

Fotoplethizmografi Sinyallerini Kullanılarak Ardıışıl İleri Ana Dalgacık Seçimi Yöntemi ile Kiři Tanıma

Tuğba Aydemir¹, Mehmet Şahin¹, Önder Aydemir²

¹Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi
Fizik Bölümü
Rize

tugba_aydemir17@erdogan.edu.tr, mehmet.sahin@erdogan.edu.tr

²Karadeniz Teknik Üniversitesi
Elektrik ve Elektronik Mühendisliđi Bölümü
Trabzon
onderaydemir@ktu.edu.tr

Özet: Fotoplethizmografi (PPG) tıp alanında gelişme gösteren fizyolojik verilerden bir tanesidir. PPG, mikro-vasküler doku yatağındaki kan hacmi deđişikliklerini saptamak için kullanılabilen, acı vermeyen, basit, düşük maliyetli ve müdahalesiz optik bir yöntemdir. Bu çalışmada ardıışıl ileri dalgacık tipi seçimi yöntemi ile en uygun ana dalgacıklar öznitelik çıkarma için belirlenerek step egzersizi yapıldığı sırada kaydedilmiş PPG sinyalleri kullanılarak kiři tanıma yapılmıştır. Çıkarılan öznitelikler destek vektör makineleri, karar ağacı, bayes ve k en yakın komşuluk (k-NN) sınıflandırıcıları ile test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar k-NN sınıflandırıcısı ile kiři tanıma performansının %82.56 olarak elde edilebileceğini göstermiştir.

Abstract: Photoplethysmography (PPG) is one of the physiological data that has improved in the field of medicine. PPG is a painless, simple, cost-effective and non-invasive optical method that can be used to detect blood volume changes in the micro-vascular tissue bed. In this study, by using sequential forward wavelet type selection method, the most suitable main wavelets were determined for feature extraction and person recognition is made by using PPG signals recorded during the step exercise. The extracted features were tested with support vector machines, decision tree, bayes and k nearest neighborhood (k-NN) classifiers. The obtained results showed that, the person recognition performance can be achieved as 82.56% by the k-NN classifier.

1. Giriş

Oldukça yaygın kullanımı olan örüntü tanıma ve makine öğrenmesi yöntemleri günümüzde başta tıp [1-3] ve mühendislik [4-6] olmak üzere finans [7], [8] ve tarım [9], [10] gibi birçok alanda önemli bir araç haline gelmiştir. Bu yöntemler özellikle üretim [11], güvenlik [12], teşhis [13-15] ve tedavi [16] konularında kullanıcılarına birçok kolaylık ve zamandan tasarruf sağlamaktadır. Diğer taraftan, pazarlama stratejileri alanındaki gelişmelerle birlikte, sosyal medya analizi ve güvenlik konularına olan ilginin artması kiři tanıma konusu birçok araştırmacı ve şirket tarafından çalışılmaktadır. Bu alana yönelik yapılan çalışmaların çoğunda girdi olarak yüz görüntüleri [17] ve vücut görüntüleri [18] yaygın olarak seçilmiştir.

Kiři tanıma çözümleri temaslı ve temassız olmak üzere çeşitli uygulama alanlarında kullanılmaktadır. Bu çalışmada literatürde var olan çözümlere bir alternatif olarak fotoplethizmografi (PPG) tabanlı kiři tanıma yöntemi önerilmiştir. PPG daha çok kılcal damardaki kan hacmini ölçen ve tıp başta olmak üzere mühendislikte farklı uygulamalarda kullanılmaya başlanan optik bir ölçme tekniğidir. Acı vermemesi, kolay ve ucuz bir yolla ölçülmesi ile birlikte hemen her kişide kabaca benzer örüntüyü vermesi bu sinyal tipine olan ilgiyi arttırmaktadır. Her ne kadar her kiři de benzer örüntü veriyor gibi görülse de özünde her insana has temel özellikler de içermektedir. Bu özellikler biyometri çalışmalarında kullanılabileceği literatürde bazı çalışmalarda gösterilmiştir. Kavsaoğlu ve arkadaşları [19] PPG işaretlerinin biyometride, Aydemir ve arkadaşları aktivite tespitinde [20], Udovičić ve arkadaşları [21] ise bu işaretlerin duygu tanımda dahi kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Literatürde PPG sinyalleri ile kiři tanıma yapılmış olsa da bu sinyaller kişilerin hareket etmediği anlarda kaydedilmiştir. Diğer taraftan literatürde PPG sinyallerinden dalgacık dönüşümü ile öznitelik çıkarılsa da bu çalışmada ana dalgacıklardan ardıışıl ileri ana dalgacık seçimi (AİADS) yöntemi ile en uygun ana dalgacık kombinasyonu ile öznitelikler çıkarılmıştır. Elde edilen sonuçlar önerilen yöntemin k en yakın komşuluk (k-NN) sınıflandırıcısı ile kiři tanıma performansının %82.56 olarak elde edilebileceğini göstermiştir.

2. Veri Seti Tanıtımı

Bu çalışmada yaşları 20 ile 52 arasında olan 3'ü erkek ve 4'ü kadın olmak üzere toplam 7 katılımcıdan (K1, K2, ..., K7) kaydedilen ve genel kullanıma açık olan bir veri seti kullanılmıştır [20]. Tüm katılımcılardan yazılı katılım onam formu alınmıştır. PPG sinyalleri kişilerin bileklerine takılmış kablosuz Maxim Integrated

MAXREFDES100 cihazı ile 400 Hz'lik örnekleme frekansı ile kaydedilmiştir. Sensör ve cilt yüzeyi arasında sıkı bir bağlantı sağlamak için, mükemmel elastik özelliklere sahip ayarlanabilen özel bir bilek bandı kullanılmıştır.

Her bir katılımcıya step egzersizi için 5 oturumda yapılan toplam kayıt süresi ile kullanılan eğitim kümesi deneme sayısı (EKDS) ve test kümesi deneme sayısı (TKDS) Tablo 1'de verilmiştir. Bu çalışmada bu kayıtlar birbiri ile çakışma olmayacak şekilde üçer saniyelik parçalara (deneme) ayrılmıştır. Denemelerin rastgele olarak yarısı eğitim yarısı da test kümesi olarak ayrılmıştır. Bu çalışmada temel amaç eğitim kümesindeki denemeleri kullanarak bir sınıflandırıcı modeli oluşturarak test kümesindeki deneme sinyallerini doğru kişi ile eşleştirmektir.

Tablo 1. Toplam kayıt süreleri ve deneme sayıları

Kişi	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7
Süre (sn)	443.0	397.6	271.0	269.7	242.0	325.9	254.9
EKDS	73	65	44	43	39	53	41
TKDS	73	65	44	44	39	54	42

3. Öznitelik Çıkarma ve Sınıflandırma

Öznitelik incelenen sinyal veya görüntüyü temsil eden ayırt edici bir matris, vektör ya da skaler değer olabilirken, öznitelik çıkarma bu öznitelikleri hesaplamaya yarayan yöntemler olarak bilinmektedir. Bu çalışmada, literatürde yaygın kullanımı olan dalgacık dönüşümü öznitelik çıkarmak için kullanılmıştır. Dalgacık dönüşümü analiz edilecek sinyal ile belirlenen dalgacığın konvolüsyonu sonucu hesaplanan, sinyaldeki zaman ve frekans bilgisini birlikte verme potansiyeli olan bir yöntemdir. Eşitlik 1'de analiz edilen $x(t)$ sinyali ile dalgacık fonksiyonunun konvolüsyonu ile elde edilen dalgacık dönüşümü katsayıları (DDK) gösterilmektedir. Bu eşitlikte n ölçek ve m ise kaydırma parametresini ifade etmektedir.

$$DDK(a, b) = n^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-m}{n}\right) dt \quad (1)$$

Literatürde dalgacık dönüşümü öznitelik çıkarmak için yaygın olarak kullanılsa da AİADS yöntemine dayalı en uygun ana dalgacık kombinasyonları ile öznitelikler çıkarılmamıştır. AİADS bu işlemi ana dalgacıkları teker teker seçim kümesine ekleyerek belirler. Bu çalışmada Morlet, Meyer, Gaus, Haar, Symlet, Coiflets, Meksika Şapkası, Daubechies ve Shannon ana dalgacıkları ile AİADS yöntemi uygulanmıştır. Önerilen yöntemin işlem adımları şöyledir:

Adım 1: Tekil kullanımda en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren ana dalgacık belirlenir.

Adım 2: Adım 1'de bulunan ana dalgacık ile birlikte kullanılıp sınıflandırma doğruluğunu en fazla arttıran ana dalgacık belirlenir ve Adım 3'e geçilir. Adım 1'de hesaplanan sınıflandırma doğruluğunda artış olmaz ise Adım 1'deki ana dalgacık en iyi kombinasyondur.

Adım 3: Bir önceki adımda belirlenen ana dalgacıklar ile birlikte kullanılıp sınıflandırma doğruluğu en fazla arttıran ana dalgacık belirlenir ve Adım 4'e geçilir. Bir önceki adımda hesaplanan sınıflandırma doğruluğunda artış olmaz ise bir önceki adımdaki ana dalgacıklar en iyi kombinasyon olarak belirlenir.

Adım 4: Ardışıl ileri yaklaşım tüm ana dalgacıklar test edilene kadar Adım 3 tekrarlanır.

AİADS yöntemi destek vektör makineleri (DVM), karar ağacı (KA), bayes (B) ve k-en yakın komşuluk (k-NN) sınıflandırıcıları ile test edilmiştir. Bu yöntem eğitim kümesi üzerinde uygulanmış ve test kümesi üzerinde sınanmıştır.

4. Sonuçlar ve Vargılar

Bu çalışmada AİADS yöntemi ile step egzersizi yapıldığı sırada kaydedilmiş PPG işaretleri kullanılarak kişi tanıma yapılmıştır. Önerilen yöntem 4 farklı sınıflandırıcı ile test edilmiş olup elde edilen sınıflandırma doğrulukları Tablo 2'de verilmiştir. Sınıflandırma doğruluğu doğru tespit edilen deneme sayılarının toplam deneme sayılarına bölünüp 100 ile çarpılması ile yüzde cinsinden hesaplanmıştır.

Tablo 2. Sınıflandırma doğrulukları ve belirlenen en uygun ana dalgacıklar

Ana Dalgacıklar	DVM	KA	k-NN	B
Daubechies+Gaus+ Symlet+ Coiflets	65.61	-	-	-
Symlet+ Meyer	-	75.15	-	-
Daubechies+Morlet+ Meksika Şapkası	-	-	82.56	-
Haar+Morlet+Coiflet+Symlet	-	-	-	78.54

Elde edilen sonuçlara göre DVM, KA, k-NN ve B için en yüksek sınıflandırma doğrulukları sırasıyla %65.61, %75.15, %82.56 ve %78.54 olarak hesaplanmıştır. Buna göre step egzersizi için kişi tanıma için k-NN sınıflandırıcı ve Daubechies+Morlet+ Meksika Şapkası ana dalgacıkları en iyi performansı sağlamıştır. Önerilen yöntemin en önemli özgül tarafı AİADS yaklaşımının ilk defa önerilmesi ile step egzersizi yapıldığı sırada kaydedilen PPG sinyalleri kullanılarak kişi tanımlamasının gerçekleştirilmesidir. Öznitelik çıkarma aşamasının sade ve 3 saniye gibi kısa süreli PPG sinyallerinin kullanılması da çalışmanın avantajlı diğer özellikleridir. Gelecek çalışmalarda AİADS yöntemi elektroensefalografi ve elektromiyografi sinyallerine uygulanarak kişi tanıma yaklaşımı için geçerliliği gösterilecektir.

Kaynaklar

- [1]. Emmert-Streib, F., & Dehmer, M., A machine learning perspective on Personalized Medicine: an automatized, comprehensive knowledge base with ontology for pattern recognition. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 1(1), 149-156, 2019.
- [2]. Fatima, M., & Pasha, M., Survey of machine learning algorithms for disease diagnostic. *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 9(01), 2017.
- [3]. Cabitza, F., Rasoini, R., & Gensini, G. F., Unintended consequences of machine learning in medicine. *Jama*, 318(6), 517-518, 2017.
- [4]. Tozlu, B. H., Şimşek, C., Aydemir, O., & Karaveliöglu, Y., A High performance electronic nose system for the recognition of myocardial infarction and coronary artery diseases. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64, 102247, 2021.
- [5]. Aydemir, T., Şahin, M., & Aydemir, O., A New Method for Activity Monitoring Using Photoplethysmography Signals Recorded by Wireless Sensor. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 40(6), 934-942, 2020.
- [6]. Gaur, P., Gupta, H., Chowdhury, A. vd., A Sliding Window Common Spatial Pattern for Enhancing Motor Imagery Classification in EEG-BCI. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70, 1-9, 2021.
- [7]. Wei, X., Chen, W., & Li, X., Exploring the financial indicators to improve the pattern recognition of economic data based on machine learning. *Neural Computing and Applications*, 33(2), 723-737, 2021.
- [8]. Henrique, B. M., Sobreiro, V. A., & Kimura, H., Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. *Expert Systems with Applications*, 124, 226-251, 2019.
- [9]. Raj, M. P., Swaminarayan, P. R., Saini, J. R., & Parmar, D. K. (2015). Applications of pattern recognition algorithms in agriculture: a review. *International Journal of Advanced Networking and Applications*, 6(5), 2495.
- [10]. Liakos, K. G., vd., Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674, 2018.
- [11]. Osswald, P. V., Mustafa, S. K., Kaa, C., Obst, P., Friedrich, M., Pfeil, M., ... & Witt, G., Optimization of the production processes of powder-based additive manufacturing technologies by means of a machine learning model for the temporal prognosis of the build and cooling phase. *Production Engineering*, 14(5), 677-691, 2020.
- [12]. Kourtiti, K., Pele, M. M. M., Nijkamp, P., & Pele, D. T. Safe cities in the new urban world: A comparative cluster dynamics analysis through machine learning. *Sustainable Cities and Society*, 66, 102665, 2021.
- [13]. Elaziz, M. A., Hosny, K. M., Salah, A., Darwish, M. M., Lu, S., & Sahlol, A. T., New machine learning method for image-based diagnosis of COVID-19. *Plos one*, 15(6), e0235187, 2020.
- [14]. Myszczyńska, M. A., Ojames, P. N., vd., Applications of machine learning to diagnosis and treatment of neurodegenerative diseases. *Nature Reviews Neurology*, 16(8), 440-456, 2020.
- [15]. Tanveer, M., Richhariya, B., Khan, R. U., Rashid, A. H., Khanna, P., Prasad, M., & Lin, C. T., Machine learning techniques for the diagnosis of Alzheimer's disease: A review. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, 16(1s), 1-35, 2020.
- [16]. Chu, C. S., Lee, N. P., Adeoye, J., Thomson, P., & Choi, S. W., Machine learning and treatment outcome prediction for oral cancer. *Journal of Oral Pathology & Medicine*, 49(10), 977-985, 2020.
- [17]. Dhomne, A., Kumar, R., & Bhan, V., Gender recognition through face using deep learning. *Procedia computer science*, 132, 2-10, 2018.
- [18]. Öztürk, E., & Kurnaz, Ç. Görünüm Tabanlı Yüz Tanıma Yöntemleri Kullanılarak Cinsiyet Belirleme. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 111-120, 2020.
- [19]. Kavsaöglu, A. R., Polat, K., & Bozkurt, M. R., A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with PPG signals. *Computers in biology and medicine*, 49, 1-14, 2014.
- [20]. Aydemir, T., Şahin, M., & Aydemir, O., A New Method for Activity Monitoring Using Photoplethysmography Signals Recorded by Wireless Sensor. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 40(6), 934-942, 2020.
- [21]. Udovičić, G., Đerek, J., Russo, M., & Sikora, M., Wearable emotion recognition system based on GSR and PPG signals. In *Proceedings of the 2nd International Workshop on Multimedia for Personal Health and Health Care* (pp. 53-59), 2017.