

Yüzey Elektromiyogram (yEMG) İşaretinden El Aç-Kapa Hız Bilgisinin Kestirimi

Estimate Speed Information of Hand Open-Close From Surface Electromyogram (sEMG)

Cengiz Tepe¹, Hanife Küçük², İlyas Eminoğlu³

^{1,2,3}Elektrik-Elektronik Mühendisliği - Biyomedikal Araştırma Lab., Ondokuzmayıs Üniversitesi

¹ctepe@omu.edu.tr, ²husta@omu.edu.tr, ³ilyaseminoglu@hotmail.com

Özet

Bu çalışmada, farklı sabit hızlarda elin açma ve kapama hareketi yaparken el açma-kapama sabit hız bilgisini kestiren bir sistem tasarlanmıştır. Farklı sabit hızlarda elin açma ve kapama hareketi yaparken sağlıklı bir denekten yüzey elektromiyogram (yEMG) verileri alınmıştır. Bu veriler üzerinde gerekli ön işlem yapılmıştır. Daha sonra destek vektör makinası (DVM) kullanılarak model oluşturulmuş ve sabit hız kestirimi yapılmıştır. Modelin doğru sınıflama başarımının değerlendirilmesinde k katlı geçerlilik analizi kullanılmıştır.

Abstract

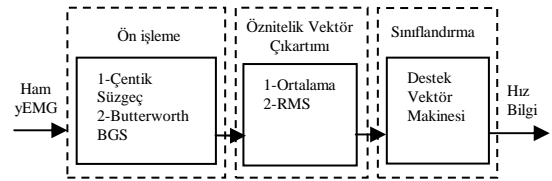
In this study, a system is designed to predict opening and closing of the hand speed. Surface electromyography (sEMG) data is taken from a healthy human when opening and closing movement of the hand is conducted at different constant speeds. A required pre-processing is applied to the data set. Then the predictor is built using Support Vector Machine and the constant speed of hand movements is estimated. K-fold cross-validation analysis method was used to evaluate classification accuracy of predictor.

1. Giriş

Elektromiyografi (EMG) kasların dinlenme ve kasılması anında kasların ürettiği elektriksel vuruları ölçer. EMG sinyalinin genliği 0-10 mV (tepeden tepeye) veya 0-1,5 mV (RMS), yüzey elektrot kullanılması halinde frekans bandı 0-500 Hz aralığındadır [1]. Yüzey EMG sinyalini etkileyen birçok faktör vardır. Bunlar: taban hattı kayması, deri artefaktları, işlem hataları, elektrotların temassızlığı, yanlış süzgeç kullanımı, elektrotlar arası mesafe, deney esnasındaki işaret kayıt zamanıdır [2]. Mayo elektrik denetimli protez el doğal olan ele yakın bir teknolojidir [3]. Ticari mayo elektrik denetimli protez el firmalarından bazıları Rslsteeper, Utah Arm, Touchbionics ve Ottobock'tur. EMG sinyali başlarda sadece basit anahtarlar denetleyicisi olarak kullanılmışlardır. Farry yEMG işaretinin frekans tayfını kullanarak elin tutma hareketi ve başparmağın içe-dışa bükülme hareketini uzaktan mayo elektrik denetimli olarak Utah/MIT elini uzaktan

denetlemiştir [4]. Flukuda kol kaslarının yEMG sinyalini kullanarak kol hareketleri ile denetlenen bir uzaktan denetlenen aygıt geliştirmiştir [5]. Huang and Chen [6], Tsuji ve ark. [7], Fukuda ve ark. [5], Chu ve ark [8-9], Khushaba ve Al-Jumaily [10] protez elin denetimi için yEMG sinyalini kullanarak sabit tek hızda hareket ayırımı için örüntü tanıma yöntemlerini kullanmışlardır. Suryanarayanan ve Reddy biceps kasından alınan yEMG sinyalinden dirsek eklem açısını belirlemek için akıllı bir sistem geliştirmiştir [11]. Sanal gerçeklik ve uzaktan denetimde, parmakların ve el bileğinin etkili bir şekilde denetimi çok önemlidir. Gupta ve Reddy flexor digitorum superficialis (FDS) kaslarından alınan yEMG ile işaret parmağın içe büküm açısı arasında doğrusal bir ilişki olduğunu bulmuşlardır [12].

Bu çalışmada, farklı sabit hızlarda elin açma ve kapama hareketi yaparken el açma-kapama üç farklı sabit hız bilgisini kestiren Şekil 1'deki gibi bir sistem tasarlanmıştır.



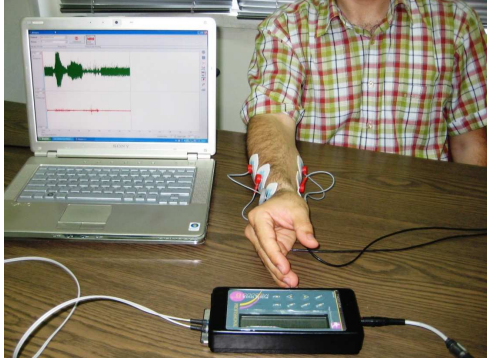
Şekil 1: EMG örüntü tanıma yapısı

Çalışmanın ikinci bölümde deneysel düzenek, veri alımı, işaret ön işleme ve öznitelik vektörü çıkartımı, üçüncü bölümde DVM ile sınıflandırma, model değerlendirme, son bölümde ise tartışma ve sonuçlar anlatılmıştır.

2. Deneysel Düzenek

Veri alımı yapılırken kişi deney düzeneği önünde Şekil 2'deki gibi sandalyeye rahat bir şekilde oturur. Ön kolunu deney düzeneğinin olduğu düz yüzeye rahat bir şekilde yere paralel

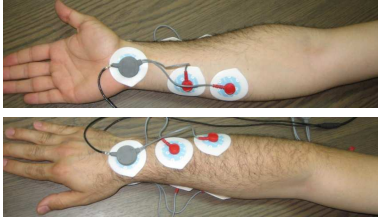
olacak şekilde koyar. Başparmağı dışındaki dört parmağını ayrı biçimde birleştirir.



Şekil 2: yEMG veri alım düzeneği

2.1. Veri Alımı

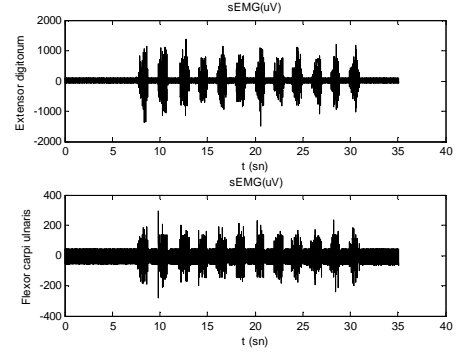
yEMG veri alım cihazı olarak Mega Elektronik Ltd firmasının ME3000P kas test cihazı kullanılmıştır. Ag/AgCl elektrotlar Şekil 3'te görüleceği üzere extensor digitorum, flexor carpi ulnaris kasları üzerine yerleştirilir. Şekil 2'deki gibi sağ elin içi yere dik gelecek konumda başparmağı ve diğer dört parmağı aç-kapa hareketi yapar. Veriler ME3000P cihazı ile 2 kanallı, örnekleme frekansı 1000Hz olarak 30 yaşındaki bireyin sağ elinin açma hareketi yaparken extensor digitorum ve elin kapama hareketi yaparken flexor carpi ulnaris kaslarından yüzey elektrotlarla yEMG verileri toplanmıştır.



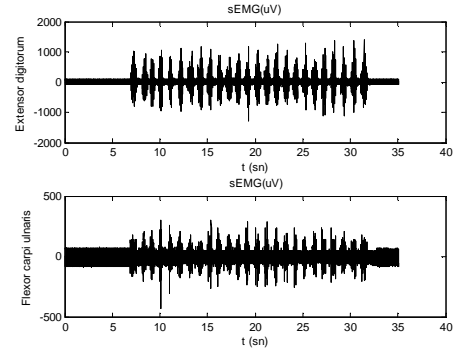
Şekil 3: El aç-kapa için elektrotların yerleşim yerleri

Alınan yEMG verileri, el aç-kapa hareketi yaparken yavaş (2sn), normal (1sn) ve hızlı (0,5sn) olmak üzere üç farklı hızda olmak üzere 35 sn uzunluğundadır.

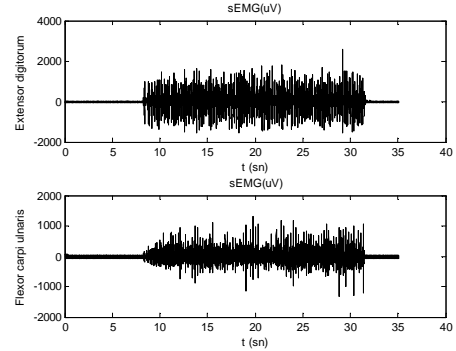
Yavaş hızda alınan yEMG verilerden bir örnek Şekil 4, normal hızda alınan yEMG verilerden bir örnek Şekil 5, hızlı hızda alınan yEMG verilerden bir örnek Şekil 6'da gösterilmiştir. 130 tane elin yavaş hızda, 720 tane elin normal hızda, 880 tane elin hızlı hızda aç-kapa hareketi yaparken toplamda 1730 tane el aç-kapa hareket verisi alınmıştır. Bu deneysel çalışmada elin açma hareketi yaparken extensor digitorum kaslarından alınan yEMG verisi kullanılmıştır.



Şekil 4: El aç-kapa hareketi yaparken ön koldan alınan yavaş hızlı yEMG verisi



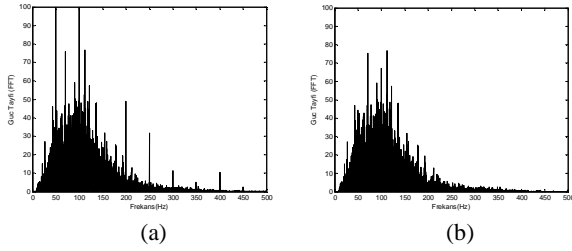
Şekil 5: El aç-kapa hareketi yaparken ön koldan alınan normal hızlı yEMG verisi



Şekil 6: El aç-kapa hareketi yaparken ön koldan alınan hızlı yEMG verisi

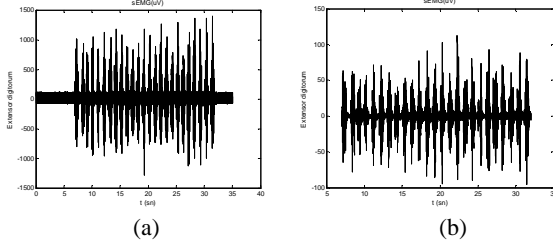
2.2. yEMG Sinyalinin Ön İşlenmesi

Şebeke frekans gürültüsünü gidermek için 50 Hz çentik süzgeç kullanılmıştır. yEMG sinyalinin Şekil 7 (a)'da 50 Hz şebeke frekans gürültülü ve Şekil 7 (b)'de gürültüden arındırılmış yEMG sinyalinin güç tayfi gösterilmiştir.



Şekil 7: Frekans düzleminde EMG sinyalinin 50 Hz şebek frekans gürültü (a) ve gürültüden arındırılmış hali (b)

Şekil 8 (a)'da zaman düzleminde ham yEMG sinyali gösterilmiştir. Bu ham yEMG işaretindeki yüksek frekans bileşenli gürültüyü ve düşük frekanslı kaymaları gidermek için 3.dereceden butterworth band geçiren süzgeç (10-350 Hz) kullanılmıştır [13]. Bu süzgeç sonrası elde edilen yEMG işaretinin hareket başlangıç ve bitiş anı kırılarak Şekil 8 (b)'de gösterilen yEMG işareti elde edilmiştir. Bu yEMG işaretlerinden öznelik vektörleri çıkartılmıştır.



Şekil 8: Ham yEMG (a) ve Butterworth band geçiren süzgeç sonrası elde edilen yEMG sinyali (b)

2.3. Öznelik Vektörü Çıkartımı

Zaman düzleminde öznelik vektörlerinden (1) 'teki ortalama karesel (RMS) ve (2) 'teki ortalama değerler kullanılmıştır.

$$RMS = \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i^2|} \quad (1)$$

$$Ortalama = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i^2|} \quad (2)$$

2.4. Sınıflandırıcı

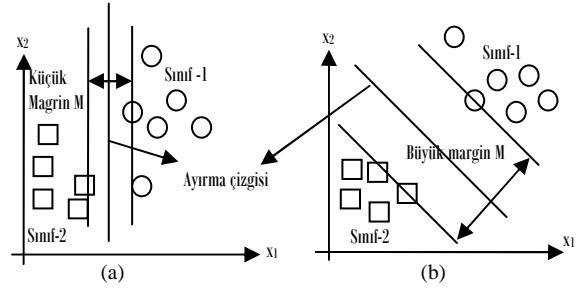
Elin yavaş, normal ve hızlı olmak üzere üç farklı sabit hızdaki hareket verilerini sınıflandırmak için DVM bire karşı bir yöntemi, MATLAB R2008b ortamında stprtool araç kutusu ile kullanılmıştır [14].

3. Destek Vektör Makinesi

DVM, gerçek-dünya problemlerinde güçlü performansının olduğunu gösteren Vapnik tarafından geliştirilen yeni bir sınıflandırma yöntemidir [15]. DVM ikili sınıflandırmada etiketlenmiş eğitim verisi (3) ifadesindeki gibi belirtilir. Burada l ; örnek sayısı x_i ; örnekler, y_i ; bu örneklere ait etiketleri temsil etmektedir.

$$\{x_i, y_i\}_{i=1}^l \quad x_i \in R, \quad y_i \in \{-1, +1\} \quad (3)$$

İki sınıflı bir sınıflandırma yöntemi olan DVM doğrusal ayırım fonksiyonuna dayanmaktadır. $w \cdot x + b = 0$ ile verilen doğrusal ayırım fonksiyonu ile en iyi ayırıcı yüzeyi bulmaya çalışır. DVM sınıfları belirlemek için hiper-düzlem ayırma kullanır. DVM seçilen hiper-düzlem sınır bölgesinin maksimize edilmiş olanlarından bir tanesidir. Şekil 9 (b)'de geniş sınır bölgesi olduğu için sınıflandırmanın daha iyi olacağı tahmin edilebilir. Şekil 9 (a)'da ise sınır bölgesi daha dar olduğundan beklenen risk daha fazla olacaktır.



Şekil 9: DVM Hiper-düzlemlere örnek [16]

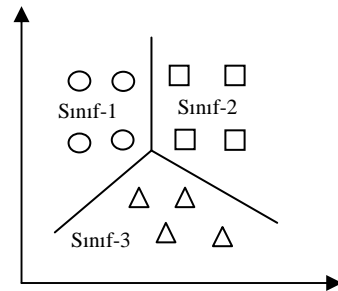
Çoğu gerçek problemlerde verilerin doğrusal bir ayırım fonksiyonu ile hatasız ayrılabilmesi mümkün değildir. Giriş uzayında doğrusal olarak ayrılmayan durum için bir diğer çözüm yolu doğrusal olmayan haritalamadır.

Kernel işlevi kullanarak doğrusal olmayan DVM karar verme sınırı oluşturmak mümkündür. Kernel kullanıldığında veri daha yüksek boyutlu uzaya haritalanmış olur. Genellikle kullanılan Kernel denklem (4)'te gösterilen Gauss veya radyal tabanlı işlev (RTİ) kernelidir [17].

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2r^2}\right) \quad (4)$$

3.1. Çok Sınıflı Sınıflandırma

DVM iki sınıflı bir sınıflandırma yöntemi olmasına rağmen bazı yöntemler kullanılarak çok sınıflı sınıflandırma problemlerinde kullanılabilir. En yaygın kullanılan çoklu sınıflandırma yöntemleri birine karşı bir, birine karşı diğerleridir [18]. Birine karşı bir yönteminde ikili sınıflar alınır ve birbirinden ayrılır. Bu yöntem Şekil 10'da verilmiştir.



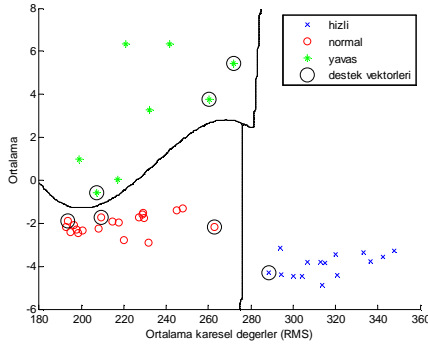
Şekil 10: Çok sınıflı sınıflandırıcı

3.2. Model Değerlendirme

Bir kaç bin veya daha az satırdan meydana gelen küçük veri tabanlarında, verilerin k gruba ayrıldığı k katlı çapraz geçerlilik testi tercih edilebilir. Verilerin örneğin 10 gruba ayrıldığı bu yöntemde, ilk aşamada birinci grup test, diğer gruplar öğrenim için kullanılır. Bu süreç her defasında bir grubun test, diğer grupların öğrenim amaçlı kullanılması ile sürdürülür. Sonuçta elde edilen on hata oranının ortalaması, kurulan modelin tahmini hata oranı olacaktır [19].

4. Tartışma ve Sonuçlar

Destek vektör makinesinin eğitilmesi sonucu elde edilen verilerden bir tanesi Şekil 11'de gösterilmiştir. Çekirdek (Kernel) işlevi olarak radyal tabanlı işlev seçilmiştir. Deneysel çalışmalarda değişen gauss genişliği γ ve ceza faktörü: C değerleri için denemeler yapılmış; en iyi sonuç $\gamma=50$, C=10000 için elde edilmiştir.



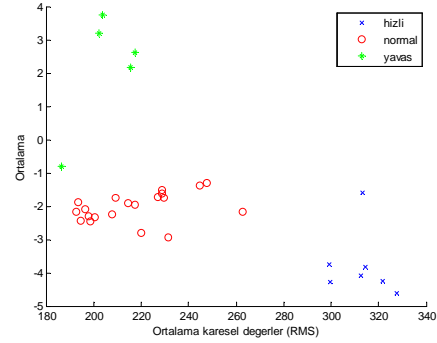
Şekil 11: DVM eğitilmesi sonucu elde edilen veriler

Model değerlendirme yöntemi olarak 10-katlamalı çapraz geçerlilik yöntemi kullanılmıştır. Herbir eğitim ve test için doğru sınıflama oranı hesaplanmış ve Çizelge 1'de verilmiştir. Ağın başarısı ise toplam eğitim ve test doğru sınıflama oranının ortalamaları olmuştur.

Çizelge 1: 10-katlamalı çapraz geçerlilik yöntemi için herbir eğitim ve test için doğru sınıflama oranları

k	Eğitim Başarımı(%)	Test Başarımı(%)
1	96,30	100
2	98,15	83,33
3	100	83,33
4	94,44	100
5	96,30	100
6	94,44	100
7	96,30	100
8	96,30	100
9	96,30	100
10	96,30	100
Ortalama	96,48	96,67

DVM test edilmesi sonucu elde edilen verilerden bir tanesi Şekil 12'de gösterilmiştir.



Şekil 12: DVM eğitilmesi sonucu elde edilen veriler

Modelin başarımının değerlendirilmesinde 10-katlamalı çapraz geçerlilik yöntemi kullanıldığında ağın başarısı ise toplam test doğru sınıflama oranının ortalaması %96,67, toplam eğitim doğru sınıflama oranının ortalaması %96,48 'tür.

Bir sonraki çalışmada, farklı deneklerden (yaklaşık 10 birey) elin farklı sabit hızlardaki yEMG işareti alınarak bir veri bankası oluşturulması düşünülmektedir. Ve oluşturulan bu yEMG el aç-kapa veri bankası internet üzerinden tüm araştırmacılara açık olacaktır. Ayrıca elin farklı değişken hızlardaki yEMG sinyali ve eş zamanlı olarak elin video görüntüsünü de içeren bir veri bankası oluşturulması düşünülmektedir. Oluşturulan bu veri bankasındaki video verileri, Aceleglove [20] ve Cyber-Glove [21] gibi veri eldiveni kullanılarak alınan veriler ile elin açma-kapama hız bilgisi çıkartılması hedeflenmektedir.

Teşekkür

Bu çalışma PYO.MUH.1906.10.001-BAL-LAB numaralı Ondokuz Mayıs Üniversitesi BAP projesi tarafından desteklenmiştir.

5. Kaynaklar

- [1] De Luca, C.J., 09.2011. *The Use of Surface Electromyography in Biomechanics*. Delsys Inc., http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_Biomechanics.pdf, 30/09/2011
- [2] Oskoei, M. A., & Hu, H., "Myoelectric control systems-A survey", *Biomedical Signal Processing and Control*, 2(4), 275-294., 2007
- [3] Parker, P. & Scott, R., "Myoelectric control of prosthesis", *CRC Crit Rev Biomed Eng*, p.283-310, 1986
- [4] Farry, K. & Walker, I., "Myoelectric teleoperation of a complex robotic hand", *IEEE TransRobotAutomation*, p.775-787, 1996

- [5] Fukuda, O., Tsuj, i.T., Kaneko, M. & Otsuka, A., "A human assisting manipulator tele operated by EMG signals and arm motions", *IEEE Trans Robot Automation*, p.210–222, 2003
- [6] Huang, H. & Chen, C., "Development of myoelectric discrimination system for multi degree prosthetic hand", *Proceedings IEEE International Conference Robotics and Automation*, 1999, p.2392–2397,
- [7] Tsuji, T., Fukuda, M., Kaneko, M. & Ito, K., "Pattern classification of time series EMG signals using neural networks", *Int Int J Adaptive Control Signal Process*, p.829–848., 2000
- [8] Chu, J.U., Moon, I., Mun, M.S., "A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand", *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 11, 2006
- [9] Chu, J.U., Moon, I., Mun, M.S., Member, Lee, Y.J., Kim, S.K., "A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control", *IEEE/ASME Transactions On Mechatronics*, Vol. 12, No. 3, 2007
- [10] Khushaba, R.N., Al-Jumaily, A., "Fuzzy Wavelet Packet based Feature Extraction Method for Multifunction Myoelectric Control", *International Journal of Biomedical Sciences Vol. 2*, 2007
- [11] Suryanarayanan, S. & Reddy, N., "EMG based interface for position tracking in VR environments and telemanipulation", *Presence Teleoperators Virtual Environ*, p.282–291, 1997
- [12] Reddy, P.N. & Gupta, N., "Toward direct biocontrol using surface EMG signals: Control of finger and wrist joint models ", *Medical Engineering & Physics*, p.398-403, 2007
- [13] Frigo, C., & Crenna, P., "Multichannel sEMG in clinical gait analysis: A review and state-of-the-art", *Clinical Biomechanics*, 24 , 24, pp. 236–245, 2009
- [14] <http://cmp.felk.cvut.cz/cmp/software/stprtool/>, 10/11/2011
- [15] Vapnik, V.N., *Statistical Learning Theory*, New York, USA: Jhon Willey and Sons, Inc, 1998
- [16] Khushaba, R. N., Application of Biosignal-Driven Intelligent Systems for Multifunction Prothesis Control, *Doctor of Philosophy, School of Electrical, University of Technology, Sydney, 2010*
- [17] Lotte, F., Congedo, M., Lecuyer, A., Lamarche, F., & Arnaldi, B., A., "Reivew of Classification Algorithms for EEG-Based Brain-Computer Interface", *Journal of Neural Engineering* , 4 (2), 1-13, 2007.
- [18] Cristianini, N., & Shawe, T. J., *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*, Cambridge University Press, 2001
- [19] www.deu.edu.tr/userweb/k.yaralioglu/dosyalar/ver_mad.doc, 06/05/2012.
- [20] <http://www.acceleglove.com/>, 05/06/2012
- [21] <http://www.cyberglovesystems.com/>, 05/06/2012