

BİRLEŞTİRİLMİŞ MRA-HYSA YÖNTEMİ İLE GÜRÜLTÜ TEMİZLEME

Niyazi KILIÇ¹

Osman Nuri UÇAN²

^{1,2} Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
Mühendislik Fakültesi
İstanbul Üniversitesi Avcılar Kampüsü, 34320, Avcılar, İstanbul

¹e-posta: niyazik@istanbul.edu.tr

²e-posta: uosman@istanbul.edu.tr

Anahtar sözcükler: Markov Rastgele Alanları (MRA), Gibbs Rastgele Alanları (GRA), Hücreyel Yapay Sinir Ağları (HYSA), Görüntü iyileştirme.

ABSTRACT

In this paper, to improve image performance of synthetics data, Markov Random Field (MRF) and Cellular Neural Network (CNN) structures are combined and a new approach, Markov Random Field-Cellular Neural Networks (MRF-CNN) is introduced. MRF-CNN structure can be applied to synthetics data for various image processing problems such as noise filtering, edge detecting, blank filing etc., with noise variance up to 9 dB and better results are obtained according to MRF and CNN schemes. In training of MRF-CNN, Recursive Perceptron Learning Algorithms (RPLA) is studied.

1. GİRİŞ

Bilgisayar destekli görüntü işleme literatüründe görüntüyü modellemek ve işlemek için kullanılan istatistiksel modellere karşı özellikle son yıllarda artan bir ilgi vardır. Bu tür çalışmaların çoğu gürültülü görüntülerin ayrıştırılması ve yenilenmesi problemlerinde çokça kullanılan Markov Rastgele Alan (MRA) modeli uygulamaları doğrultusunda gerçekleştirilmiştir.

Görüntü analizinde, uzamsal komşuluklar içindeki noktalar arasındaki bağımlılıktan dolayı, Markov Rastgele Alanlarının çeşitli modelleri bulunmuştur. Böylece, görüntü analizinin klasik problemleri olan doku sentezleme, doku sınıflandırma, görüntü bölütleme, görüntü yenilemeve görüntü sıkıştırma konularında Markov Rastgele alanları ile büyük ilerlemeler kaydedilmiştir [1].

Gibbs ve Markov Rastlantı Alanları ile görüntü modellemede kullanılacak kafes olarak adlandırılan L , $N_1 \times N_2$ noktalarından oluşan bir alandır.

$$L = \{ (i, j) \mid 1 \leq i \leq N_1, 1 \leq j \leq N_2 \} \quad (1),$$

Görüntü bölütleme, Bayesian kestirim problemi ile formüle edilebilir. O halde Bayesian olasılığı, $P(x/y) = P(y/x) \cdot P(y)$ şeklinde yazılabilir. Hammersley-Clifford teoremine göre öncelikli olasılık fonksiyonu:

$$P(x) = \frac{1}{Z} e^{-\sum_{c \in C} V_c(x)} \quad (2),$$

Sıfır ortalamalı ve varyansı σ olan beyaz gürültü ile tanımlanan koşullu olasılık fonksiyonu:

$$P_n(y/x) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^{N_1 N_2} (y_i - x)^2} \quad (3),$$

ise, birleştirilmiş olasılık yoğunluk fonksiyonu;

$$P(x/y) = l_i - \sum_{c \in C} V_c(x) - \left(\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{N_1} (y_{ij} - q_m)^2 \right) \quad (4),$$

olur. Burada $V_c(x)$, potansiyel işlevi olarak bilinir ve kullanılan görüntülerdeki her bir pikselin Gibbs Dağılımını (GD) verir. GD'nin nasıl çıkarıldığı konusunda ayrıntılı bilgi Derin ve Elliot [2]'in makalesinden öğrenebilirler. Eşitliğin sağ tarafı ise öklid uzaklığı olarak bilinir ve bu eşitliği en küçük yapan q_m düzeyleme seviyelerini verir.

Yapay sinir ağlarının özel bir çeşidi olan Hüresel Yapay Sinir Ağları (HYSA) birbirine bağlı ve çoğunlukla iki boyutlu hücrelerden meydana gelmiş olan dinamik ağlardır. İlk olarak 1988 yılında L. Chua ve L. Yang tarafından ortaya atılmışlardır [3]. Bu yapıyı yapay sinir ağlarından ayıran en önemli özelliği, bağlantı ağırlık katsayılarının çalışılan düzlem üzerinde değişmez bir bağlantı ağı oluşturmasıdır. Bu da Hüresel yapay sinir ağlarını klasik anlamdaki yapay sinir ağlarına göre oldukça avantajlı bir konuma sokmaktadır. Bilinen anlamdaki yapay sinir ağlarının bazı temel özelliklerin taşımalarının yanısıra özellikle iki boyutlu yapılarından dolayı görüntü işleme ve görüntü tanıma konularında oldukça fazla uygulama alanları bulunmaktadır.

Bu bildiride, bu iki yöntem kaskad birleştirilerek yeni bir yapı oluşturulmuş ve yüksek oranda gürültü bindirilmiş görüntüyü iyileştirmek amaçlanmıştır.

2. BİRLEŞTİRİLMİŞ MRA-HYSA YAPISI

Hüresel Yapay Sinir Ağları sürekli veya ayrık zamanlı dinamik bir sistemdir. Bir HYSA hücresinin durum ve çıkış eşitlikleri aşağıdaki gibidir;

$$X_{i,j}(n+1) = \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} A_{i,j;k,l} \cdot y_{k,l}(n) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} B_{i,j;k,l} \cdot u_{k,l}(n) + I_{i,j} \quad (5)$$

$$y_{i,j}(n) = f[x_{i,j}(n)]; \quad y_{i,j}(n) = \frac{1}{2} \cdot (|x_{i,j}(n)+1| - |x_{i,j}(n)-1|) \quad (6)$$

Burada, x,y,u ve I sırasıyla hücrenin, durum, çıkış, giriş ve eşik değerlerini gösterir. J ve k ise hücre indisleridir.

MRA'nın çıkışı (l_i), HYSA işleminin girişi (u_{kl}) birimi olarak alınarak bu iki blok kaskad bağlandığında;

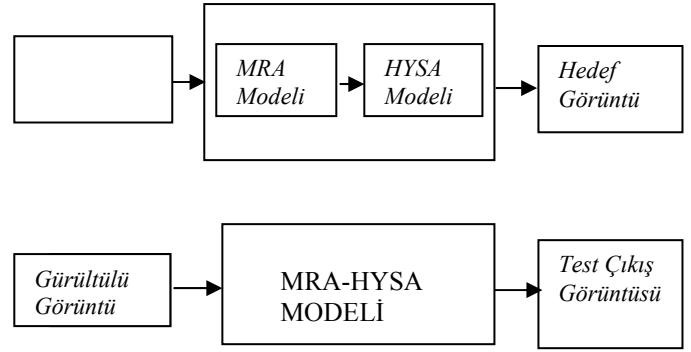
$$U_{kl} = l_i = - \sum_{c \in C} V_c(x) - \left(\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{N_i} (y_s - q_m')^2 \right), \quad (7)$$

ve

$$X_{i,j}(n+1) = \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} A_{i,j;k,l} \cdot y_{k,l}(n) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} B_{i,j;k,l} \cdot l_i + I_{i,j} \quad (8)$$

elde edilir.

Önerilen birleştirilmiş MRA-HYSA yapısının blok şeması şekil 1 de görülebilir.



Şekil 1. Birleştirilmiş MRA-HYSA Blok Şeması

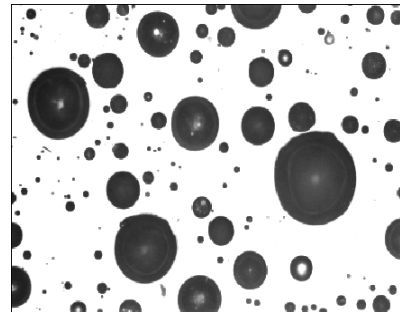
Yukarıdaki blok şemada da görüldüğü gibi önerilen yeni yaklaşımla gürültülü görüntü sırayla iki filtreden geçirilerek daha iyi bir görüntü elde etmek amaçlanmıştır.

Birleştirilmiş MRA-HYSA modelinde, daha önceden elde edilen MRA çıkışı, HYSA'nın girişi olarak alınır. Bu girişler, RPLA (Recursive Perceptron Learning Algorithm) [4] yöntemi ile eğitilerek ağırlık katsayıları hesaplanır. Hesaplanan bu ağırlık katsayıları test algoritmasında kullanılarak diğer görüntüler için çıkışlar elde edilir.

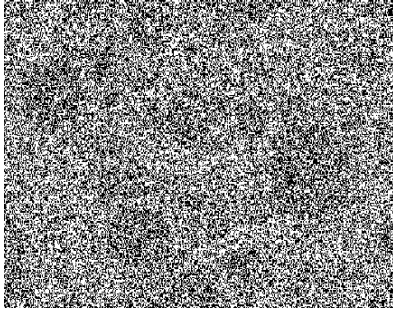
3. BENZETİM SONUÇLARI

Birleştirilmiş MRA-HYSA modeli yüksek oranda gürültü eklenmiş (varyansı 4 dB) olan sentetik görüntülere uygulanmıştır. Benzetimlerde MATLAB programı kullanılmıştır.

Şekil 2 de birleştirilmiş MRA-HYSA modelinin, 279 X 392 piksel uzunluğundaki enamel görüntüsü üzerindeki sonuçları gösterilmiştir.



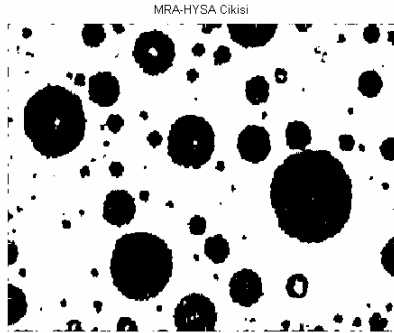
(a)



(b)



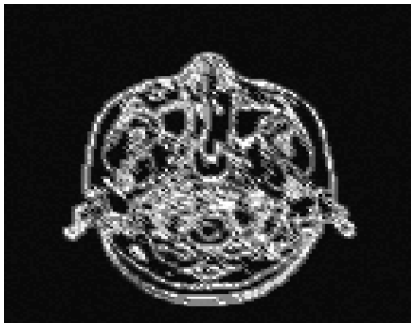
(b)



(c)

Şekil 2. a)Orjinal görüntü, b) Gürültülü görüntü ($\sigma=4$), c) Birleştirilmiş MRA-HYSA çıkışı

128 X 128 piksel uzunluğundaki mra görüntüsünün test çıkışı sonucu şekil 3 de gösterilmiştir. Burada MRA çıkışı test girişi olarak alınarak MRA-HYSA sonucu elde edilmiştir.



(a)

Şekil 3. a) Test girişi
b)Test çıkışı

SONUÇ

Bu çalışmada gürültülü görüntünün birleştirilmiş MRA-HYSA yöntemi ile filtre edilmesi gösterilmiştir. MRA ve HYSA kaskad bağlanarak yeni bir yapı oluşturulmuş ve bu yeni modelin sentetik datalar üzerindeki benzetim sonuçları çıkarılmıştır.

Önerilen yeni modelde ilk olarak görüntüdeki her bir pikselin Gibbs dağılım parametreleri hesaplanarak MRA çıkışları elde edildi. Daha sonra elde edilen MRA çıkışı HYSA blokunun girişi alınarak MRA-HYSA çıkışı elde edildi. Yukarıdaki benzetim sonuçlarında da görüldüğü gibi MRA ile görüntünün gürültüsü temizlenip kenarları belirlendi, HYSA ile de boşluk doldurma işlemi gerçekleştirildi.

KAYNAKLAR

[1] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, gibbs Distribution and the Bayesian Restoration of images" IEEE Trans. Pattern. Anal., vol.PAMI-6, no.6,pp.721-741, nov.1984

[2] H. Derin and H. Elliot, " Modeling and segmentation of noisy of textured images using Gibbs random field" IEEE Trans. Patt. Anal. ,vol. PAMI-9, no.1, pp.39-55 , jan.1987.

[3] L.O. Chua, L.Yang, "Cellular Neural Networks Theory", IEEE Transactions on Circuits and System, vol.35, no.10, pp.1257-1272, oct.1998.

[4] Ensari T., Kılıç N., Uçan O.N., ve Özmen A., 2003, "Markov Rastgele Alanları ve Hücresel Yapay Sinir Ağları ile Biyomedikal Görüntü İşleme", IEEE SİU 2003 11. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, sayfa 609-611