

Karşılıklı Bilgi Ölçütü Kullanılarak Giyilebilir Hareket Duyucu Sinyallerinin Aktivite Tanıma Amaçlı Analizi

The Analysis of Wearable Motion Sensors in Human Activity Recognition Based on Mutual Information Criterion

Oğuzcan Dobrucalı, Billur Barshan
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
Bilkent Üniversitesi
{dobrucali,billur}@ee.bilkent.edu.tr

Özetçe —Giyilebilir hareket duyucuları ile insan aktivitelerinin saptanmasında, uygun duyucu yapısının seçimi önem taşıyan bir konudur. Bu konu, kullanılacak duyucuların sayısının, türünün, sabitlenecekleri konum ve yönelimin belirlenmesi problemlerini içermektedir. Literatürde konuyla ilgili önceki çalışmalarda araştırmacılar, kendi seçtikleri duyucu yapılarını ile diğer olası duyucu yapılarını, söz konusu yapıları ile insan aktivitelerini ayırt etme başarımlarına göre karşılaştırmışlardır. Ancak, söz konusu ayırt etme başarımlarının, kullanılan öznelilikler ve sınıflandırıcılara bağlı olduğu yadsınmaz. Bu çalışmada karşılıklı bilgi ölçütü kullanılarak duyucu yapıları, duyuculardan kaydedilen ham ölçümlerin zaman uzayındaki dağılımlarına göre belirlenmektedir. Bedenin farklı noktalarında bulunan ivmeölçer, dönüölçer ve manyetometrelerin ölçüm eksenleri arasından, gerçekleştirilen insan aktiviteleri hakkında en çok bilgi sağlayanları saptanmıştır.

Anahtar Kelimeler—giyilebilir hareket duyucuları, insan aktivitelerinin tanınması, duyucu yapısı, karşılıklı bilgi miktarı

Abstract—Selecting a suitable sensor configuration is an important aspect of recognizing human activities with wearable motion sensors. This problem encompasses selecting the number and type of the sensors, their position on the human body. In earlier works, researchers have used customized sensor configurations, and compared them with others in terms of the activity recognition rate. However, it is clear that these comparisons are dependent on the feature sets and classifiers employed. In this study, employing mutual information measure, sensor configurations are determined with respect to the time-domain distributions of the raw sensor measurements. The most informative axes of the accelerometers, gyroscopes, and magnetometers fixed at several locations on the human body are detected.

Keywords—wearable motion sensors, human activity recognition, sensor configuration, mutual information

I. GİRİŞ

İnsan aktivitelerinin otomatik tanınması, üzerinde yoğun olarak çalışılan bir konu olup, insan aktivitelerinin belirsiz ve değişken yapısı nedeniyle çözümü zor bir problemdir. Günlük bir aktivite ya da bedensel hareketi her kişi diğerlerinden farklı bir biçimde gerçekleştirebilir, veya bir kişi aynı anda birden fazla hareketi yapıyor olabilir. Ayrıca, art arda gerçekleştirilen hareketler arasında sürekli bir nedensönuç ilişkisi bulunmayabilir [1]. Bir takım duyucular ve akıllı algoritmalar kullanılarak, insan aktiviteleri otomatik olarak tanımlanıp sınıflandırılabilir. Güdümlü öğrenme yaklaşımı ile daha önceden belletilen tanıma modellerine göre hareketler saptanabilirken, güdümsüz öğrenme yaklaşımında önceden belletilmiş herhangi bir model kullanılmaz. Kişilerin fiziksel davranışlarına göre (örneğin, yürüme örüntülerine göre) ayırt edilmesi, olağan dışı insan aktivitelerinin güvenlik sistemlerince saptanması, akıllı cihazların kullanıcılarla etkileşimi, animasyonlarda ve robot biliminde insan hareketlerinin sentez edilmesi, tıbbi rehabilitasyon, yaşlı ve engelli hastaların uzaktan izlenmesi [2], [3] gibi uygulamalarda insan aktivitelerinin otomatik tanınmasından yararlanılabilir.

Aktivite tanımda kullanılan başlıca ölçüm tipleri, video kameralardan elde edilen görüntüler [3], giyilebilir eylemsizlik ve manyetik duyucularından elde edilen hareket ölçümleri [2], [4], mikrofon ve titreşim duyucularından elde edilen akustik ölçümlerdir. Bazı çalışmalarda ölçüm sağlayacak duyucular, izlenecek kişinin yaşam alanına gömülü olarak yerleştirilir. Bu durumda, izlenen kişinin hareket alanı sınırlandırılmış olur. Bu olumsuzluğu gidermek amacıyla giyilebilir sistemlerde duyucular, izlenecek kişinin üzerine yerleştirilerek harekete bağlı ölçümler doğrudan elde edilir. Bu durumda söz konusu duyucular, ivmeölçer, dönüölçer, manyetometre, eğimölçer vb. cihazlar olabilir [2]. Beden üzerinde bir veya birden fazla noktaya yerleştirilen duyuculardan elde edilen ölçümler kaydedildikten sonra işlenir. Duyucular genellikle baş, kulaklar, omuzlar, el bilekleri, göğüs, bel, kaval kemikleri, uyluk kemikleri ve/veya ayak bileklerine yerleştirilir. Giyilebilir

duyucular, izlenen kişinin hareket alanını sınırlamadığı ve özel hayatı tehdit etmediği için tercih edilmektedirler. Ancak izlenen kişi, duyucuları giymeyi ihmal edebilir, unutabilir, doğru biçimde yerleştiremeyebilir, veya üzerine yerleştirilen duyucular nedeniyle kendini rahatsız hissedebilir [7].

İzlenecek kişinin bedeni üzerinde kullanılacak *duyucu yapısı*, şu problemleri kapsayan temel bir konudur: (i) kullanılacak duyucu birimlerinin çeşitlerinin ve sayılarının belirlenmesi, (ii) kullanılacak duyucu türlerinin vücut üzerindeki konumlarının saptanması, (iii) kullanılacak duyucu birimlerinin hangi ölçüm eksenlerinden yararlanılacağı belirlenmesidir. Literatürdeki çalışmalarda, tanıma başarımını yükseltmek amacıyla sınıflandırmada kullanılmak üzere, genelde sabit bir duyucu yapısına göre zaman ve frekans uzaylarındaki en uygun öznitelikler seçilmektedir [8]. Burada göz ardı edilen nokta, uygun duyucu yapısının nesnel bir şekilde belirlenmesine yönelik herhangi bir ölçüt kullanılmamasıdır. Literatürde çeşitli duyucu yapıları önerilmektedir. Karşılaştırmaya dayalı bazı çalışmalar [9]–[12], elde edilen tanıma başarımlarına göre duyucu yapıları ile öznitelik kümeleri arasındaki ilişkiyi şu şekilde incelemektedir: Eldeki tüm duyuculardan tam kapasitede yararlanıldığı durumda en uygun öznitelik kümesi belirlenir ya da eldeki tüm öznitelikler kullanılırken en uygun duyucu yapısı saptanır. Bu şekilde belirlenen duyucu yapılarının, kullanılan öznitelik kümesine bağlı olacağı açıktır. Bu sonuç, örneğin, araştırmacıların farklı duyucu yapılarında farklı öznitelik kümeleri kullanarak tanıma başarımlarını karşılaştırdığı bir çalışmada görülmektedir [8]: Temel bir sınıflandırıcı kullanılarak duyucuların vücut üzerindeki konumlarının tanıma başarımına olan katkılarının, kullanılan öznitelik kümelerine göre değişiklik gösterdiği görülmüştür.

Bu çalışmada, gerçekleştirilen bedensel hareketlerle ilgili en çok bilgi sağlayan duyucu yapısı, duyuculardan elde edilen ham ölçümlerin zaman uzayındaki dağılımlarına ve ölçümler ile hareketlerin karşılıklı bilgi miktarlarına göre belirlenmiştir. Bu yaklaşım, herhangi bir öznitelik kümesi ve sınıflandırıcıdan bağımsız olduğu için, yukarıda anılan yöntemlere göre daha nesnelidir.

Bildirinin izleyen bölümleri şu şekilde planlanmıştır: II. Bölümde karşılıklı bilgi miktarı kavramı açıklanmış, III. Bölümde ise bu çalışmada yararlanılan insan aktiviteleri veri kümesi tanımlanmıştır. Önerilen yöntem ve sonuçları IV. Bölümde verilirken, son bölümde çalışmadan elde edilen çıkarımlara yer verilmiştir.

II. KARŞILIKLI BİLGİ MİKTARI KAVRAMI

Entropi, bir rasgele değişkene ait belirsizliğin ölçümünü ifade eder. Rasgele bir sürekli değişken olan \mathcal{X} 'in entropisi bit cinsinden $\mathcal{H}(\mathcal{X}) = -\int f_{\mathcal{X}}(x) \log_2 f_{\mathcal{X}}(x) dx$ olarak ifade edilir. Burada $f_{\mathcal{X}}$, \mathcal{X} 'in marjinal olasılık yoğunluk fonksiyonudur. *Koşullu entropi* ise bir rasgele değişkene ait belirsizliğin, kendisiyle ilintili başka bir rasgele değişkenin değerinin bilinmesi durumunda ölçümünü ifade eder. Bir sürekli rasgele değişken \mathcal{Y} 'nin bilinmesi koşuluyla \mathcal{X} 'in entropisi bit cinsinden $\mathcal{H}(\mathcal{X}|\mathcal{Y}) = -\int \int f_{\mathcal{X},\mathcal{Y}}(x,y) \log_2 f_{\mathcal{X}|\mathcal{Y}}(x|y) dx dy$ olarak ifade edilir. Burada, $f_{\mathcal{X},\mathcal{Y}}$ ve $f_{\mathcal{X}|\mathcal{Y}}$ sırasıyla birleşik ve koşullu olasılık yoğunluk fonksiyonlarıdır.

Entropi ve koşullu entropiye göre, iki rasgele değişken arasındaki *karşılıklı bilgi miktarı*, bir değişkenin değeri bilindiğinde diğer değişkene ait belirsizliğin azalma miktarını gösterir. Buna göre, \mathcal{X} ve \mathcal{Y} arasındaki karşılıklı bilgi miktarı bit cinsinden $\mathcal{I}(\mathcal{X},\mathcal{Y}) = \mathcal{H}(\mathcal{X}) - \mathcal{H}(\mathcal{X}|\mathcal{Y}) = \mathcal{H}(\mathcal{Y}) - \mathcal{H}(\mathcal{Y}|\mathcal{X})$ olarak ifade edilir. $\mathcal{I}(\mathcal{X},\mathcal{Y})$, sıfır ile $\min\{\mathcal{H}(\mathcal{X}), \mathcal{H}(\mathcal{Y})\}$ olup ölçüklenebilir bir ölçüt olmaktadır. Karşılıklı bilgi miktarı, aynı zamanda rasgele değişkenlerin birleşik olasılık yoğunluk fonksiyonu ile marjinal olasılık yoğunluk fonksiyonlarının çarpımı arasındaki *Kullback-Leibler uzaklığı* ile ifade edilir. Sürekli rasgele değişkenler olan \mathcal{X} ve \mathcal{Y} için;

$$\mathcal{I}(\mathcal{X},\mathcal{Y}) = \int \int f_{\mathcal{X},\mathcal{Y}}(x,y) \log_2 \frac{f_{\mathcal{X},\mathcal{Y}}(x,y)}{f_{\mathcal{X}}(x)f_{\mathcal{Y}}(y)} dx dy \quad (1)$$

Sonuçta, iki rasgele değişken arasındaki karşılıklı bilgi miktarı, bu değişkenlerin birbirleriyle olan ilintisinin bir ölçütü de olmaktadır [13]. İki rasgele değişken arasındaki *ilinti katsayısı* yerine karşılıklı bilgi miktarının hesaplanması, aşağıdaki açılardan yararlıdır [14]:

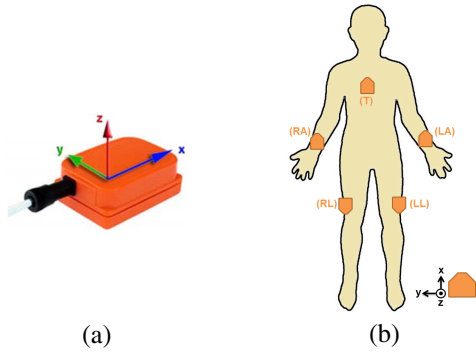
- Aynı veya farklı boyutlardaki iki rasgele değişken arasındaki ilintinin hesaplanabilmesi.
- Hesaplanan ilintinin, rasgele değişkenlerin aldığı gerçel değerlerden bağımsız olarak değişkenlerin olasılık yoğunluk fonksiyonlarına bağımlı olması.
- Rasgele değişkenler arasındaki hem doğrusal hem de doğrusal olmayan ilintinin hesaplanabilmesi.

III. İNSAN AKTİVİTELERİ VERİ KÜMESİ

Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, Bilkent Üniversitesi'ndeki araştırma grubumuz tarafından oluşturulmuş ve önceki çalışmalarımızda [9], [12], [15] kullanılmıştır. Veri kümesi, toplam 19 adet günlük ve spor aktiviteleri sırasında toplanan ölçümlerden oluşmaktadır. Her bir hareket, yaşları 20 ile 30 arasında değişen dört kadın ve dört erkek tarafından, beş dakika boyunca herhangi bir kısıtlama getirilmeden gerçekleştirilmiş, bu şekilde elde edilen ölçümler, katılımcılara göre çeşitlilik göstermiştir [9].

Her deneğin göğsüne (T), sağ koluna (RA), sol koluna (LA), sağ bacağına (RL), sol bacağına (LL) duyucu birimleri yerleştirilmiştir. Her duyucu biriminde, eksenleri birbirleriyle Şekil 1(a)'da belirtilen biçimde örtüştürülmüş üç-eksenli ivmeölçer (ACC), dönüölçer (GYRO) ve manyetometre (MAGN) bulunmaktadır. Duyucu biriminde bulunan ivmeölçer eksenlerinde $\pm 18g$, dönüölçer eksenlerinde $\pm 1200^\circ/s$, manyetometre eksenlerinde ise $\pm 75 \mu T$ aralığında ölçüm alınabilmektedir [16]. Buradaki g , yerçekimi ivme sabiti olup, değeri 9.80665 m/s^2 'dir. Duyucu birimlerinin her katılımcı üzerindeki konum ve yönelimleri Şekil 1(b)'de gösterilmektedir.

Veri kümesinde yer alan insan aktiviteleri \mathcal{A} kümesi içinde tanımlanmıştır. Bir deneğin, bir aktiviteyi gerçekleştirdiği sırada, 45 adet duyucu ekseninden elde edilen ölçümler, 25 Hz örnekleme hızıyla aynı anda kaydedilmiştir. Bir duyucu ekseninden alınan ayrılcı zamanlı kayıt sinyali $U_{ijkc}[n]$ olarak temsil edilir. Burada yer alan i değişkeni $\{T, RA, LA, RL, LL\}$ değerlerinden birini alacak şekilde duyucu biriminin konumunu, j değişkeni $\{ACC, GYRO, MAGN\}$ değerlerinden



Şekil 1: (a) Duyucu birimi (www.xsens.com/en/general/mtx) ve (b) duyucu birimlerinin katılımcı bedeni üzerindeki konum ve yönelimleri (beden silueti www.anatomyacts.co.uk/learning/primary/Montage.htm adresinden alınmıştır).

birini alacak şekilde duyucu türünü, k değişkeni $\{x, y, z\}$ değerlerinden birini alacak şekilde duyucu eksenini, c değişkeni \mathcal{A} kümesinin bir elemanının değerini alacak şekilde gerçekleştirilen hareketi, n değişkeni $\{1, 2, \dots, 7500\}$ değerlerinden birini alacak şekilde ayrık zamanı belirtir.

IV. UYGULANAN YÖNTEM

Doğrusal ivme, dairesel hız veya manyetik alan şiddeti cinsinden ölçümlerle, gerçekleştirilen hareketler arasındaki karşılıklı bilgi miktarının hesaplanması sonucunda hangi duyucu eksenlerinin daha fazla bilgi sağladığının saptanması amaçlanmaktadır.

Bu amaç doğrultusunda, insan aktiviteleri ayrık değerli \mathcal{C} rasgele değişkeni olarak tanımlanmış ve \mathcal{A} kümesi elemanlarının değerlerini eşit olasılıkla alabileceği kabul edilmiştir. Bu olasılık, $\Pr\{C = c\} = \frac{1}{|\mathcal{A}|} = \frac{1}{19}$ biçiminde ifade edilebilir. Ayrıca, insan aktiviteleri arasında herhangi bir ilinti ve işlem sırasında hangi hareketin gerçekleştirildiğine dair bir ön bilgi bulunmadığı varsayılmıştır.

Veri kümesinde tanımlı duyucu yapılışında yer alan her duyucu eksenini, \mathcal{M}_{ijk} ile temsil edilen ayrı bir sürekli değerli rasgele değişkeni ile tanımlanmıştır. Böylece, veri kümesinde tanımlı bir katılımcı için \mathcal{C} ve \mathcal{M}_{ijk} arasındaki karşılıklı bilgi miktarı aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C}) = \sum_{c \in \mathcal{A}} \int_{m_{ijk} \in \mathbb{R}} f_{\mathcal{M}_{ijk}, c}(m_{ijk}, c) \times \log_2 \frac{f_{\mathcal{M}_{ijk}, c}(m_{ijk}, c)}{f_{\mathcal{M}_{ijk}}(m_{ijk}) \Pr\{C = c\}} dm_{ijk} \quad (2)$$

Yukarıdaki denklemde yer alan l değişkeni $\{1, 2, \dots, 8\}$ değerlerinden birini alacak şekilde söz konusu katılımcıyı belirtir. Bu denklemi hesaplamadan önce $f_{\mathcal{M}_{ijk}, c}$ ve $f_{\mathcal{M}_{ijk}}$ fonksiyonlarının l katılımcısına göre modellenmesi gerekmektedir.

\mathcal{C} 'nin alabileceği değerlerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımından dolayı $f_{\mathcal{M}_{ijk}, c}$ fonksiyonu, $f_{\mathcal{M}_{ijk}, c}(m_{ijk}, c) = \{\bigcup_{c \in \mathcal{A}} f_{\mathcal{M}_{ijk}|c}(m_{ijk}|c) : c \in \mathcal{A}\}$ şeklinde ifade edilebilir. Bu ifadede yer alan $f_{\mathcal{M}_{ijk}|c}$ fonksiyonun parametrik olmayan kestirimi olan $\hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}|c}$, Gauss çekirdek fonksiyonu kullanılarak, tüm $c \in \mathcal{A}$ değerleri için, U_{ijkc} değerlerine göre hesaplanmaktadır. Söz konusu

çekirdek fonksiyonunun bant genişliği ise U_{ijkc} değerleri üzerinden gerçekleştirilen çapraz geçerlilik sınaması ile belirlenir [17]. $f_{\mathcal{M}_{ijk}}$ fonksiyonun da parametrik olmayan kestirimi $\hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}}(m_{ijk}) = \sum_{c \in \mathcal{A}} \hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}|c}(m_{ijk}|c)$ şeklinde hesaplanır.

Tüm $c \in \mathcal{A}$ değerleri için U_{ijkc} değerlerinin alabileceği gerçel sayı aralığı, yeterince küçük δm_{ijk} genişliğinde parçalara bölünmüş, bu parçaların orta noktalarının değerleri ise \mathcal{M}_{ijk} kümesine toplanmıştır. Sonuç olarak, $\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C})$ değeri, aşağıdaki Riemann toplamı ifadesi ile kestirilir:

$$\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C}) \approx \sum_{c \in \mathcal{A}} \sum_{m_{ijk} \in \mathcal{M}_{ijk}} \hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}, c}(m_{ijk}, c) \times \log_2 \frac{\hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}, c}(m_{ijk}, c)}{\hat{f}_{\mathcal{M}_{ijk}}(m_{ijk}) \Pr\{C = c\}} \delta m_{ijk} \quad (3)$$

$\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C})$, entropi cinsinden $\mathcal{H}(\mathcal{C}) - \mathcal{H}(\mathcal{C}|\mathcal{M}_{ijk})$ şeklinde ifade edilebilir. Hem $\mathcal{H}(\mathcal{C})$ hem de $\mathcal{H}(\mathcal{C}|\mathcal{M}_{ijk})$ sıfırdan büyüktür. Gerçekleştirilen etkinlikler hakkında hiçbir ön bilgi bulunmadığı varsayımı nedeniyle, veri kümesinde tanımlı 19 hareket 5 bit ile kodlanabilir. Böylece, $\mathcal{H}(\mathcal{C})$ en fazla 5 bit olabilir. Bu değer, aynı zamanda $\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C})$ 'nin alabileceği değerlerin üst sınırıdır.

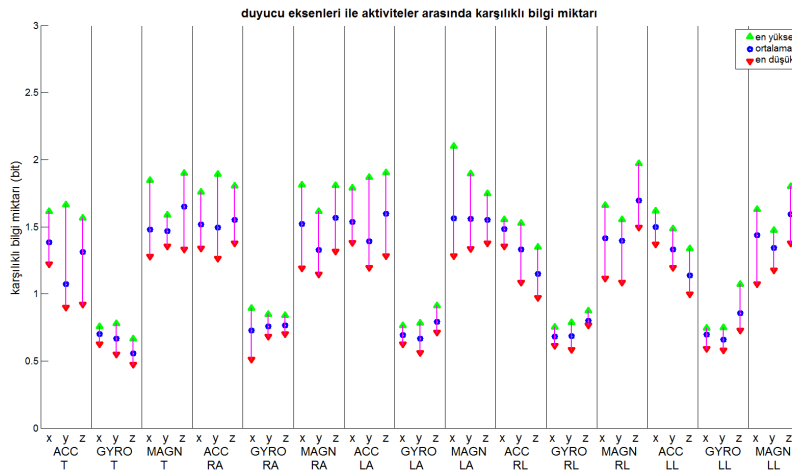
Her duyucu eksenini için $\mathcal{I}_l(\mathcal{M}_{ijk}, \mathcal{C})$ değeri tüm katılımcılar için hesaplanmış, katılımcılara göre elde edilen en düşük, en yüksek ve ortalama değerleri, Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekli inceleyerek şu çıkarımlarda bulunulmuştur:

- Tüm duyucu birimlerindeki ivmeölçer ve manyetometrelerin, dönüölçerlere göre gerçekleştirilen hareketlerle ilintili daha çok bilgi verdikleri açıkça görülmektedir.
- Hareketler gerçekleştirilirken bedenin doğrusal hareketinin en etkin ölçüldüğü göğüs kısmında, ileri-geri ve aşağı-yukarı doğrultularındaki ivmeölçer eksenlerinin, bunlara dik olan üçüncü ivmeölçer eksenine göre gerçekleştirilen hareketlerle ilintili daha yüksek bilgi verdikleri anlaşılmaktadır.
- Sağ bacakta bulunan duyucu eksenlerinin sağladıkları ortalama bilgi miktarlarının, sol bacakta bulunan karşılıklarının sağladıkları ortalama bilgi miktarları ile aynı düzeylerde olması, gerçekleştirilen hareketlerin çoğunda bacakların simetrik hareket ettirildiğini göstermektedir. Ancak, benzer durum kollarda açıkça görülmemektedir. Bu durum, gerçekleştirilen hareketler esnasında kolların simetrik hareket ettirmediğini göstermektedir.

V. SONUÇ

Bu çalışmada, 19 adet günlük ve spor aktivitelerine ait işaretlerin giyilebilir eylemsizlik ve manyetik duyucularla kaydedildiği bir veri kümesi kullanılmış olup, gerçekleştirilen hareketlerle ilintili en çok bilgi sağlayan duyucular, eksenler bazında belirlenmiştir.

Aktivite tanıma konusunda gerçekleştirilen birçok çalışmada, kullanılan hareket duyucularının her bir eksenine eşit ağırlık verilmektedir. Ancak, bu çalışma sonucunda, her



Şekil 2: Her duyucu eksenleri ile insan aktiviteleri arasındaki karşılıklı bilgi miktarının katılımcılar üzerinden elde edilen en yüksek, ortalama ve en düşük değerleri (T: göğüs, RA: sağ kol, LA: sol kol, RL: sağ bacak, LL: sol bacak, ACC: ivmeölçer, GYRO: dönüölçer, MAGN: manyetometre).

duyucu ekseninin diğerlerine göre hareket tanıma sürecine eşit katkı yapmadıkları, hareketlerle ilintili sağladıkları bilgi miktarlarının birbirlerinden farklı çıkmasıyla gösterilmiştir. Bundan dolayı, çalışmanın sonucundan, tasarlanacak insan hareketi tanıma sürecinde yer alan duyucuların yapacakları katkı oranlarının belirlenmesinde yararlanılabilir.

Bu çalışmada, duyucu eksenleri birbirlerinden bağımsız değerlendirilmiştir. Aynı duyucu birimi üzerinde, aynı ölçüm türüne ait eksenler bir arada gruplandırılarak, vücudun farklı yerlerindeki ölçüm türleri değerlendirilebildiği gibi; aynı duyucu birimi üzerinde yer alan tüm eksenler de bir arada gruplandırılarak, vücut üzerindeki duyucu birimleri de değerlendirilebilir. Söz konusu değerlendirmelerle ilgili sonuçlar, önceki çalışmamızda yer almaktadır [18].

Bu çalışmada kullandığımız veri kümesine göre, insan vücudu üzerinde söz konusu olan tüm konumlardaki ivmeölçer ve manyetometrelerin, dönüölçerlere göre daha fazla bilgi sağladıkları görülmüştür. Buna göre aktivite tanıma süreci, veri kümesinde tanımlı olan duyucu yapılarındaki dönüölçerler devre dışı bırakılarak tasarlanabilir. Önerilen yöntem, olası duyucu yapıları arasında en uygununu seçmek, böylece duyucu yapılarındaki maliyeti ve aktivite tanıma algoritması üzerindeki işlem yükünü azaltmak amacıyla kullanılabilir.

Bu çalışma, peşpeşe yapılan aktivitelerin her biri tanındıkça, o aktivite için uygun duyucu eksenlerinin seçilmesi ve diğerlerinin devre dışı bırakılması üzerine devam edecektir.

KAYNAKÇA

- [1] E. Kim, S. Helal, D. J. Cook, "Human activity recognition and pattern discovery," *IEEE Pervas. Comput.*, 9(1): 48–53, Ocak–Mart 2010.
- [2] S. J. Preece, J. Y. Goulermas, L. P. J. Kenney, D. Howard, K. Meijer, R. Crompton, "Activity identification using body-mounted sensors—a review of classification techniques," *Physiol. Meas.*, 30(4): R1–R33, Nisan 2009.
- [3] P. K. Turaga, R. Chellappa, V. S. Subrahmanian, O. Udrea, "Machine recognition of human activities: a survey," *IEEE T. Circ. Syst. Vid.*, 18(11): 1473–1488, Kasım 2008.
- [4] A. Avcı, S. Bosch, M. Marin-Perianu, R. Marin-Perianu, P. Havinga, "Activity recognition using inertial sensing for healthcare, wellbeing and sports applications: a survey," *23. Int. Conf. Archit. Comput. Syst.*: 1–10, Hannover, Almanya, 22–25 Şubat 2010.
- [5] B. U. Töreyn, Y. Dedeoğlu, A. E. Çetin, "HMM based falling person detection using both video and audio," *Lect. Notes Comput. Sc.*, 3766: 221–220, 2005.
- [6] M. Alwan, P. J. Rajendran, S. W. Kell, D. C. Mack, S. Dalal, M. Wolfe, R. A. Felder, "A smart and passive floor-vibration based fall detection for elderly," *2. Int. Conf. Inf. Commun. Technol.*: 1003–1007, Şam, Suriye, 24–28 Nisan 2006.
- [7] M. Ganyo, M. Dunn, T. Hope, "Ethical issues in the use of fall detectors," *Ageing Soc.*, 31(8): 1350–1367, Ekim 2011.
- [8] S. J. Preece, J. Y. Goulermas, L. P. J. Kenney, D. Howard, "A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer data," *IEEE T. Bio-med. Eng.*, 56(3): 871–879, Mart 2009.
- [9] K. Altun, B. Barshan, "Human activity recognition using inertial/magnetic sensor units," *20. Int. Conf. Pattern Recogn., Human Behaviour Understanding 2010: Lect. Notes Comput. Sc.*, 6219: 38–51, İstanbul, 23–26 Ağustos 2010.
- [10] L. Atallah, B. Lo, R. C. King, G.-Z. Gitang, "Sensor positioning for activity recognition using wearable accelerometers," *IEEE T. Bio-med. Circ. Syst.*, 5(4): 320–329, Ağustos 2011.
- [11] B. Fish, A. Khan, N. H. Chehade, C. Chien, G. Pottie, "Feature selection based on mutual information for human activity recognition," *IEEE Int. Conf. Acoust. Spee.*: 1729–1732, Kyoto, Japonya, 25–30 Mart 2012.
- [12] B. Barshan, M. C. Yüksek, "Recognizing daily and sport activities in two open source machine learning environments using body-worn sensors," *Comput. J.*, doi: 10.1093/comjnl/bxt075, 30 Temmuz 2013.
- [13] T. M. Cover, J. A. Thomas, *Elements of Information Theory*, New York, U.S.A.: John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [14] W. Li, "Mutual information functions versus correlation functions," *J. Stat. Phys.*, 60(5-6): 823–837, Eylül 1990.
- [15] K. Altun, B. Barshan, O. Tunçel, "Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors," *Pattern Recogn.*, 43(10): 3605–3620, Ekim 2010.
- [16] Xsens Technologies B.V., *MTi and MTx User Manual and Technical Documentation*, 15 Ekim 2010. Document MT0100P, Revision O.
- [17] W. Zucchini, "An introduction to model selection," *J. Math. Psychol.*, 44(1): 41–61, 2000.
- [18] O. Dobrucalı, B. Barshan, "Sensor-activity relevance in human activity recognition with wearable motion sensors and mutual information criterion," *28. Int. Sym. Comput. Inf. Sc.: Lect. Notes. Electr. En.*, 264: 285–294, Paris, Fransa, 28–29 Ekim 2013.