

KÜREK AKTİVİTESİ KOÇLUĞU İÇİN HAREKET ALGILAYICILARINDAN OLUŞAN SAKLI MARKOV MODELLERİ'NE DAYALI SİSTEM

HMM BASED INERTIAL SENSOR SYSTEM FOR COACHING OF ROWING ACTIVITY

Perihan Işınsu Akçetin¹, Sinem Çöleri Ergen, Tefik Metin Sezgin

¹Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
Koç Üniversitesi, İstanbul

pakcetin@ku.edu.tr, sergen@ku.edu.tr, mtsezgin@ku.edu.tr

ÖZETÇE

Bu makalede, sporcuların kürek çekme tekniğini gözlemek ve analiz etmek için hareket algılayıcılarından oluşan bir sistem sunulmuştur. Kürekçinin antrenör tarafından gözlenmesi atletin performans ve tekniğinin gelişimi ve sağlığı için önemli bir etmendir. Ancak, bu tip bir gözlemin güvenilirliği insan kabiliyeti ve varlığı ile sınırlı olduğu için bilimsel standardizasyondan yoksundur. Bu yüzden, antrenör tarafından verilen yönlendirmenin doğruluk ve kalitesini geliştirmek, hatta belki de çalıştırıcıya olan gereksinimi tamamen ortadan kaldırmak için hareket algılayıcılarından oluşan bir sistem teklif edilmiştir. Bu çalışmada önerilen prototip, ana vücut birimlerinin kürek çekme esnasındaki kinematiklerini analiz etmektedir. Gerek amatör gerekse profesyonel sporcuların ergometredeki antrenmanları esnasında bel, uyluk ve önkol bölgelerine yerleştirilmiş hareket algılayıcılarından veri toplanmıştır. Bu oturumlar esnasında; küçüklüğü, hafifliği, Bluetooth bağlantısı, düşük güç tüketimi ve entegre edilmiş 3 eksenli ivmeölçer ve 3 eksenli jiroskop içerdiği için SHIMMER algılayıcı aygıtları kullanılmıştır. Veri toplandıktan sonra işlenmiş ve doğru teknikle çekilen kürek verisi kullanılarak bir Saklı Markov Modeli (HMM) oluşturulmuştur. Sonrasında toplanan yanlış teknikle çekilen kürek verileri HMM kullanılarak karşılaştırılmıştır.

ABSTRACT

In this paper, a system of inertial sensors is presented for observing and analyzing the rowing technique of the athletes. Monitoring of the oarsman by coaches is a key element for improving the performance and technique, and health of the athlete. However, reliability of this type of observation is limited by human ability and availability, hence lacks a scientific standardization. Therefore, in order to improve the accuracy and quality of the feedback given by the coaches on the technique of the sportsman and maybe even to eliminate the necessity for a human trainer for good, a system supported by inertial sensors is offered. The prototype presented by this work promises to monitor and analyze the kinematics of major body parts during rowing. Data are collected from the inertial sensors placed on lower back, femur and forearm when either professional or amateur rowers are using ergometer. Due to its features of small size, lightweight, bluetooth connection, lowpower usage and integrated 3 axis accelerometer & 3 axis gyroscope, SHIMMER sensor nodes has been used during

these sessions. After data have been extracted, they were processed and an HMM has been created using the correct rowing technique data. Then, the worse rowing cases were compared using the built HMM.

1. GİRİŞ

Gelişen teknoloji ve günlük yaşantımızda bilgisayar kullanımının artması sayesinde insan bilgisayar etkileşimi önem kazandı. Çevremizin bilgisayara, birbiriyle iletişim halindeki entegre sistemlere ve gömülü servislere bağımlılığı arttıkça elektronik sistemlerle iletişimin önemi artıyor. Günümüzde insan-makine haberleşmesinin büyük bir oranı klavye, fare ve sabit kullanım için tasarlanmış diğer arayüzler gibi geleneksel çevresel donanımlarla gerçekleşmektedir. Ancak, daha doğal ve anlaşılır bir etkileşim için yeni yaklaşımlar sergilenmelidir.

Şu anda, bu alanda yapılan çalışmaların büyük bir kısmı küçük kablosuz hareket tabanlı girdi aygıtlarına ve onlarla iletişim algoritmalarının geliştirilmesine adanmıştır. İvmeölçer ve jiroskopa çalışan hareket teşhisi bir çok yayında incelenmiştir [1-7]. Örneğin, bir araştırmada bilim adamları hayat kalitesi ve sağlık durumunu değerlendirebilme amacıyla yeme içme aktivitelerinin tespiti için 3D ivmeölçer kullanmıştır [7]. Bir başka makalede ise, anlık yürüme aktivitesi ivmeölçer algoritmaları ve giyilebilir ivmeölçerlerle saptanmıştır [6].

Kürek performansının bilimsel gözlem ve analizi için bugüne kadar bir kaç yaklaşım denenmiştir. Bunlardan biri, güç aktarımını gözlemek için bota ve küreklere yerleştirilen cihazlardan oluşmaktadır. Diğer bazı çalışmalarda hareketi tespit etmek için optik algılayıcılar kullanılmıştır. Ancak, bu tip sistemler yüksek hassasiyetleri ve güncelleme hızları dolayısıyla daha çok bilgisayar animasyon teknolojisi ve film endüstrisinde tercih edilmiştir.

Bu makale hareket algılayıcıları kullanarak Saklı Markov Modellerinin kürek aktivitesine uygulanmasına odaklanmıştır. Etkili bir kürek çekişi atletten bota geçen enerji ve hızın en üst düzeye çıkarılmasını sağlar. Performansın eniyilemesine ek olarak, doğru kürek tekniğinin uygulanması, yanlış kürek tekniği uygulanması sonucu oluşabilecek olası sakatlıkların engellenmesini garanti eder. Bu yüzden, bu makalede, bel, uyluk ve önkol bölgelerindeki hareketlerin doğru ve yanlış kürek çekme tekniklerinin ayırt edilmesindeki etkinliği araştırılmıştır. Kürek aktivitesini seçmemizin sebebi, bunun akıcı ve eşzamanlı bir hareket olup aynı hareketlerin düzenli tekrarından oluşmasıdır.

Bu makalede, öncelikle, sistemi tamamlamak için kullanılan SHIMMER algılayıcı aygıtları ve kullanılan

deneysel yöntem açıklanmıştır. Ardından, bazı önemli ve sıkça karşılaşılan kürek çekme hataları anlatılmıştır. İvmeölçer ve jiroskop verisi ve bu verinin geçtiği aşamalar (örnek seyreltme, nicemleme ve bozulum) incelenmiştir. Son olarak, tanımlama için kullanılan Saklı Markov Modellerine dayalı metot açıklanmış ve sistemin sonuçları paylaşılmıştır.

2. DONANIM TANITIMI

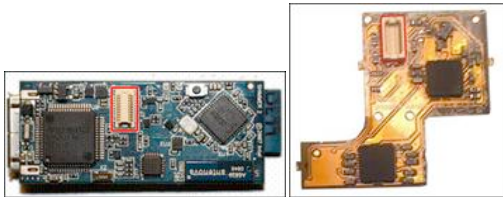
Bu proje için Intel Dijital Sağlık Grubu'nun; Sensing Health with Intelligence, Modularity, Mobility, and Experimental Reusability (SHIMMER); algılayıcı platformu uygun bulunmuştur. Figür 3'te de görüldüğü üzere, SHIMMER giyilebilir uygulamalar için elverişli küçük bir algılayıcı platformdur. 3 eksenli ivmeölçer, 3 eksenli jiroskop, geniş depolama, Bluetooth bağlantısı, düşük güç tüketimi gibi özellikleri bu algılayıcıyı hareket halinde, uzun süreli veri toplaması ve bu verinin eş zamanlı analizini gerektiren çalışmalar için uygun kılmıştır. Üzerinde bir adet TIMSP430 mikroişlemci, 3 eksenli Freescale MMA7260Q tipi MEMS ivmeölçer, 3 renkli durum ışığı, sıfırlama ve kapama fonksiyonları için güç düğmesi bulunmaktadır. Ayrıca, kapasitesini artırmak için yeni algılayıcıların yerleştirilmesine olanak sağlayacak iç ve dış konektörleri bulunmaktadır.

Hareket ve pozisyonun tespiti için hem ivmeölçer hem de jiroskop kullanılmasına karar verildiği için bu da bu projenin amacıyla örtüşmektedir. SHIMMER'da 2 InvenSense IDG-300 iki eksenli jiroskop kullanan 3 eksenli jiroskop çipi bulunmaktadır (Figür 2-b). Figür 2-a'da görülebildiği üzere bahsedilen jiroskop çipi SHIMMER algılayıcı cihazına takılmıştır. Bu şekilde, SHIMMER cihazı; hesaplama, Bluetooth iletişimi ve yüksek hassasiyetli üç eksenli bir ivmeölçerle jiroskopu giyilebilir, plastik bir kalıbın içinde birleştirmiştir (Figür 1). Minimum algılayıcı hacmi 1.75"x0.8"x0.5", ağırlığı ise 11 gramdır. Son olarak, cihazın istenilen şekilde programlanmasını sağlayan USB bağlantısı mevcuttur.

Ergometre alıştırmaları esnasında, küçük ebat, hafiflik, Bluetooth bağlantısı, düşük güç tüketimi ve birleştirilmiş 3 eksenli ivmeölçer ile 3 eksenli jiroskop özellikleri sayesinde SHIMMER algılayıcıları kullanılmıştır. Algılayıcı herhangi bir insana özel üretilmemiş olup her kürekçiye uygulanabilir. Ayrıca, kablolu bağlantı ve hafiflik özellikleri algılayıcının dışarıda kullanımını ve sistemin su üzerinde testini olanaklı kılar. Bu avantajları optik veya görüntüye dayalı bir sistem kadar hassas olmasa da hareket algılayıcıya dayalı SHIMMER platformunun kullanımını açıklamaktadır.



Şekil 1. SHIMMER Algılayıcı Modülü.



Şekil 2. SHIMMER Ana Kartı. SHIMMER Jiroskop Ek Kartı.



Şekil 3: Kürek Çekme Örneği.

3. DENEY KURULUMU

Önerilen sistemi uygulamak için öncelikle profesyonel kürekçiden veri toplanmıştır. Kürekçilerden bel, uyluk ve önkol bölgelerine yerleştirilmiş algılayıcılarla ergometre cihazında yüz çekişlik alıştırmaya başlaması istenmiştir. Deneyimli kürekçiden toplanan veri doğru kürek tekniğinin HMM ile modellenmesinde kullanılmıştır. Profesyonel kürekçiden toplanan veri 6 defa gittikçe daha fazla oranda bozulmuştur. Bu şekilde bozulmuş veri, profesyonel kürekçiden toplanan veriyle oluşturulmuş HMM'le karşılaştırılarak benzerlik hesap edilmiştir. Böylelikle bozulma oranları, yani modele benzerlik sıralamaları bilinen bu 6 veri kümesi ile sistemin doğruluğu kolaylıkla test edilebilmiştir. Sonrasında, deneyimli ve amatör kürekçilerden Figür 3'te gösterildiği gibi yüz çekişlik kürek alıştırmaya başlaması istenmiş ve HMM ile benzerlik hesabı yapılmıştır.

Kürek tekniğindeki hatalar performansı düşürür ve sakatlık riskine sebebiyet verir. Kürek çekerken yapılan birkaç genel ve önemli hata vardır. Bu hatalardan bazıları kuyruğu vurma, aşırı gerilme ve aşırı çekilme olarak listelenebilir. Kuyruğu vurma hatasında bacak itişisi etkili olmaz ve bacaklardan küreğe güç aktarımı gerçekleşmez çünkü kürekçi bel öne fazla eğilmiş halde zayıf bir itiş yapar. Aşırı gerilme hatasında ise kürekçi gerekenden daha fazla öne eğildiğinde gerçekleşir. Öne fazla uzanmış bel, bacaklara karşı sağlam duramayacağı için çekiş yavaş gerçekleşir. Bu hata aynı zamanda bel hasarlarına da yol açabilir. Bir başka kürek hatası aşırı çekilmeye ise bitiş pozisyonunda geriye olması gerekenden fazla uzanılmasıyla gerçekleşir. Bu şekilde çekiş daha etkisiz olur.

4. VERİ VE VERİ İŞLENMESİ

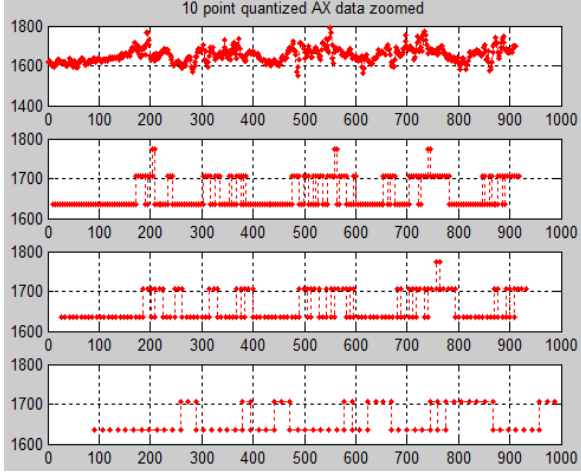
4.1. Seyreltme ve Nicemleme

SHIMMER'dan toplanan veriyi küçültmek ve eniyilemek için $M=3, 5$ ve 10 faktörleriyle seyreltme yapılmıştır. Seyreltme faktörü M genellikle birden büyük bir tam sayıdır. Seyreltmeye ek olarak üç eksenli ivmeölçer ve jiroskop verileri minimum ve maksimumları arasında nicelenmiştir.

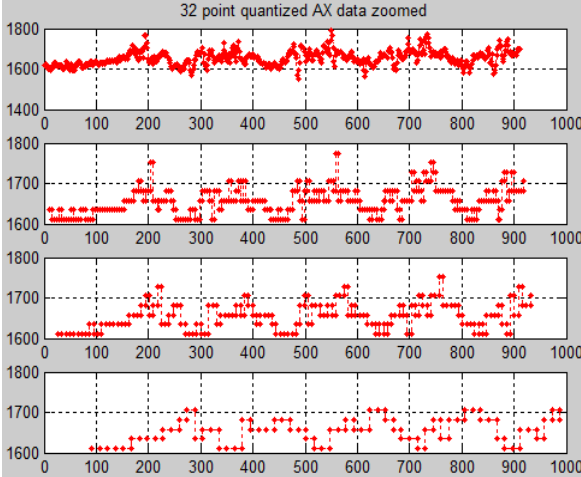
4.2. Bozulum

Seyreltilmiş ve nicelenmiş doğru kürek verileri frekansı rastgele değiştirilerek HMM ile karşılaştırılmak amacıyla bozulmuştur. Bu bozuk veri dizilerini yaratmaktaki amaç, verilerin hata seviyesini kontrol altında tutabilmektir. Bu şekilde, hata seviyeleri bilinen bir veri dizisi yaratılmıştır. Bu diziler HMM ile karşılaştırıldığında aralarında bu HMM ile

gerçekleşmiş olma olasılıkları için bir sıralama tahmini yapılabilmektedir. En çok bozulmuş verinin en düşük ihtimalde sahip olması beklenmiştir. Veriler 6 adet gittikçe daha fazla bozulmuş versiyonlarıyla birlikte figür 6'da verilmiştir.



Şekil 4: Ham Veri Ve 10 Nokta İle Nicelenmiş X-ekseni İvmeölçer Verileri (M = 3, 5 &10)



Şekil 5: Ham Veri Ve 32 Nokta İle Nicelenmiş X-ekseni İvmeölçer Verileri (M = 3, 5 &10)

4.3. Saklı Markov Model (HMM)

Yukarıda açıklanan hatalardan da anlaşılacağı üzere, kürek hareketi parçalarına ayrılabilir de, bu sporun en önemli özelliklerinden biri de senkronizasyondur. Bu yüzden bacaklar, kollar ve üst bedenin hareketi ayrı ayrı analiz edilmemelidir, tekniği en doğru şekilde modelleyebilmek için birlikte incelenmelidir. Bu yüzden, hareketin istatistiksel yapısını bir bütün olarak oluşturmak için, bütün algılayıcılardan gelen bütün veriler HMM oluştururken kullanılmıştır.

Farklı uzunluktaki veri dizilerinin teşhisi için HMM'in çifte stokastik sinyal modelleme yöntemi kullanılmıştır. HMM, bir seri gözlem verisini girdi olarak alarak bir olasılık modeline göre analiz eder. HMM aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\lambda = (S, A, B, \pi) \quad (1)$$

Burada, durum sayısı N ve durumlar

$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\} \quad (2)$$

olarak gösterilir. M durum başına düşen farklı gözlem sembollerinin,

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}, \quad (3)$$

sayısıdır.

$$A = \{a_{ij}\} \quad (4)$$

(4), durumlar arası geçiş olasılıklarının dağılım matrisidir.

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i) \quad (5)$$

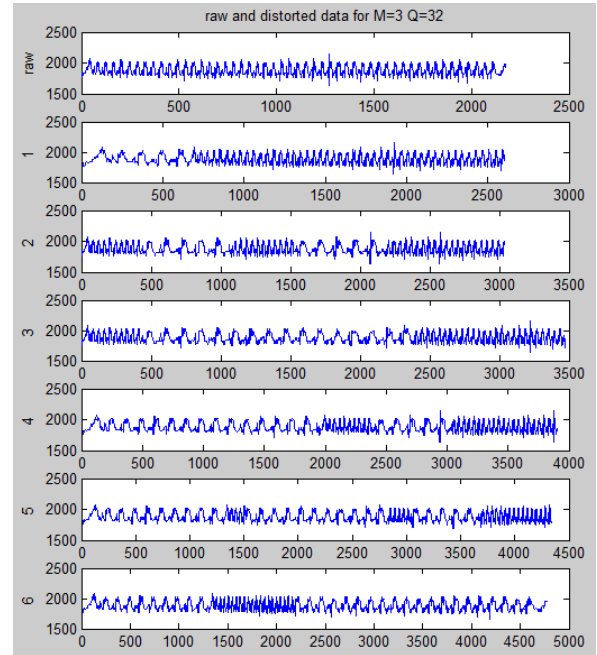
(5) ise durum i'den durum j'ye geçme olasılığıdır. π başlangıç olasılığı vektörüdür.

$$\pi_i = P(q_1 = S_i) \quad (6)$$

$$B = \{b_j(k)\} \quad (7)$$

(7), gözlem olasılık yoğunluk işlevi fonksiyonudur.

$$b_j(k) = P(v_k \text{ at } t | q_t = S_j) \quad (8)$$



Şekil 6: Ham Veri Ve İyiden Kötüye Doğru Bozulmuş Veriler

HMM'in çıktısı girdi verisinin o modelle oluşturulmuş olması olasılığıdır. Sistemimizde, ideal kürek verisi kullanılarak, gözlem olasılığının çok değişkenli normal dağılım olarak modellendiği bir sürekli dağılım HMM oluşturulmuştur. Çoklu HMM'ler gözlem verilerinin uzunlukları farklı olmasına rağmen 3 farklı algılayıcının ivmeölçer ve jiroskop'undan gelen bilgiyi birleştirebilir. Bu yüzden, ivmeölçer ve jiroskop data dizilerini birleştirmek için çoklu HMM kullanılmıştır.

5. SONUÇ

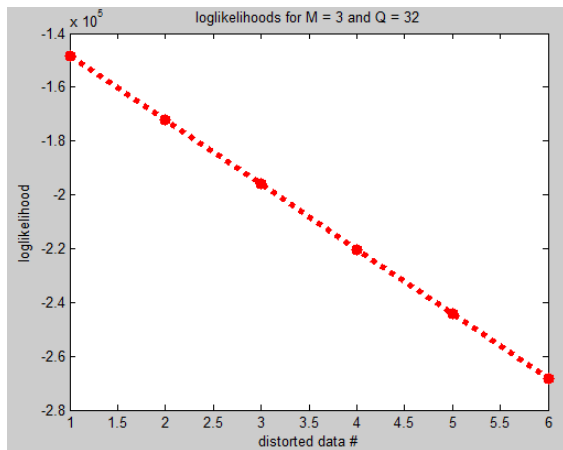
Hem ivmeölçer hem jiroskop içeren 3 farklı algılayıcıdan gelen ideal kürek verisiyle oluşturulmuş HMM kullanılarak bilinen bozulma oranlarıyla değiştirilmiş ve farklı amatör ve tecrübeli kürekçilerden toplanan asil kürek verileri karşılaştırılmıştır.

İlk önce bozulmuş 6 veri dizisinin de oluşturulmuş HMM'e göre logaritmik olasılığı 5 durum ve her durum için 3

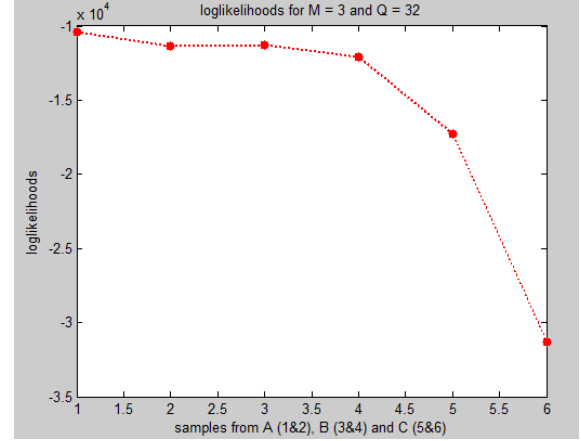
farklı Normal karışımı için 15 farklı kombinasyonu için hesaplanmıştır. Sonrasında, bu olasılıklar bozulmuşluk sırasına göre artan şekilde çizilmiştir. HMM'in doğruluğunu test eden bu analizin bir örneği, 5 durum ve 1 Normal karışım için Figür 7'de gösterilmiştir. Figürde görüldüğü gibi, bozulmuş serilerin HMM ile yaratılmış olma olasılıkları bozulma oranı arttıkça azalmaktadır. Bu sonuç HMM'in amacımız için kullanılabileceğini ispatlamakta ve sistemin optimizasyonu ile daha iyi teşhis ve tanıma sonuçları vaat etmektedir.

Orijinal kürek verilerini bozarak kendi yanlış kürek verilerimizi oluşturmanın yanı sıra farklı amatör ve tecrübeli kürekçilerden toplanan gerçek kürek verileri de incelenmiştir. 2 tecrübeli A ve B kürekçisinden ve amatör kürekçi C'den kürek alıştırma verisi alınmıştır. Doğru teknikle, A tarafından çekilmiş bir seri kürek verisi kullanılarak HMM oluşturulmuştur. Sonra, önerilen sistemin doğruluğunun test edilmesi için A, B ve C'den örnekler bu HMM ile karşılaştırılmıştır. Bunun için, her üç farklı kürekçiden toplanan veriler, bir önceki analizde olduğu gibi 5 durum ve her durum için 3 farklı Normal karışım ile 15 farklı kombinasyon için test edilmiş ve logaritmik olasılıkları çizilmiştir. Olasılıklar figür 8'de gösterilmektedir. Beklediğimiz gibi, en yüksek olasılık A kürekçisinden toplanan verilerde, en düşük olasılık da amatör kürekçi C'den toplanan verilerde gözlemlenmiştir. Bu şekilde, sistemin doğruluğu ispatlanmıştır.

Bu makalede, hareket algılayıcıları kullanılarak, bel, uyluk ve önkol bölgelerinin hareketini analiz etmek için bir vücut algılayıcı ağı sunulmuştur. Bu çalışmayla, doğru kürek tekniğini hatalı kürek tekniğinden ayırt etmek amaçlanmıştır. Öncelikle, sunulan sistemin hafiflik ve taşınabilirlik gibi avantajlarının ispatı için, günümüze kadar kullanılmış hareket teşhis metotları ve bunların uygulama alanları incelenmiştir. Sonrasında, seçilen uygulama alanının gerekçesini ortaya koymak için donanım ve algılayıcı özellikleri; ve doğru ve yanlış kürek teknikleri ile onların sonuçları açıklanmıştır. Ardından, verinin nasıl toplandığı ve HMM oluşturulmadan önce nasıl işlendiği açıklanmıştır. Son olarak, saklı Markov Modelinin kullanım sebebi anlatılmıştır. Önerilen sistemin uygulanması ortaya çıkan olasılık sonuçları doğrultusunda ispatlanmıştır.



Şekil 7: Bozulmuş Kürek Verilerinin Logaritmik Olasılıkları.



Şekil 8: Tecrübeli Kürekçi A Ve B, Amatör Kürekçi C İçin Logaritmik Olasılıklar

6. KAYNAKÇA

- [1] Hong, Y., Kim, I., Ahn, S.C. and Kim, H., "Mobile Health Monitoring System Based on Activity Recognition Using Accelerometer", Simulation Modelling Practice and Theory 18.4 (2010): 446-455.
- [2] Lim, J.G., Sohn, Y.I. and Kwon, D.S., "Real-Time Accelerometer Signal Processing of End Point Detection and Feature Extraction for Motion Detection", 10th IFAC/ IFIP/ IFORS/ IEA Symposium on Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems (2007).
- [3] Perng, J.K., Fisher, B., Hollar, S. and Pister K.S.J., "Acceleration Sensing Glove (ASG)", Proceeding ISWC '99 Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Wearable Computers (1999): 178-180.
- [4] Schlömer, T., Poppinga, B., Henze, N. and Boll, S., "Gesture Recognition with a Wii Controller", Proceedings of the 2nd International Conference on Tangible and Embedded Interaction (2008): 11-14.
- [5] Yang, J., Wang, J. and Chen, Y., "Using Acceleration Measurements for Activity Recognition: An Effective Learning Algorithm for Constructing Neural Classifiers", Pattern Recognition Letters 29.16 (2008): 2213-2220.
- [6] Hanlon, M. and Anderson, R., "Real-Time Gait Event Detection Using Wearable Algılayıcısı", Gait & Posture 30.4 (2009): 523-527.
- [7] Zhang, S., Ang Jr., M.H., Xiao, W. and Tham, C.K., "Detection of Activities by Wireless Algılayıcısı for Daily Life Surveillance: Eating and Drinking", Sensors (14248220) 9.3 (2009): 1499-1517.