

Çarpmasız Yapay Sinir Ağı

Multiplication-Free Neural Networks

Cem Emre Akbaş¹, Alican Bozkurt¹, A. Enis Çetin¹, Rengul Çetin-Atalay², Ayşegül Üner³

¹Bilkent Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü 06800, Ankara, Türkiye

²Ortadoğu Teknik Üniversitesi Enformatik Bölümü 06800, Ankara, Türkiye

³Hacettepe Üniversitesi Tıp Fakültesi 06100, Ankara, Türkiye

{akbas, alican}@ee.bilkent.edu.tr, cetin@bilkent.edu.tr, rengul@metu.edu.tr, unera@hacettepe.edu.tr

Özetçe—Bu bildiri de çarpma işlemi kullanmadan oluşturulan bir Yapay Sinir Ağı (YSA) sunulmaktadır. Girdi vektörleri ve YSA katsayılarının iç çarpımları çarpmasız bir vektör işlemiyle hesaplanmıştır. Yapay sinir ağının eğitimi sign-LMS algoritması ile yapılmıştır. Önerilen YSA sistemi, hesap gücü kısıtlı olan veya düşük enerji tüketimine ihtiyaç duyulan mikroişlemcilerde kullanılabilir.

Anahtar Kelimeler—Yapay Sinir Ağı, Çarpmasız İşlem

Abstract—In this article, a multiplication-free artificial Neural Network (ANN) structure is proposed. Inner products between the input vectors and the ANN weights are implemented using a multiplication-free vector operator. Training of the new artificial neural network structure is carried out using the sign-LMS algorithm. Proposed ANN system can be used in applications requiring low-power usage or running on microprocessors that have limited processing power.

Keywords—Artificial Neural Network, Multiplication-free Operator

I. GİRİŞ

Bu çalışmada, çarpma işlemi kullanmadan çalışan Yapay Sinir Ağlarının (YSA) tasarlanabileceği gösterilmektedir. Ortaya çıkan YSA'lar hesaplama gücü düşük işlemcilerde ve düşük enerjili sistemlerde kullanılabilir.

Önerilen yapay sinir ağlarında, çarpma yerine toplama tabanlı olan ve doğrusal olmayan bir işlem kullanılmaktadır. İki gerçel sayının 'çarpımı' için aşağıdaki işlem yapılmaktadır:

$$a \odot b = \text{sign}(a \times b)(|a| + |b|) \quad (1)$$

Yani 'a' ve 'b'nin mutlak değerleri toplanmakta ve işlemin işareti de $a \times b$ 'nin işaretiyle aynı olmaktadır. 'a' veya 'b'den birisi sıfır ise sonuç sıfır kabul edilmektedir. Pek çok işlemcide çarpma işlemi toplama işleminden daha çok enerji harcadığı için (1) numaralı işlem düşük enerjili bir işlemdir [1].

Bildirinin organizasyonu şu şekildedir. II. kısımda önerilen YSA sisteminin ana hatları anlatılmaktadır. III. kısımda ortak fark(codifference) metodu ile sınıflandırma anlatılmaktadır. IV. kısımda gradyanların histogramı metodu anlatılmış, V. kısımda ise benzetim sonuçları sunulmuştur.

Bu çalışma TUBİTAK EEEAG 111E069 ve 213E032 kapsamında desteklenmektedir.

II. ÇARPMASIZ YAPAY SINIR AĞI MODELİ

Tipik bir yapay sinir ağı nöronlardan oluşur [2], [3]. Her nöron bir iç çarpım gerçekleştirir ve çıktıda bir doğrusalsızlığa sebep olur. Diyelim ki k 'inci nöronun girdisi $\mathbf{x}[n] = [x[1]x[2] \dots x[N]]$ olsun. Çıktı sinyali $\mathbf{y}_k[n]$ aşağıdaki gibi belirlenir:

$$\mathbf{y}_k[n] = f\left(\sum_{j=1}^N w_{k,j}(n)x_j[n] + b\right) \quad (2)$$

Yukarıda f bağlanım fonksiyonudur. Yaygın olarak kullanılan doğrusal olmayan bağlanım fonksiyonları sigmoid, tanjant hiperbolik ve 'softmax' fonksiyonlarıdır.

Bu makalede çarpmasız nöron modeli aşağıdaki şekilde sunulmaktadır:

$$\mathbf{v}_k[n] = \sum_{j=1}^N w_{k,j}(n) \odot x_j[n] + b \quad (3)$$

$w_{k,j}[n] \odot x_j[n]$ işlemi [4]'te tanımlanmış olan çarpmasız işlemdir ve şu şekilde tanımlanmıştır:

$$w_{k,j}[n] \odot x_j[n] = \text{sign}(w_{k,j}[n] \cdot x_j[n])(|w_{k,j}[n]| + |x_j[n]|) \quad (4)$$

$\text{sign}(w_{k,j}[n] \cdot x_j[n])$ işlemi $w_{k,j}[n] \times x_j[n]$ çarpımının işaretini verir.

(4) numaralı denklemin sonucu ile $w_{k,j}[n] \times x_j[n]$ çarpımının işareti aynıdır, fakat \odot işlemi eklemelidir. (4) numaralı denklem şu şekilde de ifade edilebilir:

$$\begin{aligned} w_{k,j}[n] \odot x_j[n] &= \text{sign}(w_{k,j}[n] \times x_j[n]) \cdot (|w_{k,j}[n]| + |x_j[n]|) \\ &= \frac{w_{k,j}[n]x_j[n]}{|w_{k,j}[n]x_j[n]|} \cdot (|w_{k,j}[n]| + |x_j[n]|) \end{aligned} \quad (5)$$

Bu sebeple çarpmasız nöron modelinde gerçekleşen işlemler,

$$w_{k,j}[n] \odot x_j[n] = \text{sign}(x_j[n])w_{k,j}[n] + \text{sign}(w_{k,j}[n])x_j[n] \quad (6)$$

şeklinde ifade edilir.

Öncelikle doğrusal bağlanım fonksiyonunun durumu incelenmelidir. Bu durumda, k 'inci nöronun hata sinyali $e_k[n]$ aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$e_k[n] = d_k[n] - v_k[n] \quad (7)$$

$d_k[n]$ n anındaki istenen çıktıdır. İlk olarak stokastik gradyan temelli eğitim modeli incelenmektedir. Bu durumda, katsayılar

anlık hata enerji değeri kullanılarak hesaplanır. Hata enerjisi şu şekilde tanımlanmıştır:

$$\epsilon[n] = \frac{1}{2}e_k^2[n] \quad (8)$$

Sinaptik katsayılar, gradyan iniş tipi algoritma kullanılarak hesaplanır.

$$w_{kj}[n+1] = w_{kj}[n] - \eta \frac{\partial}{\partial w_{kj}} \epsilon[n] \quad (9)$$

Burada η güncelleme parametresidir.

$$\frac{\partial}{\partial w_{kj}} \left(\frac{1}{2} e_k^2[n] \right) = -2e_k(n) \text{sign}(x_j[n]) \quad (10)$$

for $w_{kj} \neq 0$.

Sonuç olarak eğitim algoritması, bilinen sign-data-LMS algoritmasına benzer bir biçime ulaşır.

$$w_{kj}[n+1] = w_{kj}[n] + \eta e_k[n] \text{sign}(x_j[n]) \quad (11)$$

for $w_{kj} \neq 0$.

Nöronun çıkışında doğrusal olmayan bir fonksiyon olduğunda hata sinyali aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$e_k[n] = d_k[n] - f(v_k[n]) \quad (12)$$

Bu hata fonksiyonuna karşılık gelen enerji sinyali

$$\epsilon[n] = \frac{1}{2} (d_k[n] - f(v_k[n]))^2, \quad (13)$$

Ve gradyanı şu şekildedir:

$$\frac{\partial \epsilon[n]}{\partial w_{k,j}[n]} = (-e_k(n)) \frac{\partial f}{\partial v_k} \frac{\partial v_k}{\partial w_{k,j}}. \quad (14)$$

Bu gradyan minimize edilerek YSA'nın eğitimi tamamlanır.

III. ORTAK FARK (CODIFFERENCE) METODU KULLANARAK ÖZNETELİK ÇIKARMA

Ortak fark matrisi, kovaryans matrisinin çarpma işlemi kullanılmadan oluşturulmuş halidir. Çarpma yerine 5 no'lu denklemdeki operatör kullanıldığında bir tür saçınım (scattering) sağlanabilir [6]–[8]. Bu iki matrisi hesaplamak için önce öznetelik vektörünün oluşturulması gerekir. Bu bildiriye öznetelikler şu şekilde seçilmiştir.

$$z_k = \left[R(x, y) \quad G(x, y) \quad B(x, y) \quad \frac{dR(x, y)}{dx} \quad \frac{dR(x, y)}{dy} \quad \frac{d^2R(x, y)}{dx^2} \quad \frac{d^2R(x, y)}{dy^2} \right] \quad (15)$$

$R(x, y)$, $G(x, y)$ ve $B(x, y)$ görüntünün RGB alanındaki piksel değerleri, diğer 4 öznetelik ise RGB alanındaki R kanalının x ve y eksenindeki 1. ve 2. türevlerdir. Benzetimlerde kullanılan mikroskobik görüntülerde kanserli kök hücreler kahverengi renkte olduğu için türev öznetelikleri için R kanalı seçilmiştir.

Öznetelik vektörü elde edildikten sonra kovaryans matrisi şu şekilde oluşturulur [9]:

$$C_R[i, j] = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{k=1}^n (z_k(i) z_k(j)) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k(i) \sum_{k=1}^n z_k(j) \right] \quad (16)$$

Benzer şekilde ortak fark (codifference) matrisi ise şu şekilde tanımlanmıştır [5]:

$$C_R[i, j] = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{k=1}^n (z_k(i) \odot z_k(j)) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k(i) \odot \sum_{k=1}^n z_k(j) \right] \quad (17)$$

IV. GRADYANLARIN HISTOGRAMI METODUNU KULLANARAK ÖZNETELİK ÇIKARMA

Gradyanların histogramı metodu siyah beyaz görüntüler üzerine uygulanır. Bu metod görüntü üzerindeki gradyanların konumunu sayarak histogramlarını çıkarır ve öznetelik vektörlerini oluşturur [10]. Görüntünün siyah beyaz bilgisine ulaşmak için görüntüler RGB alanından YUV alanına dönüştürülür ve sadece Y kanalının bilgisi kullanılır.

V. BENZETİM SONUÇLARI

Mikroskobik karaciğer ve akciğer görüntülerinden kesilen 11x11 boyutundaki 280 kanserli kök hücre ve 280 sağlıklı hücre standart çarpma işlemi kullanan YSA'da sınıflandırılmıştır. Şekil 1'de görüldüğü üzere kullanılan boyanın da etkisiyle kanserli kök hücreler kahverengi renkte, sağlıklı hücreler de mavi renktedir. YSA, gradyan iniş tipi eğitim algoritması ile eğitilmiştir. YSA 2 katmanlıdır ve ilk sınıfa ait hücrelerin önce kovaryans ve ortak fark matrisleri hesaplanmıştır. Her iki sınıfa ait bu matrislerin %70'i eğitim kümesi, %15'i sağlama kümesi ve %15'i test kümesi olarak kullanılmıştır ve bu kümelerin elemanları rasgele seçilmiştir. Daha sonra bu matrislerin satırları art arda eklenerek vektöre dönüştürülmüş ve YSA'ya girdi olarak verilmiştir. Gradyanların histogramı metodu öznetelikleri vektör olarak hesapladığı için çıktısı dönüştürülme yapılmadan direkt olarak YSA'ya girdi olarak verilmiştir. Kovaryans metoduna ait benzetim sonuçları Tablo I'de, ortak fark (codifference) metoduna ait benzetim sonuçları Tablo II'de, gradyanların histogramı metoduna ait benzetim sonuçları Tablo III'te verilmiştir.

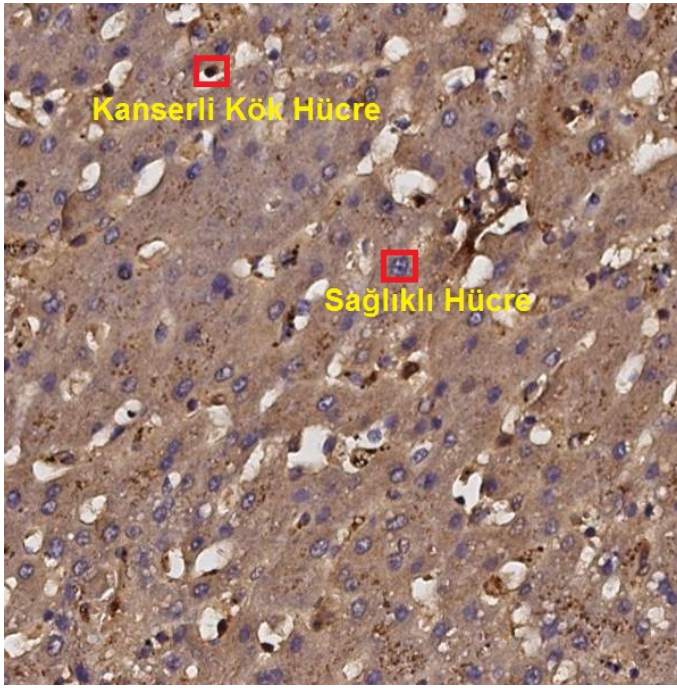
Tablo I: Kovaryans Matrisi ile Hücre Sınıflandırmasının Karıştırma Matrisi

	Doğru Tespit	Yanlış Tespit
Kanserli Hücre	%94.3	%5.7
Sağlıklı Hücre	%100	%0
Tüm hücreler	%96.4	%3.6

Tablo II: Ortak Fark Matrisi ile Hücre Sınıflandırmasının Karıştırma Matrisi

	Doğru Tespit	Yanlış Tespit
Kanserli Hücre	%95.9	%4.1
Sağlıklı Hücre	%100	%0
Tüm hücreler	%97.6	%2.4

Tablo I ve II'de görüldüğü üzere codifference metodu sınıflandırmada standart kovaryans metodundan daha başarılı



Şekil 1: Karaciğer Hücrelerinin Mikroskopik Görüntüsü

olmuştur. Ayrıca çarpma işlemi kullanılmadığı için sistemin hesap yükü de düşürülmüştür. Gradyanların Histogramı metodu, kovaryans ve ortak fark metodlarına göre daha az öznelik kullandığı için sınıflandırma başarısı daha düşük olarak gözlenmiştir.

Tablo III: Gradyanların Histogramı ile Hücre Sınıflandırmasının Karıştırma Matrisi

	Doğru Tespit	Yanlış Tespit
Kanserli Hücre	%74.4	%25.6
Sağlıklı Hücre	%80.5	%19.5
Tüm hücreler	%77.4	%22.6

VI. SONUÇ

Bu bildiriye, çarpma işlemi kullanılmadan oluşturulmuş bir Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli tanıtılmıştır. Tanıtılan çarpmasız YSA, çarpma kullanan YSA'ya göre daha az enerji tüketmektedir, çünkü çarpma yerine toplama ve *sign* işlemlerini kullanmaktadır. Önerilen metod pek çok YSA'da olduğu gibi yakınsama problemi gösterebilir.

Ortak fark (Codifference) metodu da çarpma işlemi kullanılmayarak standart kovaryans yöntemine göre daha az enerji tüketmektedir. Ayrıca, bu metodun sınıflandırmada kovaryans metodu ile yakın başarı sergilediği ve bazı durumlarda kovaryans metodundan daha başarılı olduğu benzetimlerde gösterilmiştir.

KAYNAKÇA

[1] Akbas, C.E.; Bozkurt, A.; Arslan, M.T.; Aslanoglu, H.; Cetin, A.E., "L1 Norm Based Multiplication-Free Cosine Similarity Measures for

Big Data Analysis,"IEEE International Workshop on Computational Intelligence for Multimedia Understanding (IWCIM), pp.1,5, 1-2 Nov. 2014

- [2] Simon Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 2nd edition, 1998.
- [3] Christopher M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics), Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2006.
- [4] H. Tuna, I. Onaran, and A.E. Cetin, "Image description using a multiplier-less operator," Signal Processing Letters, IEEE, vol. 16, no. 9, pp. 751–753, Sept 2009.
- [5] K. Duman, "Methods for Target Detection in SAR Images," M.S. Thesis, Dept. of Electrical and Electronics Engineering, İ.D. Bilkent University, Ankara, Turkey, 2009.
- [6] Bruna J. and Mallat S., "Invariant Scattering Convolution Network," IEEE Trans. on PAMI, vol. 35, no. 8, pp. 1872-1886, Aug. 2013.
- [7] LeCun, Y.; Kavukcuoglu, K.; Farabet, C., "Convolutional networks and applications in vision," Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on , vol., no., pp.253,256, May 30 2010-June 2 2010.
- [8] Geoffrey E. Hinton, Simon Osindero, and Yee-Whye Teh. 2006. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Comput. 18, 7 (July 2006), 1527-1554. DOI=10.1162/neco.2006.18.7.1527 <http://dx.doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>
- [9] Fatih Porikli, Oncel Tuzel, Peter Meer, "Covariance Tracking using Model Update Based on Lie Algebra," 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 728-735, 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR'06), 2006
- [10] Dalal, N.; Triggs, B., "Histograms of oriented gradients for human detection," Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on , vol.1, no., pp.886,893 vol. 1, 25-25 June 2005