

Yürüme İşaretlerinin AR Modelleri ile ALS Hastalığının Belirlenmesi

Detection of ALS Disease Using AR Models of Gait Dynamics

Ömer Akgün¹, Hasan Demir², Aydın Akan²

¹Elektronik-Bilgisayar Eğitimi Bölümü
Marmara Üniversitesi
oakgun@marmara.edu.tr

²Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
İstanbul Üniversitesi
hdemir@istanbul.edu.tr , akan@istanbul.edu.tr

Özet

Yürüme analizi ile ilgili gelişmeler, bazı hastalıkların özelliklerinde nörodejeneratif hastalıkların teşhisinde yürüme analizinin yardımcı bir faktör olarak yer almasını sağlamıştır. Bu hastalıklar arasında ALS önemli bir yer tutmaktadır. ALS'de nöron ölümlerinin sonucunda, vücuttaki istemli kaslar güçsüzleşir ve ilerleyici bir seyir gösteren hastalık genel bir felçle sonuçlanır. Çalışmada 13 normal ve 13 ALS hastasının verileri kullanılmıştır. Veriler hastaların ayakları altındaki kuvvete duyarlı sensörler aracılığı ile elde edilmiştir. Daha sonra bu işaretler 4. derece AR süreci ile modellenmiştir. AR katsayıları yapay sinir ağları kullanılarak sınıflandırılmıştır. ALS hastalarının ayırtılmasında %87.5 başarı elde edilmiştir. Ayrıca ALS hastalarının yürüme işaretlerinin kutuplarının çoğunlukla reel eksen üzerinde toplandığı belirlenmiştir.

Abstract

The improvements in gait analysis provided gait analysis to be an auxiliary factor in the detection of some diseases, especially neurodegenerative diseases. Among these diseases ALS has a significant role. In ALS, as a result of neuron deaths the voluntary muscles in the body get weak and the disease, which have a progressive course, leads to paralysis. In the study the data of 13 normal and 13 ALS patients were used. The data was obtained through force-sensitive sensors under the feet of the patients. Later, these signals were modeled by using 4. degree AR process. AR coefficients are used as inputs of neural networks. Classification rate was obtained 87.5%. It was found that the poles of the foot signals of ALS patients generally accumulated on the real axis.

1. Giriş

Yürüme yaşamın çok basit bir parçası gibi görünmekle birlikte aslında son derece karmaşık bir hareketler zinciridir. Uzun süre yorulmadan yürüyebilmek için beyin, omurilik, periferik sinirler, kaslar, kemik ve eklemler birlikte çalışmalı, eklem hareketleri, kasılmanın zamanı ve gücü yeterli olmalıdır [2].

Normal yürümenin karmaşıklığı ve çıplak gözle değerlendirilmesinin güçlüğü bilim adamlarını ayrıntılı ve güvenilir inceleme yöntemleri geliştirmeye itmiştir. İnsan hareketinin bilimsel değerlendirilmesi Aristo zamanına uzanır. Aristo M.Ö. 350 yılında eklem hareketlerini kas kasılmasının yaptığını bulmuş, birkaç yüzyıl sonra Galen (M.S. 131-201) kas kasılmasını sinirlerin yönettiğini öne sürmüştür. Rönesans döneminde Galile'nin öğrencisi Borelli, 19. yüzyılda ise Marey insan yürüyüşü ile ilgili dinamik çalışmalar yapmışlardır.

Edward Muybridge adlı meşhur fotoğrafçı ondokuzuncu yüzyıl sonlarında yürüme analizine önemli katkılarda bulunmuştur.

Yürüme analizinin gelişmesinde bir sonraki aşama 1895'te Braune ve Fisher'in fotoğraf görüntülerini sayısal değişkenlere dönüştürmesidir.

1950'lerde başlayan çalışmalarıyla bugün bildiğimiz anlamda bilimsel yürüme analizini klinik kullanıma sokan araştırmacılar Verne Inman ve Jacquelin Perry'dir. Kişisel bilgisayarların 1980'lerde başlayan hızlı gelişmesi sayesinde klinik kullanıma yönelik yürüme analizi sistemleri geliştirilmiş, satışa sunulmuş ve dünyanın birçok ülkesinde kullanıma girmiştir. Bugün giderek laboratuvarlarda kullanılan yürüme analizi teknikleri yerini doğal ortamda hareketin analizine bırakmaktadır [1].

Yürüme analizi yürümenin sayısal olarak değerlendirilmesi, tanımlanması ve yorumlanmasıdır. Modern yürüme analizi laboratuvarlarında hastanın yürüyüşü önce gözle bakarak ve video kayıtlarıyla değerlendirilir. Daha sonra hastanın gövdesinde uygun noktalara bağlanan verici veya yansıtıcılar aracılığıyla hareket verileri bilgisayara aktarılır, ayrıca yere monte edilmiş bir kuvvet platformuna basarken ölçülen yer tepkimesi kuvveti değişimleri de bilgisayara yüklenir. Gelişmiş laboratuvarlarda bu verilere ek olarak dinamik elektromyografi ve enerji tüketimi ölçümleri de yapılır. Tüm bu bilgiler özel yazılımlar aracılığıyla sayısal verilere dönüştürülür. Son olarak veriler hastanın klinik durumu ile birlikte değerlendirilerek hekim tarafından yorumlanır ve rapor yazılır.

Kinetik analiz hareketi oluşturan kuvvetlerin (yer tepkimesi kuvvetleri, eklem momentleri, eklem güçleri) incelenmesidir. Kinetik analizde ölçülebilen tek veri yer tepkimesi kuvveti vektörüdür (YTKV). YTKV kuvvet platformu denilen (Force plate) ve ayağın yere uyguladığı toplam kuvveti ölçen basınca duyarlı plakalarla ölçülür. Platformun her iki yanına, ön ve arkasına ve içine yerleştirilmiş transdüserler kuvvet platformu yüzeyine binen yükün her üç düzlemdeki bileşenlerini ölçerler ve bu veriyi bilgisayara aktarırlar. Bu sayede laboratuvarında yürüyen insan kuvvet platformuna basarak geçtiğinde basma fazında oluşan yer tepki kuvvet vektörleri 20 ms aralıklarla hesaplanır. Kuvvet platformları kinematik sistemlerle birlikte kullanıldığında ayakbileği, diz ve kalça eklemine etki eden momentler ve eklemlerde oluşan güçler hesaplanabilir. Oluşan kuvvetleri hesaplamak için link segment modeli denen bir modelleme ile invers dinamik (inverse dynamics) denilen bir analiz yöntemi kullanılır. Link segment modelinde vücutun uyluk, baldır, ayak gibi her segmentinin bağımsız kitlesi ve hareketi olduğu varsayılır. Daha sonra invers dinamik uygulaması için kuvvet platformundan elde edilen YTKV ve momentler, alt ekstremitenin tüm segmentlerinin pozisyon, hız ve hızlanma verileri (kinematik veriler) ve kişinin antropometrik verileri bilgisayar ortamında bir araya getirilir. Kalça, diz ve ayak bileğine etki eden kuvvetler (dış momentler), dolaylı olarak iç momentler ve güçler hesaplanır [3].

Bu çalışma ayağın altındaki kuvvete duyarlı sensörler aracılığı ile elde edilen işaretlerin işlenmesine dayanmaktadır. İşaretlerin AR Modelleri kullanılarak ALS hastalığı ile ilişkilendirilmektedir. Böylece nörodejeneratif hastalıkların yürüme dinamikleri kullanılarak teşhisinde bir seçenek sunulmaktadır.

2. Nörodejeneratif ALS Hastalığı

Amiyotrofik Lateral Skleroz (ALS) geç yaşlarda başlangıç gösteren, nörodejeneratif bir hastalıktır. İlk olarak 1869 yılında Charcot tarafından tanımlanmıştır.

Beyin kabuğu, beyin sapı ve omurilikteki motor nöronların özgün ölümü ile tanımlanır.

Nöron ölümlerinin sonucunda, vücuttaki istemli kaslar güçsüzeleşir. İlerleyici bir seyir gösteren bu hastalıkta, istemli kaslardaki güçsüzlük genel bir felçle sonuçlanır. Çoğunlukla, seksüel, bilişsel ve duysal işlevler korunur. Ortaya çıkan solunum yetmezliğine bağlı olarak, iki - beş yıl arasında ölüm gerçekleşir.

ALS, erişkin tipi motor nöron hastalıklarının en sık olanıdır. Hem üst motor nöron (upper motor neuron=UMN) hem de alt motor nöron (lower motor neuron=LMN) tutulumu vardır.

ALS de kas zayıflığı fokal başlar ve komşu kaslara yayılır (örneğin elden kola ve aynı taraf bacağına). Koldan başlaması en siktir, bacadan da başlayabilir. Hastaların %25'inde bulber (alt kranial sinirlerin tutuluşu) başlangıç vardır. LMN tutuluşunda el hareketlerinde güçsüzlük ve düşük ayak, UMN tutuluşunda hantal yürüyüş, dengesizlik, kordinasyon bozukluğu ve hatta yorgunluk ilk belirti olabilir [4].

3. Yöntem

Normal ve ALS hastalarından alınan yürüme işaretleri 4. derece AR modelin çıkışı gibi düşünülmüştür. Bu nedenle önce her işaretin AR sürecinin oluşturulması gerekmiştir. Bunun için işaretler Matlab ortamına aktarılmıştır. Bu program yardımı ile AR modelin katsayıları elde edilmiş ve sıfır-kutup haritaları oluşturulmuştur. Daha sonra yapay sinir ağları ile sınıflandırmada bu katsayılar kullanılarak normal ve ALS işaretleri teşhis edilmişlerdir.

3.1 AR Modeli

Bir zaman serisi olan $y(n)$

$$y(n) = b_1 \cdot y(n-1) + b_2 \cdot y(n-2) + \dots + b_M \cdot y(n-M) + v(n) \quad (1)$$

fark denklemini sağlıyorsa bu M . dereceden bir özbağlanımlı AR süreçidir.

b_1, b_2, \dots, b_M sabitleri AR parametreleri $v(n)$ ise bir beyaz gürültü sürecidir [5].

(1) ifadesini genelleştirirsek,

$$B(z) = 1 + b_1 z^{-1} + \dots + b_M z^{-M} \quad (2)$$

olmak üzere

$$B(z)Y(z) = V(z) \quad (3)$$

olarak yazılır.

(2) ve (3) den AR modelin transfer fonksiyonu ;

$$H(z) = \frac{Y(z)}{V(z)} = \frac{1}{\sum_{n=0}^M b_n \cdot z^{-n}} \quad (4)$$

olur.

Sentez modelinin transfer fonksiyonu sonsuz süreli olacağından aynı zamanda bir (sonsuz süreli) IIR filtre görevi görmektedir. Dolayısıyla $H(z)$ 'in sadece kutupları vardır.

$$1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_M z^{-M} = 0 \quad (5)$$

karakteristik denkleminin kökleri (6) bağıntısında gösterilen $H(z)$ 'in p_1, p_2, \dots, p_M kutuplarıdır [6],[7],[8].

$$H(z) = \frac{1}{(1 - p_1 \cdot z^{-1})(1 - p_2 \cdot z^{-1}) \dots (1 - p_M \cdot z^{-1})} \quad (6)$$

3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), biyolojik nöronların çalışmasının matematiksel olarak modellenmesine dayanır. Her nöron, n elemandan oluşan x giriş vektörünün ağırlıklı toplamını yapar ve aktivasyon fonksiyonu ile çıkış değeri oluşturur.

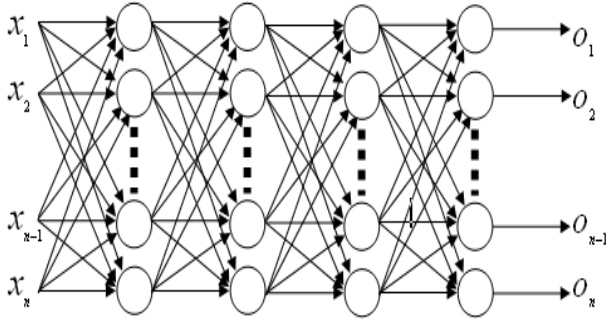
$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - u\right) \quad (7)$$

(7) ifadesinde $f(\cdot)$ aktivasyon fonksiyonu, w_j giriş vektörünün j . elemanı için ağırlık katsayılarıdır. Aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle

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

biçimindeki sigmoidal fonksiyonlar

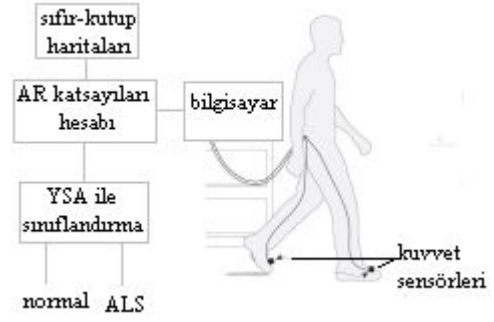
kullanılır. Yapı olarak kapalı çevre içermeyen yada çıkıştan geri besleme yapmayan ileri beslemeli ağ yapıları kullanılır. İleri beslemeli ve 3 tane gizli katmanlı temel bir YSA yapısı Şekil 1 de gösterilmiştir.



Şekil 1: İleri beslemeli ve 3 tane gizli katmanlı temel bir YSA yapısı

YSA öğrenmeyi, eğitim verilerini kullanarak ağırlıkları güncelleyerek sağlar. Örneğin gerye yayımlı eğitim yönteminde hedef vektörler ile ağ çıkışları arasındaki farklara göre güncelleme sağlanır [9],[10].

3.3 Uygulama



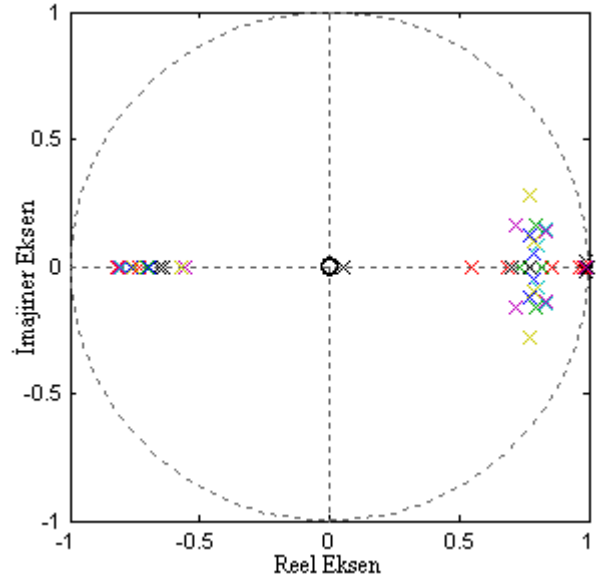
Şekil 2: Çalışmanın blok olarak gösterimi

Analizlerde kullanılan ham bilgiler ayağın altındaki kuvvetle orantılı çıkış veren kuvvete duyarlı sensörler aracılığı ile elde edilmiştir. Bu işaretlere physiologic signal archives for biomedical research adlı veri bankasının internet sitesinden ulaşılmıştır.

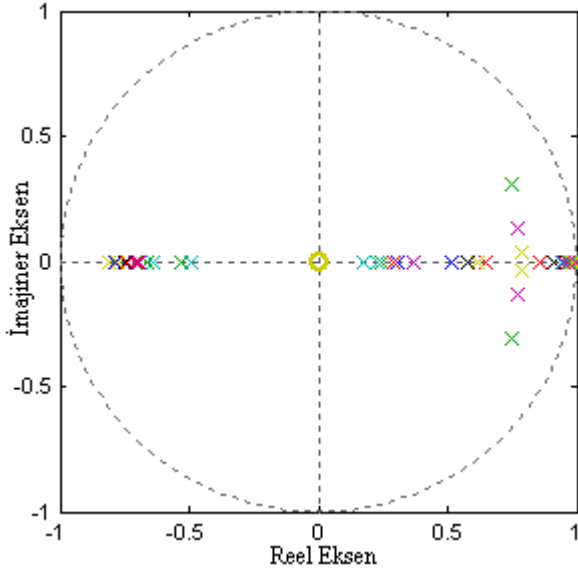
13 Normal ve 13 ALS hastasının sol ayaklarından alınan işaretlerden her biri 60 sn.lık veriler olup, bunlar 18000 adet dizilik ayrıık işaretlere dönüştürülerek bilgisayar ortamında analize tabi tutulmuşlardır.

Her hastanın işaretinin önce 4.derece AR modeli elde edilmiştir. Daha sonra bu modellerin transfer fonksiyonlarının sıfır kutup haritaları oluşturulmuştur (Şekil 2).

13 normal hastanın sıfır kutup haritası Şekil 3'de 13 ALS hastasınınınki de Şekil 4'de yer almaktadır.



Şekil 3: Onüç Normal hastanın Sol Ayak sıfır-kutup haritaları

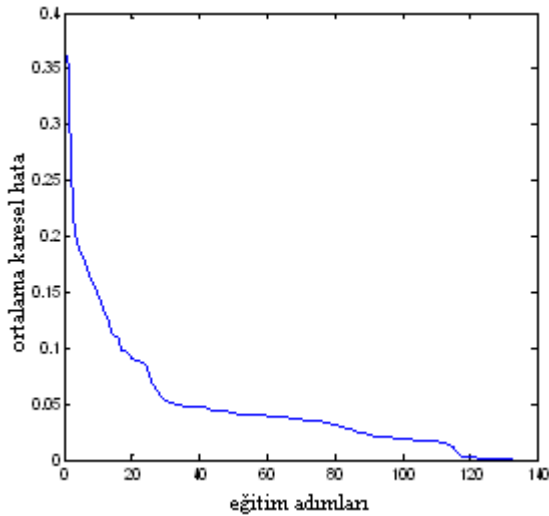


Şekil 4: Onüç ALS hastasının Sol Ayak sıfır-kutup haritaları

Daha sonra elde edilen AR katsayıları, giriş katmanında 4, gizli katmanda 3 ve çıkış katmanında 1 nörondan oluşan tek bir gizli katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağına giriş olarak verilmiştir. Nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoidal fonksiyon kullanılmıştır. Kontrol grubu olarak 18, test grubu olarak ise 8 veri kullanılmıştır. Yapay sinir ağı hatayı geriye yayma algoritması ile eğitilmiştir. Eğitimde ortalama karesel hata değeri

$$E = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - d_i)^2} \quad (8)$$

formülü ile hesaplanmıştır. Bu ifade de, N değeri AR katsayı sayısını, y_i yapay sinir ağının i . giriş verisi için çıkış değerini, d_i ise i . giriş verisi için hedef değerini göstermektedir (Şekil 5).



Şekil 5: Yapay sinir ağının her eğitim adımında elde edilen ortalama karesel hata değerleri

4. Sonuç

Yürüme işaretlerini sistemin çıkışı olarak veren 4. derece AR modelin sıfır-kutup haritaları Şekil 3 ve 4' de yer almaktadır. Haritalardaki ortak özellik ,biri negatif diğeri pozitif reel ekseninde olmak üzere kutuplardan ikisi reel eksen üzerinde bulunmaktadır.

Diğer iki kutup ise sağ yarım daire içinde yer almaktadır. Ayrıcı özellik olarak ALS hastalığında sağ yarım daire içindeki iki kutup genellikle reel eksen üzerindedir. Yani ALS hastalığında çoğunlukla kutuplar reel eksen üzerinde bulunmaktadır.

Ayrıca AR katsayıları kullanılarak yapay sinir ağı ile test grubu verileri için %87.5 doğru sınıflama oranı elde edilmiştir.

5. Kaynaklar

- [1] Yalçın S.ve Özaras N., *Yürüme Analizi*, Avrupa Matbaacılık, İstanbul, 2001
- [2] Perry, J., *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*, Slack Incorporated Thorofare, NJ, 1992.
- [3] Sutherland D.,H., "Gait analysis in neuro-muscular diseases, Instructional Course Lectures", *The JBJS*, 76A, 622-631, 1994.
- [4] Miller, Robert, G., Gelinas, Deborah, O'Connor, Patricia, *Amyotrophic Lateral Sclerosis*, Demos Medical Publishing, Incorporated, 2004.
- [5] S.Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Printice Hall, New Jersey, 1991.
- [6] Walter, E ve Pronzato, L., *Identification of Parametric Models from experimental data*, Springer, 1997.
- [7] Manolakis, D., Ingle, V. ve Kogon, S., *Statistical and Adaptive Signal Processing : Spectral Estimation, Signal Modeling, Adaptive Filtering and Array Processing*, Artech House 46 Gillingham Street, London, 2005.
- [8] Ning, T., ve Bronzino, J., D., "Autoregressive and Bispectral Analysis Techniques: EEG Applications" *, Special Issue on Biomedical Signal Processing for IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 9, No. 1, 47-50, 1990.
- [9] Haykin, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, MacMillan College Publishing Co., New York, 1994.
- [10] Jain, A. K., Mao, J. and Mohiuddin, K., (1996), *Artificial Neural Networks: Tutorial*, *IEEE Computer Special Issues on Neural Computing*, 29, No.3, 56-63, 1996