Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi

Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering

AKÜ FEMÜBİD **17 (2017) 015101** (117-123) AKU J. Sci. Eng. **17 (2017) 015101** (117-123)
DOI: 10.5578/fmbd.27580

Araştırma Makalesi / Research Article

İskelet Bilgisi Üzerinde Ağırlıklı Dinamik Zaman Bükmesi ve Sembolik Birleştirme Yaklaşımı Metotları Kullanarak Yeni Bir Hareket Tanıma Sistemi

Rafet DURGUT[1], İsmail KURNAZ[1]
[1] *Karabük Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Karabük.*
e-posta: rafetdurgut@karabuk.edu.tr, ikurnaz@karabuk.edu.tr

Geliş Tarihi: 15.04.2016 ; Kabul Tarihi: 24.01.2017

Anahtar kelimeler
Hareket Tanıma; Microsoft Kinect; Dinamik Zaman Bükmesi; Sembolik Birleştirme Yaklaşımı

Özet

Sensörler ile donatılmış derinlik kamera cihazlarının maliyetlerinin ekonomik olması nedeniyle, günümüzde kullanım alanları artmakta ve yaygınlaşmaktadır. Bu çalışmada bu tür cihazların en çok kullanılanlarından biri olan Kinect cihazından elde edilen veriler üzerinde, Ağırlıklı Dinamik Zaman Bükmesi ve Sembolik Birleştirme Yaklaşımı yöntemleri birlikte kullanılarak yeni bir hareket tanıma yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntem günlük hareketlerin yer aldığı veri setinde test edilmiş ve %98.15 oranında bir başarı ile günlük hareketler tanınabilmiştir.

A New Gesture Recognition System Using Weighted Dynamic Time Warping and Symbolic Aggregation Approximation Methods on Skeleton Data

Keywords
Gesture Recognition; Microsoft Kinect; Dynamic Time Warping; Symbolic Aggregation Approximation

Abstract

Nowadays, the usage areas of depth cameras which equipped with sensors are increasing and growing up extensively, because of their economic prices. In this study, a new gesture recognition method is developed by combining Dynamic Time Warping and Symbolic Aggregation Approximation methods on data obtained from a Kinect device which is one of the most widely used among such devices. The developed method has been tested in the data set where the daily movements recorded in and they can be recognized with a success rate of 98.15%.

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

1.Giriş

Günümüzde insan - bilgisayar etkileşimi hayatın her alanında etkisini göstermektedir. Özellikle Bilgisayarlı Görü Sistemlerinin (Computer Vision Systems) insan hayatına olan olumlu katkısı, araştırmacıların bu alana olan ilgilerini ve çalışma motivasyonlarını da arttırmaktadır. Sağlık, spor gibi insan hayatı için önemli alanlarda da bu tür çalışmalar yoğunlaşmıştır. Örneğin fizik tedavi - rehabilitasyon, sporcu performans analizi, motor beceri iyileştirmesi, anormal hareket tespiti gibi bir çok uygulama alanı mevcuttur [1-5].

Bilgisayarlı Görü Sistemleri insan kaynaklı hareket, konuşma gibi davranışların bilgisayar tarafından algılanması ve bu davranışların bilgisayar komutlarına çevrilmesi bölümlerinden oluşur. Buna bağlı olarak insan hareketlerini tanıma da hareketi algılama ve komuta çevirme alanında yoğunlaşmaktadır.

Microsoft Kinect, Asus xtion Pro Live gibi cihazlar günümüzde insan hareketlerinin algılanması maksadı için tercih edilen donanımlardır. Bu cihazlar, sahip oldukları derinlik kameraları ve alıcıları sayesinde insan hareketlerinin iskelet görüntü bilgilerini zamana bağlı olarak üretebilirler ve bu bilgileri kablosuz olarak bilgisayarlara aktarabilirler. Bu

donanımlar, iskelet görüntüsünü bir akış şeklinde bilgisayara aktarırlar. Bu akış saniyede 30 kez tekrarlanarak kemik ve eklem hareketlerini içeren bir zaman serisi elde edilmektedir[6, 7].

İskelet hareketlerini içeren bu zaman serileri ilk bakışta anlamlandırılamayacak sayılar içermektedir. Bu sayıların anlamlı hale getirilmesi için işlenmesi, daha doğru bir tabirle yapılan hareketlerin tanımlanarak bilgisayar komutlarına çevrilmesi gerekir.

Zaman serilerinde tutulan veriler üzerinde çeşitli algoritmalar çalıştırılarak sınıflandırma, doğrulama, benzerlik tespiti gibi işlemler yapabilen uygulamalar geliştirilebilir. Ayrık Zamanlı Fourier Dönüşümü (AZFD)[8], Ayrık Zamanlı Dalgacık Dönüşümü (AZDD)[9], Saklı Markov Modeli (SMM)[10], Destek Vektör Makineleri (DVM)[11] vb. algoritmalar hareket tanıma alanında sıklıkla tercih edilmektedir. Bu algoritmalar hareket tanıma işlemini, şablon (referans) zaman serisi ile kullanıcıdan donanım aracılığı ile kaydedilen zaman serisi (test) arasındaki benzerlikleri tespit ederek yaparlar. DVM kullanarak ayakta durma, oturma, çökme ve uzanma hareketlerinin sınıflandırılmasının yapıldığı çalışmada, her çerçevedeki duruş pozisyonu önceki çerçevedeki duruş pozisyonu ile karşılaştırılarak % 86.6 başarı oranı elde edilmiştir[12]. Patsadu ve arkadaşları, Geri Yayılımlı Sinir Ağları (GYSA), DVM, Naive Bayes ve Karar Ağaçları gibi farklı yöntemler kullanarak yaptıkları hareket tanıma çalışmasında üç basit hareketin (uzanma, oturma, ayakta durma) tanımlanmasını ortalama % 93.72 başarıyla gerçekleştirmişlerdir [13].

Söz konusu algoritmaların genel eksikliği hareket hızındaki farklılıklara ve bundan kaynaklanan zaman düzlemindeki kaymalara cevap verememeleridir. Bu problemi ortadan kaldırmak için Dinamik Zaman Bükmesi (DZB)[14] algoritması kullanılmaktadır. Klasik DZB algoritmasında zaman serisindeki sıralı 2 eleman arasındaki mesafe hesaplanarak haritalandırılır. Dinamik programlama kullanılarak özyinelemeli olarak en düşük maliyetli yol hesaplanır. DZB, iki seri arasındaki zamansal kaymaları ortadan kaldırarak benzerlik tespiti yapabilmektedir. Rekha ve arkadaşları, DZB kullanarak Hint işaret dili hareketlerini tanıyan bir uygulama geliştirmişlerdir. Bu çalışmada özellik olarak her bir eklemin hareket yörüngesini kullanmışlardır. Uygulama % 86.3 başarı ile çalışmıştır. [15]

Klasik DZB yönteminin dezavantajı yüksek doğruluğa sahip bir algoritma olmamasıdır. Klasik DZB'de tüm eklemler aynı ağırlık değerine sahip olduğu için doğruluk oranı Ağırlıklı Dinamik Zaman Bükmesi (ADZB) yöntemine göre daha düşüktür. ADZB'de her bir eklemin kendi ağırlık değeri mevcuttur ve sonuca en fazla etki eden eklem en çok değişim gösteren eklemdir. Bu yüzden ADZB kullanılarak doğruluk oranı arttırılabilir. Bu amaçla basit günlük hareketler için yapılan çalışmada ADZB kullanılarak % 96.7 başarı oranı ile hareket tanıma gerçekleştirilmiştir. [16]

Sembolik Birleştirme Yaklaşımı (Symbolic Aggregation Approximation - SAX) sınıflandırma, içerik sorgulama, aykırılık tespiti, örüntü tanıma gibi işlemleri hızlı gerçekleştirebilen bir algoritmadır[14]. SAX algoritmasında öncelikle sayısal veriler, metinsel ifadeler haline dönüştürülür. Karşılaştırma işlemi daha sonra bu metinsel ifadeler arasında yapılarak, benzerlik oranı hesaplanır. Kobayashi ve arkadaşları SAX ve istatistiksel modeller kullanarak, Kinect görüntülerini metinsel açıklamalara

dönüştürdükleri çalışmada % 84 başarı oranı elde etmişlerdir. [17]

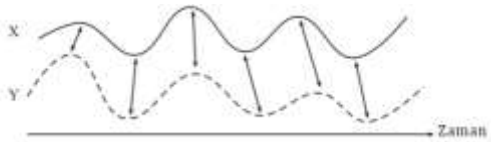
ADZB'de özellik olarak hesaplanan mesafe uzunluklarının sayısal değerleri kullanılmaktadır. Bizim çalışmamızda sayısal değerler, semboller kullanarak ifade edilmesi sonucu her bir özelliğe bir tolerans değeri belirlenmiştir. Bu alanda yapılan diğer çalışmalara göre çalışmamızda daha yüksek bir başarı oranı elde edilmiştir. Bu yükselişin sebebi, ADZB'nin zaman kaymalarına verdikleri cevabın daha iyi olmasından ve SAX ile "daha yumuşak" bir değerlendirme yapılmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca geliştirilen uygulama, diğer çalışmalarda kullanılan basit hareketler yerine, daha karmaşık ve birbirine daha çok benzeyen hareketlerin tanınma işlemini yapabilmiştir.

2.Materyal ve Metot

Bu çalışmada Ağırlıklı DZB ile SAX algoritması beraber kullanılarak hareket tanıma işlemi yüksek doğrulukla gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır. Çalışmanın test edilmesi için veri seti olarak Celebi ve arkadaşları tarafından hazırlanan veri seti kullanılmıştır. Bu veri seti, 224 hareket bilgisi içeren bir zaman serisi veri kümesidir. Toplamda 8 farklı hareket ve her harekete ait 28 zaman serisi bulunmaktadır [16]. Bu 28 zaman serisinden 8 tanesi eğitim için 20 tanesi ise test için kullanılmıştır.

2.1 Dinamik Zaman Bükmesi (Dynamic Time Warping - DTW)

DZB, aralarında zaman kayması bulunan serilerin benzerliklerini hesaplayan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Şablon tabanlı bir yöntemdir. Bu yöntemde, şablon hareket, bilinmeyen hareket ile karşılaştırılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Zaman serilerinin karşılaştırılmasında DZB en çok tercih edilen algoritmadır. Şekil 1'de aralarında zaman kayması olan iki zaman serisi gösterilmiştir. [18-20]



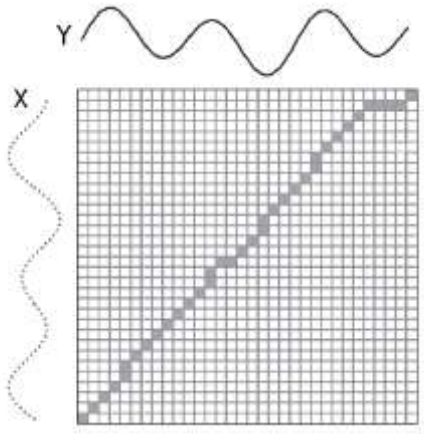
Şekil 1.İki seri arasındaki zaman kayması [19].

DZB algoritması için verilen iki zaman serisi X(i) = [x1 x2 x3… xi] ve Y(j) = [y1 y2 y3… yj] olsun. i birinci dizinin eleman sayısını, j ikinci dizinin eleman sayısını belirtir. Algoritma (x1,y1) noktasından (xi, yj) noktasına kadar iki seri arasındaki mesafelerin toplam maliyetini hesaplamaktadır. Maliyet hesabı için birçok fonksiyon kullanılabilir. En çok kullanılanları ise eşitlik 1 ve 2'de verilen öklit ve farkın karesi fonksiyonlarıdır.

$$D(i,j) = |x_i - y_j| \qquad (1)$$

$$D(i,j) = (x_i - y_j)^2 \qquad (2)$$

Maliyet matrisi hesaplandıktan sonra matris üzerinde başlangıçtan bitişe kadar mümkün olan tüm yollar ortaya çıkar. Elde edilen matris üzerindeki en kısa yol iki zaman serisi arasındaki en uygun hizalamayı verir. Şekil 2'de bu matris hizalanması gösterilmiştir. En kısa yol bulunurken dinamik programlama kullanılması, çalışma zamanı açısından avantaj sağlamaktadır[21].



Şekil 2. DZB algoritması ile noktasal eşleşme [18].

En kısa yol (x1,y1) noktasından başlanarak (xi, yj) noktasına ulaşana kadar ilerlenerek hesaplanır. (x1,y1) noktasındaki maliyet doğrudan maliyet matrisindeki değer olarak alınır. Sonraki noktalar için maliyet hesabı eşitlik 3 ile hesaplanır[20].

$$DZB(k,l) = D(x_k - y_l) + min\begin{cases} DZB(k-1,l-1) \\ DZB(k-1,l) \\ DZB(k,l-1) \end{cases} \quad (3)$$

İşlemler sonucunda elde edilen DZB matrisi toplam maliyet bilgisini vermektedir.

Ağırlıklı Dinamik Zaman Bükmesi (ADZB) yaklaşımında algoritma, hareket yapılırken değişimi fazla olan eklemin sonuca etkisinin fazla olması mantığına göre işletilir. Örneğin; sağ el ile yapılan selam verme hareketinde en çok değişim gösteren eklem noktaları sağ el, sağ bilek, sağ dirsek ve sağ omuz olacaktır. Bu yüzden diğer eklemlerin sonuca etkisinin bu eklem noktalarından az olması beklenir. Bu mantığa göre çalışan ADZB yaklaşımında her bir eklem için bir katsayı (ea) hesaplanır. Bu katsayı maliyet fonksiyonuna eşitlik 4'te görüleceği üzere doğrudan etki eder.

$$DZB(k,l) = DZB(k,l) * ea \quad (4)$$

ea, eklemlerin değişimine göre elde edilen katsayıdır. ea değeri farklı yollarla hesaplanabilir. Bu çalışmada ea hesabı eşitlik 5'e göre yapılmıştır.

$$ea = \left[Norm\left(\sum \frac{dxk}{dt}\right) + Norm\left(\sum \frac{dyl}{dt}\right)\right]^2 \quad (5)$$

ea hesaplanırken önce her bir eklem noktasındaki değişim miktarı hesaplanır. Daha sonra aynı hareketteki eklem kümesi, kendi içerisinde normalize edilerek 0-1 aralığındaki karşılıklarına dönüştürülür. Bu hesaplama, farklı seriler arasındaki aynı eklem koordinatları arasındaki karşılaştırmanın daha etkin bir biçimde yapılması için kullanılmıştır. Son olarak hesaplanan ea değeri, maliyet fonksiyonu ile çarpılarak seride yer alan maliyet değerleri güncellenir.

2.2 Sembolik Birleştirme Yaklaşımı (Symbolic Aggregation Approximation - SAX)

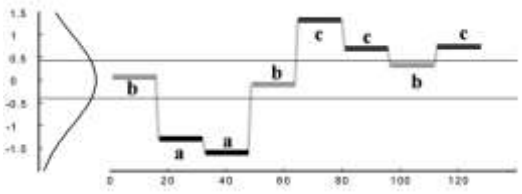
SAX algoritması, n elemandan oluşan zaman serisini yine n elemandan oluşan sembol serisine dönüştüren bir sınıflandırma yöntemidir. İstenildiği takdirde sembol serisinin eleman sayısı azaltılabilir. Azaltma sonucunda elde edilen serinin uzunluğu w ile temsil edilir. Sembol serisi oluşturulurken kullanılacak olan harflerin bulunduğu α elemanlı karakter dizisi kullanılır. α aynı zamanda sembol dönüşümdeki hassasiyeti belirleyen parametredir ve genellikle 2-10 arasında seçilir. w ise zaman serisinin boyutuna bağlı olarak değişkenlik gösterir. SAX algoritması azaltma ve etiketleme olmak üzere iki temel adımdan oluşur. Azaltma işlemi bitmeden etiketleme işlemi başlamaz. SAX algoritmasında veri sayısı azaltılacak kadar çoklukta değilse azaltma işlemi uygulanmaz.

Etiketleme işlemi için önce zaman serisi normalize edilir. Daha sonra kesme noktaları belirlenir. α burada kesme noktalarının sayısını belirleyen parametredir. α-1 kesme noktası belirlenmelidir. Farklı α değerleri için hesap kesme noktaları (ß) Şekil 3'de verilmiştir. Kesme noktalarındaki değerlere göre her bir zaman serisi elemanı bulunduğu aralığın sembolsel karşılığını alır [18].

β_i \ a	3	4	5	6	7	8	9	10
β_1	-0.43	-0.67	-0.84	-0.97	-1.07	-1.15	-1.22	-1.28
β_2	0.43	0	-0.25	-0.43	-0.57	-0.67	-0.76	-0.84
β_3		0.67	0.25	0	-0.18	-0.32	-0.43	-0.52
β_4			0.84	0.43	0.18	0	-0.14	-0.25
β_5				0.97	0.57	0.32	0.14	0
β_6					1.07	0.67	0.43	0.25
β_7						1.15	0.76	0.52
β_8							1.22	0.84
β_9								1.28

Şekil 3. Farklı α değerleri için belirlenmiş kesme noktaları[18].

Şekil 4'de 128 elemanlı zaman serisinin 8 elemana indirilmiş hali görülmektedir. α değeri 3, ω değeri 8 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4. SAX ile etiketleme işlemi [18].

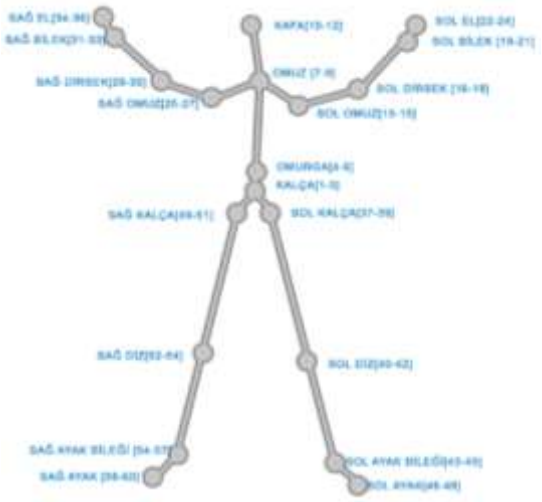
Şekil 3'e göre kesme noktaları -0.43 ve 0.43 olarak belirlenmiştir. -0.43'ten küçük değerler "a" ile -0.43 – 0.43 aralığındaki değerler "b" ile 0.43'ten büyük değerlerler "c" ile temsil edilmektedir.

Tablo 1: Örnek uzaklık matrisi

	a	a	b	c	d
d	3	5	3	1	0
C	2	3	1	0	1
B	1	2	0	1	3
b	1	1	0	1	3
a	0	0	1	3	5
a	0	0	1	2	3

3. Uygulama

Bu çalışmada ADZB ile SAX yöntemleri birleştirilerek kullanılmıştır. ADZB algoritmasında kullanılan sayısal değerler dizisi yerine, SAX algoritmasından elde edilen sembol dizisi kullanılmıştır. Örnek olarak, ADZB uzaklık matrisi Tablo1'deki gibi elde edilmiştir. İki seri arasındaki mesafelerin bilgisini tutan uzaklık matrisini oluşturmak için harflerin alfabedeki sıraları ve öklid fonksiyonundan yararlanılmıştır. Ağırlık fonksiyonu olarak eşitlik 4'ten yararlanılmıştır. Veri setinde her bir hareket için kaydedilmiş birbirinden farklı 224 hareket bilgisi bulunmaktadır. Bu dosyalar içerisinde her bir eklemin noktasal koordinatını belirten sayısal değerler bulunmaktadır. Her eklem x,y,z olmak üzere üç düzlemsel bilgiye sahiptir. 20 eklemin toplamda 60 koordinat bilgisi saklanmaktadır. Bu eklem koordinatlarının iskelet üzerindeki yerleşimi Şekil 5'te gösterilmektedir.



Şekil 5. Eklemler ve numaralandırılması

Uygulama da ilk yapılan işlem, veri setindeki sayısal veriler okunarak uygulamaya aktarılmasıdır. Verilerin eşitlik 6'daki gibi zamana göre türevi alınarak "degisim" isimli seri elde edilmiş ve verilerin kamera konumundan bağımsız olması sağlanmıştır. Sonrasında değişim dizisi kullanarak konumsal olarak değişen eklemler tespit edilmiştir. Bunun için eşitlik 7'deki gibi değişim dizisindeki tüm verilere, normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Bu normalizasyon işlemi sonucunda hareketler yapılırken hangi eklemlerin değiştiği bilgisi edinilebilmektedir.

$$Degisim = \frac{dx_i}{dt} \quad (6)$$

$$Norm = \frac{Degisim}{\text{argmax}(Degisim)} \quad (7)$$

Tablo 2. Eklem noktaların değişim miktarları

Eklem No	0	1	2	3	…	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	…	58	59
Değişim Değeri	0	0	0	0	.. .	.51	0.52	0.53	0.29	0.25	0.82	0.3	02	1	0	0	...	0	0

Tablo 2'te "sol el yukarı kaldırma" hareketi için sol bilek, sol dirsek, sol el eklemlerinin değiştiği açıkça görülmektedir. ADZB'ye göre değişim göstermeyen eklemlerin sonuca etkisinin olmaması gerekir. Daha sonra değişim dizisi sembol dizisine çevrilmiştir. Çevirme işlemi sırasında α değeri 5 olarak seçilmiştir. Veri setindeki eleman sayısı çok fazla olmadığı için azaltma işlemi uygulanmamıştır. Bu etiketleme ve türev alma işlemleri hem referans hareket bilgisi, hem de test hareket bilgisi için sırasıyla yapılmıştır. Elde edilen iki sembol dizisi ADZB'ye giriş olarak verilerek maliyet matrisi oluşturulmuştur. Her bir test hareketi, toplamda 8 adet bulunan referans hareketleri kullanılarak maliyet matrisleri oluşturulmuştur. En düşük maliyete sahip olan referans hareket tespit edilmiştir. Uygulama sonucunda tüm test hareketleri algoritmanın üzerinde çalıştırılarak algoritmanın doğruluk yüzdeleri hesaplanmıştır.

4. Bulgular

Çalışmada giriş verisi olarak kullanılan veri setinde yer alan 8 farklı hareket ve her harekete ait 28 zaman serisi kullanılmıştır[16]. Geliştirilen uygulamanın hareket kümesi üzerinden elde ettiği karmaşıklık matrisi Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3. Çalışmanın karmaşıklık matrisi

	L Pull Down	L Push Up	L Swipe	L Wawe	R Pull Down	R Pull Up	R Swipe	R Wawe
L Pull Down	100	0	0	0	0	0	0	0
L Push Up	0	100	0	0	0	0	0	0
L Swipe	0	5	95	0	0	0	0	0
L Wawe	0	0	0	100	0	0	0	0
R Pull Down	0	0	0	0	100	0	0	0
R Pull Up	0	0	0	0	0	100	0	0
R Swipe	0	0	0	0	10	0	90	0
R Wawe	0	0	0	0	0	0	0	100

5. Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada ADZB ve SAX yöntemleri birlikte kullanılarak, yüksek başarıya sahip bir hareket tanıma uygulaması gerçekleştirilmiştir. Literatürdeki çalışmaların başarı yüzdesi ve bu çalışmanın başarı yüzdesi Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 4: Başarı yüzdeleri

Yöntem	Başarı
Klasik DZB	%60 [16]
Naive Bayes	%81.94 [12]
DVM	%86.6 [11]
Karar Ağaçları	%93.19[12]
ADZB	%96.7 [16]
ADZB + SAX (geliştirilen uygulama)	**%98.125**

Elde edilen sonuçlara göre geliştirilen yöntem var olan yöntemlerden daha yüksek bir başarı oranına sahiptir. Bu başarıda başlıca etken SAX yöntemi uygulanırken kullanılan her bir özelliğe bir tolerans değeri atanmasıdır. Bununla birlikte uygulama, günlük basit hareketlerin yanında karmaşık insan hareketlerinde de etkili olmuştur. Fakat algoritma çalışma hızından dolayı, ADZB'nin sahip olduğu gerçek zamanlı çalışamama sorununa sahiptir.

6. İleriki Çalışmalar

Gelecek çalışmada algoritmanın gerçek zamanlı çalışmamasına sebep olan hız probleminin giderilmesi üzerinde durulacaktır. Gerçek zamanlı olarak çalışabilmesi halinde, algoritma hareket tanıma içeren birçok alanda kullanılabilecektir.

Kaynaklar

[1] Chang, C.-Y., et al. Towards pervasive physical rehabilitation using Microsoft Kinect. in Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth), 2012 6th International Conference on. 2012. IEEE.

[2] Chang, Y.-J., et al, A Kinect-based system for physical rehabilitation: A pilot study for young adults with motor disabilities. Research in developmental disabilities, 2011. 32(6): p. 2566-2570.

[3] Chang, Y.-J., et al. A Kinect-based upper limb rehabilitation system to assist people with cerebral palsy. Research in developmental disabilities, 2013. 34(11): p. 3654-3659.

[4] Lange, B., et al. Development and evaluation of low cost game-based balance rehabilitation tool using the Microsoft Kinect sensor. in Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE. 2011. IEEE.

[5] Mentiplay, B., et al., Evaluation of foot posture using the Microsoft Kinect. Journal of Science and Medicine in Sport, 2013. 16: p. e24-e25.

[6] Xbox One için Kinect. 04.04.2016]; Available from: http://www.xbox.com/tr-TR/xbox-one/accessories/kinect-for-xbox-one#fbid=8NuX71sh2sB.

[7] Xtion PRO Live. 04.04.2016]; Available from: https://www.asus.com/tr/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE/.

[8] Harding, et al. Ellis. Recognizing hand gesture using Fourier descriptors. in Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on. 2004. IEEE.

[9] Karami, A., et al. Persian sign language (PSL) recognition using wavelet transform and neural networks. Expert Systems with Applications, 2011. 38(3): p. 2661-2667.

[10] Brand, M., et al. Coupled hidden Markov models for complex action recognition. in Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on. 1997. IEEE.

[11] Maji, S., et al. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient. in Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on. 2008. IEEE.

[12] Le, T.-L., et al. Human posture recognition using human skeleton provided by Kinect. Computing, Management and Telecommunications (ComManTel), 2013 International Conference on, IEEE. (2013)

[13] Patsadu, O. Et al. Human gesture recognition using Kinect camera. Computer Science and Software Engineering (JCSSE), 2012 International Joint Conference on. IEEE, 2012.

[14] Berndt, D.J. and J. Clifford. Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series. in KDD workshop. 1994. Seattle, WA.

[15] Rekha, J., J. Bhattacharya, and S. Majumder. "Shape, texture and local movement hand gesture features for indian sign language recognition." Trendz in Information Sciences and Computing (TISC), 2011 3rd International Conference on. IEEE, 2011.

[16] Celebi, S., et al. Gesture Recognition using Skeleton Data with Weighted Dynamic Time Warping. in VISAPP (1). 2013.

[17] Kobayashi, Mizuki, et al. "A probabilistic approach to text generation of human motions extracted from Kinect videos." Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2013. 2013.

[18] Lin, J., et al. A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms. in Proceedings of the 8th ACM SIGMOD workshop on Research issues in data mining and knowledge discovery. 2003. ACM.

[19] Lun, R. and W. Zhao, A survey of applications and human motion recognition with Microsoft Kinect. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2015. 29(05): p. 1555008.

[20] Lin, J., et al., Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series. Data Mining and knowledge discovery, 2007. 15(2): p. 107-144.

[21] Bellman, R., The theory of dynamic programming. 1954, DTIC Document.