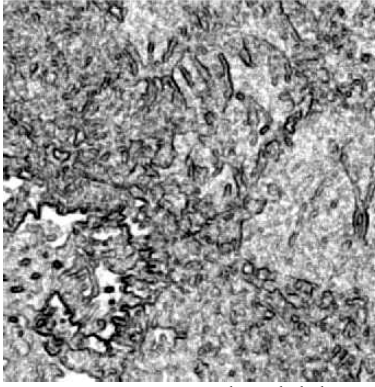
$$\text{Varyans,} \quad \sigma_i^2 = \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) * (i - \bar{i})^2, \quad \text{Standart sapma,} \quad \sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \quad (7)$$

$$\text{Entropi, } \sum_{j=0}^{N-1} -P(i, j) \log_e(P(i, j)) \quad (0 * \log_e(0) = 0 \text{ olduğunu varsayarak}) \quad (8)$$

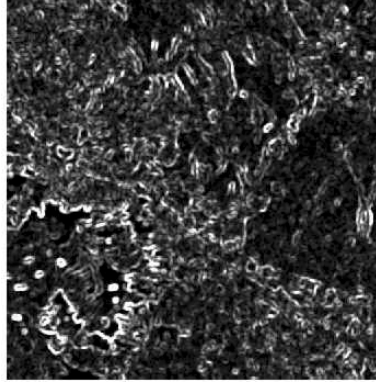
$$\text{Açısal 2.moment, } \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j)^2 \quad \text{Karşılıklı ilişki, } \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P(i, j) * (i - \bar{i})(j - \bar{j})}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}} \quad (9)$$

$$\text{GLDV açısıl ikinci moment, } \sum_{k=0}^{N-1} V(k)^2 \quad (10)$$

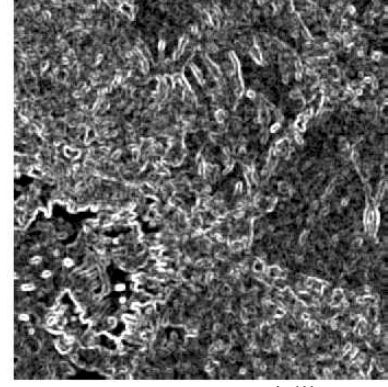
Yukarıda anlatıldığı gibi, bazı doku özellikleri, doku eleman özelliği ve kontrast gibi görüntüye özgü doku özellikleriyle ilişkilidir. Diğerleri görüntüde olan gri seviye geçişlerinin doğasını ve karmaşıklığını belirler. Bu özelliklerin görüntünün doku özellikleri hakkında bilgi içermesine rağmen, bu özelliklerin hangisinin özgün doku özelliğini temsil ettiğini teşhis etmek hemen hemen olanaksızdır.



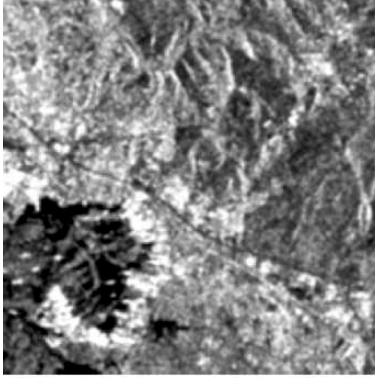
Şekil 2a. Tek türülük



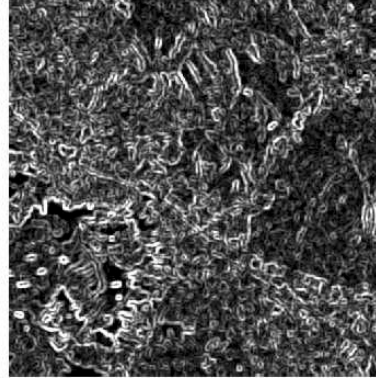
Şekil 2b. Kontrast



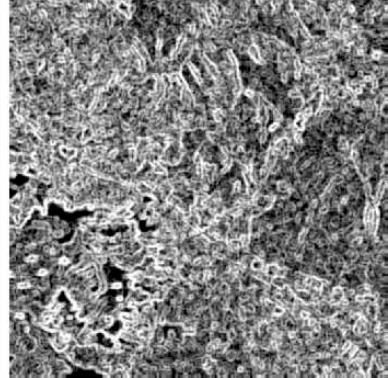
Şekil 2c. Benzersizlik



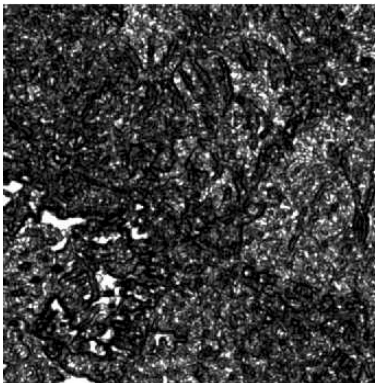
Şekil 2d. Ortalama Değer



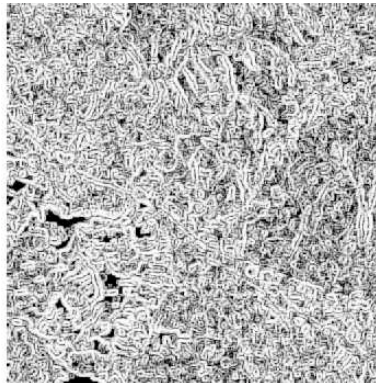
Şekil 2e. Standart Sapma



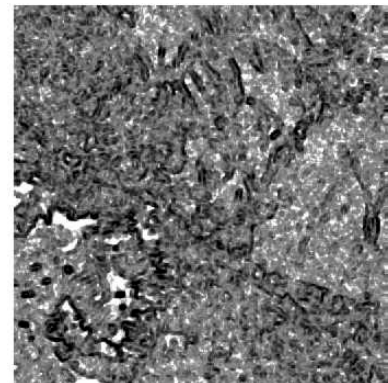
Şekil 2f. Entropi



Şekil 2g. Açısal 2. moment



Şekil 2h. Karşılıklı ilişki

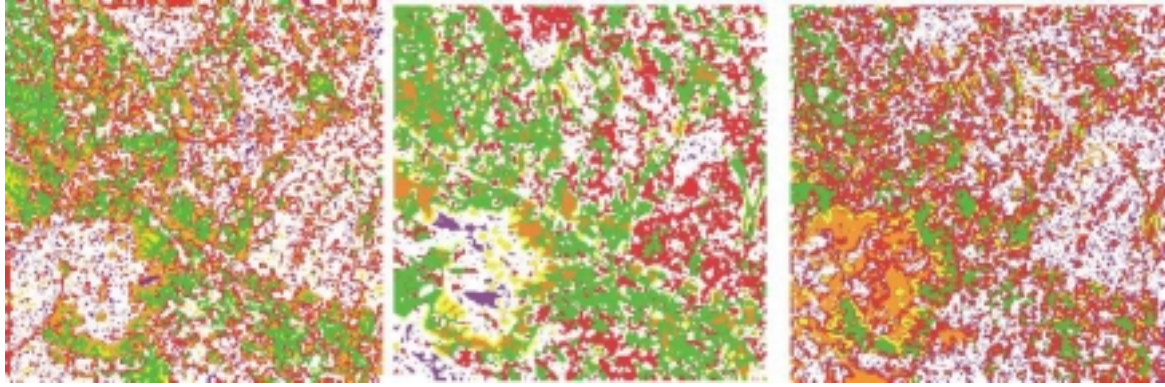


Şekil 2i. GLDV açısıl 2. moment

Çalışma alanının doku analizi sonucunda türetilen doku parametrelerinden ilk dokuzu Şekil 2’de sergilenmektedir.

#### 4. Sinir Ağı Sınıflandırması

Sinir ağı, birim olarak adlandırılan, birbirine bağlı sinir hücresi veya nöron olarak ta çağrılabilen işlem elemanlarından oluşmaktadır[7]-[8]. Bu hücreler, en az üç tabaka olarak düzenlenmektedir. Girdi görüntü verisi kendisince oluşturulan girdi tabakadaki birimleri harekete geçirmekte, çıktı birimler tabakası, eğitilen çıktı sınıfları temsil etmektedir. İki tabaka arasında ne girdi ne de çıktı birim olan birkaç gizli birimler tabakası bulunmaktadır. Bir tabakadaki her birim, bir sonraki tabakadaki diğer birimlere bağlı olup gizli veya çıktı tabakadaki her birim bir önceki tabakadaki bütün birimlerden girdi almakta ve bir çıktı değeri üretmektedir. Bir birimden her bağın bir sonraki tabakanın birimlerine bir ağırlığı bulunup, bu ağırlık birimden gelen çıktı değerini ya geçirmekte ya da bastırmaktadır. Bir gizli ve çıktı tabaka birimdeki çıktıyı hesaplamak için o birime gelen net girdi önce hesaplanmakta, birime net girdi toplanarak, bu değer harekete geçirme sigmoid işlevinden geçirilerek birimin çıktısı üretilmektedir. Sinir ağı, sınıflandırma işlemi için eğitilir eğitilmez, girdi görüntü verisi kullanılarak girdi tabaka harekete geçirilmekte, ağ baştan başa kat edilerek çıktı tabaka birimlerinin de harekete geçmesiyle çıktı görüntü üretilmektedir. Çalışma alanının 1992, 1993 ve 1995 ERS-1 görüntüsünün sinir ağı analizi yöntemiyle, 6 farklı kentsel dokuya bölünmesi Şekil 3’te verilmekte ve kentsel dokudaki değişiklikler konusunda bilgi çıkarılabilmektedir.



Şekil 3a. Sinir ağı analizi (1992)

Şekil 3b. Sinir ağı analizi (1993)

Şekil 3c. Sinir ağı analizi (1995)

#### 5. Sonuçlar

1992,1993,1995 yılında İstanbul ilinin kentsel dokusundaki farklılıklar Tuzla ilçesi baz alınarak çalışılmıştır. İlçenin ERS uydu görüntüleri önce Lee benek gürültüsü arındıran süzgeçle süzülerek temizlenmiş, daha sonra doku analizi uygulanmıştır. Doku parametrelerinin kentin değişiklik gösteren yöreleri örnek alan olarak alınarak sinir ağı sınıflandırıcı kentin farklı dokularını algılamaya eğitilmiştir. Her üç yıla ait sınıflandırma sonuçları gözden geçirildiğinde, bu çalışmada tanıtılan yöntemin başarıya ulaştığı görülmektedir.

#### 6.Kaynaklar

- [1] Lee, S., “Digital Image Enhancement And Noise Filtering By Local Statistics”, IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-2, No.2, sf.165-168, 1980
- [2] Lee, S., ”Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images”, Computer Graphics and Image Processing, Vol.17, sf.24-32, 1981
- [3] Lee, J.S. "Refined Filtering of Image Noise Using Local Statistics" Computer Graphic and Image Processing 15, sf.380-389, 1981
- [4] Connors, R.W., Harlow, C.A.,"A Theoretical Comparison of Texture Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 3, 1980
- [5] Haralick, R.M., "Statistical and Structural Approaches to Texture", Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, sf. 786-804, 1979
- [6] Haralick, R.M., Shanmugan, K., Dinstein, I., "Textural Features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, sf. 610-621, 1973.
- [7] Bischof, H., Schneider, W., Pinz, A.J., Multispectral Classification of Landsat-Images Using Neural Networks, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 30, No. 3, 1992
- [8] Foulkes S B, Ship Detection in ERS-1 and RADARSAT SAR Images Using A Self-organizing Neural Network, AMRS Ship Detection Workshop, 2000