



# Sporcular için Sensör Verileri Üzerinden Yapay Zeka ile Performans Yönetimi

## *Performance Management for Athletes via Artificial Intelligence Using Sensor Data*

Yasin Zencir<sup>1\*</sup> , Emrah Aydemir<sup>2</sup> 

<sup>1</sup>Sakarya Üniversitesi, İşletme Enstitüsü, Yönetim Bilişim Sistemleri, Sakarya, Türkiye

<sup>2</sup>Sakarya Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri, Sakarya, Türkiye

Bu çalışma Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Yönetim Bilişim Sistemleri ABD'de yüksek lisans tezi olarak sunulmuştur.

### Öz

Günümüzde sensör tabanlı birçok cihaz yardımıyla sporcuların performans verileri elde edilmekte ve bu veriler daha sonra farklı yöntemler kullanılarak performans değerlendirme aracı olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada arduino mikrodenetleyici kartı, engel sensörü ve nRF kablosuz iletişim teknolojisi kullanılarak tasarlanan bir cihaz yardımıyla sporcular ile ilgili performans verileri elde edilmiştir. Bu veriler denetimli makine öğrenmesi yöntemi ile analiz edilerek bir performans belirleme modeli oluşturulmuştur. Bu model, sporcuyu ve sporcuyu çalıştıranları için bilimsel veriye dayalı ve yapay zeka tabanlı bir performans yönetim sistemi sağlamaktadır. Tasarlanan cihaz 11-12 yaş aralığındaki 18 öğrenci üzerinde uygulanmış ve her öğrencinin 20 deneme yapması sağlanmıştır. 5 cihaz arasında koşarak toplamda 25 cihaza uğramaları sağlanan her bir öğrenci için 500 veri elde edilmiştir. 18 öğrenciden elde edilen 9000 veri, öğrencilere ait kilo, boy, cinsiyet ve bir uzman tarafından verilen değerlendirme etiketi ile birlikte bir veri tabanına kaydedilmiştir. Bu veriler Weka programı ile 32 adet sınıflandırma yöntemi kullanılarak analiz edilmiş ve en başarılı oran %95.8333 ile Multilayer Perceptron yöntemi ile elde edilmiştir. Bu çalışmada tasarlanan cihaz ve oluşturulan modeller sadece spor alanında değil, sağlık ve eğitim alanlarında da kullanılabilir. Örneğin; hastanelerde fizik tedavi çalışmalarını eğlenceli hale getirmek için kullanılabilir. Okullarda beden eğitimi derslerini sevdirmek ve öğrencileri spor müsabakalarına hazırlamak için kullanılabilir. Ayrıca okul öncesi eğitiminde de hem oyun materyali olarak hem de çocukların psiko-motor becerilerinin geliştirilmesi amacıyla kullanılabilir.


**Anahtar Kelimeler:** Aerobik ve anaerobik beceri, model oluşturma, psiko-motor beceri, reaktif çeviklik.

### Abstract

Today, athletes' performance data is obtained through various sensor-based devices and later used as a performance evaluation tool through different methods. In this study, performance data of athletes was collected using a device designed with an Arduino microcontroller board, obstacle sensors, and nRF wireless communication technology. This data was analyzed using supervised machine learning techniques to develop a performance evaluation model. The model provides a scientific, AI-based performance management system for both athletes and their coaches. The device was tested on 18 students aged 11-12, with each student completing 20 trials. Each student interacted with a total of 25 devices in a sequence, resulting in 500 data points per student. A total of 9,000 data points were collected, including the students' weight, height, gender, and expert-provided evaluation labels, which were recorded in a database. The data was analyzed using Weka software with 32 different classification methods, with the highest accuracy rate of 95.8333% achieved using the Multilayer Perceptron method. The device and developed models can be applied not only in the sports field but also in healthcare and education. For example, it can be used in hospitals to make physical therapy exercises more engaging. It can also be utilized in schools to enhance physical education classes and prepare students for sports competitions. Additionally, it can serve as a play material in early childhood education to improve children's psychomotor skills.

**Keywords:** Aerobic and anaerobic skills, model development, psychomotor skills, reactive agility.

\*Sorumlu yazarın e-posta adresi: [yasin.zencir@ogr.sakarya.edu.tr](mailto:yasin.zencir@ogr.sakarya.edu.tr)

Yasin Zencir  [orcid.org/0000-0002-8464-2697](https://orcid.org/0000-0002-8464-2697)

Emrah Aydemir  [orcid.org/0000-0002-8380-7891](https://orcid.org/0000-0002-8380-7891)



## 1. Giriş

Her insanın fizyolojik ve biyolojik yapısı farklı olduğundan dolayı her sporcu için çalışma süresi, sıklığı ve yöntemi de farklı olmaktadır. Her sporcuya standart bir çalışma planı hazırlamak sporcunun performans gelişimini olumsuz yönde etkileyeceği gibi sporcuların çalışma motivasyonlarının da düşmesine neden olacaktır. Burada en doğru yöntem sporcuya ait önemli performans verilerinin elde edilip kayıt altına alınması ve belirli aralıklarla ve uygun yöntemlerle analiz edilerek sporcunun gelişim seviyelerinin belirlenmesidir. Belirlenecek olan bu seviyelere göre sporcu çalışma programlarını düzenlemek önemli bir yere sahiptir. Bunu yaparken de günümüz kullanılan en son ve etkin teknolojilerden faydalanmak gerekmektedir.

Sporcuların performanslarını belirlemede önemli kriterlerden olan çeviklik, anaerobik beceri, atiklik, sürat vb. özellikleri ölçmek amacıyla sensör tabanlı teknolojik cihazların kullanıldığı birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmaların birinde kızıl ötesi sensör, mikroişlemci kart ve uygun bir düzenek kullanılarak sporcuların barfiks ve barfiks tekrarlarının sayısını otomatik olarak sayacak bir sistem ile sporcu performansı ölçülmeye çalışılmıştır. Otomatik olarak çalışan çekme ve çene kaldırma aracı yapılarak, sporcunun yaptığı çalışmalara ait ölçümler başarılı bir şekilde kaydedilmiş ve bu veriler yardımıyla performans değerlendirmeleri için uygun bir yöntem kullanımı önerilmiştir (Rahmat vd. 2021).

Dünder ve arkadaşları da sensörler ve kablosuz veri iletim teknolojisine sahip mikroişlemciler kullanılarak geliştirmiş oldukları EKG tabanlı göğüs kemeri yardımıyla sporcuya ait kalp hızı değerlerini kablosuz olarak ilgili antrenörlere ulaştırılarak, sporcunun performansı hakkında sürekli olarak bilgi alınmasını sağlamışlardır (Dünder vd. 2021).

Akıllı telefonlar geliştikçe bu telefonlarda kullanılabilen farklı uygulamalarda çoğalmaktadır. Bunlardan bir tanesi olan FitnessMeter mobil telefon uygulaması ile yapılan bir çalışmada, çeviklik ile birlikte aynı anda dikey sıçrama ve kas dayanıklılık ölçümlerinin de yapılması hedeflenmiştir. Çalışma sonucunda, akıllı telefonlar ve mobil uygulamalar kullanılarak patlayıcı güç performansını ve çevikliği değerlendirmek amacıyla düşük maliyetli ve geçerli bir araç geliştirilerek sporcu ve antrenörlere yardımcı olunabileceği ortaya konulmuştur (Kuvancı vd. 2021). Benzer mobil uygulamalar (My Jump 1 ve My Jump 2 mobil uygulamaları) ve akıllı cihazlar kullanılarak sporcu performansını ölçmek amacıyla insanlara ait farklı veriler elde edilmiş ve çeviklik, hız, dayanıklılık, sıçrama ve uçuş süresine yönelik ölçme ve değeri-

dirme çalışmaları yapılmıştır (Driller vd. 2017, Yingling vd. 2018, Coswig vd. 2019).

Yapılan literatür çalışması sonucunda çalışmamızın hem veri elde etme yöntemi ile hem de verileri analiz etme yöntemi ile bu çalışmalardan farklı olduğu görülmektedir. Veri elde etmek amacıyla yapılan çalışmalarda tasarlanan cihazlar ile daha çok bir sporcunun belirli veya belirsiz noktalar arasında belirlenen sayıda noktaya uğramaları sonucunda geçen toplam süre ölçülerek bu sürenin kayıt altına alınması yoluna gidilmiştir (Özpunar 2022). Bu yöntem sporcunun genel olarak nasıl bir performans ortaya koyduğu ile ilgili bilgi vermesi açısından yeterli olsa da sporcunun performans düşüşü yaşadığı noktaların tespit edilmesi konusunda bize sağlıklı bilgiler vermemektedir. Ayrıca sporcunun uğradığı nokta sayısı sadece kullanılan 5 adet modül ile sınırlı kalmaktadır. Kullanılan bu yöntem kısa süreli performans ölçümü için önemli bir kriter olan anaerobik becerilerin ölçülmesi için etkili olsa da uzun süreli performans ölçümü gerektiren aerobik becerinin ölçülmesi ile ilgili yapılacak çalışmalarda yetersiz kalmakta ve etkili bir performans ölçme yöntemi sunamamaktadır. Bizim çalışmamızda kullanılan yöntem ile sporcunun uğramış olduğu bütün noktalar arasındaki mesafeler ayrı ayrı tespit edildiği için zorlanma, yorulma gibi performans düşüşlerinin hangi aralıklarda ve hangi oranda olduğu tespit edilebilmektedir. Bu yöntem ile sporcunun kendisi veya çalıştırıcısı tarafından ihtiyaç duyulduğunda modüllerin sıralaması ve sayısı değiştirilerek uzun veya kısa süreli performans ölçme yöntemi olarak kullanılması sağlanmaktadır.

Performans belirleme amacıyla verilerin analiz edilmesi konusunda yapılan literatür taramalarında verilerin daha çok internet ortamındaki online veri değerlendirme ve grafikselleştirme araçları veya akıllı bileklik ve saatler yardımıyla değerlendirildiği görülmüştür. Basit analizlerle yapılan değerlendirmeler sonucunda kullanıcılara bazı küçük tavsiyelerde bulunduğu görülmüştür (Turgut vd. 2018). Ayrıca bu cihazlar çok yüksek fiyatlarda satılmakta ve sürekli farklı modelleri piyasaya sunulmaktadır. Yapmış olduğumuz çalışmada ise bunlardan farklı olarak veriler yapay zekanın bir alt dalı olan makine öğrenmesi ile analiz edilmektedir. Analiz kısmında verilerin, sporcuların; yaş, kilo, boy ve cinsiyet gibi kişisel bilgilerinin de dikkate alınarak değerlendirilmesiyle beraber, iyileştirici ve yönlendirici bir özelliğe sahip olması sağlanmaktadır. Bu değerlendirmeler sonucunda sporcuların hız, dikkat, reaktif çeviklik ve reaksiyon özelliklerindeki değişimlerin nasıl ve hangi oranlarda değiştiği ve geliştiği göz önünde bulundurularak, gelişim süreçleri, performans

düzeyleri ve vücut dirençleri hakkında ayrıntılı bilgiler elde edilmektedir.

Yapay zeka teknolojileri, son zamanlarda gelişerek, insanların kapasitelerinin yetersiz kaldığı çok boyutlu verilerin analizi ve değerlendirmesi ile ilgili uzun işlemlerin hızlı bir şekilde yapılmasına olanak sağlamıştır. Bu analizler, insan bakış açısının ötesine geçen detayları bile daha anlaşılır bir şekilde görselleştirebilmektedir. Çalışmamızda da sensör verilerinden okunan değerler hem anlık olarak değerlendirilmekte hem de bir veri tabanına kaydedilmekte ve yapay zeka tabanlı makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak analiz edilmektedir. Bu analizler hem sporcu için çeviklik, hız ve dikkat gibi performans belirleyici kriterleri hem de yaş, boy ve kilo gibi bazı kişisel özellikleri birlikte değerlendirerek sporcunun performans ve çalışma süreçleri ile ilgili görsel bir tablo ortaya koymaktadır. Yapay zeka tabanlı bu yöntem ile veriye dayalı güvenilir bir performans yönetim sistemi geliştirilmiştir. Böylece her sporcuya, kişisel antrenör diyebileceğimiz kendi performansını yönetme imkanı sağlanmaktadır.

Çalışmamızın diğer bir özelliği de hem cihazımızın hem de kullanılan yazılımın özgün bir yapıda olması ve cihazın basit bir kullanıma sahip olmasıdır. Kullanıcı, amacına uygun olarak yapacağı yazılımsal ve donanımsal değişiklikler ile daha etkin bir yöntem elde edebilmektedir. Bu yöntemler, sadece sporcuların performansını ölçmek için değil, mevcut haliyle veya yapılacak düzenlemelerle rehabilitasyon merkezleri, vücut geliştirme merkezleri ve sağlık kurumlarında kullanılabilir. Sağlık kuruluşlarının ortopedi, fizik tedavi, göz vb. bölümlerde tedavi ve izleme yöntemi olarak kullanılabilir. Rehabilitasyon merkezleri ve fitnesslerde hız, dikkat, çeviklik ve reaksiyon gibi özellikleri ölçmek için kullanılabilir. Ayrıca çalışmamızda geliştirilen yapay zeka tabanlı yöntem ve modeller, aerobik ve anaerobik kapasite, psiko-motor becerileri gibi önemli performans kriterlerinin belirlenmesi ve geliştirilmesi için de kullanılabilir.

Çalışmanın özgünlüğünü, tasarlanan cihazın farklılığı ve kullanılan yöntemin farklılığı olarak vurgulayabiliriz. Tasarlanan cihaz, iki nokta arasında koşulan süreyi ölçmesi, koşulabilecek noktaların sayılarının fazla olması, bu noktaların artırılabilirliği olması ve özgün bir tasarım ve yazılıma sahip olmasından dolayı farklılık göstermektedir. Kullanılan yöntem ise, elde edilen verilerin hem basit değerlendirmeler yapmak amacıyla hem de yapay zekanın bir alt dalı olan denetimli makine öğrenmesi yardımıyla bir performans ölçme ve değerlendirme modeli oluşturabilme özelliğinden dolayı bu alanda yapılan çalışmalardan farklılık göstermektedir.

## 1.1. Kavramsal Çerçeve

### 1.1.1. Çeviklik

Çevik, Türk Dil Kurumu'na göre atik, kolaylık ve çabuklukla davranan anlamına gelmektedir (TDK 2024). Günümüzde ise üzerinde düşünülen, incelenen ve araştırılarak farklı boyutları ortaya çıkarılmaya çalışılan fiziksel ve sportif bir beceridir. Çeviklik ile alakalı birçok farklı çalışma ve tanımlama yapılmıştır. Çeviklik, önceleri sadece fiziksel özelliklere dayandırılmakta ve yön değiştirme, aniden durma, harekete yeniden başlama, yön değiştirme hızı ve hareketleri gerçekleştirme hızı olarak tanımlanmaktaydı (Kirby 1971, Chelladurai 1976, Zemkova 2016). Bilimin ve teknolojinin ilerlemesi ile beraber günümüzde artık fiziksel özelliklerin yanında görsel, sezgisel ve algısal kararlar alabilme gibi bilişsel özelliklerin de çevikliğin belirlenmesinde önemli unsurlar olduğu belirlenmiştir. Hatta doğru sonuçlar elde etmek için bunlardan birkaç tanesinin veya hepsinin birlikte değerlendirilmesinin, etkili sonuçlar almak için daha doğru bir yol olacağı belirtilmiştir (Zemkova 2016, Armstrong ve Greig 2018).

### 1.1.2. Reaktif (plansız) Çeviklik ve Planlanan Çeviklik

Çeviklik literatürde, genellikle «reaktif çeviklik» ve «planlanan çeviklik» olarak iki ana kategoriye ayrılmaktadır (Farrow vd. 2005). Planlanan çeviklik, hareketin başlangıçtan bitişe kadar olan süreçleri, yön değişikliklerini ve yer değiştirmeleri içeren “kapalı beceri” uygulamalarını kapsar (Oliver ve Meyers 2009). Diğer taraftan, reaktif çeviklik, motor becerilere ek olarak karar verme ve algısal becerileri içeren, bilişsel özellikleri ölçmeye yönelik “açık beceri” uygulamalarını içerir (Serpell vd. 2011). Özellikle futbol ve basketbol sporlarında planlı ve plansız olarak yapılan çeviklik testlerinin sonuçlarına bakıldığında plansız (reaktif) testlerin planlı testlere göre daha iyi ve yararlı sonuçlar verdiği tespit edilmiştir (Özpunar 2022).

### 1.1.3. Aerobik ve Anaerobik Performans

Oksijen, aerobik egzersizlerde enerji üretimi sürecinde en önemli rolü oynamaktadır. Bu tür egzersizlerde, karbonhidrat ve yağların enerjiye dönüşmesi için, oksijen ciğerler aracılığıyla alınıp kana transfer edilerek çalışan kaslara iletilmektedir. Bu süreç, aerobik aktivitelerin oksijen kullanımına dayanır ve bundan dolayı uzun süreli, dayanıklılık gerektiren aktivitelerde etkili olmaktadır. Aerobik egzersizler vücutta oksijenin etkili bir şekilde kullanılmasını içeren önemli bir fizyolojik süreci yansıtmaktadır.

Anaerobik performans ise literatürde güç ve kapasite olarak da kullanılmakla birlikte genel tanımlamasına bakıldığında, kısa süreli olarak yapılan maksimum bir egzersiz anındaki iş kapasitesi veya ortaya konan spor performansı olarak tanımlanmaktadır (Born vd. 2016). Anaerobik egzersizlerde metabolizma, vücutta oksijenin sınırlı olduğu durumlarda, özellikle yoğun egzersiz sırasında karbonhidratlardan enerji üretebilme yeteneğini ifade eder.

#### 1.1.4. Psiko-motor Beceriler

Psiko-motor terimi “hareket”i ifade eder. Her canlı için fiziksel gelişim anne karnında başlar ve bu gelişim canlının dünyaya gelmesi ile birlikte hızlanır ve devam eder. İlk zamanlarda refleks olan bazı hareketler, organların bilinçli kullanımıyla psiko-motor becerilere dönüşürken, bazıları ömür boyu refleks olarak kalır. Psiko-motor gelişim, küçük kas gelişimi ve büyük kas gelişimi olmak üzere iki kısımda incelenir. Küçük kas gelişimi, “ince psiko-motor becerileri” içerir ve el ve ayak kullanımıyla ilgili becerileri kapsar. Büyük kas gelişimi ise “kaba psiko-motor becerileri” olarak bilinir, vücuttaki genel hareketleri ve denge dinamiğini kapsamaktadır (MEB 2013). Ebeveynler ve eğitimciler, çocukların motor becerilerini geliştirmek için çeşitli fiziksel aktiviteler ve egzersizler sunmalıdır. Bu, çocukların psiko-motor becerilerinin gelişimini olumlu yönde etkiler (Orhan ve Ayan 2018).

## 2. Gereç ve Yöntemler

### 2.1. Sistemin Donanım ve Yazılım Bileşenleri

#### 2.1.1. Arduino

Arduino, açık kaynak kodlu, Arduino.cc tarafından geliştirilen, mikroişlemciye sahip bir elektronik kontrol kartıdır. Üzerinde bulunan dijital pinler, analog pinler, 5 volt ve 3.3 volt enerji pinleri sayesinde birçok elektronik projede kullanılmaktadır. Sistemimizde Arduino Uno modeli kullanılmıştır (Şekil 1).



Şekil 1. Arduino Uno.

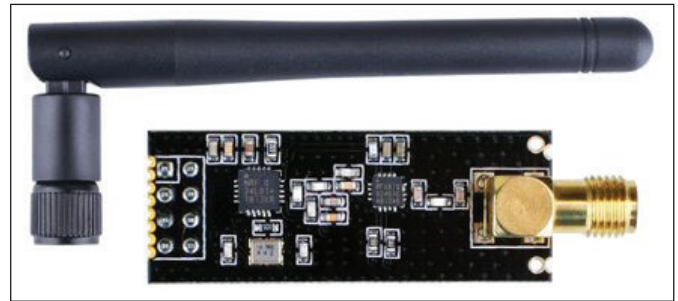
#### 2.1.2. Nrf Kablosuz İletişim Teknolojisi

RF (radyo frekans) teknolojisi, kablosuz iletişim, televizyon yayınları, radyo yayınları, cep telefonları, telsiz iletişim, radar sistemleri, uzaktan kumanda sistemleri gibi birçok proje ve uygulama alanında kullanılır. RF dalgaları, bilgiyi taşımak veya çeşitli türdeki cihazlar arasındaki iletişimi sağlamak için kullanılır. Bu tür iletişim sistemleri genellikle bir verici (transmitter) ve bir alıcı (receiver) arasında çalışır, RF dalgaları ise bu iletişim sırasında taşıyıcı sinyal olarak görev yapar (User 2016).

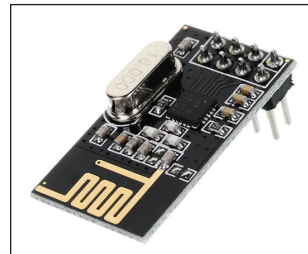
#### 2.1.3. Nrf24101 Modülü

NRF24L01, Nordic Semiconductor tarafından üretilen ve özellikle de düşük güç tüketimi ile kablosuz iletişim sağlayan bir radyo frekansı (RF) modülüdür. Bu modül, düşük maliyetli olmasının yanında verimli bir şekilde veri iletimini sağladığından dolayı özellikle kablosuz sensör ağları, uzaktan kumandalı cihazlar ve diğer benzer uygulamalarda kullanılmaktadır.

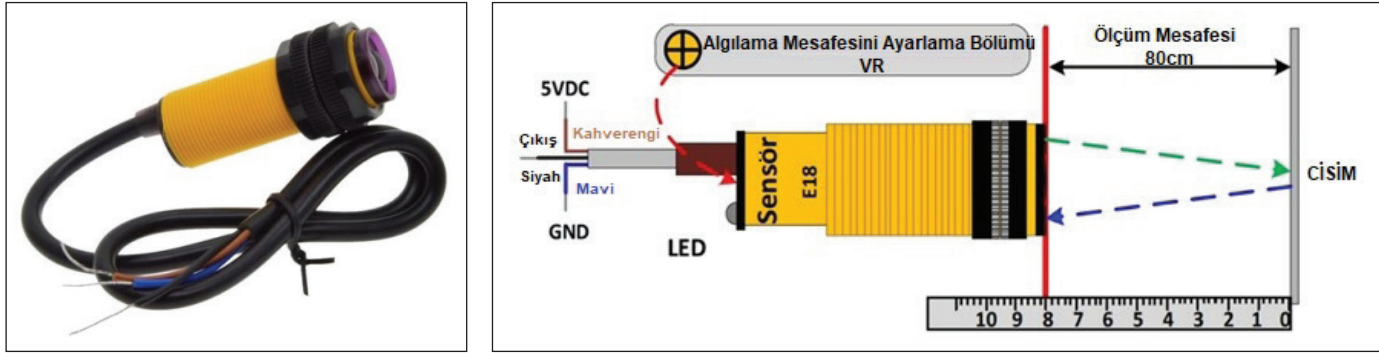
Projemizde kablosuz veri toplama amacıyla kullandığımız bu modüllerden, server cihazı için 1 adet antenli modelinden (Şekil 2) ve client cihazlar için ise 5 adet antensiz modelinden (Şekil 3) kullanılmıştır. Antensiz modeller 200 metreye kadar (Tandara 2020), antenli modeller ise engelli alanlarda yaklaşık 700 metre, engelsiz mesafelerde ise 1.1 km'ye kadar çekim alanına sahiptir (Abdelrahim vd. 2022, Adetya vd. 2021). Bu cihazlara uygun voltaj verilmesi ve daha verimli çalışmaları için kendileri için üretilen adaptörler ile birlikte kullanılmaları önerilmektedir.



Şekil 2. Antenli Nrf24101 modülü.



Şekil 3. Antensiz Nrf24101 modülü.



Şekil 4. MZ80 dijital kızılötesi mesafe sensörü.

#### 2.1.4. MZ80 Dijital Kızılötesi Mesafe Sensörü

MZ80, 3 cm ile 80 cm arası mesafeleri ölçebilen bir sensördür. Kızılötesi ışık kullanarak çalışan bu sensör, önündeki engelden yansıyan ışığı algılayarak mesafeyi belirler. Robotik projelerde, otomasyon sistemlerinde ve güvenlik uygulamalarında kullanılabilir. Mikroişlemci veya geliştirme kartına bağlanıp uygun bir yazılım kullanılarak mesafe ölçümü gerçekleştirilebilir. Çalışmamızda alandan tasarruf etmek amacıyla MZ80'nun kısa modeli kullanılmıştır (Şekil 4).

#### 2.1.5. NeoPixel 12'li Halka

NeoPixel 12'li Halka, Adafruit tarafından üretilen bir led halkasıdır ve genellikle programlanabilir renkli led efektleri oluşturmak için kullanılır. Her neopixel led, kendi parlaklık ve rengini ayarlamak için bir dizi kırmızı, yeşil ve mavi (RGB) led barındırır. Mikrodenetleyici tarafından sağlanan programlama ile renk geçişleri, animasyonlar veya görsel efektler oluşturmak mümkündür. Bu tür led halkalar, kostüm tasarımı, dekorasyon, interaktif sanat projeleri ve diğer yaratıcı uygulamalarda sıkça kullanılır. Bu çalışmada 12 halkalı modeli kullanılmıştır (Şekil 5).

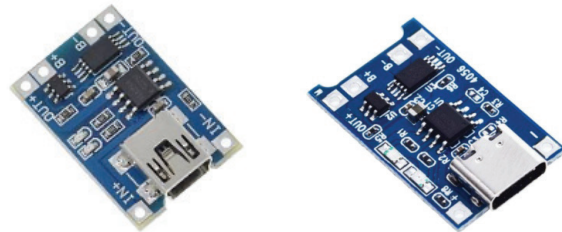


Şekil 5. NeoPixel 12'li halka.

#### 2.1.6. TP4056 Lityum Pil Şarj Devresi

TP4056 şarj ünitesi, 1 hücreli lityum iyon veya lityum polimer pilleri şarj etmek amacıyla kullanılan bir şarj modülüdür. Üzerinde bulunan TP4056 entegresi sayesinde hem

pillerin daha doğru bir şekilde şarj olmasını hem de şarj doluluk işlemi bittiğinde şarjı durdurarak pilin zarar görmesini engeller. Ayrıca üzerindeki led yardımıyla pilin dolup dolmadığını gösterir. Şarj başlığı olarak micro-Usb ve Type-C modelleri mevcuttur (Şekil 6).



Şekil 6. TP4056 lityum pil şarj devresi.

#### 2.1.7. Lityum Polimer (Li-Po) Pil

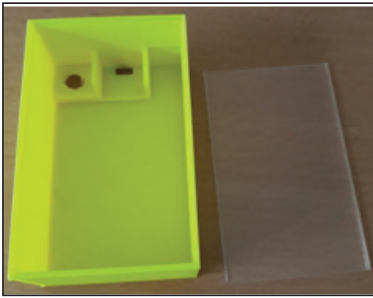
Lityum polimer (Li-Po) piller, enerji depolama ve taşınabilir cihazlarda kullanılan bir tür şarj edilebilir bataryadır. Bu piller, lityum iyon pillere benzer bir teknolojiye sahiptir, ancak elektrolitleri farklıdır. Lityum polimer pillerin avantajları arasında düşük ağırlık, esnek form faktörleri ve yüksek enerji yoğunluğu bulunur. Lipo piller ücre sayısına (S), voltajına (V), amper miktarına (A), kapasitans (C) değerine göre sınıflandırılmaktadır. Lipo pil seçimi yapılırken ihtiyaç duyulan çeşidi seçilmeli ve kullanım sırasında dikkatli olunmalıdır. Sistemimizde ise client cihazlarda kullanılmak üzere lipo pilin 3.7 volt, 950 mAh, 1S ve 30 C modeli kullanılmıştır (Şekil 7).



Şekil 7. Lityum polimer (Li-Po) pil.

### 2.1.8. Muhafaza Kutusu ve Mini Çıt Çıt Anahtarlı Buton (ON-OFF)

Cihazın çalışmasında kullanılan elektronik materyallerin muhafaza edilmesi amacıyla 3d yazıcıdan 100\*63\*50 mm ebatlarında bir kutu basılmıştır. Üzerine ise 98\*61 ebatlarında şeffaf kapak takılmıştır. Mini çıt çıt anahtarlı buton, arduino benzeri elektronik devrelerde kullanılmak üzere tasarlanmış devre kesme ve tamamlama özelliğine sahip mini bir buton çeşididir. 250VAC/2A gerilim/akım aralığında çalışabilir. Çalışmamızda butonun görünmemesi için kutunun altına bağlanması tercih edilmiştir (Şekil 8).



Şekil 8. Muhafaza kutusu mini çıt çıt anahtarlı buton (ON-OFF).

## 2.2. Yapay Zeka

Yapay zeka (AI), bilgisayar sistemlerinin insan zekasını taklit etme veya insan benzeri görevleri yerine getirme yeteneğini ifade eder. Bu yetenek, algılama, öğrenme, karar verme ve problem çözme gibi bir dizi zekâsal işlevi içerir (Nabiyev 2012). Yapay zeka, bilgisayar bilimi, mühendislik, matematik ve bilişsel bilimler gibi birçok disiplini bir araya getiren kapsamlı bir alanı temsil eder. Günümüzde, yapay zeka birçok endüstride önemli bir rol oynamakta ve sürekli olarak gelişmektedir.

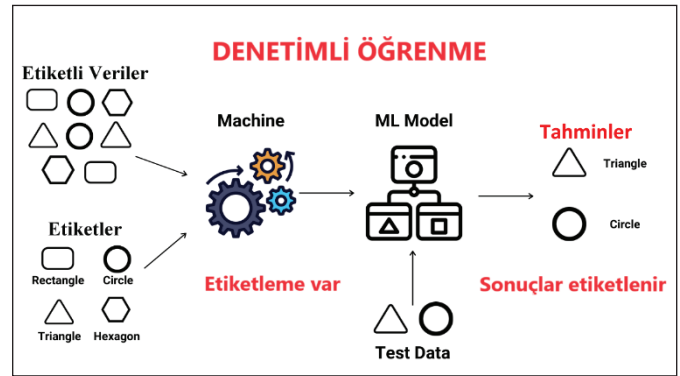
### 2.2.1. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenimi, bilgisayar sistemlerinin deneyimlerinden öğrenerek görevleri daha iyi yapabilmesini sağlayan yapay zeka alt dalıdır. Bu öğrenme, bilgisayarların önceden tasarlanmış bir görevi yerine getirmek için doğrudan programlanmaları yerine, deneyimlerden öğrenmelerini sağlayarak bilgiye ulaşmalarını sağlar (Jordan ve Mitchell 2015). Bu algoritma ve teknikler, veri analizi, desen tanıma ve tahmin yapma gibi çeşitli görevlerde kullanılır. Makine öğrenimi, birçok bilimsel ve endüstriyel alanda kullanılmakta olup, çok kapsamlı bir uygulama alanına sahiptir. Örneğin, bilimsel araştırmalarda veri analizi ve model oluşturma, sağlık sektöründe hastalık teşhisi, finansal sektörde risk analizi, perakende sektöründe müşteri segmentasyonu, otomotiv

endüstrisinde sürücüsüz araçlar gibi birçok uygulama alanı bulunmaktadır.

#### 2.2.1.1. Denetimli Öğrenme (Supervised Learning)

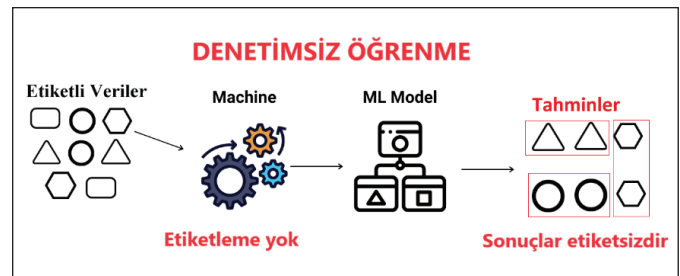
Bu yöntemde, algoritma etiketlenmiş (labelled) veri setlerini kullanarak öğrenir. Her veri örneği, girdi özellikleriyle birlikte hedef bir çıktıya (etikete) sahiptir. Algoritma, bu etiketli veri setlerini kullanarak örüntüleri öğrenir ve daha önce görülmemiş veriler ile ilgili tahminler yapabilir (Şekil 9). Sınıflandırma (classification) ve regresyon (regression) problemleri bu kategoriye girer (Atalay ve Çelik 2017).



Şekil 9. Denetimli öğrenme yöntemi.

#### 2.2.1.2. Denetimsiz Öğrenme (Unsupervised Learning)

Bu öğrenme yönteminde, veri seti etiketlenmemiş (unlabelled) olduğu için algoritma, verideki örüntüleri ve yapıları kendi başına keşfetmelidir (Şekil 10). Bu yöntem, veri kümesindeki gizli yapıların ve grupların belirlenmesi amacıyla kullanılır. Boyut azaltma (dimensionality reduction) ve kümeleme (clustering) denetimsiz öğrenme yönteminde kullanılan önemli tekniklerdir (Hastie vd. 2009).

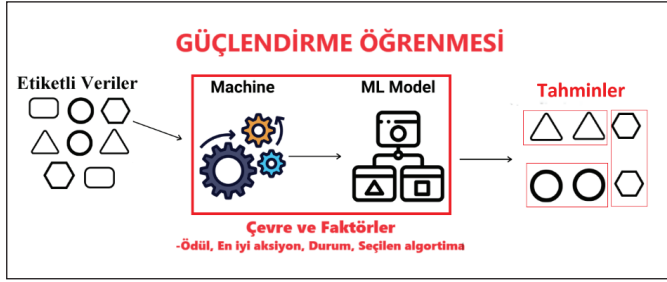


Şekil 10. Denetimsiz öğrenme yöntemi.

#### 2.2.1.3. Güçlendirme Öğrenmesi (Reinforcement Learning)

Bu yöntemde, algoritma, çevresel koşullara tepki vererek belirli bir görevi gerçekleştirmeyi öğrenir. Algoritma, deneme yanılma yoluyla doğru davranışı keşfetmeyi öğrenir ve çevreyle etkileşime geçerek ödüller veya cezalar alır (Şekil 11).

Oyun teorisi, robotik ve otomatik araç kontrolü gibi alanlarda kullanılır (Wenzel vd. 2019).



Şekil 11. Güçlendirme öğrenme yöntemi.

## 2.2.2. Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma algoritmaları, verileri belirli sınıflara veya kategorilere ayırmak için kullanılan makine öğrenimi teknikleridir. Bu algoritmalar, veri setindeki özellikleri kullanarak, yeni örneklerin hangi sınıfa ait olduğunu tahmin eder. Sınıflandırma algoritmaları, veri analizi, spam filtreleme, hastalık teşhisi, duygu analizi gibi birçok alanda kullanılır (Donuk ve Hanbay 2021). Aşağıda çalışmamızda kullanılan veri yapısına uygun olan ve en başarılı sonuçlar veren sınıflandırma yöntemleri verilmiştir. Uygunluk oranı; veri tipi, türü ve sayısı belirlenerek ve bütün yöntemler denenerek belirlenmiştir.

### 2.2.2.1 Multilayer Perceptron (MLP)

MLP, yapay sinir ağları (YSA) sınıfında yer alan bir türdür. MLP'de, giriş, gizli ve çıkış katmanı olmak üzere en az üç tane katman vardır. Ağın karmaşıklığı nöron sayısı ve gizli katman sayısına göre değişir. MLP'ler, karmaşık ve non-linear ilişkileri öğrenebilme yeteneği ile öne çıkarlar ve çok farklı uygulama alanlarında kullanılır (Keskenler ve Keskenler 2017).

### 2.2.2.2. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines, SVM)

SVM, iki sınıf arasında bir karar sınırı oluşturarak verileri sınıflandırmak için kullanılan güçlü bir sınıflandırma algoritmasıdır. SVM, doğrusal veya non-doğrusal olarak sınıflandırma yapabilir ve aykırı verilere karşı dirençlidir. (Smola ve Scholkopf 2004).

### 2.2.2.3. Karar Ağaçları (Decision Trees)

Karar ağaçları, bir dizi karar düğümünden oluşan bir ağaç yapısı kullanarak verileri sınıflandırmak için kullanılan bir algoritmadır. Kolayca yorumlanabildiği ve görselleştirilebildiği için sınıflandırma problemlerinde popülerdir (Kuhn ve Johnson 2013).

### 2.2.2.4. Rastgele Ormanlar (Random Forests)

Rastgele ormanlar, birden fazla sayıda karar ağacının bir araya gelip sınıflandırma yapmasıyla oluşturulan bir ensemble (kolektif) yöntemdir. Rastgele ormanlar, overfitting (aşırı uyum) hatasına karşı dirençlidir ve genellikle yüksek boyutlu ve gürültülü veri kümelerinde kullanılır (Kuhn ve Johnson 2013, Navega vd. 2015).

### 2.2.2.5. K-En Yakın Komşu (k-Nearest Neighbors, k-NN)

Bu algoritma, yeni bir örneği sınıflandırırken kendisine en yakın k örneği kullanır. Yani, bir örneğin sınıfı, ona en yakın k eğitim örneğinin çoğunluk sınıfına göre belirlenir. k-NN basit ve esnek bir algoritmadır, ancak büyük veri kümelerinde hesaplama maliyeti yüksek olabilir (Mucherino vd. 2009).

### 2.2.2.6. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

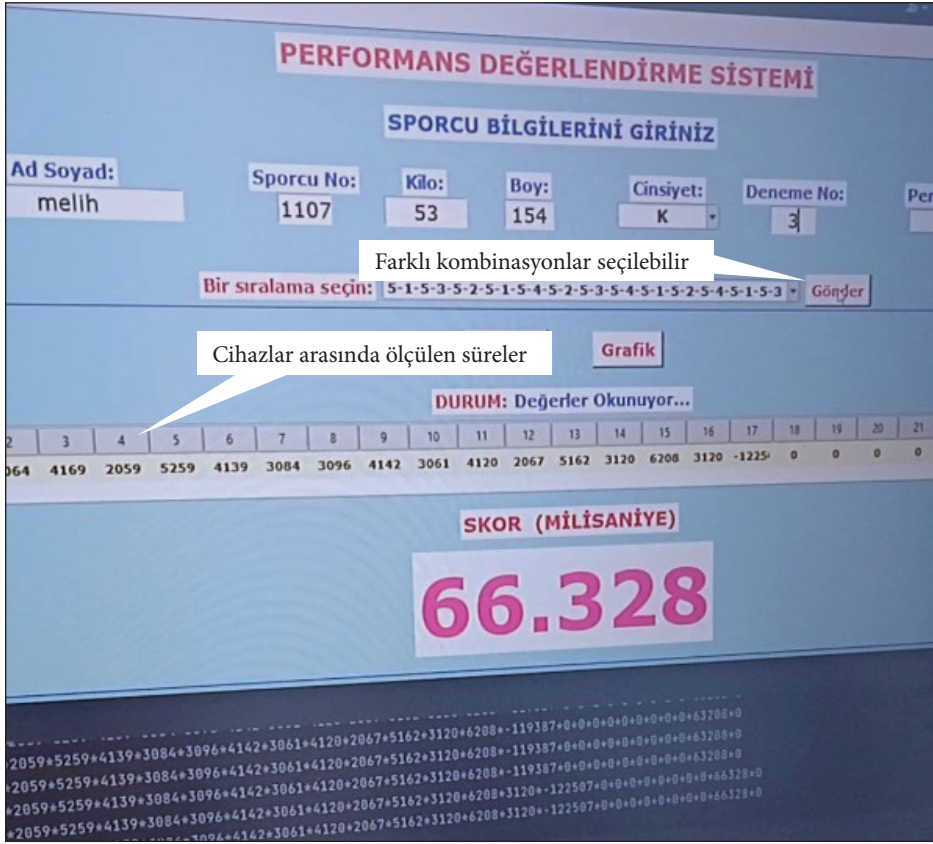
Lojistik regresyon, istatistiksel bir yöntem olup bir olayın olasılığını tahmin etmek amacıyla kullanılır. Sınıflandırma problemlerinde, lojistik regresyon, giriş özelliklerini kullanarak bir örneğin belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin eder (Rasouliyan ve Miller 2006).

### 2.2.2.7. BayesNet

BayesNet, istatistiksel bir modelleme aracı olup, veri analizi ve sınıflandırmada etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Ağ yapısı, olasılık düğümleri ve bağımlılık düğümlerini içerir ve bu düğümler, veri setindeki özelliklerin kombinasyonlarını ve ilişkilerini temsil eder. Genellikle belirli bir sınıfın belirli bir özellik kombinasyonuna ait olma olasılığını tahmin etmek amacıyla kullanılır (Lantz 2019).

## 2.3. Sistem için Cihaz Tasarımı ve Yazılım Yazılması

Veri toplamak için tasarlanan sistemde 5 adet client (istemci) cihaz ve 1 adet server (sunucu) cihaz kullanılmıştır. Server cihazımız bir dizüstü bilgisayara bağlı olup hem client cihazlar arasında iletişimi ve kontrolü sağlamakta hem de bunlardan kablosuz olarak aldığı verileri usb port aracılığıyla bilgisayara aktarmaktadır. Bu cihaz sunucu görevini yerine getireceğinden dolayı çekim gücünün daha kuvvetli olması gerekmektedir. Bunu için de bu cihazımızda, client cihazlarda kullanılan antensiz nRF24L01 modülü yerine, antenli modül kullanılmıştır. Bilgisayar kısmında ise serial port (SP) aracılığıyla gelen veriler python programlama yazılımıyla alınmaktadır. Python'da oluşturulan ara yüz yardımıyla gelen veriler anlık olarak görülebilmekte ve koşma işlemi için belirlenen miktarda istasyonlar arasında koşulduktan sonra veri toplama işleminin bittiği belirtilmektedir. Veri toplama işlemi arayüz ekranından da takip edilebilmekte ve hem



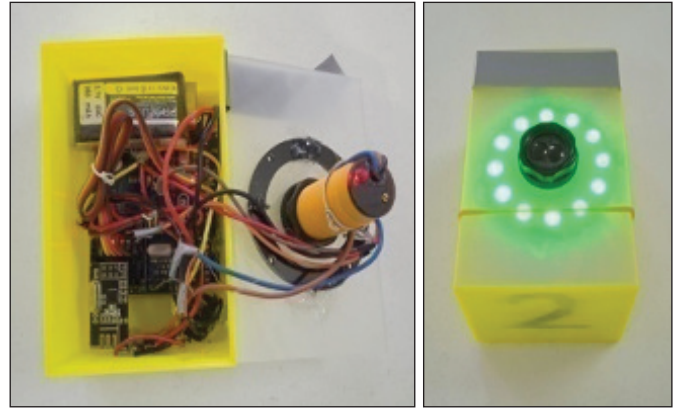
Şekil 12. Sistem kontrol arayüzü.

istasyonlar arasında geçen süreler hem de toplam süre bu ekran üzerinden görülebilmektedir. Son istasyona gelindiğinde veri alma işlemi durmakta ve veriler bir veri tabanına; sporcuya ait ad-soyadı, sporcu numarası, yaş, boy, kilo, cinsiyet, deneme numarası ve performans durumu verileri ile birlikte kaydedilmektedir.

### 2.3.1. Client (istemci) Cihazın Tasarlanması

Client cihazları, sporcuların belirli iki veya daha fazla nokta arasını ne kadar sürede koşacaklarını tespit etmek amacıyla tasarlanmıştır. Bu cihazlar, istenen mesafelerde konumlandırılarak bir client cihazdan sıralamada bulunan bir sonraki client cihaza kadar geçen süre milisaniye olarak ölçülmekte ve server cihaza iletilmektedir. İlk cihazın tespit ettiği süre ile sonrakinin tespit ettiği sürelerin farkı alınarak anlık iletim işlemi sağlanmaktadır (Şekil 12). Cihazların konumları ve sıralaması değiştirilebilmekte ve sporcuların istasyonlar arasındaki sıralamayı ezberleyerek koşmalarının önüne geçilebilmektedir. Bu durum, hem fiziksel olarak cihazların yerlerinin değiştirilebilmesi hem de elektronik ortamda daha önceden oluşturulmuş farklı kombinasyonların kullanılması ile yapılabilmektedir (Şekil 12).

Client cihaz için kullanılan malzeme, özellik ve adet bilgileri Çizelge 1'de, cihazın iç ve dış görünümü ise Şekil 13'te verilmiştir.



Şekil 13. Client cihazlar ile ilgili görseller.

Şekil 14'teki elektronik devre şemasında client cihazda kullanılan malzemeler ve bağlantı noktaları verilmiştir.

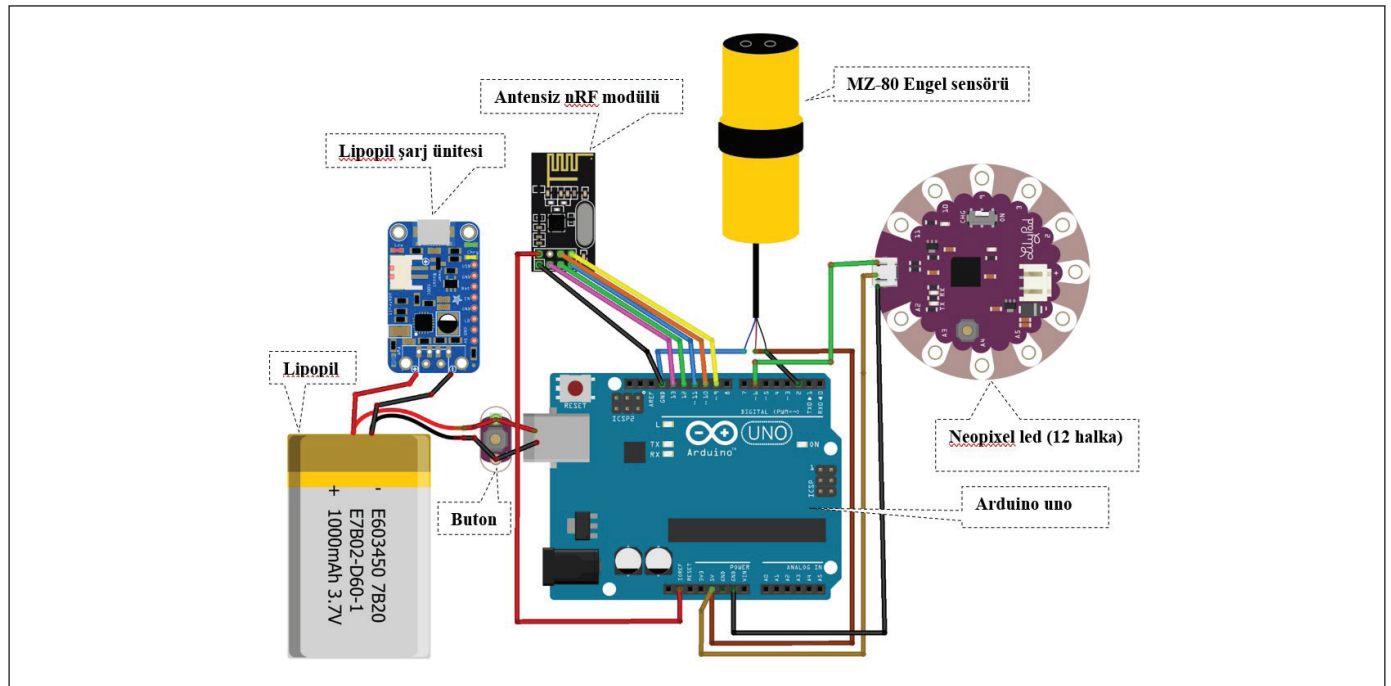
### 2.3.2. Client (istemci) Cihazın Programlanması

Client cihazlar genel olarak kendi içerisinde bulunan sensörleri kontrol etmek suretiyle, server cihaz ile veri alışve-



**Çizelge 1.** Client cihazlarında kullanılan malzeme listesi.

| S.N. | Malzeme adı              | Özellikleri                                     | Adet |
|------|--------------------------|---|------|
| 1    | Arduino                  | ATmega328 mikro denetleyicili                   | 1    |
| 2    | nRF24L01                 | nRF24L01 antensiz modeli                        | 1    |
| 3    | Mz-80 engel sensörü      | 80 cm menzile sahip (E18-D80NK) modeli          | 1    |
| 4    | NeoPixel                 | NeoPixel 12'li halkalı modeli                   | 1    |
| 5    | Lipo pil ve şarj ünitesi | 3,7V 1S 950 mAh 30C modeli/ Micro usb Tp4056 1A | 1    |
| 6    | Düğme                    | Açma-kapatma özellikli basmalı düğme            | 1    |
| 7    | Kutu                     | 100*63*50 mm ebatlarında 3dyazıcıda basılmış    | 1    |
| 8    | Jumper kablo             | 200 mm'lik jumper kablo                         | 15   |

**Şekil 14.** Client cihaz elektronik devre şeması.

rişinde bulunur. Bunu yaparken de öncelikle sensörlerden gelen verileri server arduinoya ileterek veya kendi içerisinde değerlendirerek yapmaktadır. Client cihaz için yazılan yazılım, engel sensöründen gelen veriyi sürekli olarak değerlendirmekte ve bu veriye göre neopixele sinyal göndererek yanmasını veya sönmesini sağlamaktadır. Sporcunun engel sensörünü uyarmasıyla yani elini yaklaştırmasıyla sensör, ledi söndürmek amacıyla arduinoya uyarı göndermektedir. Arduino hem ledi söndürmekte hem de söndürme uyarısını server arduinoya göndermektedir. Server arduino uyarının hangi clientten geldiğini belirlemekte ve sıralamada hangi istasyon varsa onu yakmak amacıyla ilgili cihaza yanma sinyali göndermektedir. Client cihaz da, server cihazdan gelen

veriye göre lede enerji vermekte ve engel sensöründen gelecek olan uyarıyı beklemektedir. Bu döngü kombinasyonda belirlenen son istasyona kadar devam etmekte ve son istasyon ile birlikte server arduino gelen son uyarı ile birlikte bütün clientleri söndürmektedir.

### 2.3.3. Server (sunucu) Cihazın Tasarlanması

Server cihaz, client cihazları kontrol etmek ve veri alışverişini yapmak amacıyla tasarlanmıştır. Clientlerin belirlenen sıralama göre çalışmasını sağlamak, clientlerin engel sensörleri aracılığıyla gelen verileri kontrol ederek onların ne kadar süre içerisinde söndürüldüklerini tespit etmek ve bunları serial port yardımıyla bilgisayara göndermek amacıyla kul-

lanılmaktadır. Server cihazda Arduino uno kontrol kartı ve antenli nRF24L01 kablosuz iletişim modülü kullanılmıştır (Şekil 15). Server cihaz, client cihazlar ile bilgisayardaki kontrol yazılımı arasında bir köprü görevi görmektedir. Server cihazında kullanılan malzemeler Çizelge 2’de, cihazın dış görünümü ve bilgisayar bağlantısı Şekil 16’da verilmiştir.

### 2.3.4. Server (sunucu) Cihazın Programlanması

Server cihazının amacı, client cihazlar ve bilgisayar arasında köprü görevi yapmaktır. Sistem ara yüzünden verilen komutlar serial port yardımıyla yani kablolu olarak server arduinoya iletilmektedir. Server arduino ise kablosuz iletişim teknolojisi olan nRF modülü yardımıyla bu komutları client cihazlara iletmektedir. Aynı şekilde client cihazlardan gelen veriler de yine server cihazda değerlendirilmekte ve daha sonra bilgisayara gönderilmektedir. Bu cihaz, özellikle clientler arasındaki veri trafiğini takip etmesi açısından önemli bir yere sahiptir. Gelen her verinin hangi cliente ait olduğunu ve daha öncesinde kaç kez yandığını tespit ederek sıralamanın bozulmaması için bir sayaç kullanır. Clientlerden gelen her veri için, ilgili cliente ait sayacı artırarak clientlerin doğru bir sırada yanmasını veya söndürülmesini sağlamaktadır.

### 2.3.5. Bilgisayar Üzerinden Sistemin Kontrol Edilmesi için Yazılımın Yazılması

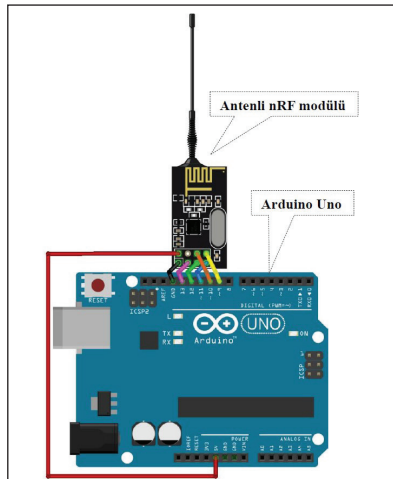
Server cihazından gelen verileri alarak ekrana yazdırmak, sonrasında bir veri tabanında kayıt altına tutmak ve server cihaza komut göndermek amacıyla python programlama dili yardımıyla bir kontrol arayüzü hazırlanmıştır (Şekil 17). Pythonun tkinter kütüphanesi yardımıyla oluşturulan arayüz sayesinde sporcu bilgileri girilmekte, gelen veriler anlık olarak görülebilmekte ve ekran üzerinde oluşturulmuş olan sıralamalar client cihazlara gönderilmek üzere server cihaza iletilmektedir. Clientlerden gelen veriler bu arayüz üzerinden veri tabanına kaydedilmektedir.

### 2.4. Verilerin Toplanması

Veri toplama işlemi, tasarlanan 5 adet client (istemci) cihaz, 1 adet server (sunucu) cihaz, bir adet bilgisayar ile cihazlar ve bilgisayar arasındaki veri iletişimini sağlayan bir yazılım yardımıyla yapılmaktadır. Cihazlar konumlandırılırken yapılması gereken en önemli nokta birbirlerine eşit mesafede olmaları ve her sporcu için eşit şartlara sahip olacak şekilde konumlandırılmalarıdır. Yapılacak olan konumlandırma ile cihazların yeri veya sıralaması değişse bile her sporcunun eşit miktarda istasyona uğraması ve eşit mesafe koşması sağlanmalıdır. Bu duruma uygun bir tasarım sağlamak için

Çizelge 2. Server cihazında kullanılan malzeme listesi.

| S.N. | Malzeme adı  | Özellikleri                                      | Adet |
|------|--------------|--|------|
| 1    | Arduino      | ATmega328 mikro denetleyicili Arduino Uno modeli | 1    |
| 2    | nRF24L01     | nRF24L01 antenli modeli                          | 1    |
| 3    | Kutu         | 100*63*50 mm ebatlarında                         | 1    |
| 4    | Jumper kablo | 200 mm’lik jumper kablo                          | 10   |



Şekil 15. Server cihazın elektronik devre şeması.

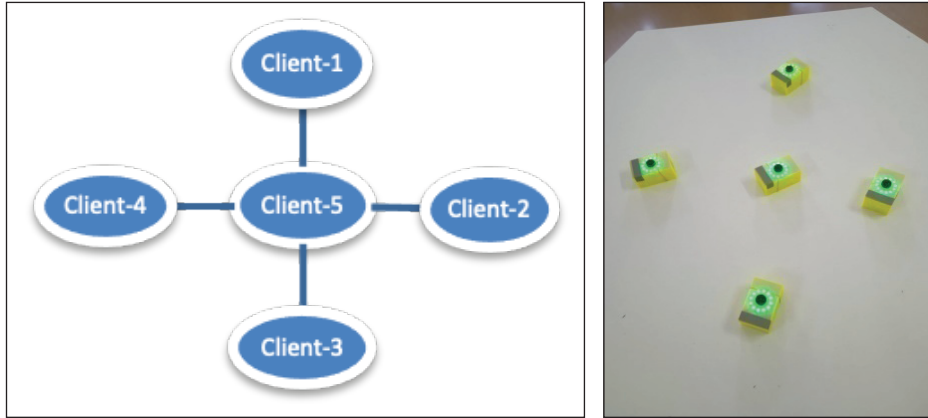


Şekil 16. Server cihazın bilgisayara bağlanması.

orta noktaya bir client cihazı ve etrafına da 5 metre uzaklıkta olacak şekilde 4 adet client cihaz konumlandırılmıştır (Şekil 18). Ortada bulunan client cihazdan başlayarak diğer 4 cihazdan birinin yanması sağlanmış ve her köşe clientten sonra orta da bulunan client cihazın yanması sağlanarak,

sporcuların hem eşit mesafelerde hem de farklı yön ve kombinasyonlarda koşmaları sağlanmıştır. Cihazların yanma sırası veya cihazların konumları değişse bile her sporcu eşit şartlarda değerlendirilmiş olacaktır (Şekil 19).

Şekil 17. Sistem kontrol ara yüzü görünümü.



Şekil 18. Örnek bir client cihaz konumlandırması.



Şekil 19. Tasarlanan cihazın uygulanması.

**Bir sıralama seçin:** 5-1-5-3-5-2-5-1-5-4-5-2-5-3-5-4-5-1-5-2-5-4-5-1-5-3 **Gönder**

Kontrol Et

5-1-5-3-5-2-5-1-5-4-5-2-5-3-5-4-5-1-5-2-5-4-5-1-5-3

5-4-5-2-5-1-5-3-5-2-5-1-5-4-5-3-5-1-5-2-5-3-5-4-5-1

5-2-5-4-5-3-5-1-5-4-5-3-5-2-5-1-5-3-5-4-5-1-5-2-5-3

5-3-5-1-5-4-5-3-5-2-5-1-5-3-5-4-5-3-5-2-5-4-5-1-5-2

**Şekil 20.** Client cihazların farklı kombinasyonları.

**Çizelge 3.** Veri toplama çizelgesi.

| Bir Öğrenciden Elde Edilen Veriler |               |                                      |             |
|------------------------------------|---------------|--------------------------------------|-------------|
| Öğrenci sayısı                     | Deneme sayısı | Bir denemede söndürülen cihaz sayısı | Veri sayısı |
| 1                                  | 20            | 25                                   | 500         |
| Toplam Veri                        |               |                                      |             |
| Öğrenci sayısı                     | Deneme sayısı | Toplam söndürülen cihaz sayısı       | Veri sayısı |
| 18 Öğrenci                         | 360           | 9000                                 | 9000        |

Aşağıda sistemin arayüzünde oluşturulmuş ve cihazların farklı yanma kombinasyonlarına ait bölüm gösterilmiştir (Şekil 20). Her sporcu için veya aynı sporcunun farklı denemeleri için farklı bir kombinasyon seçilerek sporcuların yanacak olan cihazları ezberlemelerinin önüne geçilebilmektedir.

Veri toplama işlemi için tasarlanan cihaz 11-12 yaş aralığında öğrenciler üzerinde uygulanmıştır. 18 tane öğrenciye uygulanan cihaz yardımıyla doğru veri elde etmek amacıyla farklı günlerde veya 4 saat aralıklarla olmak üzere aynı günde koşmaları sağlanmıştır. Beden eğitimi öğretmeni ile beraber yapılan çalışmalarda öğrencilerin sırayla koşmaları ve her koşu sonucunda değerlendirilmeleri sağlanmıştır. Belirli saat veya günlerde yapılan koşu çalışmalarında her öğrencinin toplam 20 defa koşmaları sağlanmış ve bunlar deneme numarası olarak kaydedilmiştir. Her deneme sırasında öğrencinin performansı beden eğitimi öğretmeni tarafından da hızlı (H), normal (N) ve yavaş (Y) olarak etiketlenmiştir. Öğrencinin yapmış olduğu her deneme sonrasında; ad-soyad, sporcu numarası, yaş, boy, kilo, cinsiyet, deneme numarası ve iki cihaz arasında koştuğu süre bilgileri ekrana yazdırılmıştır.

Her koşu sırasında öğrencinin 5 cihaz arasında koşarak toplamda 25 cihazı söndürmesi sağlanmıştır. Her öğrenci 20 deneme yapmış ve toplamda Çizelge 3'te belirtildiği üzere 9000 veri elde edilmiştir.

Öğrencilerin yaş ve cinsiyet dağılımı Çizelge 4'te, boy ve kilo dağılımı ise Çizelge 5'te verilmiştir.

**Çizelge 4.** Öğrencilerin yaş ve cinsiyet dağılımı (18 öğrenci).

| Özellik  | Grup  | %    |
|----------|-------|------|
| Cinsiyet | Kız   | 33.3 |
|          | Erkek | 66.6 |
| Yaş      | 11    | 66.6 |
|          | 12    | 33.3 |

**Çizelge 5.** Öğrencilerin boy ve kilo dağılımı (18 öğrenci).

|           | En düşük | Ortalama | En yüksek |
|-----------|----------|----------|-----------|
| Kilo (kg) | 34       | 43       | 55        |
| Boy (cm)  | 137      | 149      | 155       |

### 2.5. Verilerin Analiz Edilmesi

Bilimsel bir çalışma için elde edilen veriler gerekli ön işleme aşamasından sonra verinin tipine uygun bir analiz yöntemi ile analiz edilmelidir. Weka, günümüzde veri madenciliği için kullanılmakta olan önemli bir veri analiz programdır. Weka'da sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik analizi işlemlerini yapabildiği birçok yöntem bulunmaktadır. Veriler yapısına göre bir veya daha çok yöntem ile analiz edilerek en yüksek başarı oranı elde edilebilmektedir.

### 3. Bulgular ve Tartışma

Bu çalışmada, tasarlanan cihaz yardımıyla 360 deneme sonucunda toplam 9000 veri elde edilmiştir. Bu veriler, her öğrenciye ait; yaş, boy, kilo, cinsiyet, deneme numarası ve tarih bilgisi ile birlikte kayıt altına alınmıştır. Daha sonra

performans belirlemede gerekli olan verilerin neler olduğu belirlenmiş ve veri ön işleme yapılmıştır. Tarih ve deneme numarası analiz edilmeyeceği için veri setinden çıkarılmıştır. Yaş verisi ise öğrenciler aynı yaş aralığında olduğu için değerlendirme dışı bırakılmıştır. Son olarak her öğrenci için boy, kilo, cinsiyet ve 25 adet denemeye ait veriler sütun haline dönüştürülmüştür. Bu veriler daha sonra, Weka programı ile 32 adet sınıflandırma yöntemi kullanılarak analiz edilmiş ve benzer başarı oranları veren yöntemler çıkarıldıktan sonra elde edilen sonuçlar Çizelge 6'da sunulmuştur.

Çizelge 6'da görüldü gibi yapılan analizlerde en iyi sonuç Functions Classifier'a ait olan MultilayerPerceptron sınıflandırma yöntemi ile elde edilmiştir. Bu yöntem ile yapılan sınıflandırmada %95.8333'lük başarı oranı elde edilmiştir (Çizelge 7).

Çalışmamızda denetimli makine öğrenmesi olarak bilinen, verilerin etiketlenerek sınıflandırılması yöntemi kullanılmıştır. MultilayerPerceptron sınıflandırma algoritması

kullanılarak yapılan sınıflandırmaya ait Confusion Matrix (Karışıklık Matrisi) değerleri Çizelge 8'de verilmiştir. Bu tabloda, H (hızlı), N (normal) ve Y (yavaş) etiketi verilen verilerin doğru ve yanlış olarak sınıflandırılma sayıları ve başarı oranları verilmiştir. Bu durumda; birinci sınıf olan H sınıfına ait olması gereken 113 veriden 110 tanesi H sınıfına, 3 tanesi N sınıfına ait olarak tahmin edilmiştir. İkinci sınıf olan N sınıfına ait olması gereken 132 veriden 125 tanesi N sınıfına, bir tanesi H sınıfına ve 6 tanesi de Y sınıfına ait olarak tahmin edilmiştir. Üçüncü sınıf olan Y sınıfına ait olması gereken 115 adet veriden 110 tanesi Y sınıfına, 5 tanesi N sınıfına ait olarak tahmin edilmiştir.

Elde edilen bulgular tasarlanan cihazın sporcuların hız, çeviklik, dikkat gibi performans belirleyici özelliklerini ölçebildiğini ve farklı performansla sahip sporcuları ayırt edebildiğini göstermektedir. Çalışmalar sırasında elde edilen sayısal verilerin, sporcuların yaş, boy, kilo ve cinsiyetleri ile orantılı olduğu ve bu özelliklerden etkilendiği görülmek-

**Çizelge 6.** Veri analiz sonuçları.

| S.N. | Sınıflandırma Tipi          | Doğruluk (Accuracy) | Hassasiyet (Precision) | Duyarlılık (Recall) | F-Ölçüsü (F-Measure) |
|------|-----------------------------|---------------------|------------------------|---------------------|----------------------|
| 1    | <b>MultilayerPerceptron</b> | 95.8333             | 0,959                  | 0,958               | 0,958                |
| 2    | <b>LMT</b>                  | 93.6111             | 0,938                  | 0,936               | 0,937                |
| 3    | <b>RandomForest</b>         | 91.6667             | 0,921                  | 0,917               | 0,917                |
| 4    | <b>NaiveBayes</b>           | 90.8333             | 0,925                  | 0,908               | 0,909                |
| 5    | <b>BayesNet</b>             | 88.6111             | 0,902                  | 0,886               | 0,887                |
| 6    | <b>IBk</b>                  | 86.3889             | 0,877                  | 0,864               | 0,865                |
| 7    | <b>RandomSubSpace</b>       | 85.8333             | 0,863                  | 0,858               | 0,859                |
| 8    | <b>J48</b>                  | 82.7778             | 0,828                  | 0,828               | 0,828                |
| 9    | <b>KStar</b>                | 81.3889             | 0,840                  | 0,814               | 0,814                |
| 10   | <b>DecisionTable</b>        | 80                  | 0,811                  | 0,800               | 0,801                |
| 11   | <b>FilteredClassifier</b>   | 79.4444             | 0,794                  | 0,794               | 0,794                |
| 12   | <b>RandomTree</b>           | 76.6667             | 0,768                  | 0,767               | 0,767                |
| 13   | <b>REPTree</b>              | 75.5556             | 0,765                  | 0,756               | 0,758                |
| 14   | <b>LWL</b>                  | 73.6111             | 0,762                  | 0,736               | 0,741                |
| 15   | <b>OneR</b>                 | 68.3333             | 0,695                  | 0,683               | 0,683                |

**Çizelge 7.** En başarılı sınıflandırma algoritması ve değerleri.

| Sınıflandırma Tipi          | Doğruluk (Accuracy) | Hassasiyet (Precision) | Duyarlılık (Recall) | F-Ölçüsü (F-Measure) |
|-----------------------------|---------------------|------------------------|---------------------|----------------------|
| <b>MultilayerPerceptron</b> | 95.8333             | 0,959                  | 0,958               | 0,958                |

**Çizelge 8.** Confusion matrix (karışıklık matrisi).

|                         |   | Gerçek Etiket |        |        | Toplam Tahmin |
|-------------------------|---|---------------|--------|--------|---------------|
|                         |   | H             | N      | Y      |               |
| Tahmin Edilen Etiket    | H | 110           | 3      | 0      | 113           |
|                         |   | %30,56        | %0,83  | %0,00  | %31,39        |
|                         | N | 1             | 125    | 6      | 132           |
|                         |   | %0,28         | %34,72 | %1,67  | %36,67        |
|                         | Y | 0             | 5      | 110    | 115           |
|                         |   | %0            | %1,39  | %30,56 | %31,94        |
| Toplam Gerçek<br>30,83% |   | 111           | 133    | 116    | 360           |
|                         |   | %36,94        | %32,22 | %100   |               |

tedir. Cihazın sporculara uygulanması sırasında, anlık performans değerlendirici olarak görüş bildiren uzman kişi ile cihaz tarafında elde edilen sayısal veriler arasında tutarlılık olduğu görülmüştür. Yapay zeka tabanlı algoritmalar ile yapılan değerlendirmeler sonucunda makine öğrenmesinin veri sayısı arttıkça daha doğru tahminlerde bulunduğu görülmüştür. Elde edilecek veri türüne bağlı olmakla birlikte bu çalışmada en iyi doğru tahmin 9000 veri ile sağlanmıştır. Elde edilen verilerin öğrenilebilir olması da cihazın verileri doğru bir şekilde elde ettiğini ve dolayısıyla yöntemin verimliliği hakkında bize bilgi vermektedir.

Yapay zeka tabanlı oluşturulan modelin güvenilirliğini etkileyen etmenlerden biri de öğrenci performanslarının model oluşturma sırasında değişkenlik gösterme durumudur. Başka bir deyişle model oluşturma sürecinde sporcuların performanslarının artarak veya azalarak modelin belirleyicilik özelliğinin azalmasıdır. Bu konuda yapılan bir çalışmada emniyet teşkilatında görevli polis memurlarına özel antrenmanlar uygulanmış ve 8 hafta sonucunda fiziksel gelişim, yön değiştirme ve çeviklik özelliklerinde anlamlı değişiklikler olduğu tespit edilmiştir (Esmer 2020). Diğer bir çalışmada da sporcuların dayanıklılık, güç, hız, çeviklik ve esneklik gibi motor yeteneklerinin, spesifik antrenman ve çalışmalarla geliştirilebildiği sonucuna varılmıştır (Kızılet vd. 2010).

Çalışmamızda kullanılan yöntem ve elde edilen modelin, çevikliğin bahsedilen değişimlerinden etkilenip etkilenmediği konusunda öğrencilerin yapmış olduğu deneme sayılarındaki performans değişimleri incelenmiştir (Şekil 21). 4 öğrenciye ait performans değişim grafiklerinde görüldüğü üzere öğrencilerin performans gelişimlerinde anlamlı bir değişim görülmemiştir. Bunun sebebi çalışmaların 4 hafta gibi kısa bir sürede tamamlanması olabilir. Bununla birlikte

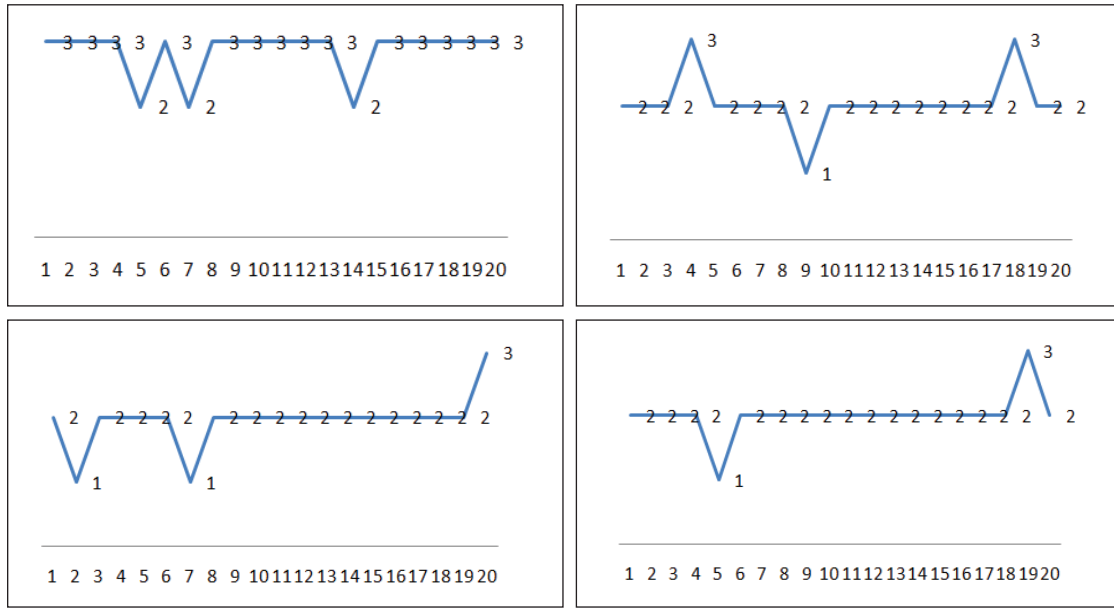
daha uzun süreçlerde öğrencilerin daha iyi seviyelere gelmesi mümkündür. Ayrıca öğrencinin kişisel, duygusal ve bazı özel durumlara göre performans seviyelerinde bazı geçici değişikliklerin olması da normal karşılanabilir bir durumdur.

Öğrencilerin göstermiş olduğu yavaş, normal ve hızlı gibi performans seviyeleri sırasıyla 1, 2, 3 olarak kodlanmıştır. Her öğrenci için yapılan 20 adet deneme sonucunda bazı öğrencilerin iki, bazı öğrencilerin de üç denemede farklı performans gösterdikleri görülmektedir. Öğrencilerin antrenman durumları, sosyal ve fiziksel imkanları göz önünde bulundurulduğunda bu performans değişimlerinin normal karşılanması gerektiği düşünülmektedir.

Çalışmamızın bu bölümünde literatürde sporcuların performansını ölçmek için yapılan çalışmalar ve bizim çalışmamızın bunlardan farkları ele alınacaktır.

Sporcuların performanslarını ölçmek amacıyla MyJump (Driller vd. 2017, Yingling vd. 2018), MyJump 2 (Haynes vd. 2019), COD Timer (Balsalobre-Fernandez vd. 2019), Lap Tracker Auto-timer (Escobar Alvarez vd. 2020), Fitness Meter (Kuvancı vd. 2021) gibi telefon uygulamaları kullanılarak birçok çalışma yapılmıştır. Söz konusu uygulamalar belirli özellikleri ölçme konusunda faydalı olsa da ölçülebilecek özellikler, telefonun ve yazılımın teknik özellikleri ile sınırlı kalmaktadır. Çalışmamız, kullanılan özgün yazılım, cihaz tasarımı, maliyet ve analiz yöntemi yönünden bu çalışmalardan farklılık göstermektedir.

Performans belirlemek için yapılan bazı çalışmalarda, piyasada hazır olarak satılmakta olan Thalmic-IMU sensör ve Shimmer gibi bazı giyilebilir cihazlar kullanılmıştır (Erdaş 2017, Taşar 2021). İlgili çalışmada sadece bireylerin oturma, yürüme, merdiven çıkma, zıplama gibi belirli özelliklerini



**Şekil 21.** Öğrencilerin test esnasındaki performans seviyeleri (4 öğrenci için).

ölçmeleri ve sadece giyilebilir cihazlar olmaları çalışmamızdan farklılık göstermektedir. Ayrıca veri iletimi için kısa menzilli kablosuz iletişim yöntemi olan bluetooth teknolojinin kullanılmış olması ve maliyetli cihazlar olmaları yönünden de çalışmamızdan ayrılmaktadır.

Sporcuların performanslarını ölçmek için başvurulan başka bir yol da piyasada hazır paket olarak satılan bazı taşınabilir performans ölçme cihazlardır. Bunlardan en çok kullanılanlar Fitspeed (Yıldız ve Fidan 2019, Özpınar 2022, Ocak 2023), Light Trainer (Mor vd. 2022) ve Blazepod (Kartal ve Gökmen 2023) gibi reaksiyon veya çeviklik ölçen cihazlardır. Bu cihazlardan farklı olarak bizim çalışmamızda kullandığımız cihaz ile toplam koşu süresinin yanında modüller arasında koşulan sürelerde ayrı ayrı hesaplanmakta ve sporcu için daha faydalı veriler elde edilmektedir. Söz konusu cihazlar, sadece veri ölçme amacıyla tasarlanmış olup analiz özellikleri bulunmamaktadır.

Çeviklik, hız, planlı yön değiştirme gibi performans değerlerinin ölçülmesi ile ilgili yapılan bazı çalışmalarda da fotoselli kronometre kullanılmıştır (Arı vd. 2020, Doğru vd. 2020). Bu cihazların kablosuz veri iletim, kaydetme ve verileri analiz etme özellikleri bulunmamaktadır. Sadece ek cihazlar kullanılarak fotosellerin tetiklenme sayıları kaydedilebilmektedir (Kamuk 2020).

Performans belirlemek için başvurulan diğer bir yol da özel olarak tasarlanan SpeedCourt benzeri, basınç sensörü ve ekrandan oluşan kapalı alanların kullanılmasıdır. (Tortu vd. 2022). SpeedCourt benzeri özel tasarlanmış alanlar, perfor-

mans ölçmek için etkili bir yöntem olsa da, sadece belirli bir alanda kullanılması ve test sırasında sporcunun sürekli olarak ekrana bakmak zorunda kalması bu sistemin en önemli dezavantajlarındandır. SpeedCourt kullanılarak yapılan ilgili çalışmada analiz yöntemi olarak yapay zeka yöntemleri yerine pearsonkorelasyon analizi kullanılmıştır.

#### 4. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada tasarlanan cihaz sayesinde, öncelikle sporcuların performanslarının değerlendirilmesinde önemli bir yer tutan reaktif çeviklik, planlı yön değiştirme, hız, dikkat ve reaksiyon benzeri özelliklerin ölçülmesi amaçlanmıştır. Ölçüm sonucunda elde edilen bu veriler bir veri tabanına kaydedilmiş ve amaca uygun makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak verilerin analiz edilmeleri sağlanmıştır. Yapılan analizler sonucunda, bilimsel veriler üzerinden sporcuların yapmış olduğu performansa bakılarak, performans gelişim seviyelerinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Yapay zeka tabanlı makine öğrenmesi yöntemleri yardımıyla bir performans sınıflandırma modelinin oluşturulması ve bu modelin yeni performanslar için bir kriter görevi görmesi sağlanmıştır.

Çalışmamızda tasarlanan cihaz, 11-12 yaş aralığındaki öğrenciler üzerinde uygulanmış ve elde edilen veriler öğrencilerin, boy, kilo ve cinsiyet özellikleri ile birlikte değerlendirilmiştir. Weka programı ile 32 adet yapay zeka tabanlı makine öğrenmesi algoritması kullanılarak yapılan analizlerde başarılı sonuçlar ortaya çıkmıştır. En başarılı sonuç Functions Classifier sınıfına ait olan MultilayerPercept-

ron sınıflandırma yöntemi ile elde edilmiştir. Bu algoritma %95.8333'lük öğrenme oranı ile modelin kullanılabilir olduğunu göstermiştir. Bu sonuçlar, tasarlanan cihaz yardımıyla sporculardan sağlıklı veriler toplandığını ve bu verilerin uygun analiz yöntemleri kullanılarak sınıflandırılabilirdiğini göstermektedir. Bu yönüyle veriye dayalı bilimsel bir yöntem kullanılarak sporcuların gerçek performanslarının belirlenmesi sağlanmaktadır. Farklı yaş grubu, boy, kilo ve cinsiyete sahip sporcular üzerinde denenerek oluşturulacak olan farklı modeller yardımıyla daha kapsamlı bir performans belirleme aracı olarak kullanılabilmesi de mümkündür.

Yapmış olduğumuz çalışmanın, spor dünyasında özellikle çalıştırıcılar, antrenörler ve teknik direktörler için sporcuların performanslarının belirlenmesi, performans gelişim durumlarının izlenmesi, sporcu seçimi, kişisel veya takım çalışma programlarının düzenlenmesi gibi konularda önemli kolaylıklar sağlayacağı düşünülmektedir. Oluşturulacak ve kayıt altına alınacak modeller yardımıyla sporcu performansının hangi seviyede olduğu ve gelişim durumlarının bilimsel bir yol ile takip edilmesi sağlanmaktadır. Düzenli olarak yapılacak bu takipler sonucunda sporcu seviyesine uygun antrenman programlarının yapılması ve daha kısa sürelerde daha iyi sonuçların alınması hedeflenmektedir.

Çalışmamızda tasarlanan cihazı ve yapay zeka tabanlı modelleri, koşu sporlarının yanında farklı spor veya amaçlar için kullanabilmek de mümkündür. Oluşturulan yönetimsel modeller çeviklik, dikkat, hız, zıplama, tekrarlı hareket ve kondisyon ölçümü gerektiren bütün spor dallarında kullanılabilir özelliklere sahiptir. Örneğin; boksörlerin performansını ölçmek amacıyla yumruk atma hızı ve yumruklardan kaçış hızları ölçülerek reflekslerinin geliştirilmesi sağlanabilir. Tenis sporları için toplara vurma ve manevra yapma hızları ölçülerek, sporcuların kendi performanslarını ölçmeleri ve yönetmeleri sağlanabilir. Barfiks gibi tekrarlı egzersizlerde hareketin tekrarlanma süreleri ölçülebilir. Basketbol ve voleybol gibi sporlarda, sporcuların zıplama mesafesi, manevra ve refleks gibi kabiliyetleri ölçerek kendi kendilerine uygulayabilecekleri bir antrenman yöntemi oluşturulabilir.

Geliştirilecek olan yapay zeka tabanlı modeller, öğrencileri spor müsabakalarına hazırlamak veya seçmek, okullarda beden eğitim dersini daha verimli ve eğlenceli hale getirmek, farklı spor etkinliklerinde öğrencilerin performanslarını belirlenmek ve geliştirilmek için kullanılabilir. Okul öncesi, anaokulu ve kreşlerde de hem etkin bir oyun ve öğrenme materyali hem de psiko-motor becerilerinin geliştirilmesi amacıyla kullanılabilir. Yapay zeka tabanlı modellerle öğrencilerin bazı fiziksel ve bilişsel özelliklerinin ölçülmesi

ve geliştirilmesi sağlanabilir. Ayrıca Aerobik ve Anaerobik performansın ölçülmesi konusunda da, yapay zeka tabanlı olarak yapılacak analizlerle sporcuların hangi performans becerisine daha yatkın olduğu belirlenebilir ve sporcu ilgili alanlara yönlendirilebilir.

Tasarlanan cihazın diğer bir kullanım alanı da sağlık sektöründe bedensel egzersizler için kullanılabilir olmasıdır. Rehabilitasyon merkezleri ve hastanelerin fizik tedavi ve ortopedi gibi bölümlerinde, boyun, bel, kol, bacak ve el ile ilgili egzersizleri daha eğlenceli ve istekli hale getirmek amacıyla kullanılabilir. Egzersizleri oyuna dönüştürmek önemli bir motivasyon kaynağı olduğundan dolayı, özellikle çocuk hastalar için etkili bir tedavi aracı olarak kullanılabilir. Cihaz işitme engelli bireyler için de hem bir fizik tedavi aracı olarak hem de eğitim materyali olarak kullanılabilir.

Çalışmamız ile ilgili öneri ve kısıtlara baktığımızda ise; cihaz, üzerinde yapılacak olan düzenlemeler ve geliştirmeler sayesinde daha geniş kullanılabilirlik alanlarına ulaşılabilir. Yazılımsal ve donanımsal iyileştirmeler ile cihazın farklı spor aktivitelerinde veri elde etme yöntemi olarak kullanılması sağlanabilir. Örneğin; yazılımsal düzenlemeler yapılarak kontrol arayüzüne eklenecek olan koşu modu, çeviklik modu, tekrarlı aktivite modu, dikkat modu, reaksiyon modu gibi farklı modlar eklenebilir. Hatta spor modu, eğitim modu, egzersiz modu gibi daha geniş kapsamlı seçeneklere ve bu seçeneklere ait alt dallara sahip modlar oluşturulabilir. Çalışmamızda kullanılan cihazda yapılacak bazı donanımsal değişikliklerle daha etkin kullanılması sağlanabilir. Örneğin; çalışmamızda kullanım amacına uygun olarak, server cihazlarda kablosuz veri iletişimi için NRF24L01 modülünün antenli modeli, client cihazlarda ise antensiz modeli kullanılmıştır. Bu modeller kullanılarak okul bahçesinde yapılan ölçümler için, yeterli kablosuz veri toplama mesafesi sağlanmıştır. Cihaz bu tip mekanlar için yeterli olsa da futbol sahaları gibi geniş mekanlarda kullanılmak istendiğinde bütün cihazların antenli modelleri tercih edilerek uzun mesafelerden de sağlıklı veri toplama çalışmaları yapılabilir.

Kullanılan client cihazlar dikdörtgen şeklinde olup kutu ve kapak tasarımından dolayı ledler sadece tek yönden görünmektedir. Çalışmamızda cihazlar ortadaki cihaza doğru baktığı ve her client cihaz arasında 5 metre mesafe olduğu için görüş sorunu yaşanmamıştır. Ancak farklı çalışmalarda bu durum ledlerin görünmesini olumsuz yönde etkileyebileceği için, cihazların hem üst hem de 4 tarafına ledler takılarak daha iyi görünmesi sağlanabilir. Ayrıca cihazların kutu tasarımları yuvarlak olarak ve kapak kısımları da bombi şeklinde tasarlanarak uzun mesafelerden de daha net görün-



mesi sağlanabilir. Yine yanan ledlerin, özellikle uzun mesafelerde daha iyi görünmesi için daha parlak lek ışıklar ve güçlü piller tercih edilebilir.

**Yazar katkısı:** Yasin Zencir: Çalışmayı planlamış, çalışmanın yöntemini belirlemiş, çalışma hakkında verileri toplamış, verileri analiz etmiş ve makaleyi yazmıştır. Emrah Aydemir: Veri önışleme yapmış, çalışmanın yöntemini belirlemiş ve danışman olarak son okumayı yapmıştır.

**Etik kurul onayı:** Bu çalışma için etik kurul izni Sakarya Üniversitesi Sosyal ve Beşeri Bilimler Etik Kurulu'nun 14.11.2024 tarihli ve E-61923333-050.99-420769 numaralı kararı ile alınmıştır.

## 5. Kaynaklar

- Abdelrahim, SOO., Hassan, MZM., Salih, AMS., Abdelrahim, AAM., Abdelgadir Mohamed, M. 2022.** RF performance evaluation of the nRF24L01+ based wireless water quality monitoring sensor node: Khartoum city propagation scenario. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 9(1):13. Doi: 10.1186/s43067-022-00052-3
- Adetya, FB., Hidayat, S., Al Fansyuri, B. 2021.** nRF24L01 distance and error link when operated on orange plant garden. In *Journal of Physics: Conference Series* IOP Publishing. s.1, Indonesia.
- Arı, E., İnce, A., Çakmak, E. 2020.** Genç kadın futbol oyuncularında çeviklik, sürat ve reaksiyon sürati parametreleri arasındaki ilişkilerin incelenmesi. *Spor ve Performans Araştırmaları Dergisi*, 11(1):12-23. Doi: 10.17155/omuspd.604875
- Armstrong, R., Greig, M. 2018.** The Functional Movement Screen and modified Star Excursion Balance Test as predictors of T-test agility performance in university rugby union and netball players. *Physical Therapy in Sport*, 31:15-21. Doi: 10.1016/j.ptsp.2018.01.003
- Atalay, M., Çelik, E. 2017.** Büyük veri analizinde yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları-artificial intelligence and machine learning applications in big data analysis. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 9(22), 155-172. Doi: 10.20875/makusobed.309727
- Balsalobre-Fernandez, C., Bishop, C., Beltrán-Garrido, JV., Cecilia-Gallego, P., Cuenca-Amigó, A., Romero-Rodríguez, D., Madruga-Parera, M. 2019.** The validity and reliability of a novel app for the measurement of change of direction performance. *Journal of sports Sciences*, 37(21):420-2424. Doi: 10.1080/02640414.2019.1640029
- Born, DP., Zinner, C., Düking, P., Sperlich, B. 2016.** Multi-directional sprint training improves change-of-direction speed and reactive agility in young highly trained soccer players, *Journal of Sports Science and Medicine*, 15(2):314.
- Chelladurai, P. 1976.** Manifestations of agility. *Journal of the Canadian Association of Health, Physical Education and Recreation*, 42(3):36-41. Doi: 10.1080/00221473.1971.10617197
- Coswig, V., Silva, ADACE., Barbalho, M., De Faria, FR., Nogueira, CD., Borges, M., Gorla, JI. 2019.** Assessing the validity of the MyJUMP2 app for measuring different jumps in professional cerebral palsy football players: an experimental study. *JMIR mHealth and uHealth*, 7(1): e11099. Doi: 10.2196/11099
- Doğru, Z., Balçık, D., Yiğit, B., Aydın, Y. 2020.** Farklı çeviklik testleri arasındaki ilişkinin incelenmesi. *Journal of Global Sport and Education Research*, 3(2):1-14.
- Donuk, K., Hanbay, D. 2021.** Sınıflandırma algoritmalarına dayalı VGG-11 ile yüzde duygu tanıma. *Computer Science, Special*:359-365. Doi: 10.53070/bbd.990613
- Driller, M., Tavares, F., McMaster, D., O'Donnell, S. 2017.** Assessing a smartphone application to measure counter-movement jumps in recreational athletes. *International Journal of Sports Science and Coaching*, 12(5):661-664. Doi: 10.1177/1747954117727846
- Dündar, ÖM., Aydın, A., 2021.** Sporcuların Kalp Atım Hızının ESP-NOW Kullanılarak Kablosuz İletimi. *Konya Journal of Engineering Sciences*, 9(3):633-646. Doi: 10.36306/konjes.879392
- Erdaş, ÇB. 2017.** Taşınabilir Sensörlerden Aktivite ve kişi tanıma. Yüksek lisans tezi, Başkent Üniversitesi, 72s.
- Escobar Alvarez, J. A., Carrasco Zahinos, R., Olivares Sánchez-Toledo, PR., Feu Molina, S., Ramírez Vélez, R., Pérez Sousa, MA. 2020.** The validity and reliability of a novel mobile app to measure agility performance in the physically active youth population. *European Journal of Human Movement*, 45. Doi: 10.21134/eurjhm.2020.45.9
- Esmer, O. 2020.** Farklı branşlardaki kadın sporcular ile yapılan özel antrenmanların çabukluk ve çeviklik üzerine etkisi. *International Journal of Social Humanities Sciences Research*, 7(53):1068-1072. Doi: 10.26450/jshsr.1861
- Farrow, D., Young, W., Bruce, L. 2005.** The development of a test of reactive agility for netball: A new methodology. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 8(1):52-60. Doi: 10.1016/S1440-2440(05)80024-6
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, JH., Friedman, JH. 2009.** The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction (Vol. 2, pp. 1-758). New York: springer. Doi: 10.1111/j.1751-5823.2009.00095\_18.x

- Haynes, T., Bishop, C., Antrobus, M., Brazier, J. 2019.** The validity and reliability of the My Jump 2 app for measuring the reactive strength index and drop jump performance. *The Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*, 1-16. Doi: 10.23736/S0022-4707.18.08195-1
- Jordan, MI., Mitchell, TM. 2015.** Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245):255-260. Doi: 10.1126/science.aaa8415.
- Kamuk, YU. 2020.** Reliability and validity of a novel agility measurement device for badminton players. *African Educational Research Journal*, **8(1)**:54-61. Doi: 10.30918/AERJ.8S1.20.008
- Kartal, A., Gökmen, K. 2023.** Futbol tenisi oyununun çeviklik, reaksiyon ve şut isabetine etkisi. *Kilis 7 Aralık Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, **7(2)**:241-249.
- Keskenler, MF., Keskenler, EF. 2017.** Geçmişten günümüze yapay sinir ağları ve tarihçesi. *Takvim-i Vekayi*, **5(2)**:8-18.
- Kızılet, A., Atilan, O., Erdemir, I. 2010.** 12-14 yaş grubu basketbol oyuncularının çabukluk ve sıçrama yetilerine farklı kuvvet antrenmanlarının etkisi. *Journal of Physical Education and Sport Sciences*, **12**.
- Kirby, R. 1971.** A simple test of agility. *Coach and athlete*, **25(6)**:30-31. Doi: 10.1007/978-981-19-8159-3\_6
- Kuhn, M., Johnson, K. 2013.** Applied predictive modeling (Vol. 26, p. 13). New York: Springer. Doi: 10.1111/biom.12855
- Kuvancı, G., Bozdoğan, T., Kızılet, A. 2021.** 18-22 yaş genç sporcularda mobil uygulamalarda bulunan dikey sıçrama, çeviklik ve kas dayanıklılık ölçümünün geçerliliğinin incelenmesi. *Spor Eğitim Dergisi*, **5(3)**:178-186.
- Lantz, B. 2019.** Machine learning with R: expert techniques for predictive modeling. Packt publishing ltd. Doi: 10.1080/10686967.2019.1648086
- MEB. 2013.** Milli eğitim bakanlığı çocuk gelişim ve eğitimi psiko-motor gelişim. [http://ismek.ist/files/ismekOrg/file/2014\\_hbo\\_program\\_modulleri/Psiko\\_MotorGelisim.pdf](http://ismek.ist/files/ismekOrg/file/2014_hbo_program_modulleri/Psiko_MotorGelisim.pdf). Erişim: 02.02.2024
- Mor, A., Karakaş, F., Mor, H., Yurtseven, R., Yılmaz, AK., Acar, K. 2022.** Genç futbolcularda direnç bandı egzersizlerinin bazı performans parametrelerine etkisi. *Sportmetre Beden Eğitimi Ve Spor Bilimleri Dergisi*, **20(3)**:128-142. Doi: 10.33689/sportmetre.1095371
- Mucherino, A., Papajorgji, PJ., Pardalos, PM. 2009.** K-nearest neighbor classification. *Data Mining in Agriculture*, **83**:106. Doi: 10.1007/978-0-387-88615-2\_4
- Nabiye, VV. 2012.** Yapay zeka: insan-bilgisayar etkileşimi. Seçkin Yayıncılık, Türkiye, 776 s.
- Navega, D., Coelho, C., Vicente, R., Ferreira, MT., Wasterlain, S., Cunha, E. 2015.** AncestTrees: ancestry estimation with randomized decision trees. *International journal of legal medicine*, **129**:1145-1153. Doi: 10.1007/s00414-014-1050-9
- Ocak, Y. 2023.** Futbolcularda reaktif çeviklik ve hızlı yön değiştirme becerilerinin karşılaştırılması. *Kilis 7 Aralık Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, **7(2)**:230-240.
- Oliver, JL., Meyers, RW. 2009.** Reliability and generality of measures of acceleration, planned agility, and reactive agility. *International journal of sports physiology and performance*, **4(3)**:345-354. Doi: 10.1123/ijsp.4.3.345
- Orhan, R., Ayan, S. 2018.** Psiko-motor ve gelişim kuramları açısından spor pedagojisi. *Kırıkkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, **8(2)**:523-540.
- Özpunar, R. 2022.** Bireysel, takım ve raket sporlarında reaktif çeviklik ve planlı yön değiştirme becerilerinin karşılaştırılması. Yüksek lisans tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, 56s.
- Rahmat, H., Cahyadi, A. 2021.** Design of automatic pull-up and chin-up machine as automatic tools to count pull-up and chin-up repetition test. *Linguistica Antverpiensia*, **3(3)**:861-867.
- Rasouliyan, L., Miller, DP. 2006.** The logic and logistics of logistic regression. *Western users of SAS software*, 1-14.
- Serpell, BG., Young, WB., Ford, M. 2011.** Are the perceptual and decision-making components of agility trainable? A preliminary investigation. *The journal of strength and conditioning research*, **25(5)**:1240-1248. Doi: 10.1519/JSC.0b013e3181d682e6
- Smola, AJ., Schölkopf, B. 2004.** A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, **14**, 199-222.
- Tandara, M. 2020.** NRF24 modul za komunikaciju između mikroupravljača. Doctoral dissertation, Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, 28 pp.
- Taşar, B. 2021.** Giyilebilir Minyatür Atalet ve Manyetik Sensörler (MIMU) Vastasıyla Alt Ekstremitte Aktivitelerinin Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Sınıflandırılması. *Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, **26(3)**:123-134. Doi: 10.53433/yyufbed.931553
- Tortu, E., Aknoğlu, B., Hasanoğlu, A., Kocahan, T. 2022.** Kadın ve Erkek Sporcularda Anaerobik Performans ve Reaktif Çeviklik Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Kesitsel Bir Çalışma. *Türkiye Klinikleri Journal of Sports Sciences*, **14(1)**. Doi: 10.5336/sportsci.2021-85051
- Turgut, A., Çoban, G.Ö., ve Gelen, E. 2018.** Dikey sıçrama performansının belirlenmesinde akıllı telefon uygulaması kullanılabilir mi?. *International Journal of Sport Exercise and Training Sciences-IJSETS*, **4(2)**: 79-83.
- TDK 2024.** Çevik. <https://sozluk.gov.tr> (Erişim tarihi: 15 Nisan 2024).

- User, MA. 2016.** Çeviklik ölçüm sisteminin tasarımı ve gerçekleştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi. Afyon Kocatepe Üniversitesi, 53s.
- Wenzel, H., Smit, D., Sardesai, S. 2019.** A literature review on machine learning in supply chain management. In Artificial Intelligence and Digital Transformation in Supply Chain Management: Innovative Approaches for Supply Chains. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL), Vol. 27 (pp. 413-441). Berlin: epubli GmbH. Doi: 10.15480/882.2478
- Yıldız, M., Fidan, U. 2019.** Fitespeed Çok fonksiyonlu sportif performans ölçüm ve antrenman sisteminin geçerliği. Spor Bilimleri Dergisi, 29(4):187-195. Doi: 10.17644/sbd.522607
- Yingling, VR., Castro, DA., Duong, JT., Malpartida, FJ., Usher, JR., Jenny, O. 2018.** The reliability of vertical jump tests between the Vertec and My Jump phone application. PeerJ, 6:e4669. Doi: 10.7717/peerj.466
- Zemkova, E. 2016.** Differential contribution of reaction time and movement velocity to the agility performance reflects sport-specific demands. Human movement, 17(2):94-101. Doi: 10.1515/humo-2016-0013