

# TERS-İŞARET ŞABLONLU KARARSIZ HÜCRESEL SİNİR AĞLARINDA FREKANS TAYİNİ İÇİN NÜMERİK BİR YÖNTEM

## A NUMERICAL METHOD FOR FREQUENCY DETERMINATION IN THE ASTABLE CELLULAR NEURAL NETWORKS WITH OPPOSITE-SIGN TEMPLATES

Atilla ÖZMEN\*, Baran TANDER\*\*

(\*) Elektronik Mühendisliği Bölümü, Kadir Has Üniversitesi, İSTANBUL

(\*\*) Teknik Bilimler MYO, Kadir Has Üniversitesi, İSTANBUL

[aozmen@khas.edu.tr](mailto:aozmen@khas.edu.tr)  
[tander@khas.edu.tr](mailto:tander@khas.edu.tr)

### Özetçe

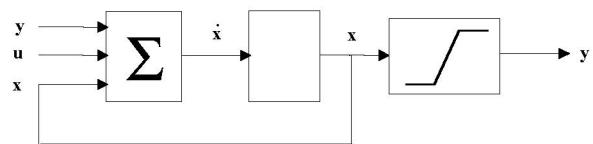
Bu çalışmada, ters işaret şablonlu kararsız hücresel sinir ağlarındaki [1] salınumların frekanslarının belirlenmesi için nümerik bir yöntem önerilmiştir. Yöntem, çeşitli şablon katsayıları ve bunlarla üretilen sinyallerin frekanslarının giriş ve çıkış olarak kullanıldığı çok katmanlı algılayıcının eğitimi esasına dayanmaktadır. Önce, şablon değerleri için bir frekans yüzeyi elde edilmiş, ardından bu yüzeyden eğitim örnekleri seçilerek çok katmanlı algılayıcıya uygulanmıştır. Şablon katsayılarının salınum frekanslarına etkileri incelenmiştir. Ayrıca, benzetim için bir osilatör tasarımları yapılmış, yöntemin başarımı ve avantajları değerlendirilmiştir.

### Abstract

In this study, a numerical method is proposed to determine the oscillation frequencies in the astable cellular neural networks with opposite-sign templates [1]. This method depends on the training of a multilayer perceptron that uses various template coefficients and the correspondant frequency values as inputs and outputs. First of all, a frequency surface is obtained from templates and then, training samples are picked from this surface in order to apply to multilayer perceptron. The effects of the template coefficients to the oscillation frequencies are also investigated. Furthermore, an oscillator design is carried out for simulation and the performance as well as the advantages of the proposed method are evaluated.

### Giriş

Hücresel Sinir Ağları (HSA), Chua ve Yang tarafından önerilmiş [2], başta görüntü işleme olmak üzere [3] bir çok alanda uygulamaları olan özel dinamik sinir ağı yapılarıdır. HSA' da hücreler, şekil-1' de gösterildiği gibi toplama, dinamik birim ve aktivasyon fonksiyonu bloklarından oluşmaktadır.

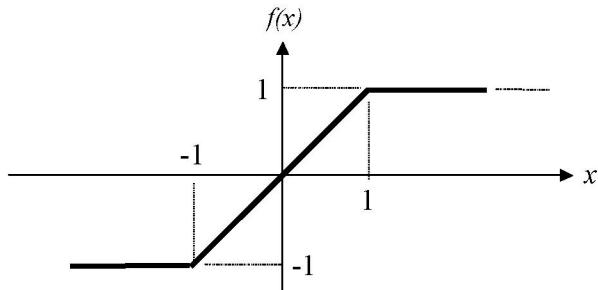


Şekil-1: Bir HSA hücresinin blok şeması.

Buradaki aktivasyon fonksiyonu, şekil-2' de gösterilen, parça-parça doğrusal (PWL: Piecewise Linear) süreksız bir fonksiyondur ve

$$f(x) = \frac{1}{2} |x+1| - |x-1| \quad (1)$$

ile ifade edilir.



Şekil-2: HSA' nn aktivasyon fonksiyonu.

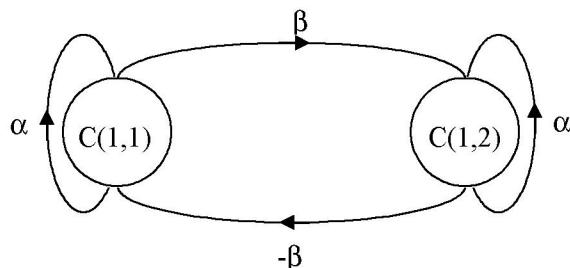
Tek hücreli bir HSA' ni tanımlayan kısmi diferansiyel denklem aşağıdaki biçimde gösterilebilir:

$$\dot{x} = -x + Af(x) + Bu \quad (2)$$

Buradaki  $f(x)$ , (1) bağıntısıyla verilmiş aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Bu fonksiyondaki süreksizlik, birden fazla hücreye sahip HSA' nı tanımlayan, çok değişkenli diferansiyel denklemlerin analitik çözümünü imkansızlaştırır. Bu sebeple çok hücreli HSA' ların analizinde nümerik yöntemler büyük önem arz eder.

## 1. Ters-İşaret Şablonlu HSA

Zou ve Nossek tarafından önerilen [1] ters-işaret şablonlu hücresel sinir ağının yapısı şekil-3' te gösterilmiştir.



**Şekil-3:** Ters-işaret şablonlu HSA yapısı.

Bu çift hücreli yapıyı tanımlayan kısmi diferansiyel denklem sistemi matris formunda aşağıdaki gibi yazılabilir:

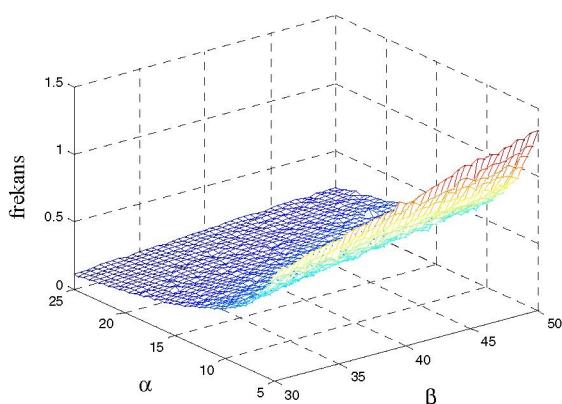
$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha & -\beta \\ \beta & \alpha \end{bmatrix}}_A \cdot \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Burada A matrisi “Şablon” olarak adlandırılmaktadır. Savacı ve Vanderwelle tarafından aşağıdaki koşul altında sözkonusu sistemin salınım yapacağı ispatlanmıştır [4].

$$\beta \geq \alpha - 1 \quad (4)$$

## 2. Frekans Yüzeyinin Elde Edilmesi

(4) Koşulu altında çeşitli şablon katsayıları için şekil-3' teki sistemi tanımlayan doğrusal olmayan kısmi diferansiyel denklem takımı nümerik olarak çözülmüş, frekans değerleri Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) ile elde edilmiş ve bu katsayılarla bağlı bir frekans yüzeyi çizdirilmiştir.



**Şekil-4:** Şablon katsayılarına bağlı frekans yüzeyi

Değerler  $\alpha$  için 5 ile 25 arasında,  $\beta$  içinse 30 ile 50 arasında seçili toplam 1681 frekans örneği elde edilmiştir.

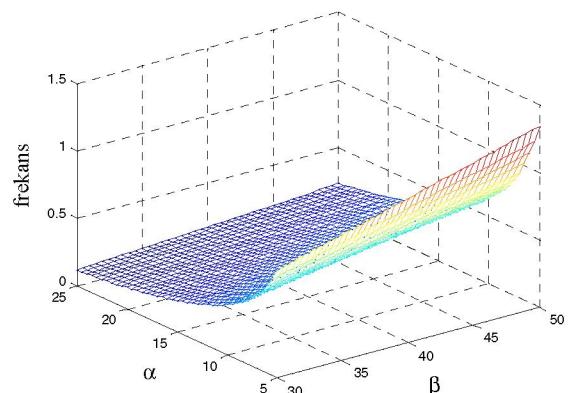
Şekil-4' te de gösterildiği üzere, frekansın sabit  $\alpha$  değeri altında  $\beta$  ile doğrusal; sabit  $\beta$  değeri altında da  $\alpha$  ile ters orantılı olarak değiştiği gözlemlenmiştir.

## 3. Çok Katmanlı Algılayıcının Eğitimi

### 3.1. Doğrusallaştırma

Şekil-4' e dikkatli bakıldığında görülebileceği gibi hesaplama hatalarından dolayı frekansın  $\beta$  ile değişimini tam doğrusal çalışmamaktadır. Bu nedenle bozulmuş yüzeyi düzgün hale getirebilmek adına  $\alpha$ 'nın sabit olduğu değerler için frekansın  $\beta$  ile değişiminde doğrusallaştırma yoluna gidilmiştir. Bu işlem, çok katmanlı algılayıcının eğitiminin hem hızlandırılacak hem de hatayı azaltacaktır.

Doğrusallaştırma, sabit  $\alpha$  değerleri için frekansın  $\beta$  ile değişiminde, söz konusu grafiğe bir doğru uydurularak gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak ortaya çıkan yeni frekans yüzeyi şekil-5' tedium.



**Şekil-5:** Doğrusallaştırılmış frekans yüzeyi

### 3.2. Eğitim

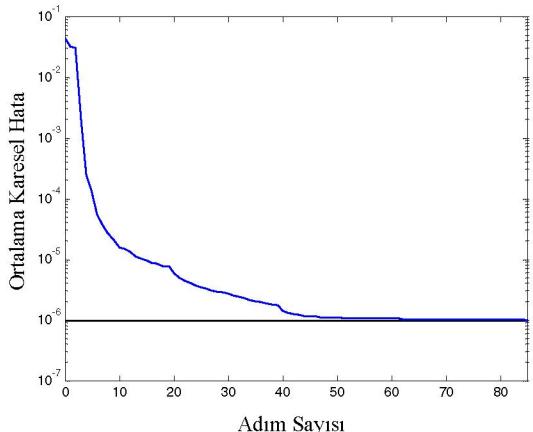
Eğitimde,  $\alpha$  ve  $\beta$  değerlerinin giriş, bunlara karşılık düşen frekans değerinin ise çıkış olarak kullanıldığı, 2 girişi, 1 çıkışlı ve 25 nörondan oluşan tek gizli katmanlı bir Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) oluşturulmuş ve geriye yayılım algoritması kullanılarak eğitim yapılmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak da 0 ve 1 arasında değerler üreten

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

Sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır.

Doğrusallaştırma sonucu elde edilen yüzeyden 1681 adet  $\alpha$  ve  $\beta$  çifti giriş (örneklerin tümü), bunlara karşılık gelen frekanslar da çıkış olarak seçili ÇKA' da eğitim amaçlı kullanılmıştır. Farklı aralıklarda tekrar üretilen 1681 örnek de sistem test

edilmiştir. Eğitim sırasında hatanın yakınsaması *şekil-6*' da gösterilmektedir.

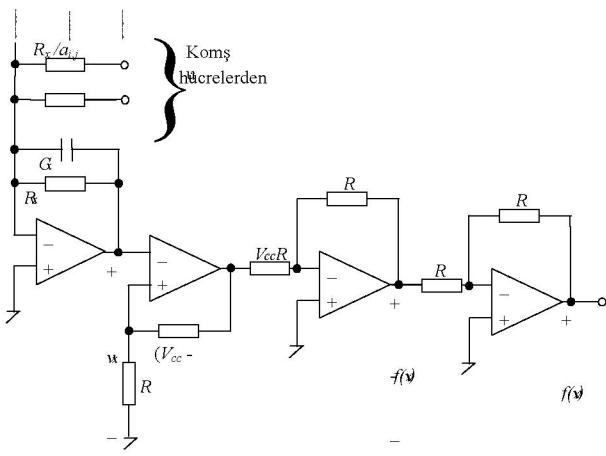


**Şekil-6:** Hatanın yakınsaması

Yakınsama grafiğinden de görülebileceği gibi eğitim örnekleri ile hata  $10^{-6}$  ya kadar düşürtülmüş ve eğitim sonucunda elde edilen ağırlık katsayıları test örneklerinde kullanılmıştır. Sonuçta test örneklerinin uygulanması sonucu elde edilen çıkış ile istenilen çıkış arasındaki ortalama karesel hatanın 0.006 olduğu görülmüştür.

#### 4. Benzetim: HSA Tabanlı Osilatör Tasarımı

Yöntemin başarımı için bir osilatör tasarlanmış ve [5]' te verilmiş modelde, seçilen  $\alpha$  ve  $\beta$ lar ile SPICE devre analiz programında benzetim yapılmıştır. Söz konusu HSA devresinin bir hücresi sekil-7' de gösterilmiştir.



**Şekil-7:** Osilatör için kullanılan HSA 'nın bir hücresi.

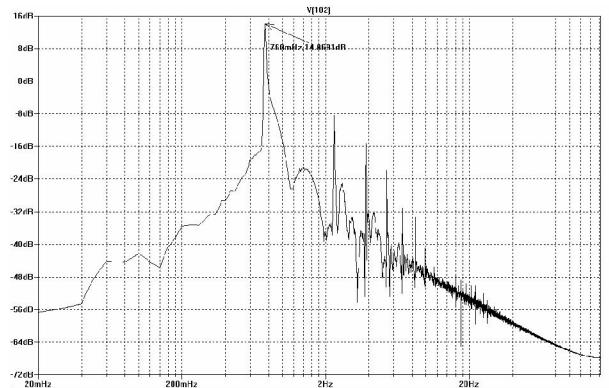
Burada  $\alpha$  ve  $\beta$  şablon katsayıları devredeki normalize edilmiş komşu hücrelere bağlanan dirençlerinin iletkenlikleridir.

Seçilen  $\alpha$ ,  $\beta$  değerleri için sistemi tanımlayan diferansiyel denklemi çözümü, çok katmanlı algılayıcının çıkışını ve SPICE benzetimi sonucu ortaya çıkan salımlıların frekans değerleri karşılaştırılmıştır.

**Tablo-1:** MATLAB ve SPICE ile elde edilen normalize frekans değerlerinin karşılaştırılması.

Şablon Katsayıları	Diferansiyel Denklemin Çözümü	Çok Katmanlı Algılayıcı	SPICE Benzetimi Sonucu
$\alpha=5.25$ , $\beta=30.25$	0.7622	0.7650	0.760

Aşağıdaki şekilde SPICE devre benzetim programı ile incelenen HSA tabanlı osilatörün çıkışı, frekans düzleminde çizdirilmiştir.



**Şekil-8:** SPICE Devre benzetim programı ile incelenen HSA tabanlı osilatörün çıkışının frekans düzleminde gösterimi.

## 5. Sonuçlar

Çalışmada, iki hücreli basit bir hücresel sinir ağ yapısının kararsız durumlar için ürettiği salımlıların frekans hesabı için nümerik bir yöntem önerilmiştir. Yöntemde, (3) denklemindeki  $A$  matrisi elemanlarına bağlı olarak, (4)'teki koşul altında elde edilen periyodik sinyallerin frekansları nümerik olarak hesaplanmış ve buradan bir frekans yüzeyi elde edilmiştir. Frekans yüzeyindeki örnekler kullanılarak çok katmanlı bir algılayıcı tasarlanmıştır.  $\alpha$  ve  $\beta$  giriş olarak seçildiğinde sözkonusu çok katmanlı algılayıcının çıkışlarından bu çiftte karşılık gelen frekans değerleri elde edilmiştir. Elde edilen yüzey incelediğinde, frekansın  $\beta$  ile doğru,  $\alpha$  ile ters orantılı olarak değiştiği gözlenmiştir.

Yöntemin avantajları şu şekilde özetlenebilir:

Yöntemle, iki hücreli hücresel sinir ağını tanımlayan diferansiyel denklemin nümerik çözümüne gerek kalmadan, tasarlanan çok katmanlı algılayıcıya girilen  $\alpha$  ve  $\beta$  katsayılarıyla çıkış sinyallerinin frekansları çok hızlı bir biçimde hesaplanabilmektedir. Seçilen katsayılar için hesaplama sürelerini gösteren tablo aşağıda verilmiştir:

**Tablo-2:** Diferansiyel denklemin nümerik olarak çözümü ve çok katmanlı algılayıcının hesaplama sürelerinin ortalamalarının karşılaştırılması.

Sablon Katsayıları	Diferansiyel Denklem Çözülerek	ÇKA Kullanılarak
$\alpha=5.25$ , $\beta=30.25$	0.35s	0.01s.

Salınımların sabit frekans ve genlige ulaşma zamanları  $\alpha$  ve  $\beta$  ya bağlı olarak değişmektedir. Bu nedenle diferansiyel denklemin çözümünden elde edilen frekans değerlerinin hesaplama süreleri de sabit olmamaktadır. Oysa, önerilen yöntemde hesaplama süresi katsayılardan bağımsızdır ve diferansiyel denklemin nümerik çözümünden çok daha azdır.

Yöntem, 4 kısmında da belirtildiği gibi, HSA tabanlı osilatör tasarımda kullanılabilir.

## 6. Kaynakça

- [1] Zou F. and Nossek, J. A., "Stability of Cellular Neural Networks with Opposite Sign Templates", *IEEE Trans. Circuits and Systems.*, 38(6): 675-677, 1991.
- [2] Chua L.O. and Yang L., "Cellular Neural Networks: Theory", *IEEE Trans. Circuits and Systems.*, 35(10): 1257-1272, 1988.
- [3] Uçan O. N. ve Albora A.M., *İşaret ve Görüntü İşlemede Yeni Yaklaşımlar*, İstanbul Üniversitesi Yayınları, İstanbul, 2003.
- [4] Savaci F.A. and Vanderwalle J., "On the Stability of Cellular Neural Networks", *IEEE Trans. Circuits and Systems.*, 40(3): 213-215, 1993.
- [5] Tander B. and Ün M., "Generalized Pspice and Simulink Models for the Continious Time Simulations of Cellular Neural Networks", *1st IEEE Balkan Conferance on Signal Processing, Communications, Circuits and Systems.*, BALKAN'2000, İstanbul, 2000.