# Deniz Tabanı Dokusunun Eğitimli Sinir Ağı Yöntemiyle Sınıflandırılması

Erhan Alparslan<sup>1</sup>, Cihangir Aydöner<sup>1</sup>, Semih Ergintav<sup>1</sup>, Ruhi Saatçılar<sup>1</sup>, Süleyman Canan<sup>1</sup>, Erhan Gezgin<sup>2</sup>, Ahmet Ünlü<sup>2</sup> <sup>1</sup>TUBITAK-MAM, Yer ve Deniz Bilimleri Araştırma Enstitüsü, 41470 Gebze <u>Erhan.Alparslan@mam.gov.tr, Cihangir.Aydoner@mam.gov.tr, Semih.Ergintav@mam.gov.tr,</u> <u>Ruhi.Saatcilar@mam.gov.tr, Suleyman.Canan@mam.gov.tr</u>

<sup>2</sup>Dz.K.K.Seyir Hidrografi ve Oşinografi Dairesi, Çubuklu, İstanbul

**Özet:** DGPS hassas konum belirleme sistemi eşliğinde bir gemiye konuşlandırılmış bulunan yandan taramalı sonar sistemi ile Marmara Denizindeki bir çalışma alanı taranarak, deniz tabanı verileri toplanmıştır. Veriler DGPS sistemiyle koordinatlandırılarak haritaya yerleştirilmiştir. Ölçümler esnasında deniz tabanındaki düzensizliklerden dolayı oluşan veri eksikleri ise ara değer bulma yoluyla kapatılmıştır. Bu şekilde oluşmuş 467 hektar büyüklüğündeki ölçüm alanına ait deniz tabanı haritası doku analizi ile on boyutlu doku uzayına dönüştürülmüştür. Doku uzayında, önce k-ortalama değer kümeleme yöntemiyle on altı adet farklı gruplaşma gözlemlenmiş, sonra bulunan gruplardan yararlanılarak sinir ağı parçası yaratılmış, geri yayınlı sinir ağı işlemcisi ile sonuç olarak on üç farklı deniz tabanı sınıflara ulaşılmıştır.

Anahtar Sözcükler: Deniz tabanı haritalama, yandan taramalı sonar sistemi, DGPS, (konum belirleme), doku analizi, kümeleme, sinir ağı yöntemiyle sınıflandırma

## 1. Giriş

Sualtı sesi ile derinlik ölçmek, akustik ölçümler, taban yansıması ve çeşitliliğinin belirlenmesi için gerekli veriler, hedeflerden yansıyan yankı dalgalarının analiziyle oluşmaktadır. Bunun için ya bir yankı iskandili ile su sütununda ses nabızları üretilmekte, ya da elektrik enerjisini akustik enerjiye veya yankıları tekrar elektrik enerjisine çeviren bir enerji iletim sistemi vasıtasıyla bir sonar cihazının yüzeyden deniz yatağına dikey olarak bir demet ses nabzı göndermesi gerekmekte, toplanan veriler daha sonra uygun donanım ve yazılımla sayısallaştırılarak işlenmektedir. Taban bilgisi (taban çökeltileri: örneğin kum, çamur, ...) ve derinlik GPS verisi ile alınan ve birlikte depolanan yankı sinyali içine kodlanmaktadır. Uygun araştırmalarla, yankılardan elde edilen sonuclar, tarih, zaman, enlem ve bovlamla birlikte islenebilmekte ve savısal haritava vansıtılmaktadır [1]. Deniz Kuvvetlerimizin sığ sulardaki manevra kabiliyeti, deniz tabanının doğru olarak bilinmesine, özellikle kıyılara yakın sığ sulardaki batimetri bilgisine bağlıdır. Bu nedenle belirli çalışma alanlarına çıkılarak çok demetli iskandil, konum belirleme sistemi ve yandan taramalı sonar sistemi ile donanmış bir gemi ile veri toplamak gerekmektedir. Gemide bulunan cok demetli iskandil deniz tabanının kaba bir batimetrisini çıkartarak deniz dibindeki tepeciklerin sonar cihazını taşıyan ve deniz tabanının birkaç metre yükseğinde ölçüm kablosu ile çekilen balık cihazına ölçümler sırasında bir zarar gelmesini önlemektedir. Konum belirleme sistemi ise toplanan verilerle harita arasında ilişki kurulmasını sağlamaktadır. Gemi, çalışma alanında daha önceden belirlenmiş hatlar boyunca deniz tabanını tarayarak veri toplamaktadır. Toplanan veriler koordinatları vasıtasıyla bir haritaya verlestirilmektedir. Ölcümler esnasında deniz tabanındaki düzensizliklerden dolayı olusan veri eksikleri ise laboratuar ortamında ilgili bilgisayar programları ile ara değer bulma yöntemleri ile kapatılmaktadır. Bu calışmada bu şekilde oluşmuş bir deniz tabanı haritası verisine önce doku analizi uygulayarak on boyutlu doku uzayında veriler elde edilmektedir. Daha sonra k-orta değer kümeleme yöntemi ile doku uzayında ilgi merkezi olacak farklı merkezler bulunmaktadır. Bu merkezler etrafında örnek alanlar oluşturularak sinir ağı eğitimli sınıflandırcısını eğiterek bir sinir ağı yaratılmaktadır. Kurulan bu sinir ağından deniz dokusu verileri geçirilerek, deniz tabanındaki farklı ilgi noktaların, özellikle düzensizliklerin oluşturduğu sonuç haritaya ulaşılmaktadır.

### 2. Doku Analizi

Deniz tabanı dokusunu matematiksel olarak ölçmek için birkaç ölçü bulunmaktadır [2],[3]. Genellikle kullanılan bir ölçü gri seviyesi birlikte oluş matrisi (GLCM) olup literatürde gri seviyesi bağımlılık matrisi olarak ta bilinmektedir. 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 diğerleri ise GLCM' den türetilen gri seviyesi fark vektöründen hesaplanmaktadır. GLDV, ele alınan pikselin

oluşunun komşu piksele somut farklarını toplamaktadır. Örneğin, GLDV' nin 0 sayılı elemanı farkın kaç kez 0 olduğunu sayar. (yani, komşu piksel değeri ele alınan piksel değerine eşittir.), 1 elemanı ise eldeki piksel ile komşu piksel değer somut farkının kaç kez 1 olduğunu sayar (yani fark -1 veya +1 'dir). GLDV, GLCM' den paralel satırlardaki matris elemanlarının ana köşegene ilave ederek türetilmektedir. Deniz tabanı dokusu birlikte oluş matrisiyle yaklaşılan gri seviye ortak olasılık dağılımı ile ilişkilidir. Özellikle, GLCM elemanlarının köşegen etrafında dağılma miktarı, yersel bölgenin dokusunu tanımlamaktadır. Az bir dağılım, yersel ilişki uzunluğuna kıyasla dokunun kaba olduğu anlamına gelmektedir[4-6]. Deniz tabanı dokusunu ölçmek için, matematiksel ifadeleri Tablo 1'de verilen, on tane doku ölçüsü 5x5 lik bir kare pencere şeklindeki komşuluk alanında hesaplanmıştır: Bu ifadelerde, N gri seviye sayısı, P normalleştirilmiş simetrik NxN boyutlarındaki GLCM birlikte oluş matrisi, V ise normalleştirilmiş N boyutlu gri seviye fark vektörü anlamına gelmektedir.

| Doku Parametresi                                |                              | Matematiksel                                     | Doku Parametresi |                                    | Matematiksel  |
|---|------------------------------|--|------------------|------------------------------------|---|
|   |                              | Ifadesi  |                  |                                    | Itadesi   |
| 1   | Tek Türlülük<br>(Homogenity) | $\sum_{j=0}^{N-1} \frac{P(i,j)}{(1+(i-j)^2)}$    | 5b               | Varyans                            | $\sigma_i^2 = \sum_{j=0}^{N-1} P(i,j)^* (i-\bar{i})^2$                                |
| 2   | Kontrast                     | $\sum_{j=0}^{N-1} P(i,j) * (i-j)^2$              | 6                | Entropi*                           | $\sum_{j=0}^{N-1} P(i,j) \log_e(P(i,j))$  |
| 3   | Benzersizlik                 | $\sum_{j=0}^{N-1} P(i,j)^*  i-j $                | 7                | Açısal ikinci moment               | $\sum_{j=0}^{N-1} P(i,j)^2$   |
| 4   | Ortalama Değer               | $\overline{i} = \sum_{j=0}^{N-1} i * P(i,j)$     | 8                | Karşılıklı ilişki<br>(Correlation) | $\sum_{j=0}^{N-1} \frac{P(i,j)*(i-\bar{i})(j-\bar{j})}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}}$ |
| 5a  | Standart Sapma               | $\sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2}$                   | 9                | GLDV açısal ikinci moment          | $\sum_{k=0}^{N-1} V(k)^2$   |
| $\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) = 1$ |                              | $V(k) = \sum_{i=0,\forall  i-j =k}^{N-1} P(i,j)$ | 10               | GLDV Entropi*                      | $\sum_{k=0}^{N-1} V(k) * \log_e(V(k))$  |
| * ( $0 * \log_e(0) = 0$ olduğunu varsayarak)    |                              |  |                  |                                    |   |

Tablo 1. Çalışmada kullanılan doku parametrelerini ve matematiksel ifadelerini gösterir tablo

#### 3. K-ortalama Değer Yöntemi ile Kümeleme

Deniz tabanı dokusundaki farklı gruplaşmaları belirlemek için ilk olarak k-ortalama değer kümeleme yöntemi kullanılmıştır[2]. Bu yönteme göre başlangıçta küme merkezleri gelişigüzel seçilerek her eleman en yakın uzaklıkta bulunduğu küme merkezine atanmıştır. Kümelerin ortalama değerleri, kümelere atanan elemanlara göre değişmiş, elemanlar oluşan yeni küme merkezlerine olan en kısa uzaklıklarına göre yeniden atanmıştır. Bu işlemler eleman atama, yeni küme merkezi belirleme işlemleri önemsenmeyecek miktara inene kadar sürdürülmüş, kesinleşen küme merkezleri göz önünde tutularak elemanların son sınıflandırılması yapılmış ve on beş farklı sınıf bulunmuştur. Deniz tabanı sınıflarını hassas bir şekilde belirlemek için dikkat çeken kümeler üzerinde örnek alanlar oluşturularak, sinir ağı sınıflandırması yapılmıştır.

#### 4. Sinir Ağı Sınıflandırması

Bir objenin tanımlanmasını sağlayan doku, renk, boyut, biçim gibi özellikler, yorumlayıcının bilgi ve deneyimi doğrultusunda, insan beyni tarafından analiz edilir. Sinir ağları yöntemi, beynin biyolojik olarak karar verme mekanizmasını örnek alan matematiksel bir model olarak bilinir. Deniz tabanı dokusunun sınıflandırılması için sinir ağı sınıflandırılması için sinir ağı parçası yaratılarak geri yayınlı sinir ağı işlemcisi oluşturulmuştur. Sinir ağı, birim olarak adlandırılan birbirine bağlı (sinir hücresi veya nöron olarak ta çağrılabilen) işlem elemanlarından oluşur[5]. Bu hücreler, iki veya daha fazla tabaka olarak düzenlenir. Geri yayınlı sinir ağı algoritmasının, ileri ve geri evreleri bulunur. Bir tabakadaki bir birim bir sonraki tabakadaki diğer birimlere bağlıdır. Gizli veya çıktı tabakadaki bir birim bir önceki tabakadaki bütün birimlerden girdi alır ve bir çıktı değeri üretir. Bir birimden her bağın bir sonraki tabakanın birimlerine bir ağırlığı bulunup, bu ağırlık birimden gelen çıktı değerini ya geçirir ya da bastırır. 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 eğitilire gitilmez, girdi görüntü verisi kullanılarak girdi tabaka harekete geçirilmekte, ağ baştan başa kat edilerek çıktı tabaka birimlerinin de

harekete geçmesiyle çıktı görüntü üretilmektedir. Çalışma alanının sinir ağı analizi yöntemiyle, 10 farklı deniz dokusuna dönüşmesi Şekil 1'de verilmektedir.



Şekil 1. Deniz tabanı dokusunun sinir ağı sınıflandırması ile elde edilen on üç sınıf

#### 5.Sonuçlar

Deniz tabanı genlik görüntüsü 2023m x 2306 m' lik bir alanı kaplamış ve bu alan çözünürlüğü 0.5m olan piksellerle örneklenmiştir. Doku analizi 7x7 boyutunda bir pencere çerçevesinde yapılmıştır. On boyutlu doku uzayında k-ortalama değer eğitimsiz sınıflandırma yöntemi ile sınıflandırma yapılmış, sonuç olarak 15 adet farklı küme belirlenmiştir, kümelerdeki eleman sayısı göz önünde bulundurularak kümeler gruplaştırılarak sonuç 13 küme bulunmuş, üzerlerinde örnek alanlar oluşturulup sinir ağı kurulmuştur ve hassas sinir ağı sınıflandırılması yapılmıştır. Deniz tabanı genlik görüntüsünü gözle daha iyi yorumlamak amacıyla her küme farklı gri tonları ile boyanmıştır. Şekil 1'den de görüleceği üzere kullanılan yöntem deniz dibindeki düzensiz yerleri ayrı gruplara ayırarak daha iyi yorumlanabilir bir kaynak oluşturmuştur.

#### 6. Teşekkür

Deniz Kuvvetleri Komutanlığı Seyir Hidrografi ve Oşinografi Dairesine, bu çalışmaya sağladıkları mali katkı, personel ve çok demetli iskandil ve sonar veri toplama cihazları ile teçhiz edilmiş seyir gemileri TCG Çeşme ve TCG Çubuklu' ya bu araştırmanın veri toplama aşamasına katkılarından dolayı teşekkürü bir borç bilmekteyiz.

# Kaynaklar

[1] Clizia, B., Saul, C., Marco, C., Maurizio, S., "Sea-bed classification and sea-bottom mapping with GRASS in the Natural Marine Reserve of Miramare", Proc. of the *Open source GIS - GRASS users conference 2002*, İtalya [2] Using PCI Software, (1998), PCI, Ontario, Canada

[3] Conners, R.W., Harlow, C.A., (1980), "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 3

[4] Haralick, R.M., (1979), "Statistical and Structural Approaches to Texture", Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, s. 786-804

[5] Haralick, R.M., Shanmugan, K., Dinstein, I., (1973), "Textural Features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, s. 610-621.

[6] 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