



## Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi

<http://dergipark.gov.tr/yyufbed>



Araştırma Makalesi

### Giyilebilir Minyatür Atalet ve Manyetik Sensörler (MIMU) Vasıtasıyla Alt Ekstremité Aktivitelerinin Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Sınıflandırılması

Beyda TAŞAR\*<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Mekatronik Bölümü, 23119, Elazığ, Türkiye

Beyda TAŞAR, ORCID No: 0000-0002-4689-8579

\*Sorumlu yazar e-posta: btasar@firat.edu.tr

#### Makale Bilgileri

Geliş: 02.05.2021

Kabul: 05.11.2021

Online Aralık 2021

DOI: 10.53433/yyufbed.931553

#### Anahtar Kelimeler

MIMU,

Alt ekstremité aktivitelerinin

sınıflandırılması,

Makina öğrenmesi

**Öz:** Bu çalışmada, giyilebilir minyatür atalet sensör kullanılarak insan alt ekstremité aktivitelerinin sınıflandırılması çalışması gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan atalet sensörü dokuz serbestlik dereceli olup bünyesinde üç eksenli bir jiroskop, üç eksenli bir ivmeölçer ve üç eksenli bir manyetometre barındırmaktadır. Gönüllü kişinin sağ ayak bileğine giydiği takılan bir adet atalet sensör vasıtasıyla kişinin yürüme, koşma, merdiven çıkma, oturma hareketleri esnasında hareket verileri toplanmış ve kaydedilmiştir. İlk olarak kaydedilen bu üç sensör verisi sentezlenerek bacağın hareket esnasındaki kinematik yönelim açıları (yunuslama, yuvarlama, yalpa) hesaplanmıştır. Sonrasında bu yönelim açılarına ait iki adet özellik (enerji ve maksimum değer) matrisi hesaplanmıştır. Hesaplanan bu özellik matrisleri hareket sınıflandırma algoritmalarına girdi olarak verilmiştir. Çalışma kapsamında dört adet hareket sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bunlar karar ağacı, k-en yakın komşu, destek vektör makinası ve rastgele orman sınıflandırma algoritmalarıdır. Tüm alt ekstremité hareket tiplerinde en yüksek sınıflandırma başarısı en yakın komşu sınıflandırıcısı ile elde edilmiş olup yürüme, koşma, oturma, merdiven çıkma hareketleri için sırası ile hareket sınıflandırma doğruluğu %83.3, %100, % 83.3 ve %91.6'dır.

### Classification of Lower Extremity Activities by Machine Learning Algorithms by Wearable Miniature Inertia and Magnetic Sensors (MIMU)

#### Article Info

Received: 02.05.2021

Accepted: 05.11.2021

Online December 2021

DOI: 10.53433/yyufbed.931553

#### Keywords

MIMU,

Classification of lower

extremity activities,

Machine Learning

**Abstract:** In this study, a classification study of human lower extremity activities was carried out using a wearable miniature inertial sensor. The inertial sensor used in the study has nine degrees of freedom and includes a three-axis gyroscope, a three-axis accelerometer and a three-axis magnetometer. Movement data were collected and recorded during the walking, running, climbing stairs and sitting movements of the volunteer by means of an inertial sensor worn on the right ankle of the volunteer. Firstly, these three recorded sensor data were synthesized and the kinematic orientation angles (pitch, roll, yaw) of the leg during the movement were calculated. Then, two property (energy and maximum value) matrices of these orientation angles were calculated. These calculated feature matrices are given as input to motion classification algorithms. Within the scope of the study, four motion classification algorithms were used. These are decision tree, k-nearest neighbor, support vector machine and random forest classification algorithms. The highest classification success in all lower extremity motion types was obtained with the nearest neighbor classifier, and the motion classification accuracy was 83.3%, 100%, 83.3%, and 91.6% for walking, running, sitting, and climbing stairs, respectively.

## 1. Giriş

Dünya Sağlık Örgütü dünyada bir milyardan fazla kişinin fiziksel engelli veya hareket yeteneğini kısıtlayıcı hastalıklara sahip olduğunu rapor etmiştir. Artan yaşlı nüfusu ile birlikte toplumun azımsanamayacak kadar büyük bir bölümü alt ekstremiten motor fonksiyonlarının azalmasından şikâyetçidir (Chen ve ark. 2021; Wei ve ark. 2021; Lariviere ve ark. 2018). İnsan alt ekstremiten hareketlerinin izlenmesi ve takip edilmesine yönelik yöntemlerin geliştirilmesi rehabilitasyon alanında oldukça popüler araştırma konuları arasında yer almaktadır. Bu çalışmalar hem kişilerin fonksiyon yeteneklerinin uzmanlar tarafından doğru tespiti ve takibini sağlamak açısından hem de robotik rehabilitasyon cihazlarının tasarımına yönelik alt yapı oluşturması açısından son derece önemlidir. Kişilerin alt ekstremiten hareketlerini tespit etmek amacı ile kullanılan iki temel yaklaşım söz konusudur. Bunlar bilgisayarlı görme tabanlı yöntemler ve giyilebilir sensörler tabanlı yöntemlerdir (Barshan & Yurthan, 2020).

Bilgisayarlı görme tabanlı yöntemde bir veya birkaç kameradan alınan görüntüler üzerinden video işleme yöntemleri kullanarak insan alt ekstremiten aktivitelerinin tespiti yapılır. Bazı araştırmacılar uzunların konumlarını belirlemede işaretçi tabanlı sistemler (Aristidou & Lasenby, 2013) ve derinlik ölçüm kameralarının (LaBelle, 2011; Hondori & Khademi, 2014) kullanımı veya çoklu kamera kullanımını önermişlerdir (Moeslund & Granum, 2001; Moeslund ve ark., 2006; Wang ve ark., 2003; Aggarwal & Cai, 1999). Ancak pek çok dezavantaja sahiptirler. Kamera sistemlerinin kurulumu ve kullanımı faaliyetlerin bir ev, laboratuvar veya ofis ortamı içinde oluşturulmasını gerektirmektedir ve çalışma alanını sınırlamaktadır. Ayrıca kamera verisinin kalitesini aydınlatma, ışık, titreşim, çevre koşullarına vs. gibi faktörlerden etkilenmektedir. Bir diğer dezavantajı ise kayıt esnasında tek bir kamera kullanıldığında, 3 boyutlu sahneye ait önemli bilgilerin kaybıyla görüntünün 2 boyuta indirgenmesi ile sonuçlanmaktadır. İnsan hareketlerini izlemek için kameraların kullanımı yönteminde ise insan uzuvlarına ışıklı veya reflektörlü marker (işaretçi) yerleştirilerek ilgi noktalarının konumlarındaki değişimin görüntü temelli izlenmesi, hesaplanması ve hareketin takip edilmesi prensibine dayanır. İnsan vücudunun parçaları veya çevrelerindeki nesnelere tarafından markerlerin (işaretçilerin) kapanması görünürlüğünün engellenmesi veya gölgelemesi gibi durumlar söz konusudur ve hareketin takibini zorlaştırır. Sınırsız bir 3B alanda invaziv olmayan sensörlerle hareketi doğru bir şekilde tahmin etmek büyük bir zorluktur (Chen ve ark. 2021).

Giyilebilir sensörler, bilgisayarlı görme temelli yöntemler ile karşılaştırıldığında ışık ve ses gibi çevresel faktörlerden etkilenmezler. Ayrıca görme temelli sistemlere nazaran daha yüksek yüksek hareket tanıma doğruluğuna sahiptirler. Hareket takibinde en yaygın kullanılan sensör tipi atalet sensörleridir (Wei ve ark. 2021). Atalet Sensörleri (MIMU) temel olarak üç sensör grubunun birleşimidir. Bunlar ivmeölçer, jiroskop ve manyetometreyi bünyesinde barındırır. Jiroskop, bir hassasiyet eksenini etrafında açısal oran bilgisini, ivmeölçerler doğrusal veya açısal hız oranını ve manyetometreler ise manyetik alan yoğunluğunu verirler (Hyeon-Kyu & Kim, 1999; Junker ve ark., 2008; Lementec & Bajcsy, 2004). Mevcut atalet sensörlerinin boyutu, ağırlığı ve maliyeti de mikroeletromekanik sistemlerin (MEMS) hızlı gelişimi ile önemli ölçüde azalmış ve giyilebilir sensör yapısına ulaşılmıştır. Böylece vücudun istenilen ön ve arka yüzeyine konumlandırılabilirler. (Titterton & Weston, 2004). Atalet ölçüm birimleri (IMU'lar) sensörlerinin, bir öznenin hareketini izlerken ve ölçerken küçük, hafif ve giyilebilir olacak şekilde tasarlanmaları ve özellikle düşük maliyet ve düşük güç tüketimi ile veri kaydetme yeteneğine sahip olmaları büyük avantajdır (Chen ve ark., 2021). Giyilebilir MEMS atalet sensörleri ile insan hareket aktivitesini izleme, tanıma ve sınıflandırma alanında pek çok yeni çalışma mevcuttur (Roetenberg ve ark., 2009; Struzik ve ark., 2015; Yu ve ark., 2016; Zijlstra & Aminian, 2007; Mathie ve ark., 2004; Wong ve ark., 2007; Tunçel ve ark., 2009; Sabatini, 2006). Araştırmacılar biyomekanik (Sabatini, 2006; Audigie' ve ark., 2002), ergonomi (Parkka ve ark., 2006), fiziksel ya da zihinsel engellilerin, yaşlıların ve çocukların uzaktan izlenmesi (Mathie, 2004), düşmelerin tespiti ve sınıflandırılması (Hauer ve ark., 2006; Noury ve ark., 2007; Kangas ve ark., 2008) tıbbi tanı ve tedavi (Wu ve ark., 2007), ev-temelli iyileştirme yani fizik tedavi (Jovanov ve ark., 2005), spor bilimi (Ermes ve ark., 2008), bale ve diğer danslarda hareket takibinde (Aylward v& Paradiso, 2007), animasyon ve film yapımı, bilgisayar oyunları (Lee ve Ha, 2001; Shiratori ve Hodgins, 2008), profesyonel simülasyonlar tasarımı, sanal gerçeklik ve hareket dengeleme yoluyla ekipmanın stabilizasyonudur.

Yönelim hesaplaması için Jiroskopun tek başına kullanımı mümkün olsa da uzun vadedeki kayma yani drift hataları oluşmakta ve doğruluk azalmaktadır. Araştırmacılar bu problemi çözmek için

atalet sensör ve manyometre sensör verilerinin birlikte değerlendirilmesi yöntemini önermişlerdir. Ve pek çok çalışmalar yapmışlardır (Roetenberg ve ark., 2007; Bao ve Intille, 2004; Zhu ve Zhou, 2004; Yun ve ark., 2007).

Bu makalenin de konusunu oluşturan alt ekstremitte hareketlerinin tanımlanması alanındaki çalışmalar analiz edilecek olursa pek çok araştırmacı temel günlük hareketlere oturma, kalkma ve yürüme, merdiven inme ve çıkma odaklanmıştır. (Mathie ve ark., 2004; Bao & Intille, 2004; Veltink ve ark., 1996; Kiani ve ark., 1997; Foerster ve ark., 1999). Araştırmacıların çalışmalarında kullandıkları sinyal işleme ve hareket algılama teknikleri ve sensör konfigürasyonu, sensör sayısı ve serbestlik derecesi (DoF) bilgileri çalışmadan çalışmaya farklılık göstermektedir (Mathie ve ark., 2004; Karantonis ve ark., 2006; Allen ve ark., 2006). Bu konuda genel kabul görmüş bir protokol mevcut değildir (Bao & Intille, 2004). Bu alandaki en ayrıntılı çalışma 19 adet günlük vücut ve spor aktivitelerinin X-sens firmasının ürettiği MIMU sensörler vasıtasıyla sınıflandırılmasına ilişkin Barshan & Altun'un gerçekleştirdiği laboratuvar çalışmalarının sonuçlarını sundukları yayın dizisidir (Kern ve ark., 2003; Altun ve ark., 2010; Barshan ve Yüksek, 2014; Altun ve Barshan, 2010). Altun ve Barshan, 2010 çalışmalarında yürüme, koşma, merdiven inme, sandalyeye oturma kalkma hareketlerini sınıflandırmaya çalışmışlardır. Gönüllü kişiler sağ veya sol ayak bileklerine bir adet 9 serbestlik dereceli IMU sensör (jiroskop, ivmeölçer ve manyometre) giymiş ve hareket verileri toplanmıştır. Bu veriler geliştirdikleri hareket tespit algoritmasında değerlendirilmiş ve kişinin hareket türünün tespiti gerçekleştirilmiştir. Xia ve ark., 2021; yalnızca tek bir atalet ölçüm birimi (IMU) sensörü ile doğru ve sağlam hareket tipi sınıflandırması için derin öğrenme yöntemi önermiş maksimum %87.16 minimum %73.80 başarı elde etmişlerdir. En spesifik hareket tanıma çalışmaları ise spor alanında gerçekleştirilmektedir (Hoppe ve ark., 2018; Serpiello ve ark., 2018). Örneğin masa tenisi (Blank ve ark., 2015), beyzbol (Punchihewa ve ark., 2019), basketbol (Ma ve ark., 2018), voleybol (Kautz ve ark., 2017) ve yüzme (Zhang ve ark., 2017) spor hareketlerinin tanınmasına yönelik çalışmaları mevcuttur. Vleugels ve ark., 2021; buz hokeyi sporundaki altı hareketi sınıflandırmak için CNN algoritması geliştirmiş ve ortalama %76 başarı ile sınıflandırmışlardır.

Bu çalışma kapsamında tek bir atalet sensörü kullanılarak gömülü sistem kartı üzerinde gerçek zamanlı olarak çalışan düşük maliyetli ve yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip bir alt ekstremitte hareket tespit uygulaması gerçekleştirilmiştir. Makalenin organizasyonu ise, Bölüm 2'de metot bölümünde atalet verisinin toplama protokolü, sentez algoritması ile euler açılarının hesaplanması, sınıflandırma algoritmaları ve hiper parametrelerinin seçimine ait ayrıntılar yer almaktadır. Bölüm 3'de deneysel bulgular ve grafiklere yer verilmiş, Bölüm 4'de ise elde edilen sonuçlar tablo ile özetlenip yorumlanmıştır.

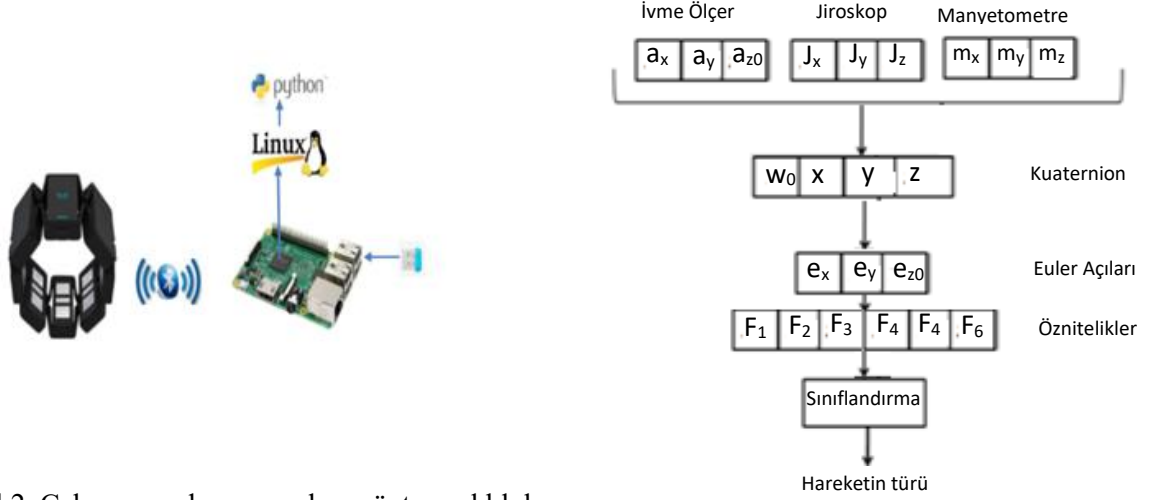
## 2. Materyal ve Yöntem

Alt ekstremitte aktivitelerinin sınıflandırılması amacı yapılan deneysel çalışmaya 18-25 yaş aralığında iki erkek gönüllü katılmıştır. Katılımcılar sağ ayak bileğine yakın bir noktaya Thalmic firmasının ürettiği bir adet giyilebilir IMU sensörü giymişlerdir (Şekil 1). IMU sensör üzerinde bir adet 3 eksenli ivmeölçer ( $a_x, a_y, a_z$ ), jiroskop ( $j_x, j_y, j_z$ ) ve manyometre ( $m_x, m_y, m_z$ ) bulunmaktadır. Sensör üzerinde yer alan bluetooth verici modülü (2.402-2.480 GHz frekans aralığında) sayesinde toplanan ivmelenme, jiroskop ve manyometre verileri hareket esnasında Raspberry Pi 3 gömülü sistem kartına iletilmiştir (Şekil 2). Raspberry Pi 3 gömülü sistem kartı, dört çekirdek 64-bit 1.4GHz A53/ARMv8 işlemciye, 1GB RAM'a, 40 giriş çıkış portuna, 4 USB girişine ve harici veri depolama ünitesine sahip bir işlemci kartıdır. Ayrıca dahili bluetooth modülü bulunmaktadır.



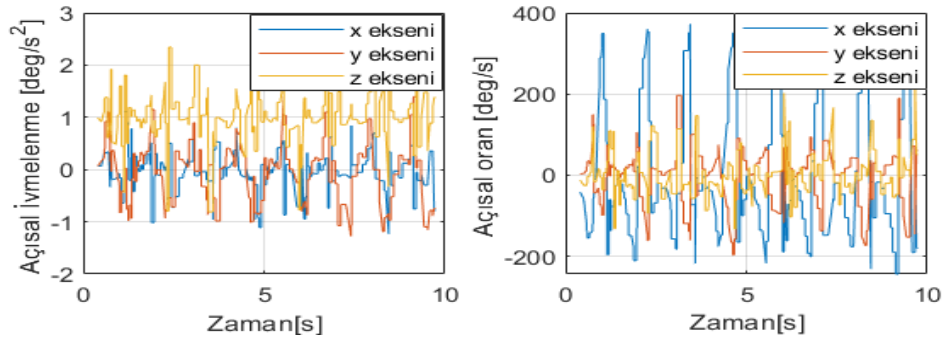
Şekil 1. Thalmic MIMU Sensör ve kullanıcı üzerindeki fotoğrafı.

Deneye katılan kişilerden sırası ile yürüme, koşma, ayakta iken sandalyeye oturma, merdiven çıkma aktivitelerini 15 tekrarlı olarak gerçekleştirmeleri istenmiş bu esnada hareket verileri kaydedilmiştir. Dört hareket için iki kişiden 15 tekrarlı olarak 20'şer saniyelik hareket veri seti toplanmıştır. Bu veriler Bluetooth protokolü ile Raspberry Pi 3gömülü sistem kartına iletilmiş ve 50 Hz'lik örnekleme frekansı ile örneklenecek kaydedilmiştir. Çalışmanın yöntemsel akış şeması Şekil 2'de yer almaktadır. Kaydedilen ivme ölçer, jiroskop ve manyetometre verileri sentezlenerek kuaternion ve euler hareket oryantasyon vektörleri hesaplanmıştır. Euler açıları kullanılarak özellik matrisi hesaplanmış ve sınıflandırma algoritmalarına girdi olarak verilmiştir. Sınıflandırma algoritmaları sonucunda da hareket türü bilgisi üretilmiştir.

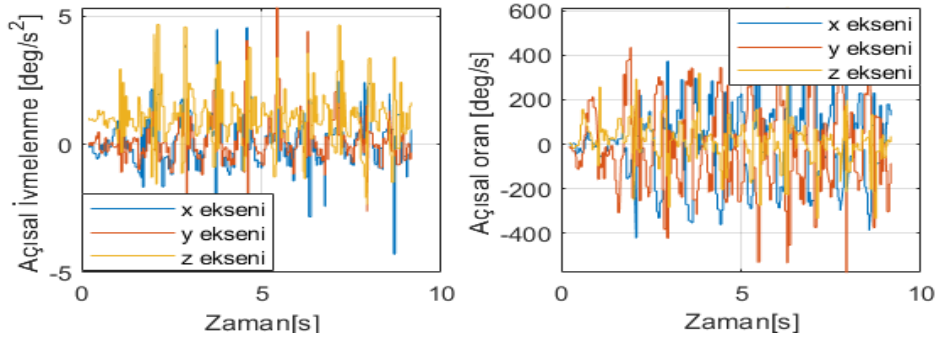


Şekil 2. Çalışmanın donanımsal ve yöntemsel blok şeması.

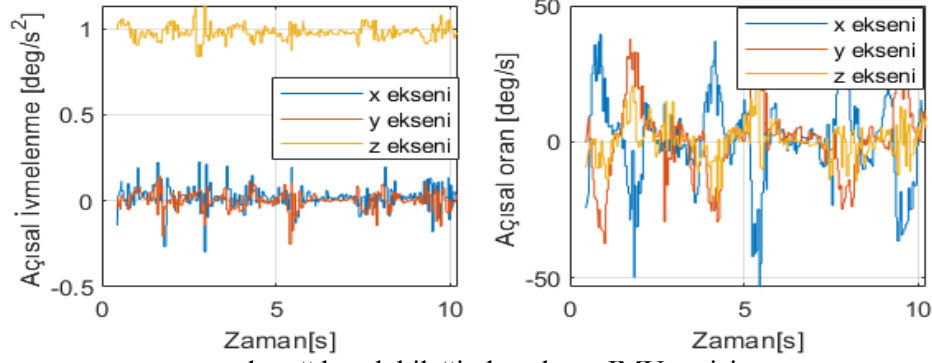
Yürüme, koşma, oturma ve merdiven çıkma aktiviteleri esnada kaydedilen örnek hareket verileri Şekil (3-6) da sunulmuştur.



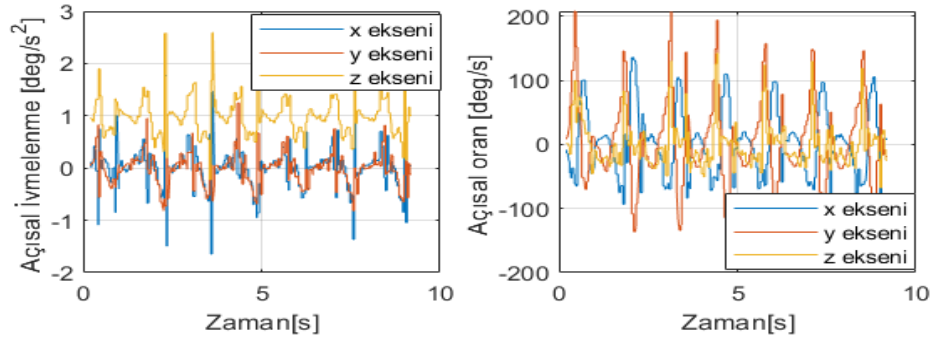
Şekil 3. Yürüme hareketi esnasında sağ bacak bileğinden alınan IMU verisi.



Şekil 4. Koşma hareketi esnasında sağ bacak bileğinden alınan IMU verisi.



Şekil 5. Sandalyeye oturma esnasında sağ bacak bileğinden alınan IMU verisi.



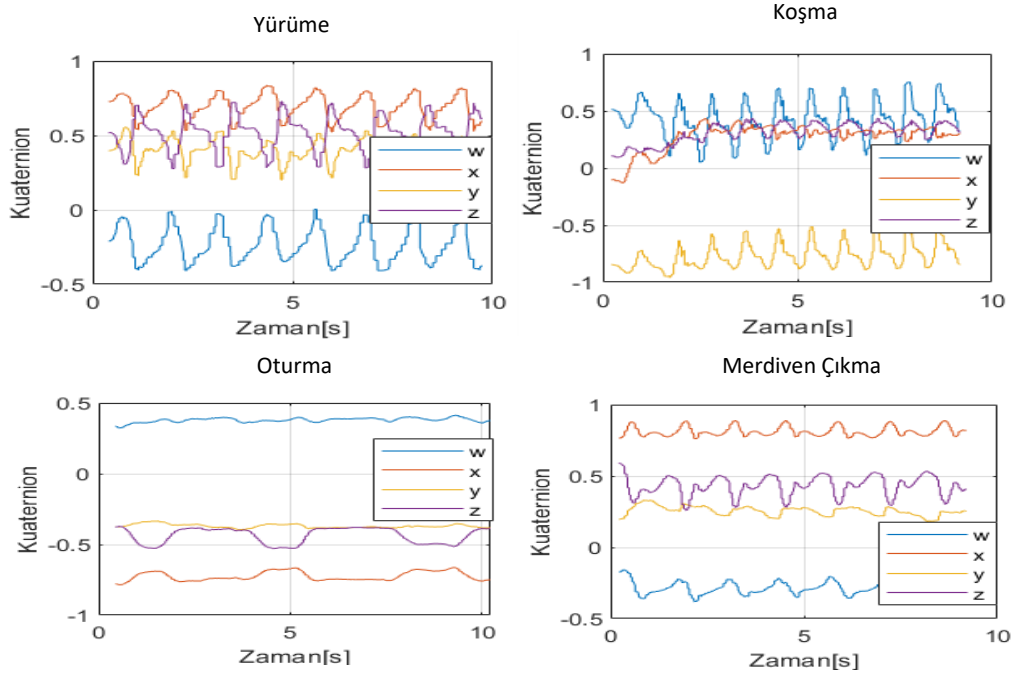
Şekil 6. Merdiven çıkma esnasında sağ bacak bileğinden alınan IMU verisi.

## 2.1. Atalet sensör verilerinin sentezi ve Euler hareket oryantasyon açılarının hesaplanması

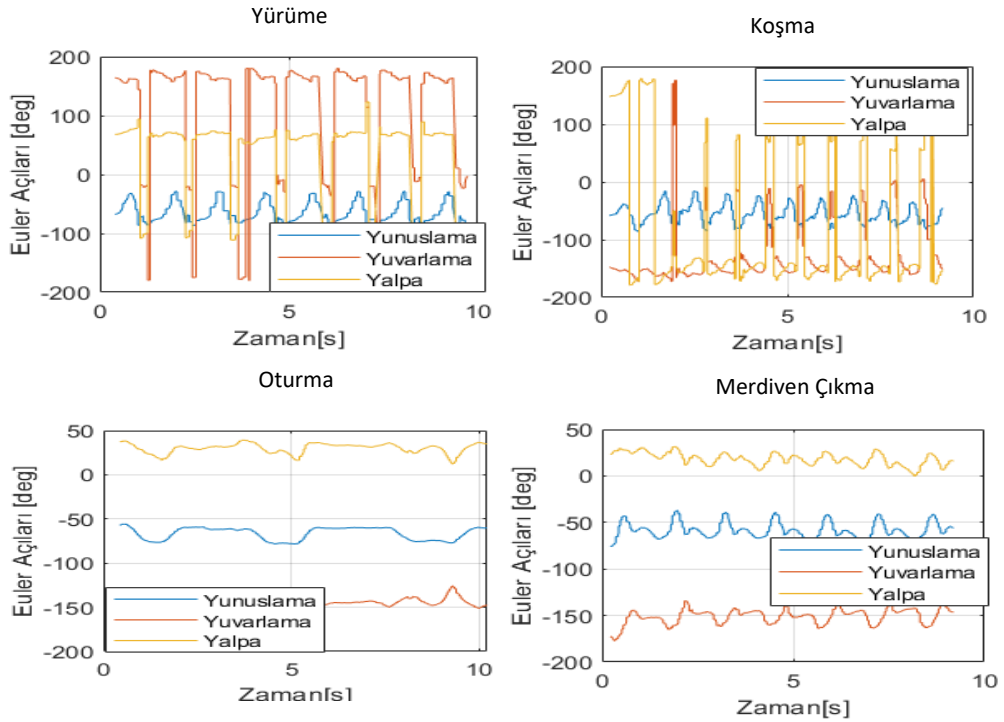
Yönelim bilgisini elde etmek için jiroskoplardan, ivmeölçerlerden ve manyetometrelerden gelen bilgiyi en uygun şekilde sentezlemek gereklidir. Sentezleme algoritmaları kavramsal olarak iki ayrı bloktan oluşmaktadır. Bunlar 1) jiroskoplardan hesaplanan yönelim değeri ve 2) ivmeölçer ve manyetometrelerden hesaplanan yönelim değeri. Oryantasyon sentez algoritmaları bu iki bağımsız bir yönelim tahminini kullanarak her iki yaklaşımdan elde edilen sonuçları kaynaştırmakta ve tek bir çözüme entegre etmektedir. Jiroskop ile tek başına yönelim bilgisini hesaplamak mümkün olsa da uzun vadede oluşan kayma yani drift hatası önemli bir problemdir. Bu nedenle manyetometre ile kalibrasyonunun yapılması yani sonuçların sentezlenmesi gereklidir. Bu sentezleme yaklaşımı hareket yönelim açılarının yani Euler açılarının (yunuslama, yuvarlama ve yalpa açıları) doğru hesaplanması için etkin bir yöntemdir. Bu çalışmada Magdwick sentez algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma, gradyan iniş optimizasyonuna dayanır. Her üç sensörün (ivme ölçer, jireskop ve manyetometre) katkısını en uygun şekilde ağırlıklandırarak oryantasyon tahmin formülasyonuna birer parametre olarak ekler. Bu algoritma ile oryantasyon verilerinin kuarternion gösterimi hesaplanır. Kuarternionlar, dört elemanlı matematiksel bir notasyondur. Kuarternion'lar, rotasyon için kullanıldıklarında dört elemandan ilki dönüşümün miktarını kalan üçü dönüşümün çevresinde gerçekleştiği vektörü verir. Euler açıları ise 3 boyutlu uzayda nesnelerin rotasyon hareketini tanımlamak için kullanılan üç açığa (yunuslama, sapma ve yuvarlanam) verilen toplu isimdir. Bir nesnenin üç boyutlu uzayda rotasyonunu ifade etmek için bu üç açığı birlikte kullanırız. Ancak bazı açı değerleri için gimbal yönelim halkalarında kilitleme problemi ortaya çıkmaktadır. Bazı açılar için gerçekleşen bu kilitlemeden başka bir rotasyona geçilmek istendiğinde bu geçiş direkt olarak ifade edilemez ve ancak başka geçişlerin toplamı olarak ifade edilebilerek gerçekleştirilir. Bu sebepten ötürü üç boyutlu uzayda rotasyon göstermek için kilitleme/çakışma durumlarına mahal vermeyen Kuarternion sisteminin kullanımı tercih edilmektedir. Kuarternion matrisinden euler açılarına dönüşüm ise Eşitlik (1) yardımı ile çok kolay bir şekilde gerçekleştirilir.

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \frac{2(q_0 q_1 + q_2 q_3)}{1 - (q_1^2 + q_2^2)} \\ \arctan(2(q_0 q_2 - q_3 q_1)) \\ \arctan \frac{2(q_0 q_3 + q_1 q_2)}{1 - (q_2^2 + q_3^2)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Bu çalışma kapsamında atalet sensör verilerinin sentez algoritması ve euler açılarına dönüşüm hesaplamaları Raspberry pi 3 gömülü sistem kartı üzerinde python dilinde yazılmış kodlar ile gerçekleştirilmiştir. Şekil 7 ve Şekil 8'de her bir harekete ilişkin hesaplanmış kuaternion matrislerinin ve euler açılarının değişim grafikleri görülmektedir.



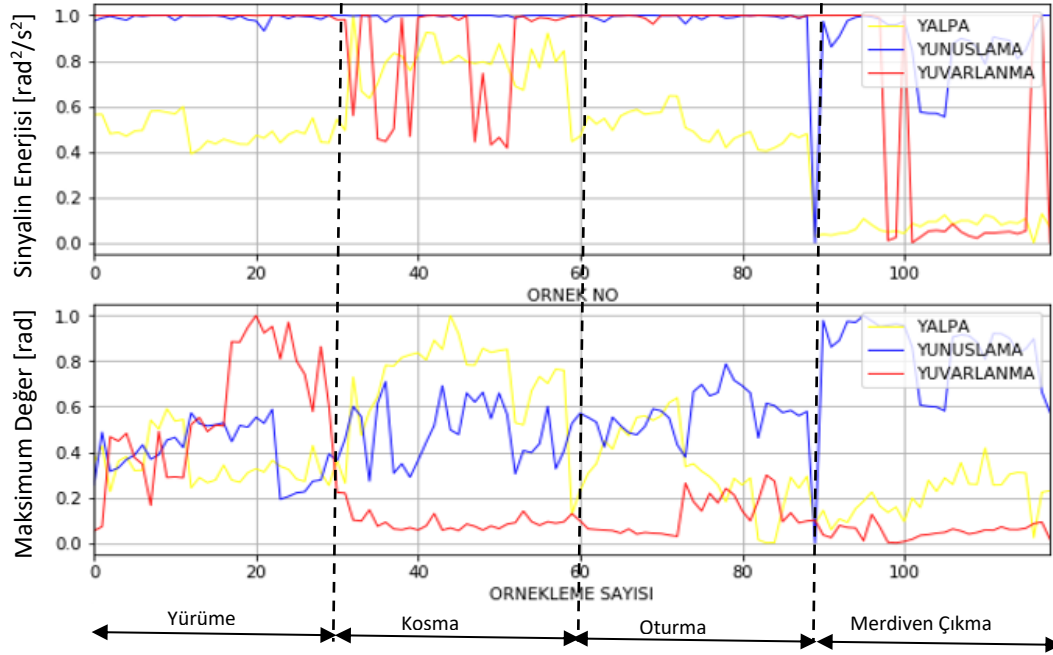
Şekil 7. Hareket türüne göre hesaplanan kuaternion matrisi.



Şekil 8. Euler açılarının hareket türüne göre değişim grafiği.

### 3. Bulgular

Hareket sınıflandırma algoritmasının başarısını arttırmak için ham sinyallerin kullanımı yerine sinyallerin öznitelikleri çıkarılmış ve sınıflandırma algoritmalarına bu özellikler girdi olarak verilmiştir. Özellikler kümesi olarak hesaplanan değerler yunuslama, yuvarlama, yalpa açılarının enerjileri ve maksimum değerleridir. Bu özelliklerin seçilme nedeni bir sinyalin enerji ve maksimum değerinin bir sinyali diğer sinyalden ayıran en önemli nicelikler olmasıdır. Şekil 9’da hesaplanan özniteliklerin hareket türüne göre değişim grafiği görülmektedir.



Şekil 9. Hareket türüne göre hesaplanan sinyal öznitelikleri.

Hesaplanan hareket öznitelik veri setinin sayıca %70’i makine öğrenmesi temelli sınıflandırma algoritmalarının eğitimi için kullanılmıştır. Verilerin geri kalan %30’u ise algoritmaların başarısını analiz etmek için test verisi olarak kullanılmıştır. Hareket sınıflandırması için dört tip makine öğrenme algoritması kullanılmıştır. Bunlar sırası ile en yakın komşu algoritması (KNN), karar ağacı algoritması (DT), rastgele orman algoritması (RF) ve destek vektör makinası algoritmasıdır (SVM). Kullanılan algoritmalar için seçilen hiper parametreler Çizelge 1’de yer almaktadır. Kullanılan algoritmaların test başarıları Eşitlik (2) yardımı ile hesaplanmış ve algoritmaların performansları karşılaştırmalı olarak yorumlanmıştır.

$$CACC = \frac{TP_c + TN_c}{TP_c + TN_c + FP_c + FN_c}, c = \{1, 2, \dots, NC\} \quad (2)$$

Çizelge 1. Sınıflandırma yöntemleri ve seçilen hiper parametreler

En yakın Komşu Algoritması		Karar Ağacı Algoritması		Rastgele Orman Algoritması		Destek Vektör Makinası Algoritması	
Komşu sayısı	4	Komşu sayısı	5	Orman Yöntemi	AdaBoost	Metot fonksiyonu	Lineer
Bölüntüleme Kriteri	Gini çeşitlilik endeksi	Mesafe hesap yöntemi	Öklit	Bölüntüleme Sayısı	20	Manuel metot skalası	1
		Mesafe ağırlığı	Eşit	Öğrenici sayısı	30	Çok sınıf metodu	One-vs-one

#### 4. Tartışma ve Sonuçlar

Giyilebilir ataletsel sensör vasıtası ile alt ekstremitte hareketlerinin (yürüme, koşma, oturma, merdiven çıkma) sınıflandırması çalışmasında hareket türlerine göre % sınıflandırma başarısı Çizelge 2’de sunulmuştur. En yüksek sınıflandırma başarısının tüm sınıflandırıcılar için koşma hareketinde, en düşük başarının ise oturma hareketini sınıflandırmada gerçekleşmiş olduğu görülmektedir. Bunun nedeni kişinin ayak bileğine yakın olarak konumlandırılan IMU sensörde, merdiven çıkma ve koşma aktiviteleri esnasında x,y ve z eksenlerinin üçünde de yüksek oryantasyon değişimi oluşmakta ve ölçülmektedir. Oturma hareketi esnasında ise ayak bileğinin hareketi ve yer değişim miktarı sınırlı olup IMU sensörün algıladığı ölçülen euler açılarının enerjisi ve maksimum değeri küçüktür. Bu da hareketin sınıflandırma başarısını düşürmektedir.

Çizelge 2. Hareket türüne göre sınıflandırma başarısı

Hareket Tipi	Sınıflandırma Algoritması Türü			
	En yakın Komşu Algoritması	Karar Ağacı Algoritması	Rastgele Orman Algoritması	Destek Vektör Makinası Algoritması
Yürüme	83.3	86.1	91.6	80.5
Koşma	100	95.8	100	100
Oturma	83.3	75.0	70.8	66.6
Merdiven Çıkma	91.6	87.5	91.6	75.0

Çizelge 3’de ise tüm hareket türleri için sınıflandırıcıların ortalama başarı değerleri yer almaktadır. Ortalama sınıflandırma başarısı en yüksek algoritma %89.555 ile en yakın komşu algoritması, başarısı en düşük algoritma ise %81.5 ile destek vektör makinası algoritmasıdır. Bu başarı katılımcılara giydirilen IMU sensör sayısı artırılarak (her bacağın femur ve tibia kemiklerinde birer tane) yükseltilebilir olsa da sensör sayısının artırılmasının hesaplama karmaşıklığını ve hesaplama süresini arttıracığı da unutulmamalıdır. Ayrıca çalışmanın bilgisayar ortamında değil gömülü sistem kartı üzerinde gerçek zamanlı çalıştığı analiz edilirse, sensör sayısının kabul edilebilir düzeyde olan (%80 başarı ile) minimumda tutulması hesaplama yükünün ve kod karmaşıklığının engellenmesi açısından da önemlidir.

Çizelge 3. Tüm hareket türleri için ortalama sınıflandırma başarısı

En yakın Komşu Algoritması	Karar Ağacı Algoritması	Rastgele Orman Algoritması	Destek Vektör Makinası Algoritması
<b>89.55</b>	82.9	88.5	81.5

#### Kaynakça

- Aggarwal, J. K., & Cai, Q., (1999), Human motion analysis: a Review, *Computer Vision Image Understanding*, 73(3), 428–440, doi:10.1006/cviu.1998.0744.
- Allen, F. R., Ambikairajah, E., Lovell, N. H., & Celler, B. G., (2006), Classification of a known sequence of motions and postures from accelerometry data using adapted Gaussian mixture models, *Physiological Measurement*, 27(10), 935–951, doi:10.1088/0967-3334/27/10/001.
- Altun, K., Barshan, B., & Tunçel, O., (2010), Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors", *Pattern Recognition*, 43(10), 3605-3620,doi: DOI:10.1016/j.patcog.2010.04.019.
- Altun, K., & Barshan, B., (2010, Ağustos), *Human activity recognition using inertial/magnetic sensor units*, First International Workshop on Human Behavior Understanding, Istanbul, Turkey.
- Aminian, K., Robert, P., Buchser, E. E., Rutschmann, B., Hayoz, D., & Depairon, M., (1999), Physical activity monitoring based on accelerometry: validation and comparison with video observation, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 37(1), 304–308, doi: 10.1007/BF02513304.



- Ang, W. T., Khosla, P. K., & Riviere, C. N., (2003), *Design of all-accelerometer inertial measurement unit for tremor sensing in hand-held microsurgical instrument*, IEEE International Conference on Robotics and Automation, The Grand Hotel, Taipei, Taiwan.
- Aristidou A. and Lasenby, J., (2013), “Real-time marker prediction and CoR estimation in optical motion capture,” *The Visual Computer*, 29(1), 7-26.
- Audigie', F., Pourcelot, P., Degueurce, C., Geiger, D., & Denoix, J. M., (2002), Fourier analysis of trunk displacements: a method to identify the lame limb in trotting horses, *Journal of Biomechanics*, 35(9), 1173–1182, doi: 10.1016/s0021-9290(02)00089-1.
- Aylward, R., & Paradiso, J. A., (2006, June), *Senseable: a wireless, compact, multi-user sensor system for interactive dance*, in: Proceedings of the Conference on New Interfaces for Musical Expression, Paris, France.
- Bao, L., & Intille, S. S., (2004), Activity recognition from user-annotated acceleration data, in Ferscha A, Mattern F (Eds.), *Pervasive Computing*, New York, USA, Springer-Verlag Berlin Heidelberg Press, (pp. 1-17).
- Barshan, B., & Durrant-Whyte, H. F., (1995), Inertial navigation systems for mobile robots, *IEEE Trans. Robotics Automation*, 11(3), 328–342, doi: 0.1109/70.388775.
- Barshan, B., & Durrant-Whyte, H. F., 1995, Evaluation of a solid-state gyroscope for robotics applications, *IEEE Transaction Instrumentation Measurement*, 44(1), 61–67, doi: 10.1109/19.368102.
- Barshan, B. and Yurtman, A., (2020), Classifying daily and sports activities invariantly to the positioning of wearable motion sensor units, *IEEE Internet Things J.*, 7, 4801-4815.
- Barshan, B., & Yüksek, M. C., (2014), Recognizing daily and sports activities in two open source machine learning environments using body-worn sensor units, *The Computer Journal*, 57(11), 649-1667, doi: 10.1093/comjnl/bxt075.
- Blank, P.; Hoßbach, J.; Schuldhaus, D.; Eskofier, B.M., (2015), Sensor-based stroke detection and stroke type classification in table tennis. *In Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, Osaka, Japan, 7–11 September 2015; pp. 93–100.
- Bussmann, J. B., Reuvekamp, P. J., Veltink, P. H., Martens, W. L., & Stam, H. J., (1998), Validity and reliability of measurements obtained with an 'activity monitor in people with and without transtibial amputation, *Physical Therapy*, 78(9), 989–998, doi: 10.1093/ptj/78.9.989 .
- Chen, Y.L. Yang, I.J Fu, LC., Lai, JS, Liang HW. and Lu L, (2021), IMU-based Estimation of Lower Limb Motion Trajectory with Graph Convolution Network, *IEEE Sensors*, DOI 10.1109/JSEN.2021.3115105, IEEE Sensors
- Dias, J., Vinzec, M., Corke, P., & Lobo, J., (2007), Special issue:2nd Workshop on Integration of Vision and Inertial Sensors , *The International Journal of Robotics Research*, 26(6), 515-517, doi: 10.1177/0278364907079903.
- Ermes, M., Parkkaa, J., Mantyjarvi, J., & Korhonen, I., (2008), Detection of daily activities and sports with wearable sensors in controlled and uncontrolled conditions, *IEEE Transactions on Information Technology*, 12(1), 20–26, doi: 10.1109/TITB.2007.899496.
- Foerster, F., Smeja, M., & Fahrenberg, J., (1999), Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring, *Computers in Human Behavior*, 15(5), 571–583, doi: 10.1016/S0747-5632(99)00037-0.
- Hauer, K., Lamb, S. E., Jorstad, E. C., Todd, C., Becker, C., (2006), Systematic review of definitions and methods of measuring falls in randomized controlled fall prevention trials, *Age Ageing*, 35(1),5–10, doi: 10.1093/ageing/afi218.
- Hyeon-Kyu, L., Kim, J. H., (1999), An HMM-based threshold model approach for gesture recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(10), 961–973, doi: 10.1109/34.799904 .
- Jovanov, E., Milenkovic, A., Otto, C., & De Groen, P. C., (2005), A wireless body area network of intelligent motion sensors for computer assisted physical rehabilitation, *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*, 2(6), 1-10, doi: 10.1186/1743-0003-2-6.
- Junker, H., Amft, O., Lukowicz, P., & Troester, G., (2008), Gesture spotting with body-worn inertial sensors to detect user activities, *Pattern Recognition*, 41(6), 2010–2024, doi: 10.1016/j.patcog.2007.11.016 .

- Kangas, M., Konttila, A., Lindgren, P., Winblad, I., & Jamsa, T., (2008), Comparison of low complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers, *Gait Posture*, 28(2), 285–291, doi: 10.1016/j.gaitpost.2008.01.003.
- Karantonis, D.M., Narayanan, M.R., Mathie, M., Lovell, N. H., & Celler, B.G., (2006), Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring, *IEEE Transactions on Information Technology*, B10(1), 156–167, doi: 10.1109/titb.2005.856864.
- Kautz, T.; Groh, B.H.; Hannink, J.; Jensen, U.; Strubberg, H.; Eskofier, B.M. (2017), Activity recognition in beach volleyball using a Deep Convolutional Neural Network. *Data Min. Knowl. Discov.* 31, 1678–1705.
- Kern, N., Schiele, B., & Schmidt, A., (2003, November), Multi-sensor activity context detection for wearable computing, *European Symposium on Ambient Intelligence*, Veldhoven, The Netherlands, doi: 10.1007/978-3-540-39863-9\_17.
- Kiani, K., Snijders, C. J., Gelsema, E. S., (1997), Computerized analysis of daily life motor activity for ambulatory monitoring, *Technology and Health Care*, 5(4), 307–318, PMID: 9429271.
- Kuritsky, M.M., & Golstein, M.S., (1990), Section on inertial navigation in Cox JJ, Wilfong GT (Eds.), *Autonomous Robot Vehicles*, New York, USA, Springer-Verlag Press, (pp.96-117).
- LaBelle, K. (2011), Evaluation of Kinect joint tracking for clinical and in-home stroke rehabilitation tools, *Undergraduate Thesis*, University of Notre Dame.
- Lariviere, S., Ward, N.S and Boudrias, MH, (2018), Disrupted functional network integrity and flexibility after stroke: Relation to motor impairments *Neuroimage-Clinical*, 19,883-891.
- Lee, J., & Ha, I., (2001), Real-time motion capture for a human body using accelerometers, *Robotica*, 19(6), 601–610, doi: doi:10.1017/S0263574701003319.
- Lementec, J.C., & Bajcsy, P., (2004, November), Recognition of arm gestures using multiple orientation sensors: gesture classification, *7th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Washington, DC, USA, doi: 10.1109/ITSC.2004.1399037.
- Lin, P. C., Komsuoglu, H., & Koditschek, D. E., (2006), Sensor data fusion for body state estimation in a hexapod robot with dynamical gaits, *IEEE Transactions on Robotics*, 22(5), 932–943.
- Ma, R.; Yan, D.; Peng, H.; Yang, T.; Sha, X.; Zhao, Y.; Liu, L., (2018), Basketball movements recognition using a wrist wearable inertial measurement unit. *In Proceedings of the 2018 IEEE 1st International Conference on Micro/Nano Sensors for AI, Healthcare, and Robotics (NSENS)*, Shenzhen, China, 5–7 December 2018; 73–76.
- Mackenzie, D.A., (1990), *Inventing Accuracy: A Historical Sociology of Nuclear Missile Guidance*, 1st ed. Cambridge, MA, USA, MIT Press.
- Mathie, M.J., Coster, A.C.F., Lovell, N.H., & Celler, B.G., (2004), Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement, *Physiological Measurement*, 25(2), 1–20, doi: 10.1088/0967-3334/25/2/r01.
- Mathie, M.J., Celler, B.G., Lovell, N.H., & Coster, A.C.F, (2004), Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 42(5), 679–687, doi: 10.1007/BF02347551.
- Moeslund, T. B., & Granum, E., (2001), A survey of computer vision-based human motion capture, *Computer Vision Image Understanding*, 81(3), 231–268, doi: 10.1006/cviu.2000.0897 .
- Moeslund, T. B., Hilton, A., & Kruger, V., (2006), A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis, *Computer Vision Image Understanding*, 104,(2–3), 90–126, doi: 10.1016/j.cviu.2006.08.002.
- Mousavi Hondori H. and Khademi, M., (2014), A review on technical and clinical impact of microsoft kinect on physical therapy and rehabilitation, *Journal of medical engineering*, 2014.
- Najafi, B., Aminian, K., Loew, F., Blanc, Y., Robert, P., (2002), Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(8), 843–851, doi: 10.1109/TBME.2002.800763.
- Najafi, B., Aminian, K., Paraschiv-Ionescu, A., Loew, F., Bula, C.J., & Robert, P., (2003), Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(6), 711–723, doi: 10.1109/TBME.2003.812189.

- Nichol, J.G., Singh, S.P.N., Waldron, K.J., Palmer, L. R., & Orin, D.E., (2004), System design of a quadrupedal galloping machine, *The International Journal of Robotics Research*, 23(10–11), 1013–1027, doi: 10.1177/027836490404047391.
- Noury, N., Fleury, A., Rameau, P., Bourke, A. K., Laighin, G. O., Rialle, V., & Lundy, J. E., (2007), Fall detection principles and methods, *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, France, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4352627.
- Pärkkä, J., Ermes, M., Korpipää, P., Mäntyjärvi, J., Peltola, J., & Korhonen, I. (2006). Activity classification using realistic data from wearable sensors. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 10(1), 119–128, doi: 10.1109/TITB.2005.856863.
- Punchihewa, N.G.; Yamako, G.; Fukao, Y.; Chosa, E., (2019), Identification of key events in baseball hitting using inertial measurement units. *J. Biomech.* 87, 157–160.
- Luinge, H. and Slycke, P., (2009), Xsens MVN: Full 6DOF human motion tracking using miniature inertial sensors, *Xsens Motion Technologies BV, Tech. Rep.*, 1(2009).
- Roetenberg D, Slycke P.J, & Veltink P.H., (2007) Ambulatory position and orientation tracking fusing magnetic and inertial sensing. *IEEE Transaction Biomed Eng.*, 54(5):883-90, doi: 10.1109/TBME.2006.889184.
- Sabatini, A.M., (2006), Inertial sensing in biomechanics: a survey of computational techniques bridging motion analysis and personal navigation, in Begg R, Palaniswami M, (Eds.) *Computational Intelligence for Movement Sciences: Neural Networks and Other Emerging Techniques*, Hershey, PA, USA, Idea Group Publishing, (pp.70–100).
- Shiratori, T., Hodgins, J. K., (2008), Accelerometer-based user interfaces for the control of a physically simulated character, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH Asia 2008)*, 27(5), 1-9, doi: 10.1145/1457515.1409076.
- Struzik, A. Konieczny, G. Grzesik, K. Stawarz, M. Winiarski, S. and Rokita, A., (2015), Relationship between lower limbs kinematic variables and effectiveness of sprint during maximum velocity phase, *Acta of Bioengineering and Biomechanics*, 17(4), 131-138.
- Tan, C.W., & Park, S., (2005), Design of accelerometer-based inertial navigation systems, *IEEE Transaction Instrumentation Measurement*, 54(6), 2520–2530, doi: 10.1109/TIM.2005.858129.
- Tao, Y., Hu, H., & Zhou, H., (2007), Integration of vision and inertial sensors for 3D arm motion tracking in home-based rehabilitation, *The International Journal of Robotics Research*, 26(6), 607–624, doi: 10.1177/0278364907079278.
- Titterton D. H. & Weston, J. L. (2004), Strapdown Inertial Navigation Technology, 2nd Edition, *AIAA and IEE*, Sevenage, doi:10.1049/PBRA017E.
- Tunçel, O., Altun, K., & Barshan, B., (2009), Classifying human leg motions with uniaxial piezoelectric gyroscopes, *Sensors*, 9(11), 8508–8546, doi: 10.3390/s91108508.
- Uiterwaal, M., Glerum, E.B.C., Busser, H.J., & Van Lummel, R.C., (1998), Ambulatory monitoring of physical activity in working situations, a validation study, *Journal of Medical Engineering & Technology*, 22(4), 168–172, doi: 10.3109/03091909809032535.
- Veltink, P.H., Bussmann, H.B.J., De Vries, W., Martens, W.L.J., & Van Lummel, R.C., (1996), Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 4(4), 375–385, doi: 10.1109/86.547939.
- Vleugels, R., Herbruggen B.V, Fontaine J. and Poorter, E., (2021), Ultra-Wideband Indoor Positioning and IMU-Based Activity Recognition for Ice Hockey Analytics, *Sensors*, (21), 4650. <https://doi.org/10.3390/s21144650>
- Vie'ville, T., & Faugerat, O. D., Cooperation of the inertial and visual systems, Editors: Henderson TC, Traditional and Non-Traditional Robotic Sensors, *Computer Science*, Springer-Verlag, Berlin, Germany, 59, (pp.339–350), doi: 10.1007/978-3-642-75984-0\_22 .
- Wang, L., Hu, W., & Tan, T. (2003). Recent developments in human motion analysis. *Pattern Recognit.*, 36, 585-601, doi: 10.1016/S0031-3203(02)00100-0.
- Wei, C., Wang H., Hu F., Chen, J., Lu, Y. and Qi, Y., (2021), Feature Selection and Reduction of Lower Limb Activity Recognition Based on Surface Electromyography and Motion, *AICS 2021 AICS 2021 Journal of Physics: Conference Series Journal of Physics: Conference Series*, 012006 ,IOP Publishing ,doi:10.1088/1742-6596/2025/1/012006

- Wong, W.Y., Wong, M.S., & Lo, K.H., (2007), Clinical applications of sensors for human posture and movement analysis: a review, *Prosthetics and Orthotics International*, 31(1), 62–75, doi: 10.1080/03093640600983949.
- Wu, W.H., Bui, A.A.T., Batalin, M.A., Liu, D., & Kaiser, W.J., (2007), Incremental diagnosis method for intelligent wearable sensor system, *IEEE Transactions on Information Technology*, B11(5), 553–562, doi: 10.1109/titb.2007.897579.
- Xia , S., Pei, L., Zhang, Z. Yu, W. and Qiu, RC.,(2021), Learning Disentangled Representation for Mixed- Reality Human Activity Recognition With a Single IMU Sensor, *IEE Transactions On Instrumentation And Measurement*, 70( 2514314),
- Yu, G. Jang, Y. J. Kim, J. Kim, J. H. Kim, H. Y. Kim, K. and Panday, S. B., (2016), Potential of IMU sensors in performance analysis of professional alpine skiers, *Sensors*, 16(4), 463.
- Yun, X., Bachmann, E. R., Moore, H., & Calusdian, J., (2007, May), Self-contained position tracking of human movement using small inertial/magnetic sensor modules, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Rome, Italy, doi: 10.1109/ROBOT.2007.363845 .
- Zhang, Z.; Xu, D.; Zhou, Z.; Mai, J.; He, Z.; Wang, Q., (2017), IMU-based underwater sensing system for swimming stroke classification and motion analysis. *In Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS)*, Beijing, China, 17–19 October 2017; pp. 268–272.
- Zhu, R., & Zhou, Z., (2004), A real-time articulated human motion tracking using tri-axis inertial/magnetic sensors package, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 12(2), 295–302, doi: 10.1109/TNSRE.2004.827825.
- Zijlstra, W., & Aminian, K., (2007), Mobility assessment in older people: new possibilities and challenges, *European Journal of Ageing*, 4(1), 3–12, doi: 10.1007/s10433-007-0041-9.