



**T.C. İSTANBUL T CARET
 NİVERSİTESİ**

FEN B LİMLERİ ENSTİT S 

G Y LEB LİR TEKNOLOJ  İLE İSTEMSİZ HAREKETİN TESPİTİ

Yasin K SEO LU

**Danışman
Dr.   r.  yesi Ali BOYACI**

**Y KSEK LİSANS TEZİ
B LGİSAYAR M HENDİSLİ İ ANAB LİM DALI
İSTANBUL- 2022**

KABUL VE ONAY SAYFASI

Yasin KÖSEOĞLU tarafından hazırlanan "**Giyilebilir Teknoloji ile İstemsiz Hareketin Tespiti**" adlı tez çalışması 27/06/2022 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri önünde başarı ile savunularak, İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Ali BOYACI
İstanbul Ticaret Üniversitesi

Jüri Üyesi

Dr. Öğr. Üyesi Metin TURAN
İstanbul Ticaret Üniversitesi

Jüri Üyesi

Doç. Dr. Muhammed Ali AYDIN
İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa

Onay Tarihi: 08.07.2022

İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsünün 08.07.2022 tarih ve 2022/351 numaralı Yönetim Kurulu Kararının 2. maddesi gereğince, ders yüklerini ve tez yükümlülüğünü yerine getirdiği belirlenen "Yasin KÖSEOĞLU" adlı öğrencinin mezun olmasına oy birliği ile karar verilmiştir.

Prof. Dr. Necip ŞİMŞEK
Enstitü Müdürü

AKADEMİK VE ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversitede veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

08.07.2022

Yasin KÖSEOĞLU

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER.....	i
ÖZET	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR.....	iv
ŞEKİLLER.....	v
ÇİZELGELER.....	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR ÖZETİ.....	5
3. UYGULAMA.....	10
3.1. Giyilebilir Teknolojiler	10
3.1.1. İstemsiz davranış.....	10
3.1.2. Sakal trikotillomani hastalığı.....	11
3.1.3. Bireyselleştirilmiş tıp uygulamaları.....	12
3.2. Programlar.....	13
3.2.1. Sistem yazılımı.....	13
3.2.1.1. Python	13
3.2.1.2. Arduino.....	15
3.2.2. Kullanılan kütüphaneler	16
3.2.2.1. OpenCV	16
3.2.2.2. Mediapipe.....	17
3.2.2.3. Pytesseract	18
3.2.2.4. Asyncio.....	19
3.2.2.5. Tensorflow	22
3.2.3. Kullanılan derin öğrenme mimarileri.....	23
3.2.3.1. LSTM	25
3.2.3.2. CNN	27
3.2.3.2.1. CNN'in mimari yapısı.....	28
3.2.3.3. Doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık (recall) /f1 score	28
3.3. Giyilebilir Teknoloji ile İstemsiz Davranış Tespiti Uygulaması	31
3.3.1. Uygulama açıklaması	31
3.3.1.1. Video kaydını işleyerek veri kümesi oluşturma ve ekleme	32
3.3.1.2. Veri kümesine uygun model oluşturma	36
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	40
5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	42
KAYNAKLAR	44
ÖZGEÇMİŞ.....	50

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

GIYİLEBİLİR TEKNOLOJİ İLE İSTEMSİZ HAREKETİN TESPİTİ

Yasin KÖSEOĞLU

İstanbul Ticaret Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ali BOYACI

2022, 50 sayfa

Günümüzde giyilebilir ivme ölçerler fiziksel aktivite ölçümünü ve akıllı saatlerin popülaritesini büyük oranda artırmıştır. Bu çalışmada bir akıllı saatin saç yolma takıntısına (Trikotillomani) karşı bir uyarıcı olarak kullanılması amaçlanmıştır. Belli olmayan aralıklarla elini sakalına götürüp sakal yolma hareketini yapan bir kullanıcı üzerinde 4 saat boyunca yapılan çalışmada veriler toplanıp makine öğrenmesi mimarileri uygulanmıştır. Programlanabilir saat olarak bir WatchX saat kullanımı tercih edilmiştir. Bu akıllı saat, kullanıcı sakal yolma hareketini yaptığında, sesli uyarı verecek şekilde eğitilmiştir. Buna istinaden psikolojik bir bozukluk olan Trikotillomani takıntısının sesli uyarıcı ile pozitif cezalandırma yöntemine başvurularak engellenmesi amaçlanmıştır. En uygun modeli bulmak için CNN ve LSTM mimarileri karşılaştırılmıştır ve LSTM'in CNN'den daha iyi doğruluğa sahip olduğu görülmüştür. Ancak hız performansı açısından CNN daha iyi sonuçlar vermiştir. Tüm karşılaştırmalar sonucunda LSTM modeli %91 doğruluk oranı ile en uygun model olarak gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akıllı saat, bluetooth, CNN, giyilebilir teknoloji, ivmeölçer, LSTM, trikotillomani.

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

DETECTION OF INVOLUNTARY MOVEMENT WITH WEARABLE TECHNOLOGY

Yasin KÖSEOĞLU

**İstanbul Commerce University
Graduate School of Applied and Natural Sciences
Department of Computer Engineering**

Advisor: Assist. Prof. Dr. Ali BOYACI

2022, 50 pages

Nowadays, wearable accelerometers have greatly increased the measurement of physical activity and the popularity of smart watches. In this study, it is aimed to use a smart watch as a stimulant against hair pulling obsession (Trichotillomania). Data were collected and machine learning architectures were applied in the study conducted for 4 hours on a user who carried his hand to his beard at indeterminate intervals and made beard plucking. A WatchX watch is preferred as a programmable watch. This smart watch is trained to give an audible warning when the user makes the beard plucking gesture. Based on this, it is aimed to prevent Trichotillomania obsession, which is a psychological disorder, by applying positive punishment with sound stimulus. CNN and LSTM architectures are compared to find the most suitable model and it is seen that LSTM has better accuracy than CNN. However, in terms of speed performance, CNN gave better results. As a result of all comparisons, the LSTM model was observed as the most suitable model with an accuracy rate of 91%.

Keywords: Accelerometer, bluetooth, CNN, LSTM, trichotillomania, smart watch, wearable technology.

TEŞEKKÜR

Bu araştırma için beni yönlendiren, karşılaştığım zorlukları bilgi ve tecrübesi ile aşmamda yardımcı olan değerli Danışman Hocam Dr. Öğr. Üyesi Ali BOYACI 'ya teşekkürlerimi sunarım.

Araştırmanın yürütülmesinde maddi ve manevi yardımlarını gördüğüm tüm Koçtaş Ar-Ge ekibine ve İksap Bilişim Teknoloji Hizmetleri Tic. Ltd. Şti. teşekkür ederim.

YAPKO-1234No'lu Proje ile tezimi maddi olarak destekleyen İstanbul Ticaret Üniversitesi Yayın Araştırma ve Proje Koordinatörlüğü'ne teşekkür ederim.

Tezimin her aşamasında beni yalnız bırakmayan eşime, aileme ve dostlarıma sonsuz sevgi ve saygılarımı sunarım.

Yasin KÖSEOĞLU
İSTANBUL, 2022

ŞEKİLLER

	Sayfa
Şekil 3.1. Gerçek ellerin üstte ve sentetik ellerin altta tespiti	18
Şekil 3.2. Bir sinir hücresinin matematiksel modeli	24
Şekil 3.3. Ortak bir LSTM hücresinin iç tasarımı	26
Şekil 3.4. Bir evrimsel sinir ağının temel mimarisi ve üç boyutlu uzayda işlemleri.....	28
Şekil 3.5. Confusion matrix sınıflandırma tablosu	28
Şekil 3.6. Doğruluk (accuracy)	29
Şekil 3.7. Kesinlik (precision)	29
Şekil 3.8. Duyarlılık (recall)	30
Şekil 3.9. F1 score değeri	30
Şekil 3.10. Model oluşturma adımları.....	31
Şekil 3.11. Model test adımı.....	32
Şekil 3.12. Veri kayıt algoritması	33
Şekil 3.13. Örnek video görüntüsü	34
Şekil 3.14. Video işleme algoritması.....	35
Şekil 3.15. LSTM modeli için doğruluk grafiği.....	37
Şekil 3.16. LSTM modeli için karşılaştırma matrisi.....	37
Şekil 3.17. CNN modeli için doğruluk grafiği	38
Şekil 3.18. CNN modeli için karşılaştırma matrisi	39

ÇİZELGELER

	Sayfa
Çizelge 3.1. Koordinatlardan kesit	35
Çizelge 3.2. LSTM model yapısı	36
Çizelge 3.3. LSTM modeli keskinlik, duyarlılık ve f1-score değerleri	36
Çizelge 3.4. CNN model yapısı	38
Çizelge 3.5. CNN modeli keskinlik, duyarlılık ve f1-score değerleri	38



SİMGELER VE KISALTMALAR

ACC	İvme ölçer, İvme sensörü
CLI	Sensör Okumalarını Görüntüleme sistemi
CNN	Convolutional Neural Network, Evrimsel sinir ağı
Computer Vision	Dijital görüntü/videolara anlam kazandıran sistem
Conv1d ve Conv2D	Bilgisayarlı görüntü çalışma katmanı
DeepConv LSTM	Evrimsel, tekrarlayan ve softmax katmanlı bir DNN'dir
Flattening Layer	Fully Connected Layer'ın girişindeki verileri hazırlar
GPS	Global Positioning System, Uydu tabanlı radyo navigasyon
GYR	jiroskop, rotasyonel değerleri ölçer
IoT	Internet of Things, Nesnelerin İnterneti
LSTM	Long short-term memory, Uzun kısa süreli bellek
MAG	Bir MEMS manyetik alan sensörü
OKB	Obsesif Kompulsif Bozukluk
PH	Parkinson hastalığı
PwC	Pricewaterhouse Coopers, profesyonel hizmet ağı
ReLU	Rectified linear unit, doğrusal olmayan bir fonksiyon
RNN	Recurrent Neural Network, Yinelemeli sinir ağı
Sigmoid	Aktivasyon fonksiyonu
TAM ve TAM2	Technology Acceptance Model, Teknoloji Kabul Modeli
UTAUT	Birleşik Kabul ve Teknoloji Kullanımı Teorisi

1. GİRİŞ

Taşınabilir bilgisayarlar ve mobil cihazlarla birlikte teknolojinin ilerlemesi insan hayatında olumlu yönde değişimler sağlamaktadır. Bununla birlikte, son zamanlarda giyilebilir teknolojilerin kullanımı sağlık bilimleri, akıllı ev uygulaması, savunma sanayi gibi alanlarda artış göstermektedir (Sung, vd., 2016). Bu teknolojilerin ortaya çıkması, insan vücudunda bir aksesuar gibi (örneğin yüzük, bilezik, toka gibi) taşınması ve bünyesinde yer alan geliştirilmiş sensörlerin yardımıyla çok çeşitli görevler yerine getirilmesini sağlamaktadır. Taşınabilir bilgisayarlar ve mobil cihazların üzerindeki sensörlerden toplanan veriler kablosuz ağ, Bluetooth ya da benzer cihazlar yardımıyla veri tabanına veya belirlenen bilgisayar sistemlerine gönderilebilmektedir. Sensörlerdeki teknolojik gelişmeler, bilgisayarlarda kullanılan işlemcilerin ebatlarının minimize olmasıyla beraber giyilebilir teknolojiler, farklı alanlar ve farklı kullanımlar için de yoğun bir şekilde araştırma ve geliştirme konusu olmaya devam etmektedir. Giyilebilir teknoloji yeni bir şey olarak görülse de 19. yüzyılda Avrupa'da cep saatlerinin ve kol saatlerinin bir trend haline geldiği zamanlara kadar uzanabilmektedir. Tüm bunlardan önce, giyilebilir cihazların tarihi, Abaküs halkasının giyilebilir teknolojinin öncüsü olarak görüldüğü 17. yüzyıla uzandığı da düşünülmektedir (Ada ve Aksoy, 2020).

1980'li yıllarda bilgi işlem tabanlı giyilebilir teknoloji fikri var olmuştur (Williamson vd., 2015). Teknolojinin gelişmesiyle birlikte giyilebilir teknolojilerin çeşitliliği ve işlevselliği de artmıştır. Akıllı saatler de giyilebilir teknolojiler arasında yerini almakta ve kullanımı giderek artış göstermektedir (Mukhopadhyay, 2014). İnsan sağlığına dair alanlarda çıkarımlarda bulunabilen saatler; anlık, günlük ya da performans bazlı bilgileri son kullanıcıya ulaştırmaktadır. Amerika'da 2014 yılında yapılan Pricewaterhouse Coopers Health Research Institute'nün (PWC) anketleri (Barnes vd., 2014) gösteriyor ki; tüketicilerin %75'i akıllı saatlerin kendilerine ait tıbbi bilgileri toplamasını ve takip etmesini talep etmektedir. Bu sayede pozitif alışkanlıklarının tetiklendiğini, buna bağlı olarak fiziksel görünümlerini iyileştirebileceklerini ve daha sağlıklı bir şekilde yaşayabileceklerini düşünmektedirler. Buna ek olarak, PwC'nin araştırma

sonuçları katılımcılardan %56 gibi yüksek oranda giyilebilir sensörünü kullanacağı ve ortalama yaşam standartlarında belirgin düzeltilmeler olacağını ifade etmektedir (Barnes vd., 2014).

Giyilebilir teknoloji, giyilebilir cihazlar veya basitçe giyilebilir ürünler, giysi ve aksesuarlarla entegre olan ve vücudun herhangi bir yerine takılan elektronik veya bilgisayarlar için kullanılan terimlerdir. Bunun örnekleri saatler, kulaklıklar ve gözlüklerdir (Ometov vd., 2021). Bununla birlikte, son 20 yılda giyilebilir cihazlar geliştirilmiş ve artık doktorlar tarafından daha yakından gözlem veya uzun süreli izleme için sensörlerle sağlığı izleyebilen araçlar üretilmeye başlanmıştır. Yapılarından dolayı çok sayıda farklı disiplinleri bir araya getiren giyilebilir cihazlar için Fitness ve Moda sektörü örnekleri de verilebilir. Örneğin adımları, mesafeyi, cilt sıcaklığını ve terlemeyi izleyen fitness izleyicileri biçimindeki antrenman ve fitness araçları bulunmaktadır. Bu izleyiciler, ilerlemeyi izlemek ve kalori yakımını tahmin etmek için bir mobil cihaza bağlanmaktadır. Akıllı giysiler veya akıllı tekstiller, fitness odaklı giyilebilir cihazların bir başka parçasıdır. Sensörler ve lifler, tekstil veya giysilerle birleştirilmekte ve antrenmanı tamamen göze batmayan bir şekilde izlemektedir (Wright ve Keith, 2014). Giyilebilir teknoloji, yeni yollarla giysiler tasarlamak isteyen moda tasarımcılar tarafından da benimsenmektedir. Tekstil tasarımcıları, modaya uygun giyilebilir ürünler veya modaya uygun teknoloji olarak adlandırılan yeniliklere odaklanmaktadır. Moda teknolojisi terimi, 2000 yılında Sabine Seymour tarafından ortaya atılmıştır. Seymour, fonksiyonel teknoloji ile estetiğin, moda ve stilin birleşmesine atıfta bulunmaktadır. Giysilerin ve giysinin toplum ve çevre ile doğrudan bir arayüz olduğunu ve bu nedenle “duyguların, deneyimlerin ve anlamın sürekli bir vericisi ve alıcısı” olarak çalıştığını iddia etmektedir (Seymour, 2012).

Giyilebilir sistemler, saha daraltmalarının getirdiği sınırlamaları ortadan kaldırarak, doktorların dış koşullarda veya ev ortamında izlenmesi gereken hastaları uzun süreler boyunca gözlemleyebilmesini mümkün kılmaktadır (Bonato, 2003). Takıntı gibi kişinin farkında olmadan yaptığı ve doktorun yerinde müdahale etmesini zorlaştırdığı hastalık çeşitleri için de giyilebilir teknoloji

hastalara ve doktorlara fayda sağlamaktadır. Araştırmacılara göre gündelik aktiviteleri yapamama, yaşlılık kaynaklı hastalıklar, takıntı rahatsızlıkları, tespit edilmemiş sendromlar gibi çok farklı nedenler için de bedensel değerlerin ölçülebilmesi amacıyla tasarlanmış cihazlar, günümüzde sağlık biliminde kullanıcılara hizmet etmektedir (Godfrey vd., 2018). Giyilebilir cihazlar, anksiyete bozukluklarını azaltarak sağlıklı yaşamı teşvik eden müdahaleler için kullanılmaya başlanmıştır (Elgendi ve Menon, 2019). Teknolojinin güçlü bir şekilde birleşmesi, sağlık bilincinin artması, sağlık masraflarının yükselmesi ve bireylerin yüz yüze iletişim yerine sanal ağları tercih eder duruma gelmesi, sağlık sektöründe giyilebilir teknoloji pazarını da canlandırmaktadır (Lim, 2016). Herhangi bir hastalığın sürekli ve düzenli takip edilebilmesi, anlık müdahalelerin yapılabilmesi, yetkili sağlık birimlerinin bilgilendirilmesi ve hatta ameliyatlardan sonrası iyileşme sürecinde katkıda bulunabilecek pek çok akıllı giyilebilir teknoloji ürünlerinin sunumu pazarda hızla devam etmekte ve yeni kullanım alanları bulunmaktadır (Patlar Akbulut ve Akan, 2016). Gömülü sensörlere, küçük taşınabilir cihazlara ve mobil uygulamalara sahip çok çeşitli akıllı saatler, kayışlar, giysiler ve yamalar artık kullanıcılara birçok farklı fiziksel performans değişkeni hakkında geri bildirim kaydetmek ve sağlamak için mevcuttur. Bu değişkenler arasında kardiyorespiratuar fonksiyon, hareket örüntüleri, ter analizi, doku oksijenasyonu, uyku, duygusal durum ve psikolojik takıntılar sonrası bilişsel işlevdeki değişiklikler sayılabilmektedir (Peake, Kerr ve Sullivan, 2018).

Giyilebilir sensörler hem teşhis hem de izleme uygulamalarına sahiptir. Mevcut yetenekler hem fizyolojik hem de biyokimyasal algılamayı ve hareket algılamayı içermektedir. Bu sayede teknolojik gelişmeler çok fazla sorunların çözümüne destek olabilmektedir. Özellikle psikolojik izleme, nöbet geçirmeler, hipertansiyon, ritim bozuklukları ve astım vb. kalple ilgili psikolojik rahatsızlık ve akciğer rahatsızlıkları olan kişilerin tanılama ve tedavilerinde destek olabilmektedirler (Bonato, 2010).

Giyilebilir teknolojilerin gelişmesinde akıllı telefon ile kablosuz cihazların yaygın kullanılmasıyla bireylerin gün içindeki yaşamlarına devam etmeleri sırasında

gerçek zamanlı izleme imkan dahilinde olmaktadır. Akıllı telefon teknolojileri bireyin hareketlerini takip ederek gerçek zamanlı bilgileri elde etme imkanına sahiptir. Bununla birlikte kendi yaşam alanlarında tedavi gören veya izlenen bireyler için de detaylı bilgileri toplayıp analiz etme imkanı sağlamaktadır (Chan, vd., 2013). Son kullanıcının fiziksel durumlarının bilgilendirilmesinin yanı sıra psikolojik rahatsızlıkların iyileştirilmesinde de akıllı saatler kullanılmaktadır (Nelson ve Allen, 2019). Kolay taşınabilir, kişiye rahatsızlık vermeyen akıllı saatler bu gelişimin önemli bir parçasıdır. Bu makalede Trikotillomani yani sakal yolma hastalığına sahip bir erkek birey için gündelik yaşamını kısıtlamayacak ama takıntı hareketini engellemeye yardımcı olacak bir akıllı saat tasarlanmıştır.

Trikotillomani rahatsızlığının gelişimsel eksikliklerden ya da strese bağlı olabileceğini araştırmacılar savunmaktadır (Swedo vd., 1988). Hastalığın yol açabileceği komplikasyonlar da şunlardır: Enfeksiyon, dökülme, demir eksikliği anemisi, stres yaralanmasıdır (Olusoji vd., 2018). Siddiqui'ya göre de Obsesif Kompulsif bozukluklar pozitif cezalandırma yöntemi ile tedavi edilebilmektedir (Siddiqui vd., 2017). Pozitif cezalandırma yöntemi ise “tikindirici uyaran” olarak tanımlanmaktadır. Tırnak yiyen bir OKB hastası için acı oje verilmesi bu duruma örnektir.

Bu araştırmada WatchX model akıllı saat kullanılarak bir Obsesif Kompulsif Bozukluk (OKB) olan Trikotillomani takıntısının engellenmesi amaçlanmaktadır. Trikotillomani hastalığı daha çok kadınlarda görünen ve saç yolma olarak bilinen bir hastalık çeşididir. Fakat bu araştırmada erkekler için sakal yolma rahatsızlığına odaklanılacaktır.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

Derin öğrenme, fiziksel aktiviteyi tanımlama konusunda başarılı sonuçlar verme eğilimindedir. Bu nedenle derin öğrenme ile fiziksel aktiviteyi tanımlamaya ilişkin araştırmalar hızlanmaya başlamıştır (Sejnowski, 2020). Araştırmacılar, mekansal ve zamansal aktivite ilişkilerinin derin temsilinden dolayı geleneksel yaklaşımların doğruluğunu artırmak için bir Evrişimli Sinir Ağı (CNN) geliştirmişlerdir. Bu tür sinir ağları, görüntüyü tahminlerde bulunmak için kullanmakta ve devamında görüntüde belirli bileşenler bulunup bulunmadığını tespit etmektedir. Ordóñez ve Roggen (2016), insan aktivitesi tanıma (HAR) görevlerini geleneksel olarak sezgisel süreçler tarafından elde edilen mühendislik özellikleri kullanılarak çözmüşlerdir. Mevcut araştırmalar, derin evrişimsel sinir ağlarının ham sensör girişlerinden özellik ekstraksiyonu için uygun olduğunu göstermektedir. Evrişimli ve LSTM tekrarlayan birimlere dayalı etkinlik tanıma için genel bir derin çerçeve önermektedir. İsmail ve Özacar'ın (2020) yaptığı çalışmada insanın günlük aktivitelerini tespit etmek ve bir Evrişimsel Sinir Ağı (CNN) modeli için öznitelikleri çıkarmak için akıllı telefonlarda ivmeölçer ve jiroskop sensörlerinin verilerini kullanmıştır. Hazırladığı veri kümesi ile filtrelenmiş veri kümesini eğitmiş ve farklı optimize ediciler ile modellerin doğruluğunu karşılaştırmak için Tensorflow'dan faydalanmıştır. Hayata geçirilen projenin özellikle yaşlı ve yalnız bireylerin günlük aktivite bilgilerini takip edilmesi ve sınıflandırılması için faydalı bir araç olduğu savunulmaktadır.

2019 yılında Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde yayımlanan Doktora tezinde, Dr. Gökhan Memiş, giyilebilir teknoloji ile yaşlı bireylerin sağlık durumunu analiz etmektedir. Analizde kullanılan veriler ivme ölçer, manyetik alan ölçer, nabız vb. verilerinin CNN ve LSTM mimarilerinin karşılaştırmasından oluşmaktadır ve en iyi sonucu CNN + LSTM hibrit mimarisinin performansından almıştır (Memiş, 2019). Makalede, giyilebilir sensörler vasıtasıyla öznitelik oluşturma yöntemlerinin geliştirilebileceği ve alınan verilere dayanılarak kişiselleştirilmiş tıbbi uygulamaların yapılabileceğini öne sürmektedir. Bu bakış açısıyla "Giyilebilir Teknoloji ile İstemsiz Hareketin Tespiti" tezi de kullanıcıya

özel takıntıyı engelleyerek, kişiselleştirilmiş tıbbi uygulamalar arasında yerini alabileceğini ortaya koymaktadır.

Tübitak tarafından yayımlanan Bilim ve Teknik (Ak, 2020) dergisinde bir kişinin yüzüne saatte ortalama 23 kez dokunduğuna ve bu dokunuşların Covid-19'un enfekte edebileceği ağız, göz ve burun gibi yüzeylere denk geldiğine değinilmektedir. Benzer şekilde "Using Smart Watches to Detect Face Touching" başlığıyla 2021 (Bai vd., 2021) yılında yayımlanan makalede de salgın hastalıkların (özellikle Covid-19) kişiler arası yayılma oranlarında yüz dokunuşlarının büyük etkisi olduğuna vurgu yapılmaktadır. Yüzün algılanması ve elin yüze gitme durumlarının tespit edilmesi için akıllı saatleri kullanarak yaptıkları çalışmada makine öğrenmesi metotlarına başvurmuşlardır. Lojistik Regresyon (LR), Karar Ağaçları (DecisionTree), Destek Vektör Makinaları (SVM), Rastgele Orman tabanlı (RandomForest) derin öğrenme modellerini karşılaştırmış, en iyi sonucu Lojistik Regresyon'dan aldığını (ortalama F1 skoru 0.90) ortaya koymuştur.

Giyilebilir sensörler, diğer semptomlarla birlikte fizyolojik parametreleri izleyerek anormal ve/veya öngörülemeyen durumları tespit etmektedir. Bu nedenle, acil ihtiyaç zamanlarında gerekli yardım sağlanabilmektedir. Mukhopadhyay (2014), araştırmasında, giyilebilir sensörlerle, diğer semptomlarla birlikte fizyolojik parametreleri izleyip anormal ve / veya öngörülemeyen durumları tespit etmiştir. Buna örnek olarak: Tunç Aşuroğlu, 2020 yılında hayata geçirdiği projesinde giyilebilir teknoloji yardımıyla bir enfeksiyon hastalığı olarak bilinen Sepsis ve bir nörolojik hastalık olarak bilinen Parkinson hastalığına sahip bireylerin takibinin yapılabileceğini ortaya koymuştur. Sepsis hastalığını, giyilebilir sensörler ile organ yetmezliği seviyesini kontrol ederek; Parkinson hastalığını ise ayağa giyilen ve ayağa uygulanan kuvveti ölçen sensörlerle yürüyüş analizi yaparak gerçekleştirmiştir. Bu tespitleri yaparken de derin öğrenme metotlarından faydalanmıştır. CNN ve Rastgele Orman Tabanlı derin öğrenme hibrit modelleri kullanan Aşuroğlu, hibrit mimarilerin daha yüksek performans sağladığını ortaya koymuştur.

Translational Psychiatry akademik dergisinde yayımlanan makalede fiziksel rahatsızlıkların yanı sıra psikolojik hastalıkların da tedavisinde derin öğrenme modellerinin kullanılabileceği ortaya konulmuştur (Su vd., 2020). İddia edilen tedavi yöntemleri 57 farklı makaleden örneklerle desteklenmektedir. İlgili makalelerde kullanılan mimariler LSTM, CNN, DFNN, RNN ve GRU olarak sıralanmaktadır. 2013 yılında satışa başlayan Pavlok Elektronik Bileklik iyi alışkanlıkları tetikleyip, kötü alışkanlıkları cezalandırma yöntemine başvuran bir bileklik tasarlamıştır (Pavlok, 2020). Kullanıcının erken kalkması için bedenini eğitirken, sigara içmek, tırnak yemek gibi kötü alışkanlıkları da düşük düzeyde elektro şok verme yöntemi ile pozitif cezalandırma yapmayı sağlamaktadır. Bu makalede kullanılan Watchx akıllı saat ile benzer olarak ivme ölçer metoduna başvuran Pavlok bileklik, yüzde el algılandığı durumlarda düşük düzeyde elektro şok vererek kullanıcının tırnak yeme alışkanlığını ortadan kaldırmayı amaçlamaktadır. Elektro şok verme yöntemiyle de pozitif cezalandırma ile kişiyi alışkanlığından uzaklaştırma metodolojisi açısından bu projeye benzerlik göstermektedir. Yapılan araştırmada, veriyi toplamak ve tespiti yapabilmek için Samsung Galaxy Akıllı Saatler kullanılmıştır (Pires vd., 2020) ve Pavlok'a benzer şekilde yüze dokunmayı engellemek adına kullanıcıya uyarıcı ses vermiştir. Mobil cihazların ivmeölçer özelliğini kullanarak günlük aktivite hareketlerini tespit eden araştırmalarında %80 oranıyla Derin Sinir Ağları (DeepNeural Network) ile en iyi doğruluk oranını elde etmiştir.

Diğer yandan giyilebilir sensörler aracılığıyla otomatik semptom analizi için yapılan çalışmalardan biri, Patel vd.'lerinin (2009) çalışmasıdır ve bu çalışmada ivmeölçerler kullanılarak PH (Parkinson hastalığı) semptom şiddetini tahmin edilmesini gerçekleştirilmiştir. Titreme, bradikinezi ve diskinezi gibi farklı semptomların şiddeti, ivmeölçer verisine uygulanan bir Destek Vektör Makinesi (DVM) ile sınıflandırılmıştır. PH hastalarının 8 farklı bölgesinde bulunan ivmeölçer sensörleri ile elde edilen sonuçlar, üç farklı semptom için umut verici sonuçlar vermiştir. Verilerin toplanması ve işlenmesi yönüyle bu araştırma ile benzerlik göstermektedir.

Ayrıca benzer bir çalışma da D'Aurizio vd.'nin (2020), yüz teması olaylarını sınırlamanın önemine odaklanarak yaptığı çalışmadır. Elin yüze yakınlığını tahmin edebilen ve bir yüz dokunma hareketi algılandığında kullanıcıyı bilgilendirebilen bir sistem olan araştırmasındaki sistem, akıllı saat üzerinde çalışan bir uygulama ve giyilebilir bir aksesuardan oluşmaktadır. Deneysel sonuçlar, önerilen sistemin etkinliğini ortaya koymuş, yüz dokunuşlarının sayısını ve süresini azaltmadaki etkisini göstermiştir (D'Aurizio vd., 2020).

Araştırmalarda, yüze dokunmayla doğru bir şekilde eşlenen hareket imzalarını tanımlamak için bir akıllı saat uygulaması geliştirmek için akıllı saatlerin işlevselliği ve yaygınlaşması kullanılmaktadır. Standart bir laboratuvar ortamında yüze dokunma (FT) ve yüze dokunmama (NFT) kategorilerinde sınıflandırılan 10 fiziksel aktivite gerçekleştirmiş ve katılımcılardan ham ivmeölçer verilerini toplamak için Samsung Galaxy Watch üzerinde bir akıllı saat uygulaması geliştirmiştir. Yüze dokunmalı hareket tanıma (FT ve NFT) ve bireysel aktivite tanıma (IAR) üzerindeki son teknoloji makine öğrenme yöntemlerinin performansını test etmiştir. Lojistik regresyon, 0.90 ortalama F1 puanı ile en iyi performansla sonuçlanmıştır. Sonuçta makine öğrenimi ile desteklenen giyilebilir cihazlar, yüzdeki dokunuşları algılamada etkili olduğunu ortaya koyduğu çalışma bizim çalışmamızla benzer özellikleri taşımaktadır (Bai vd., 2020).

Diğer bir araştırma dört katılımcıdan yalnızca akıllı saatin ivmeölçer verilerini kullanarak en yüksek F1 puanını (0.93) üretmişlerdir. Verileri toplamak için Samsung Gear S3 akıllı saat üzerinde bir akıllı saat uygulaması geliştirilmiştir. Sadece insan eli/kolu hareketlerini (pozitif sınıf) sürekli izleyebilen ve elleri yüzlerine doğru hareket ettirildiğinde (istmeden) cihaz kullanıcılarını uyarmak için zamanında bildirim (örneğin titreşim) tetikleyebilen model geliştirmişlerdir. Makine öğrenimi modelleri, üç katılımcıdan alınan veriler üzerine inşa edilmiş ve hem FT hem de NFT etkinliklerini gerçekleştiren bir katılımcı üzerinde test edilmiştir. Bu yönüyle de bizim araştırmamızın veri toplama kısmı ile benzerlik göstermektedir (Sudharsan vd., 2020).

Araştırmacılar, üç eksenli bir ivmeölçer ve üç eksenli bir jiroskoptan gelen verilerle bir 1D evrişimli sinir ağı (CNN) kullanan bir yüze dokunma algılama çerçevesi önermişlerdir. Çalışmaları 40 katılımcıyı içermekte ve 500 ms'lik bir pencere uzunluğu kullanarak %92'lik bir doğruluk elde etmişlerdir. Çalışmamızdaki benzerlik yönüyle CNN mimarisi kullanarak ve akıllı saatlerin hesaplama ve alan sınırlamalarına daha iyi uyan bir model ile performans elde etmişlerdir (Michelin vd., 2021).

2018 yılında Joseph Himle tarafından yayımlanan makalede de Trikotillomani takıntısına dikkat çekilmiştir. Makalede, AEMD'den (Awareness Enhancing and Monitoring Device) faydalanılarak 9 hafta süren ve 20 kişi üzerinde uygulanan deneyde önce kullanıcılarda saç yolduğuna dair farkındalık yaratıp ardından alışkanlıklarını değiştirmek için tersine çevirme terapisi uygulanmıştır. Kullanılan cihaz 3 elementten oluşmaktadır: Bileklerde 2 adet ivmeölçerli, ses algılayabilen ve titreşim veren bileklikler ve boyunda duyulmayacak seviyede ses yayan bir kolye bulunmaktadır. Boyundaki cihaz baş etrafında duyulmayan bir ses ile ultrasonik sinyaller yaymaktadır. Diğer iki cihaz kullanıcılar ellerini başlarına götürdüğünde ses alıcıları ve ivmeölçer ile verilerini eşleyerek el baş hizasına geldiğinde kullanıcılara titreşimli uyarılar göndermektedir. Titreşimli uyarı alan kullanıcılar tersine çevirme terapisine maruz kalarak yolma işleminden vazgeçerler. Böylelikle Trikotillomani hastalığının tedavisine katkı sağlamaktadırlar.

Yukarıda paylaşılan alıntılarda da görülebileceği üzere giyilebilir teknolojiler kişilerin fiziksel ve zihinsel rahatsızlıklarının tedavilerinde bir araç olarak kullanılabilirler. Bu projede WatchX akıllı saat kullanılarak sakal yolma Trikotillomani rahatsızlığına sahip bir erkek bireyin tedavisinde destek vermek amaçlanmaktadır.

3. UYGULAMA

Akıllı saatin saç yolma takıntısına (Trikotillomani) karşı bir uyarıcı olarak geliştirilen bu çalışmada, programlanabilir akıllı saatten verilerin toplanması ile makine öğrenmesi mimarileri kullanılacaktır. Akıllı saat, kullanıcı sakal yolma hareketini yaptığında, sesli uyarı verecek şekilde programlanacaktır. Bunun için en uygun modeli bulmak için CNN ve LSTM mimarileri karşılaştırma yapılacak ve en iyi doğruluğa sahip mimari tespit edilecektir.

3.1. Giyilebilir Teknolojiler

Giyilebilir teknoloji, bilek, kol veya kafa gibi kullanıcının vücudunda taşınabilen bilgi teknolojisi (IT) özellikli cihazları ifade etmektedir (Pataranutaporn vd., 2019). Günümüzün dijital giyilebilir ürünleri, akıllı sensörlerin birleşik ürünleri, yapay zeka (AI), Nesnelerin İnterneti (IoT), büyük veri, robotlar ve radar teknolojileri hastalıkları yönetmeye ve önlemeye yardımcı olabilmektedir. (Pataranutaporn, Jain, Johnson, Shah ve Maes, 2019). Birçok şirket çok çeşitli sağlık hizmetleri sunmak için giyilebilir cihazlar ve akıllı telefon uygulamaları geliştirdi ve bu eğilimin hızlanması beklenmektedir (Braithwaite, 2018).

Giyilebilir cihazların sağlık uygulamalarında kullanımını ve bunlara olan ilgiyi sürdürmek için kullanıcı kabul davranışını etkileyen temel faktörler üzerinde deneysel araştırmalara ihtiyaç bulunmaktadır. Yeni sağlık cihazlarının gerçek kullanım davranışı, sağlık iyileştirme beklentisi ve sürekli kullanım niyeti hakkında deneysel bir araştırma azlığı bulunmaktadır.

3.1.1. İstemsiz davranış

İstemsiz davranış ya da Obsesif kompulsif bozukluk (OKB), bireysel düzeyde ciddi bozulmaya ve sıkıntıya yol açabilen ve hem hastanın hem de ilgili diğer kişilerin (örneğin akrabalar, bakıcılar) işleyişini etkileyebilen kronik ve güçten düşürücü bir durumdur (Gökçakan, 2005). Ayrıca, uzun süreli işsizliğe yol açabileceği ve sağlık sistemine her yıl milyonlarca tutara mal olabileceği için

OKB'nin önemli mali ve sosyal sonuçları bulunmaktadır (NICE, 2005). OKB'nin bireyler ve aileler üzerindeki ciddi sonuçları ve sosyo-ekonomik etkileri göz önüne alındığında, OKB'nin nasıl geliştiğini ve sürdürüldüğünü anlamak ve bozukluğu hedef alacak etkili önleme ve tedavi programları tasarlamak önemlidir.

Obsesif-kompulsif bozukluk, tekrarlayan obsesyonlar ve/veya kompulsiyonlar ile karakterize olan, zaman alan ve sıkıntıya neden olan veya işlevselliği bozan kronik bir ruh sağlığı hastalığıdır (APA, 2000). Dünyadaki en zayıflatıcı on koşuldan biridir (WHO, 2001) ve sosyal ve işle ilgili yönler de dahil olmak üzere tüm işlevsellik alanlarında bozulmaya neden olabilmektedir (Palermo vd., 2011).

Kompulsiyonlar, obsesyonların yarattığı kaygıyı azaltmayı ve olumsuz olayların olmasını önlemeyi amaçlayan, zaman alıcı (yani günde bir saatten fazla) tekrarlayan, ritüelistik davranışlar veya zihinsel eylemlerdir (APA, 2000). Tikler gibi otomatik davranışlardan kasıtlı olmaları ve sıklıkla belirli kurallara uymaları ile ayrılmaktadır. Ayrıca, bir tehdidi azaltmayı veya ortadan kaldırmayı amaçladıkları için patolojik kumar oynama gibi doğası gereği zevkli olan davranışlardan farklıdır (Abramowitz, Taylor ve McKay, 2009). Kompulsiyonlar, düzenleme/düzeltilme, kontrol etme, temizleme, güvence arama gibi davranışlar olabileceği gibi düşünceleri sayma ya da etkisiz hale getirme gibi zihinsel eylemler de olabilir (APA, 2000). OKB'si olan bireyler, kompulsiyonların aşırı ve mantıksız olduğuna dair bir algıya sahip olsalar da onları kullanmaya mecbur hissetmektedirler.

3.1.2. Sakal trikotillomani hastalığı

Trikotillomani en sık erken adölesan dönemine ortaya çıkmakta ve 4-17 yaşları arasında zirve yapmaktadır. Saç, kirpik ve kaş gibi kılların yolunması, çekilmesi ve/veya koparılması, stres ile tetiklenebilmesi, kıl kaybı sebebiyle alopesiye ve hatta fonksiyonel bozulmaya neden olabilmesi hastalığın öne çıkan özellikleridir (Keser, Tükel, Karalı, Çalikuşu ve Olgun, 1999). Anatomik lokasyona göre hastalığın vücuttaki görülme yerlerine bakıldığında; en fazla etkilenen yer saçlı

deri olup bunu sırası ile kaşlar, kirpikler ve pubik kıllar izlemektedir. Hastalığın etiyolojisi tam olarak bilinmemekle birlikte başta anksiyete ve stresli durumlar olmak üzere parmak emme, serotonin azlığı, yapısal beyin anormallikleri ve genetik yatkınlıklar üzerinde durulmaktadır. Hastalığın standart tedavisinde davranış terapisi, psikoterapi ve medikal olarak selektif serotonin geri alım inhibitörleri kullanılabilmektedir. Geleneksel ve Tamamlayıcı Tıp açısından ise hipnoterapi yer almaktadır (Durmuş ve Yürümez, 2020).

3.1.3. Bireyselleştirilmiş tıp uygulamaları

Mühendisler, terde bulunan kimyasalları analiz eden özel bir akıllı saat kullanarak vücuttaki ilaç seviyelerinin gerçek zamanlı olarak izlenebileceğini göstermiştir. Bu giyilebilir teknoloji, ideal bir ilacın ve dozajların bir bireye göre ayarlanabileceği daha kişiselleştirilmiş bir tıp yaklaşımına dahil edilebildiğini göstermektedir (Shuyu vd., 2020).

Bireyselleştirilmiş tıp tarihsel olarak, 2000'lerin başlarında "Bugün insan genomunun anlaşılmasında ve daha sonra insan genetik varyasyon haritasının oluşturulmasında bir devrime tanık olduğumuzu" yazan Francis Collins tarafından ortaya atılmıştır (Collins, 2005). 2004 yılında kurulan Kişiselleştirilmiş Tıp Koalisyonu, Kişiselleştirilmiş Tıbbı "... hekimlerin, ... bir hasta için en uygun tıbbi sonuçları elde etmek için moleküler analiz kullanarak, hasta veya hastalık yatkınlığının yönetimi" olarak tanımlamıştır. Bu sayede yaşam ve sağlık kalitesinin iyileştirileceği ve genel sağlık hizmetleri maliyetlerinin potansiyel olarak azalacağını da belirtmiştir.

Bugün ise "Bireyselleştirilmiş Tıp, her bir hasta için hangi tıbbi tedavilerin en iyi şekilde işe yarayacağını belirlemek için tanı testlerini kullanarak, gelişen bir alandır. Bu testlerden elde edilen verileri bireyin tıbbi geçmişi, koşulları ve değerleri ile birleştirerek sağlık hizmeti sağlayıcıları, hedefli tedavi ve önleme planları geliştirebilir." şeklinde açıklanmaktadır. Kişiselleştirilmiş tıp kavramına yapılan farklı tanımlar aşağıda ele alınmıştır. Kişiselleştirilmiş tıp, bireylerin moleküler, fizyolojik, çevresel maruziyet ve davranış düzeylerinde farklı ve

benzersiz özelliklere sahip olmaları nedeniyle, bu farklı ve benzersiz özelliklere göre uyarlanmış olan hastalıklar için kendilerine müdahalelerde bulunmaları gerekebileceği inancına dayanmaktadır (Tekpınar ve Erdem, 2019).

3.2. Programlar

Programlama ya da diğer adıyla yazılım, bilgisayarın donanıma nasıl davranacağını anlatan, bilgisayara yön veren komutlar, kelimeler, aritmetik işlemlerdir. Diğer bir tanımla programlama, bilgisayar programlarının yazılması, test edilmesi ve bakımının yapılması sürecine verilen isimdir. Programlama dili, yazılımcının bir algoritmayı ifade etmek amacıyla, bir bilgisayara ne yapmasını istediğini anlatmasının tek tipleştirilmiş yoludur. Dünyada en çok kullanılan programlama dilleri Java, C++, Python, PHP, Visual basic, Javascript vb. dillerdir (Bitdegre, 2022). Araştırmada Python yazılım dili kullanılacaktır. Ayrıca Python ile birlikte donanım ile iletişim için Arduino ve ilgili kütüphaneler kullanılacaktır.

3.2.1. Sistem yazılımı

Bu bölümde, araştırmada kullanılan ilgili yazılımlar hakkında bilgi verilmektedir. Python, nesne yönelimli, yorumlamalı, birimsel ve etkileşimli yüksek seviyeli bir programlama dilidir. Girintilere dayalı basit söz dizimi, dilin öğrenilmesini ve akılda kalmasını kolaylaştırır. Arduino ise bir G/Ç kartı ve Processing/Wiring dilinin bir uygulamasını içeren geliştirme ortamından oluşan bir fiziksel programlama platformudur. Arduino tek başına çalışan interaktif nesneler geliştirmek için kullanılabileceği gibi bilgisayar üzerinde çalışan yazılımlara da bağlanabilir.

3.2.1.1. Python

Python programlama dili, acemi programcılar için öğrenilecek ilk dil olarak en uygun olanıdır. Python, araştırmacılara ve uygulayıcılara gereksiz detaylarla uğraşmaktansa yapay zeka ve makine öğrenimine daha odaklanmalarına diğer dillere kıyasla daha çok imkan sağlamaktadır (Raschka, 2015).

Bunun nedeni ise insanların düşünme biçimlerini ve kodun uygulama biçimlerini yansıtan güçlü araçlara sahip olmasıdır. Ayrıca, sözdizimsel olarak doğru program yazmak için gerekli olan ekstra anahtar kelimeleri en aza indirmektedir. Bu yaklaşım, bir algoritma gerçekleştirme yerine bir dilin özellikleriyle ilgili birçok terim ve öğeye sahip olan C++ veya Java dillerini öğretmekten daha verimli görünmektedir. Buna ek olarak, MIT, UC Berkeley, UC Davis, Sonoma Eyalet Üniversitesi, Washington Üniversitesi, Waterloo Üniversitesi, Luther College ve Swarthmore College gibi bir düzineden fazla üniversitedeki eğitmenler, programlamaya giriş dersi vermek için onu kullanmaktadır (Downey vd., 2008).

Bugün, bir bilgisayar bilimcisi için en az bir programlama dili öğrenmek önemlidir. Çünkü tüm yenilikler ve teknolojiler, bilgisayarların, işletim sisteminin, yazılım API'sinin veya bazı donanım çevre birimlerinin tam olarak anlaşılmasına dayanmaktadır. Bunların tümü, belirli bir düşünme biçimini kullanan programcılar tarafından yaratılmıştır. Ve bu düşünceyi kazanmak için programlama dillerinden birine alışmak ve yazılım geliştirme konusunda yetkin olmak gerekmektedir (Sanders ve Langford, 2009).

Programlama öğrenmeye başlayan herhangi bir kişi için, çeşitli programlama dilleri için farklı olabileceğinden, dil özelliklerinden ziyade programlama kavramlarına odaklanmak önemlidir. Ancak Python, en yüksek düzeyde programlama sağlamaktadır. Böylece öğrencinin C++'da kaçınılmaz olan bellek yönetimini, Java'da kaçınılmaz olan sınıf hiyerarşisini veya hemen hemen her programlama dilinde var olan değişken türleri ve bildirimleri düşünmesine gerek kalmamaktadır.

Çoğu programlama dili, birçok özel yöntem veya işlev, sınıf veya program bildirimi vb. yazmayı gerektirmektedir. Ancak Python, bu gereksinimler olmadan programlamaya başlama yeteneği verir. Python yorumlanan bir dildir. Bu nedenle öğrenci komut satırı yorumlayıcısının kullanımıyla operatörlerin veya işlevlerin nasıl çalıştığını kolayca kontrol edebilir (Downey vd., 2008). Python yorumlayıcı, dilin farklı yönlerini anlama sürecini önemli ölçüde iyileştirebilen yerleşik yardım modülüne sahiptir.

Python kodunun uygulanması yeterince kolaydır. Böylece bir temel matematik dersini geçen bir kişi, 'değişkenler' ve 'fonksiyonlar' gibi araçları kullanımı kolay bulacaktır. Bir programcının bir yazılım prototipine ihtiyacı olduğunda, zengin kütüphanesi ile Python kullanılabilir. Ardından, gerekirse yazılım daha düşük bir dilde yeniden yazılabilir. Python'un avantajları önemlidir. Bu nedenle programlamayı öğrenmek için onu birincil dil olarak kullanmak, genel olarak bilgisayar bilimi öğrenme hızını büyük ölçüde etkileyebilir (Anshul vd., 2009). Python'un sağladığı yukarıda sıralanan özelliklerinden ötürü bu araştırmada Derin Öğrenme metodlarının uygulanmasında Python dili kullanılmıştır.

3.2.1.2. Arduino

Arduino, herhangi bir zamanda kolayca programlanabilen, silinebilen ve yeniden programlanabilen açık kaynaklı bir mikro denetleyicidir. 2005 yılında tanıtılan Arduino platformu, hobiler, öğrenciler ve profesyoneller için sensörler ve aktüatörler kullanarak çevreleriyle etkileşime giren cihazlar oluşturmaları için ucuz ve kolay bir yol sağlamak üzere tasarlanmıştır. Basit mikro denetleyici kartlarına dayanan, elektronik cihazların oluşturulması ve programlanması için kullanılan açık kaynaklı bir bilgi işlem platformudur. Aynı zamanda, çeşitli elektronik cihazlar için girişleri alarak ve çıkışları kontrol ederek diğer mikro denetleyiciler gibi bir mini bilgisayar gibi davranabilmektedir (Louis, 2016).

Ayrıca, çeşitli Arduino kalkanlarının yardımıyla internet üzerinden bilgi alma ve gönderme yeteneğine de sahiptir. Arduino, Arduino geliştirme kartı olarak bilinen bir donanım ve Arduino IDE (Entegre Geliştirme Ortamı) olarak bilinen kodu geliştirmek için yazılım kullanmaktadır. Atmel tarafından üretilen 8-bit Atmel AVR mikro denetleyiciler veya 32-bit Atmel ARM ile oluşturulan bu mikro denetleyiciler, Arduino IDE'de C veya C++ dili kullanılarak kolayca programlanabilmektedir (Galadima, 2014).

Bu geliştirme kartı, yüklemek için sadece bir USB kablosu kullanarak karta yeni bir kod yazmak (yüklemek) için de kullanılabilir. Arduino IDE, normal kişisel bilgisayarlarda çalışabilen ve kullanıcıların Arduino için C veya C++ kullanarak

programlar yazmasına izin veren basitleştirilmiş bir entegre platform sağlamaktadır (Badamasi, 2014). Arduino'nun sağladığı yukarıda sıralanan özelliklerinden ötürü bu araştırmada akıllı saatin programlanmasında Arduino platformu kullanılmıştır.

3.2.2. Kullanılan kütüphaneler

Bu bölümde, araştırmada kullanılan ilgili araçlar tanıtılmıştır. Araçlar arasında Pytesseract, Google açık kaynaklı OCR motoru, popüler bilgisayar sürüm kitaplığı; OpenCV, Intel tarafından başlatılan ünlü bir açık kaynaklı ücretsiz bilgisayar görsel kitaplığıdır. MediaPipe, Google tarafından Ağustos 2019'da piyasaya sürülen, nesne takibi, yüz tanıma ve çoklu el takibi gibi gerçek zamanlı yapay görme teknolojilerini içeren açık kaynaklı bir yazılımdır. Pytesseract, Google'ın OCR motoru için bir paketleyicidir. Pytesseract Python modülüdür. Async IO Python 3.3 ile beraber resmi olarak desteklenen ve 3.5 sürümüyle beraber async/await sentaksını kullanmaya başlayan, sürekli değişen ve gelişen asenkron programlama kütüphanesidir. Açık kaynak kodlu bir deep learning (derin öğrenme) kütüphanesidir. İlgili araçlara ait detay bilgiler aşağıda verilmektedir.

3.2.2.1. OpenCV

OpenCV (Açık Kaynak Bilgisayarla Görme), bir kitaplık olarak birbirine bağlı bir işlevler grubudur ve gerçek zamanlı bilgisayar görüşüne odaklanır. OpenCV, uygulamasının birçok alanı için iki bin beş yüzün üzerinde algoritma sağlar. OpenCV ayrıca bu alanları desteklemek için bazı makine öğrenimi kitaplıkları içerir. Bilgisayarla Görme, OpenCV'nin önemli bir parçasıdır, insan gözü ve beyni gibi çalışır. Gözler gördükleri hakkında sinyaller gönderir ve beyin nesneleri, hareketleri ve renkleri tanır. Computer Vision bunu bilgisayarlar ve diğer elektronik cihazlarla dijital görüntülerden ve videolardan bilgi olarak başarmak istiyor. OCR motoru, verileri çıkarmak için Computer Vision kullanan uygulamalardan biridir (Liu, 2020, s. 21).

OpenCV'nin ana uygulama alanları görüntü işleme, video analizi, yüz tanıma ve nesne algılamadır. Mühendislik yöntemleriyle, insan görsel sisteminin yapabileceği görevleri anlamaya ve otomatikleştirmeye yarayan yöntemle (Computer Vision) ilgili olmalarına rağmen, gerçek zamanlı uygulamalar için hala ihtiyaç duyulan kütüphaneler vardır. Günümüzde OpenCV birçok kişisel veya ticari alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Robotik için, robotların insanlarla etkileşime girmesini ve engellerden kaçınmasını sağlayabilir. Tıp için, hücrelerin veya tümörlerin saptanmasına yardımcı olur, üç boyutlu organ modelleri oluşturur ve şekerleme için görme kılavuzluğunda robotik kollar oluşturur. Güvenlik için, sürücülerin ani kazalardan kaçınmasına ve yüz tanıma özelliğiyle malları korumasına yardımcı olur (Kaehler ve Bradski, 2008).

OpenCV, Intel tarafından başlatılan ünlü bir açık kaynaklı ücretsiz bilgisayar görsel kitaplığıdır. Çapraz platform özelliği ile C/C++ ile geliştirilmiştir. Linux, Windows ve Mac üzerinde çalıştırılabilir. C/C++ dışında Python, Matlab vb. birçok programlama dilinde de API sunmuştur. OpenCV, bilgisayar görselliğinde en çok ihtiyacı karşılayabilecek 500'den fazla fonksiyondan oluşmaktadır. Dahili algoritma, gerçek zamanlı uygulama gereksinimlerini karşılayabilecek daha hızlı çalışacak şekilde optimize edilmiştir. İkileştirme, kesme ve yeniden boyutlandırma gibi belge görüntülerini işlemek için görüntü geliştirmede OpenCV işlevleri olarak adlandırılmaktadır (Kaehler ve Bradski, 2008).

3.2.2.2. Mediapipe

Günümüzde Google MediaPipe sayesinde bir bilgisayardan veya cep telefonu kamerasından gerçek zamanlı olarak elleri takip edilebilmektedir. MediaPipe, Google tarafından Ağustos 2019'da piyasaya sürülen, nesne takibi, yüz tanıma ve çoklu el takibi gibi gerçek zamanlı yapay görme teknolojilerini içeren açık kaynaklı bir yazılımdır. MediaPipe'in yaptığı işlem, elleri ve parmakları bir web kamerasından veya cep telefonu kamerasından izlemek ve ardından gerçek zamanlı olarak yeniden mevcut bir sinir ağıyla hareketleri algılamaktır.

Google MediaPipe teknolojisi, birden fazla el ile ayrıntılı gerçek zamanlı parmak takibi sağlamaktadır. Google, kare hızı veya güç tüketimi ile ilgili karakteristik ayrıntıları yayınlamamış olsa da belgeler sayfasına göre avuç içi algılamanın doğruluğu ortalama yüzde 95'tir. Aşağıdaki resimlerde parmak algılamanın nasıl çalıştığı gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Gerçek ellerin üstte ve sentetik ellerin altta tespiti

MediaPipe, aşağıdaki iki evrişimli (Avuç içi algılama ve parmak algılama) sinir ağı modelini kullanarak eli algılamaktadır. Önce MediaPipe avuç içini algılar, avuç içi pozisyon değişmezse tekrar avuç içi algılamaya gerek kalmaz, bu da verimliliği artırmaktadır. Parmak tespiti sadece avuç içi önceden tespit edilen bölgede yapılmaktadır. Bu şekilde yanlış parmak tespiti önlenmektedir.

3.2.2.3. Pytesseract

Pytesseract, Google'ın OCR motoru için bir paketleyicidir. Pytesseract Python modülüdür. Pytesseract, Python için geliştirilmiş bir optik karakter tanıma komut kitaplığıdır. Görüntü dosyalarından metin verilerini alır. Google'ın Tesseract-OCR Motoru için bir sarmalayıcıdır ve dosyalardaki konumları ayıklayan ve getiren kelimeleri basit bir modül olarak dağıtır. Pytesseract'ı kullanmadan önce Tesseract kitaplıklarına yüklenmesi gerekir.

Pytesseract, Python Tesseract arayüzüdür. Tesseract ücretsiz bir açık kaynaklı çevrimdışı OCR motorudur, dahili model belirli bir alan için doğruluğu artırmak üzere özelleştirilebilir. Tesseract orijinal olarak C/C++ ile programlanmıştır. Pytesseract, Python'daki işleve erişmek için arabirimler sağlar. Tesseract örnek tabanlı bir sistemdir. Bu onu verimli ve esnek hale getirmektedir. Örnek tabanlı sistemlerle, motorun sistemde tanımlanan bir dizi örnek kural üzerinde çalıştığını ve sonuçların bu verilere bağlı olduğudur. Bu nedenle, daha basit bir deyişle, iyi sonuçlar elde etmek için, "Motoru eğitmek" olarak adlandırılan bu kuralları doğru bir şekilde tanımlanması gerekmektedir. Tesseract'ın esnekliğinin nedeni, gereksinimlere bağlı olarak kuralları her zaman değiştire bilinmektedir (Badla, 2014).

Tesseract OCR, çeşitli katmanlara sahip zarif bir motordur ve adım adım çalışmaktadır. Birincisi döngüdeki ilk adım, uyarlanabilir eşikleme olarak adlandırılan görüntünün renk yoğunluklarını algılamak ve görüntüyü ikili görüntülere dönüştürmektir. İkinci adım, karakter anahatlarını çıkarma görevini yapan görüntünün bağlantılı bileşen analizini yapmaktır. Bu adım, beyaz metin ve görüntünün geri kalanı siyahlar içeren görüntünün OCR'sini yaptığı için bu döngünün ana işlemidir (Patel, 2012).

3.2.2.4. Asyncio

Async IO Python 3.3 ile beraber resmi olarak desteklenen ve 3.5 sürümüyle beraber async/await sentaksını kullanmaya başlayan, sürekli değişen ve gelişen asenkron programlama kütüphanesidir. Async IO threading, multiprocessing, paralel programlama, tek işlemli ve senkronizasyon gibi yeterince kafa karıştırıcı olan kavramların neresinde diye soracak olursanız bu kavramları ve farklarını anlamak gerekmektedir.

Paralel programlama, bir sorunu çözmek için birden çok kaynağın, bu durumda işlemcilerin kullanılmasıdır. Bu tür bir programlama bir sorunu alır, bir dizi küçük adıma böler ve işlemciler aynı anda çözümleri uygular. Aynı zamanda programlamayla aynı sonuçları ancak daha az zamanda ve daha verimli bir

şekilde sunan bir programlama biçimidir. Dizüstü bilgisayarlar ve kişisel masaüstü bilgisayarlar gibi birçok bilgisayar, görevlerin arka planda hızla tamamlanmasını sağlamak için donanımlarında bu programlamayı kullanır (Yıldız, 2022).

Paralellik hesaplama yükünün birden fazla çekirdekte dağıtılarak aynı anda işlem yapmasıdır. C dilindeki fork ve spawn işleçlerinin kullanılmasıyla oluşur ve python'da multiprocessing paketi altında bulunur. Paralel çalışma modelinde ilgili process işletim sisteminin katmanında yeni bir process oluşturur ve işletim sistemi poliçesine göre farklı CPU çekirdekleri içinde çalışır. İşletim sistemi üzerindeki processler fork veya spawn yöntemine bağlı olarak bir kereye mahsus kopya hafızayı alırlar ve birden fazla process birbiriyle shared memory ve pipe aracılığıyla veri transferi yapar. Senkronizasyon için mutex, semaphore vb. yapılar kullanır. Paralel hesaplama, ya da koşut hesaplama, aynı görevin, sonuçları daha hızlı elde etmek için çoklu işlemcilerde eş zamanlı olarak işletilmesidir. Bu fikir, problemlerin çözümünün ufak görev parçalarına bölünmesi ve bunların eş zamanlı olarak koordine edilmesine dayanır (Öztürk, 2022).

Threading işletim sistemi seviyesinde tek process ve çekirdek altında birden fazla iş parçacığının kapsam değişim(context switching) protokolleriyle aynı anda çalışıyor hissi vermesidir. Unix sistemlerde POSIX thread, windows sistemlerdeyse windows.h altındaki iş parçacıkları threading gerçekleştirmek için kullanılır. Bu tip iş parçacıklarında global hafıza alanları ortaktır. Python'da threading kütüphanesi altında üst seviye implementasyonlar bulunabilir. Bir process birden fazla thread çalıştırabilir. Python özelinde olmayan threading modelinde threadler başka çekirdeklere dağıtılabilir, fakat Python'da GIL'den dolayı hesap avantajları kullanılamayacaktır.

Async IO dil seviyesinde eş zamanlılık sağlamak için kullanılan yöntemleri barındıran python kütüphanesidir. Birçok senaryoda tek thread dolayısıyla da tek process üzerinde çalışır. Async IO için kısacası tek thread ve process altında eş zamanlı iş yapmayı sağlayan yöntem bütünüdür. Async IO birçok noktada

kolaylıklar sağlasa da tek thread üzerinde birçok iş yapmayı sağlayan bir sihir değildir. CPU'nun yoğun kullanıldığı uygulamalara (görüntü işleme, tensor hesaplama vb.) uygun değildir.

Avantajları;

- ❖ Düşük veri transferi yüksek beklemeelerin olduğu eş zamanlı ağ trafiklerinin yönetilmesinde oldukça iyidir.
- ❖ Birden fazla thread kullanıldığı durumlarda ortaya çıkan işletim sistemi kaynaklı context switch maliyeti oldukça azdır, sebebiyse geliştirici asenkron odaklı geliştirirken context switch işlemine özel sentaks(async/await) aracılığıyla kendisi karar verir.
- ❖ Uzun süren TCP, websocket gibi yapıların threadler, worker process ve queue üzerinden ölçeklenmesi işletim sistemi kaynaklarını tüketirken asenkron yöntemlerle çok yüksek eş zamanlılık elde edilebilir. Son zamanlarda yüksek eş zamanlılık konusunun bence en göze çarpan örnekleri NodeJS ve Erlang (XMPP, ejabberd) gibi görünüyor.
- ❖ Kaynak üstüne tampon bellek kullanılarak yazma ve okuma (Buffered) işlemleri haricinde çoğu senaryoda yarış durumu hatalarını minimize eder. Bunun sebebiyse kısa bloklayan veri manipulasyonlarında olay döngüsü ilgili metot veya birimde olduğu için sadece tek aktör kaynak üzerinde çalışır.

Dezavantajları;

- ❖ Bloklama hatalarına oldukça açık ve coroutine veya en azından generator tabanlı eş zamanlılık konusunu algılama eksikliğinden ötürü debug edilmesi zor hatalar ortaya çıkabiliyor.
- ❖ CPU yoran işlemleri yapmak için uygun değil veya en azından worker process çalıştırarak asenkron mesajlaşması sağlanmalıdır.

Asyncio, eş yordam tabanlı eş zamansız kodun kullanımına yardımcı olacak bir api sağlayan Python standart kitaplığının bir parçası olan bir modüldür. Python 3.4 sürümünde tanıtılmış ve Python'un daha yeni sürümlerinde birden çok değişiklik yapılmıştır. Asyncio, olayların zamanlamasını ve yeniden

planlanmasını düzenleyen bir olay döngüsü kavramını ifade etmektedir. Olay döngüsü, etkin ve etkin olmayan olaylar için dahili kuyrukları kullanır. Etkin kuyruk İlk Giren İlk Çıkar (fifo) tabanlıdır, etkin olmayan kuyruk ise belirli bir süre gibi bir gecikmeyle programlanmış olayları içerir. Her yineleme için, olay döngüleri, zamanlanmış uykudaki görevleri veya etkin olmayan kuyruktaki zaman aşımına uğramış görevleri kontrol etme, ardından etkin kuyruktaki bir sonraki görevi kurtarma ve çalıştırma gibi dahili kuyruk yönetimini işlemektedir. Olay döngüsü, eşzamanlılığı koruyarak tüm zamanlanmış görevlerin tamamlanmasına ulaşana kadar beklemek için eşzamanlı üst düzey işlevler için arabirimler sağlamaktadır (Pep, 2022).

Asyncio'da zamanlama için kullanılan olaylar üç ana nesne tipine ayrılmaktadır. Bunlar eş yordamlar, görevler ve geleceklerdir. Bunların arasındaki ortak nokta, hepsinin beklenebilir nesneler kategorisine girmesidir. Görevler, olay döngüsünde eş yordamları zamanlamak için kullanılan sarmalayıcı nesnelerdir. Görevler (Task), asyncio arabirimi aracılığıyla oluşturulur ve olay döngüsüne görev ve zamanlaması hakkında hemen bir fikir verir. Gelecek (Futures), nihai bir sonucu temsil eden nesnelerdir. Bir geleceğin, görevler veya eş yordamların yaptığı gibi kendisine eklenmiş yürütülebilir bir kod bloğu yoktur. Zamanlı işlemler basitçe başka bir operasyonla çözülecekleri sözünü tutar ve geleceğin sahibinin bu sonucu beklemesini sağlar. Gelecek bir sonuçla çözüldüğünde, bekleyen bir durum rutini devam edebilir. Özellikle, zamanlı işlemler düşük seviyeli asyncio API'nin bir parçasıdır ve doğrudan kullanımdan genellikle kaçınılır (Johansen, 2020).

3.2.2.5. Tensorflow

Açık kaynak kodlu bir deeplearning (derin öğrenme) kütüphanesidir. Esnek yapısı sayesinde, tek bir API ile platform fark etmeksizin hesaplamaları, bir veya birden fazla CPU, GPU kullanarak deploy etmenize olanak sağlar. Temelinde Python kullanılarak geliştirilen bu framework, günümüzde Python'ın yanısıra C++, Java, C#, Javascript ve R gibi birçok dili desteklemektedir (Kızıltaş, 2002).

TensorFlow çeşitli alanlarda kullanıma sahip bir teknolojidir. Yaygın olarak kullanılmasındaki en önemli etkenlerden birisi farklı platformlara göre hazırlanmış TensorFlow kütüphanelerinin olmasıdır. Yani mobil uygulama, web uygulaması veya IoT cihazları üzerinde geliştirilecek projeler için TensorFlow platforma uygun kütüphane sağlamaktadır. Python, R, C++, Java gibi dillerdeki TensorFlow uygulamaları geliştirmek için dile ait olan kütüphane kullanılmaktadır (Boussaada, 2018).

Yapay Sinir Ağları, son birkaç yıldır farklı ve zor problemleri çözmek için yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. O zamandan beri, bu ağların uygulanmasını kolaylaştıran birçok çerçeve ortaya çıkmıştır. TensorFlow bunlardan biridir. Google tarafından geliştirilmiştir ve yakın zamana kadar Google'ın açık kaynak haline getirmesinden sonra şirket içinde yalnızca şirket içinde kullanılmakta ve şimdi her gün geliştirmeye yardımcı olan büyük ve aktif bir Topluluk içermektedir. Bu çerçeve, eğitim modellerinden bunları sunuculara veya mobil cihazlara dağıtmaya kadar sürecin her yönünü desteklemek için oluşturulmuştur ve bu da onu diğer çerçevelerden farklı kılmaktadır (Warden, 2022).

3.2.3. Kullanılan derin öğrenme mimarileri

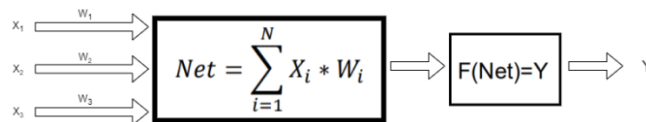
Derin öğrenme bir veya daha fazla gizli katman içeren yapay sinir ağları ve benzeri makine öğrenme algoritmalarını kapsayan çalışma alanıdır. Yani en az bir adet yapay sinir ağının kullanıldığı ve birçok algoritma ile, bilgisayarın eldeki verilerden yeni veriler elde etmesidir. Son yıllarda yapay sinir ağları, duygu analizi, metin özetleme, adlandırılmış varlık tanıma ve soru cevaplama gibi doğal dil işleme görevleri için en yaygın kullanılan yaklaşımlar olmuştur. En popüler sinir ağı türleri, tekrarlayan Sinir Ağları (RNN'ler) ve Evrişimli Sinir Ağları'dır (CNN'ler) (Golub ve He, 2016).

Yapay sinir ağı insan beyninden esinlenerek ortaya çıkmış öğrenme yaklaşımıdır. İlk kez 1943'te beyin hücrelerinin modeli oluşturulmuştur (McCulloch ve Pitts, 1943). Bu model sayısallaştırılarak bir sinir ağının matematiksel yapısı ortaya

çıkıştır (Morris, 1999). Bu matematiksel yapının ortaya çıkmasıyla sinir ağının bir bilgisayar programında gerçekleştirilebileceği düşünülmüştür.

Lips, bu programlamayı kullanarak mantık teorisi üzerine kurulu satranç oyunu geliştirmiştir. Bu şekilde ilk yapay zeka kavramı da ortaya çıkmıştır (Rosenblatt, 1958). Yapay zekanın ilerlemesi ile yapay sinir ağlarının modellenmesi ve önemi de artmıştır. Yapay sinir ağları ilk olarak tek katmanlı ileri beslemeli bir model olarak kurgulanmıştır (Lippmann, 1987). Sonraki aşamalarda sadece ileri beslemeli modellerin yeterli olmadığı, aynı zamanda geri beslemeli modellerinde kurgulanması gerekliliği ortaya çıkmış ve üzerinde çalışılmaya başlanmıştır. Bu çalışmalar sonucunda lineer denklemlerin yüksek doğruluk seviyesinde çıktılara ulaşan modeller oluşturulmuştur.

Lineer olmayan denklemlerin çözümlenmesi için çok katmanlı modeller oluşturulmuştur (Jain, Mao ve Mohiuddin, 1996). Bu modellerden bazıları CNN, RNN ve LSTM mimarileridir. Bu mimariler derin öğrenme modelleridir. Derin Öğrenme, yapay sinir ağlarının bir veya birden fazla katman oluşturarak öğrenme algoritmalarını kapsayan çalışma alanlarıdır (Doğan ve Türkoğlu, 2019).



Şekil 3.2. Bir sinir hücresinin matematiksel modeli

Derin sinir ağı modellerinden biri olan CNN (Convolutional Neural Network) modeli, ilişkilendirilmiş veri veya görüntü işleme için kullanılan birçok katmana sahiptir. CNN hem özellik çıkarıcı hem de sınıflandırıcı özelliğe sahiptir ve genelde birbirleriyle tamamen bağlantılı katmanlardan oluşur (Panwar vd., 2017).

Dizi halinde oluşan verinin analizinde RNN (Recurrent Neural Network) yani özyinelemeli sinir ağı mimarisi kullanılabilmektedir. Geleneksel RNN mimarisi diğer derin öğrenme modellerinden farklı olarak hatırlayabilme (Memory) özelliğine sahiptir. Veriler arasında ilişki kurabilme ve tahminleme yapılırken bu

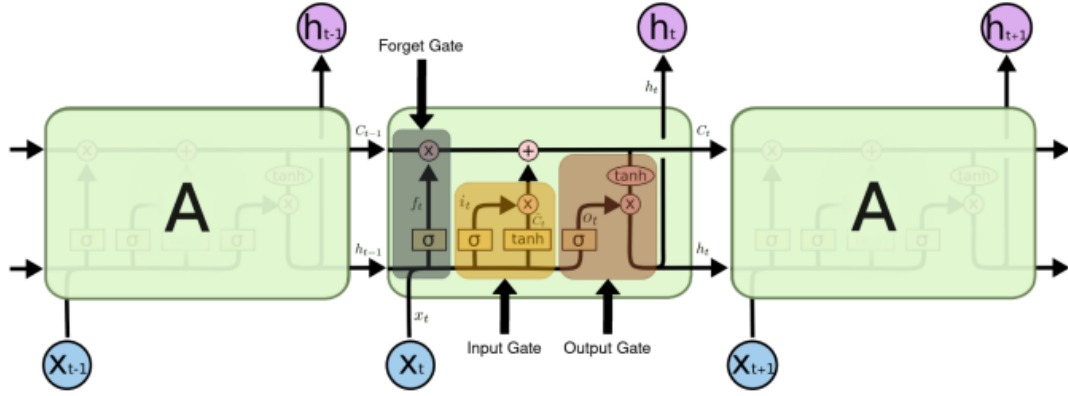
ilişkiyi kullanabilmeleri diğer derin öğrenme modellerinden ayrılmasını sağlar. RNN geriye yayılım (backpropagation) esnasında Gradyan eksikliği problemi yaşar ve uzun vadeli girdileri yorumlamakta zorlanır. Bu problemlerden dolayı RNN varyantlarından olan LSTM mimarisi, sinir ağlarının daha uzun süreli depolayarak RNN’de yaşanan kısa vadeli bellek probleminin kapı (Concept of Gating) yöntemi ile ortadan kalkmasını sağlar (Siddiqui vd., 2017).

3.2.3.1. LSTM

Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM), özel bir RNN mimarisidir ve bu gelişmiş mimarinin en önemli özelliği, kaybolan gradyan problemini çözmek veya en azından kaybolan gradyan probleminin eğitim performansı üzerindeki etkisini azaltmaktır. RNN'ye benzer şekilde, bir LSTM sinir ağındaki düğümler, önceki adımın gizli durumlarını alır. Ancak ortak bir LSTM birimi olan düğüm, kaybolan gradyan etkisini azaltarak uzun süreli bellek sağlayan ana faktör olan RNN'ye göre daha gelişmiş bir yapıya sahiptir (Phi, 2022).

Ortak bir LSTM birimi, bir girdi değeri alır ve bir çıktı değeri üretir. Bu işlem sırasında, mevcut hücrenin üretilen çıkış değeri ve sonraki paragraflarda anlatılacak olan önceki hücrenin hücre durum değeri olmak üzere bir önceki adımda aktarılan iki değeri kullanır. Bir LSTM birimi, aşağıdaki üç görevi yerine getirmek üzere tasarlanmıştır.

- ❖ Mevcut hücre durumundaki istenmeyen bilgileri unutma kapısı aracılığıyla unutun
- ❖ Giriş kapısı aracılığıyla mevcut hücre durumuna yeni bilgiler ekleyin
- ❖ Çıkış kapısı aracılığıyla mevcut hücre durumunun çıktısını oluşturun



Şekil 3.3 : Ortak bir LSTM hücresinin iç tasarımı

Ortak bir LSTM ünitesinin iç tasarımı Şekil 3.3'te gösterilmektedir. Hücrenin sol tarafında, mevcut x_t hücresinin girişi ve önceki hücrenin h_{t-1} çıkışı, 0 ile 1 arasında bir çıkış f_t oluşturmak için bir sigmoid fonksiyonuna verilir. Ardından, bu değer, f_t ile çarpılır. Mevcut hücre durumunu güncellemek ve oluşturmak için önceki hücre durumu C_{t-1} tarafından. Hücre durumu, hücreler arasında bilgi taşımak için hücrelerden geçen bir değerdir. Bu çarpma işlemi sonraki hücrelerde hangi bilgilerin unutulacağını ve ne kadarının hatırlanacağını belirlediğinden ünitenin bu kısmına unutma kapısı denir (Colah, 2022).

Hücrenin ortasında, çıktıları çarpılmış bir sigmoid ve bir tanh fonksiyonu vardır. Bu kısımda, sigmoid fonksiyonu tekrar mevcut hücre x_t 'nin girdisini ve önceki hücre h_{t-1} 'in çıktısını girdi olarak alır. Unutma kapısındaki sigmoid işlevinden farklı olarak, bu sigmoidin çıkış değeri, mevcut hücre durumuna hangi değerlerin yeni ekleneceğini belirtmek için kullanılacaktır. Tanh işlevi, muhtemelen mevcut hücre durumuna eklenecek bir dizi aday değer yaratır. Sigmoid i_t çıktısı ile tanh $\tilde{C}_t$ çıktısının çarpımı ile mevcut hücre durumuna eklenecek değerler aday değerlerden belirlenir. Ekleme işlemi yardımıyla, unutma kapısı tarafından güncellenen önceki hücre durumu C_{t-1} , son mevcut hücre durumunu oluşturmak için girişten gelen yeni bilgilerle tekrar güncellenir. Bu nedenle, LSTM biriminin bu kısmına giriş kapısı adı verilir (Colah, 2022).

Hücrenin sağ tarafında, mevcut hücrenin çıkış değerini belirtmek için kullanılan bir sigmoid ve bir tanh işlevi vardır. Tanh işlevi, mevcut hücrenin çıkış değerini -

1 ile 1 arasında oluşturmak için mevcut hücre durumu C_t olarak adlandırılabilir güncellenmiş hücre durumunu alır. Öte yandan, sigmoid işlevi kullanılacak bir O_t çıktısı oluşturur. Mevcut hücre durumunun hangi bölümlerinin mevcut hücrenin çıktısında yer alacağına karar vermek için ht . LSTM ünitesinin bu kısmı çıkış kapısı olarak adlandırılır (Colah, 2022).

Özetle, mevcut LSTM hücresi, mevcut hücrenin girişine ek olarak önceki hücrenin çıkışını ve hücre durumunu alır ve hücre durumunu güncelleyerek mevcut hücrenin çıkışını üretir. LSTM mimarisinin bu sıralı iç tasarımı, temel RNN mimarisinden farklı olarak daha iyi performansa sahip uzun dizilerden oluşan veriler üzerinde çalışmayı sağlar.

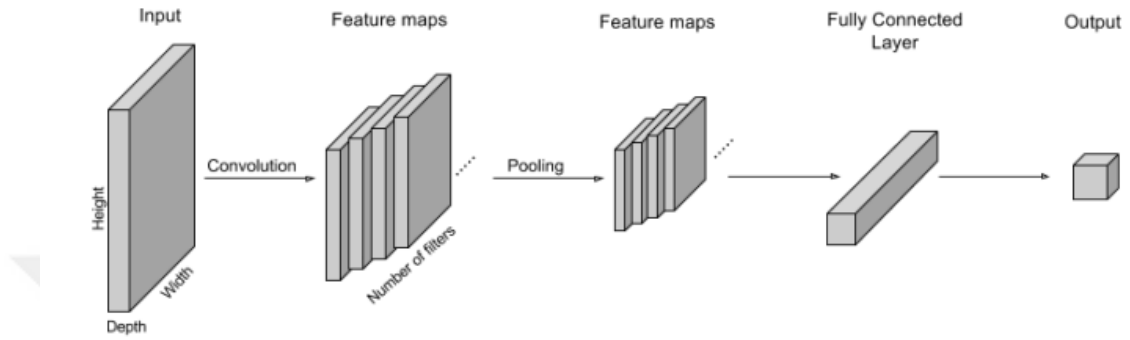
3.2.3.2. CNN

Evrişimsel sinir ağları (CNN), derin öğrenmenin bir alt dalı olup genellikle görsel bilginin analiz edilmesinde kullanılmaktadır. Yaygın kullanım alanları resim ve video tanıma, resim sınıflandırma, tıbbi görüntü analizi ve doğal dil işleme olarak sıralanabilmektedir. Evrişimli Sinir Ağları (CNN), her ikisi de öğrenilebilir ağırlıklarla kenarlarla birbirine bağlanan nöron katmanlarından oluştuğu için, normal Sinir Ağları (NN) ile birçok benzerliğe sahiptir.

CNN'ler ile getirilen temel fark, ağın girdisinin genişlik, yükseklik ve derinliğe sahip üç boyutlu bir özellik uzayına sahip görüntülerden oluştuğu varsayımıdır. Bir NN'nin tipik tek boyutlu girdisinin aksine, CNN'nin mimarisi bu konseptten yararlanmak için tasarlanmıştır (Karpathy, 2022). Görüntüler etrafındaki konsept nedeniyle CNN'nin bir avantajı, bir fotoğrafın normal RGB piksel değerleri gibi "ham" girdilere çok iyi ölçeklenmesidir. Normal bir NN'ler de bunu yapabilirken, yalnızca 32x32 piksellik bir RGB görüntüsünün 3072 ağırlıkla sonuçlandığı düşünüldüğünde, ağırlıkların sayısı hızla patlar. Bir CNN, elle tasarlanmış özelliklere sahip olmayı verimli bir şekilde atlayabilir ve bunun yerine ağın kendisinin bir özellik çıkarıcıya dönüşmesine güvenebilir (LeCun ve Bengio, 1995).

3.2.3.2.1.CNN'in mimari yapısı

Bir CNN oluştururken üç ana katman türü vardır, evrişim katmanı, havuz katmanı ve tam bağlantılı katmandır. Şekil 3.4'te, veri ve katman işlemleri arasındaki etkileşimi gösteren basit bir CNN'nin mimarisi gösterilmektedir.



Şekil 3.4. Bir evrişimsel sinir ağının temel mimarisi ve üç boyutlu uzayda işlemleri.

Girdi, filtre sayısına bağlı olarak bir dizi özellik haritasına dönüştürülen bir görüntüden oluşur. Özellik haritaları bir araya getirilerek parametre sayısı azaltılır. Son olarak, tamamen bağlı bir katman ağın çıktısını üretir.

3.2.3.3. Doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık (recall)/f1 score

Veri bilimi projelerinde en doğru modelin hangisi olması gerektiğine karar vermek için farklı yöntemler kullanılmaktadır. Proje veya araştırma çıktılarında sadece Doğruluk (Accuracy) üzerinden model seçimi yapılırsa, hatalı sonuçlar elde edilebilmektedir. Aşağıda bulunan Confusion Matrix tablosu bir sınıflandırma probleminde gerçekleşen ve tahminlenen değerleri göstermektedir (Öğündür, 2019).

	Tahminlenen (Predicted)	
	True Positives (TP)	False Negatives (FN)
Gerçekleşen (Actual)	False Positives (FP)	True Negatives (TN)

Şekil 3.5.Confusion matrix sınıflandırma tablosu

True Positive ve True Negative modelin doğru olarak tahminlediği, False Positive ve False Negative ise modelin yanlış olarak tahminlediği alanlardır. Accuracy bir modelin başarısını ölçmek için çok kullanılan ancak tek başına yeterli olmadığı görülen bir metriktir. Accuracy değeri modelde doğru tahmin ettiğimiz alanların toplam veri kümesine oranı ile hesaplanmaktadır. Eğer biz 100 birimden oluşan bir kitlede 40 birimi doğru tahmin edersek Doğruluk değerimiz %40 olacaktır.

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Şekil 3.6.Doğruluk (accuracy)

Özellikle eşit dağılmayan temelsiz veri kümelerinde model doğruluğu tek başına yeterli değildir. Örneğin kanser olan ve olmayan hastaların olduğu 100 kişilik bir veri kümemiz olduğunu düşünelim. Tüm hastalar içinde sadece 10 tanesinde kanser teşhisi konulmuştur. Böyle bir durumda kanser olan ancak teşhis edilemeyen (False Negative) hastalar olması istenmemektedir. Bu nedenle diğer metriklerin sonuçlarını da birlikte değerlendirmelidir. Kesinlik (precision) ise Positive olarak tahminlenen değerlerin gerçekten kaç adedinin Positive olduğunu göstermektedir.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Şekil 3.7.Kesinlik (precision)

Kesinlik değeri özellikle False Positive tahminlemenin maliyeti yüksek olduğu durumlarda çok önemlidir. Örneğin mail kutunuza gelmesi gereken mailleri eğer modeliniz spam olarak işaretlerse (FP) bu durumda almanız gereken önemli mailleri görememiş olur ve sizin için kayıp yaratan bir durum oluşmaktadır. Bu durumda Kesinlik değerinin yüksek olması bizim için model seçiminde önemli bir kriterdir.

Duyarlılık (recall) ise Positive olarak tahmin etmemiz gereken işlemlerin ne kadarını Positive olarak tahmin ettiğimizi gösteren bir metriktir.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Şekil 3.8. Duyarlılık (recall)

Duyarlılık değeri de False Negative olarak tahminlemenin maliyetinin yüksek olduğu durumlarda bize yardımcı olacak bir metriktir. Mümkün olduğunca yüksek olması gereklidir. Örneğin Fraud Detection için oluşturduğumuz bir model Fraud olan bir işlemi non-fraud olarak işaretlerse böyle bir durumun sonuçları bir banka için sorun teşkil edecektir.

F1 score değeri bize kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) değerlerinin harmonik ortalamasını göstermektedir. basit bir ortalama yerine harmonik ortalama olmasının sebebi ise uç durumları da gözardı edilmemesi gerektiğidir. Eğer basit bir ortalama hesaplaması olsaydı Precision değeri 1 ve Recall değeri 0 olan bir modelin F1 Score'u 0.5 olarak gelecektir ve bu bizi yanıltacaktır.

$$F1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

Şekil 3.9. F1 Score değeri

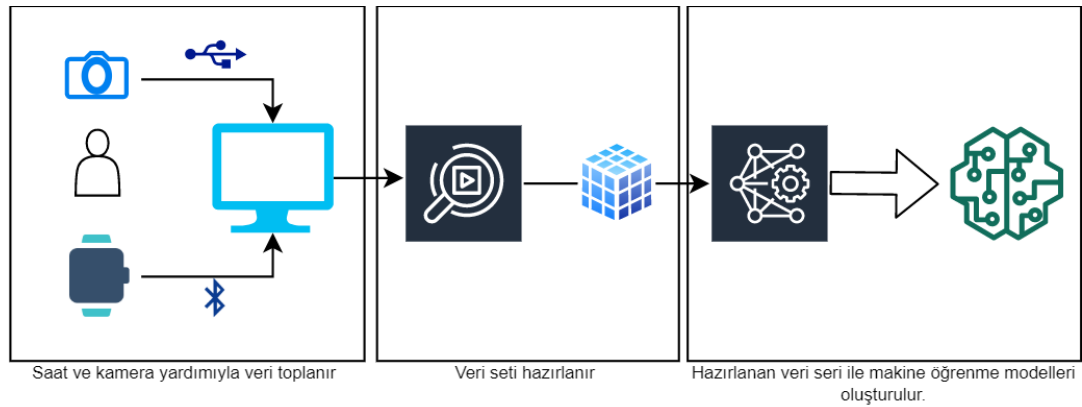
Doğruluk (accuracy) yerine F1 score değerinin kullanılmasının en temel sebebi eşit dağılmayan veri kümelerinde hatalı bir model seçimi yapmamaktır. Ayrıca sadece False Negative ya da False Positive değil tüm hata maliyetlerini de içerecek bir ölçme metriğine ihtiyaç duyulduğu içinde F1 Score bizim için çok önemlidir.

3.3. Giyilebilir Teknoloji ile İstemsiz Davranış Tespiti Uygulaması

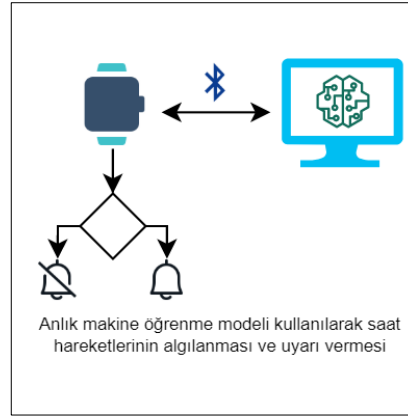
Araştırmanın amacı, elin yüze ne zaman çok yaklaştığını tespit etmek ve kullanıcıyı mevcut hareketi durdurması için uyarmaktır. Kullanıma hazır ve büyük ölçekli konuşlandırılabilir bir sistem geliştirmek amacıyla tasarlanmıştır.

3.3.1. Uygulama açıklaması

Çalışmamız 4 adımdan oluşmaktadır. Birinci adımda video kaydı gerçekleştirilir. Video kaydı, 4 saat boyunca belirsiz aralıklarla elini istenmeyen bölgeye götürüp sakal yolma aksiyonunu alan hasta ile yapılmaktadır. İkinci adımda video kayıtları işlenir ve veri kümesi oluşturulur. Veri kümesini oluşturmak için Mediapipe ve Pytesseract kütüphanelerinden faydalanarak hastanın hangi koordinatlarda takıntısını gerçekleştirdiği belirlenir (Şekil 3.10). Üçüncü adımda, veri kümesine uygun model oluşturulur. CNN ve LSTM mimarileriyle uygun modeller oluşturulup başarı oranına göre karşılaştırılır. Dördüncü adımda ise model gerçek zamanlı test edilir. Anlık olarak gönderilen ivmeölçer verileri model tarafından işlendikten sonra istenmeyen bölgede el tespit edildiğinde saat kullanıcıya sesli uyarı verir (Şekil 3.11).



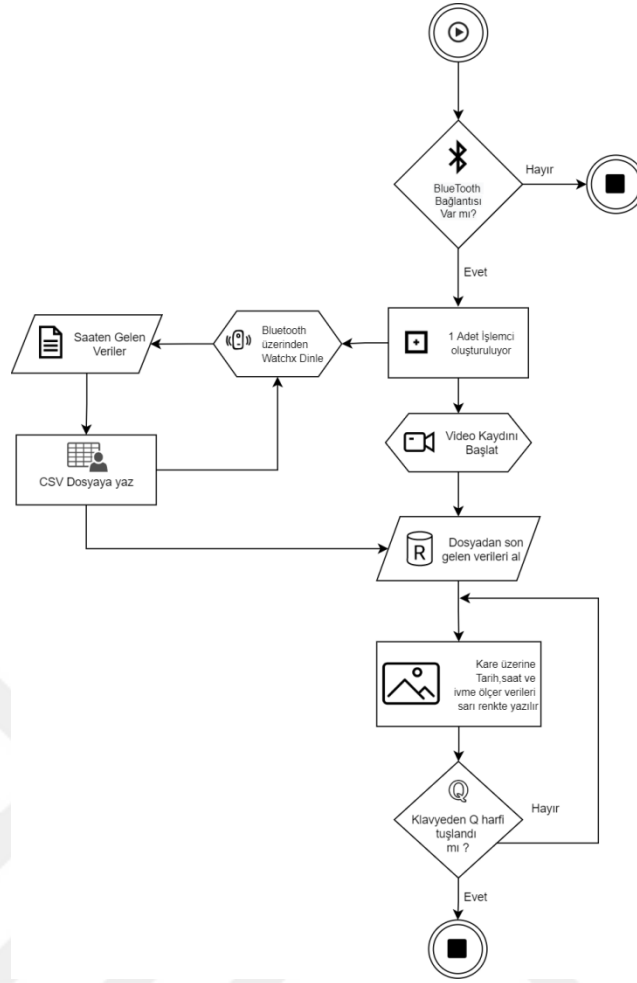
Şekil 3.10. Model oluşturma adımları



Şekil 3.11. Model test adımı

3.3.1.1. Video kaydını işleyerek veri kümesi oluşturma ve ekleme

Bu projede veri kümesi 2 adımda oluşturulmuştur. İlk adımda Python kodu ile hazırlanmış olan video kaydetme programı çalıştırılır. Program algoritması Şekil-3.12’teki gibidir. Bluetooth bağlantısı kullanılarak akıllı saat içinde bulunan ivmeölçer değerleri bilgisayara gönderilir. Saatten gelen veriler CSV formatındaki dosyada toplanır. Aynı zamanda Bluetooth bağlantısı üzerinden gelen son veri, kayıt sayısı, tarih ve saat bilgileri sarı renkte video karesi üzerine yazılır. Kare üzerine yazılan sayılar farklı CSV dosyalarında toplanır.



Şekil 3.12. Veri kayıt algoritması

Klavyeden "Q" tuşuna basılana kadar bu süreç paralel programlama olarak döngü içinde devam eder. Klavyeden "Q" tuşuna basıldığında ise video kayıt işlemi tamamlanır.

Diğer adım ise Python kodu ile hazırlanmış olan video işleme programını çalıştırmaktır. Video kareleri sırayla işlenmektedir. Kare işlemede ilk aşamada yüz kontrolü yapılmaktadır. Yüzü algılamazsa diğer kareye geçilmemektedir. Yüzü algıarsa, aynı karede saatin takılı olduğu el var mı kontrolü yapılmaktadır. Eğer saatin takılı olduğu el tespit edilmezse diğer kareye geçilmektedir. Eğer saatin takılı olduğu el ekranda varsa ve istenilmeyen bölgede olduğu tespit edilirse karedeki sarı renkli ivme verisi ve kaçınıcı kare de olduğu bilgisi CSV

dosyasına eklenir. Şekil 3.13'te görüldüğü gibi video kare üzerindeki algılanan yüz, sol el ve istenilmeyen bölge tespit edilmiştir (Şekil 3.13).



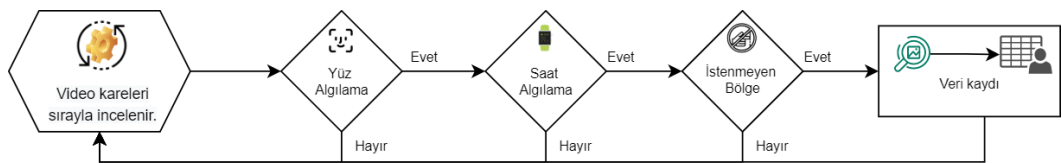
Şekil 3.13. Örnek video görüntüsü

Video işleme algoritması Şekil 3.12'deki gibidir. Takıntıların tespit edildiği karelerin tutulduğu dosya ile video karelerindeki el koordinat bilgilerinin tutulduğu dosya karşılaştırılır. Takıntının gerçekleştiği koordinatlar için Flag alanına "1", diğer koordinatlar için Flag alanına "0" yazılarak veri kümesi oluşturulur (Çizelge 3.1).

Çizelge 3.1. Koordinatlardan kesit

Sıra No	AX	AY	AZ	FG
1	-4404.00	7236.00	12304.00	0
2	-4148.00	7188.00	12276.00	0
3	-4060.00	7236.00	12268.00	0
4	-4108.00	7204.00	12408.00	0
5	-4024.00	7176.00	12412.00	0
6	-4188.00	7132.00	12320.00	0
7	-4180.00	7124.00	12156.00	0
....				
....				
308	-5272.00	-11420.00	7948.00	1
309	-9948.00	-13180.00	1480.00	1
310	-9652.00	-12324.00	900.00	1
311	-10476.00	-12848.00	-116.00	1
312	-11920.00	-11172.00	1544.00	1
313	-10924.00	-11548.00	1928.00	1
314	-8456.00	-11708.00	3320.00	1
315	-10584.00	-11780.00	4780.00	1
316	-7900.00	-10704.00	7120.00	1
317	-7948.00	-8368.00	9484.00	1
....				
....				
112921	596.00	4.00	14572.00	0
112922	516.00	-112.00	14612.00	0
112923	624.00	-88.00	14716.00	0
112924	728.00	-28.00	14676.00	0
112925	744.00	-4.00	14628.00	0
112926	744.00	-68.00	14632.00	0
112927	472.00	-148.00	14760.00	0
112928	436.00	-100.00	14600.00	0

Yukarıdaki adımlar sonunda 4 saatlik video çekimi, saatten gelen koordinat verileri ve videonun görüntü işleme sonucu çıkan verilerin eşlenmesi sonucunda 112928 satırlık veri seti oluşmaktadır (Çizelge 3.1).



Şekil 3.14. Video işleme algoritması

Takıntıların tespit edildiği karelerin tutulduğu dosya ile video karelerindeki el koordinat bilgilerinin tutulduğu dosya karşılaştırılır. Takıntının gerçekleştiği koordinatlar için Flag alanına "1", diğer koordinatlar için Flag alanına "0" yazılarak veri kümesi oluşturulur. Yukarıda ki adımlar sonunda 4 saatlik video çekimi, saatten gelen koordinat verileri ve videonun görüntü işlemesi sonucunda çıkan verilerin eşlenmesi sonucunda 112928 satırlık veri setini oluşmaktadır.

3.3.1.2. Veri kümesine uygun model oluşturma

Veri kümesine uygun model oluşturmak için CNN ve LSTM mimarileri kullanılmaktadır. Öncelikle CNN ve LSTM mimarileri ayrı ayrı veri kümeleri oluşturulur. Daha sonra oluşturulan modeller başarı oranına göre karşılaştırma yapılarak en uygun model tespit edilir.

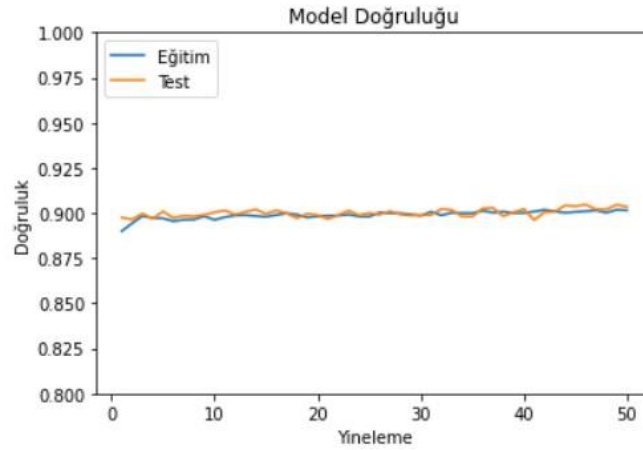
LSTM (Long Short-Term Memory): Bu çalışmada veri setinin %80'i öğrenme, %20'si test için kullanılmıştır. RNN mimarisinde LSTM katmanı ve Dense katmanları kullanılmıştır. LSTM katmanı giriş katmanıdır. Dense katmanlarından ilkinde RELU fonksiyonu kullanılırken, ikinci ve son katmanda SİGMOİD fonksiyonu kullanılmaktadır. Model çıktısı sonucunda "0" kategorisinden kesinlik 0,95, duyarlılık 0,83, F1- Score 0,94 çıkarken; "1" kategorisinde kesinlik 0.76, duyarlılık 0.83, F1-Score 0.80 çıkmıştır. Modelin doğruluk oranı ise %91'dir. Çizelge 3.3'te kategori 0 değeri elin istenmeyen alanda olmadığı, 1 elin istenmeyen alanda olduğu durumlarını ifade etmektedir.

Çizelge 3.2. LSTM model yapısı

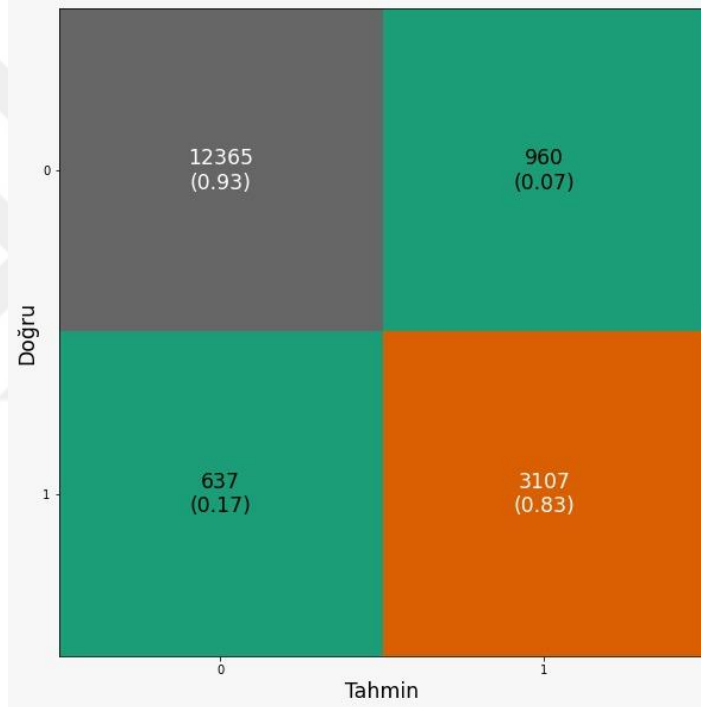
Katman	Parametre	Fonksiyon
LSTM	100 Filtre Sayısı, Giriş Katmanı	
Dense	50 Filtre Sayısı	ReLU
Dense		Sigmoid

Çizelge 3.3. LSTM modeli kesinlik, duyarlılık ve f1-score değerleri

Kategori	Keskinlik	Duyarlılık	F1-Score
0	0.95	0.83	0.94
1	0.76	0.83	0.80



Şekil 3.15. LSTM modeli için doğruluk grafiği



Şekil 3.16. LSTM modeli için karşılaştırma matrisi

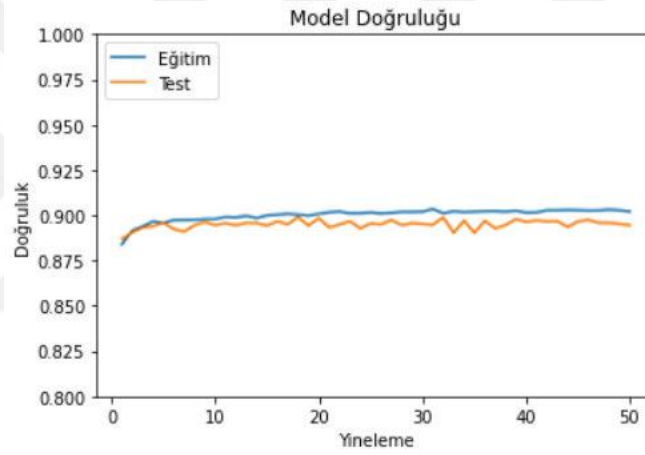
CNN (Convolutional Neural Network): Bu çalışmada veri setinin %80'i öğrenme, %20'si test için kullanılmıştır. CNN mimarisinde 2 tane Conv2D katmanı, 1 Flatten katmanı ve 2 Dense katmanı kullanılmıştır. Conv2D katmanlarında RELU fonksiyonu kullanılmıştır. Dense katmanlarında ise ilk olarak RELU fonksiyonu, ikinci ve son olarak SİGMOİD fonksiyonu kullanılmıştır. Model çıktısı sonucunda "0" kategorisinden kesinlik 0,95 duyarlılık, 0,91 F1- score, 0,93 çıkarken; "1" kategorisinde kesinlik 0.66, duyarlılık 0.81, F1-Score 0.74 çıkmıştır. Modelin doğruluk oranı ise %89'dur.

Çizelge 3.4. CNN model yapısı

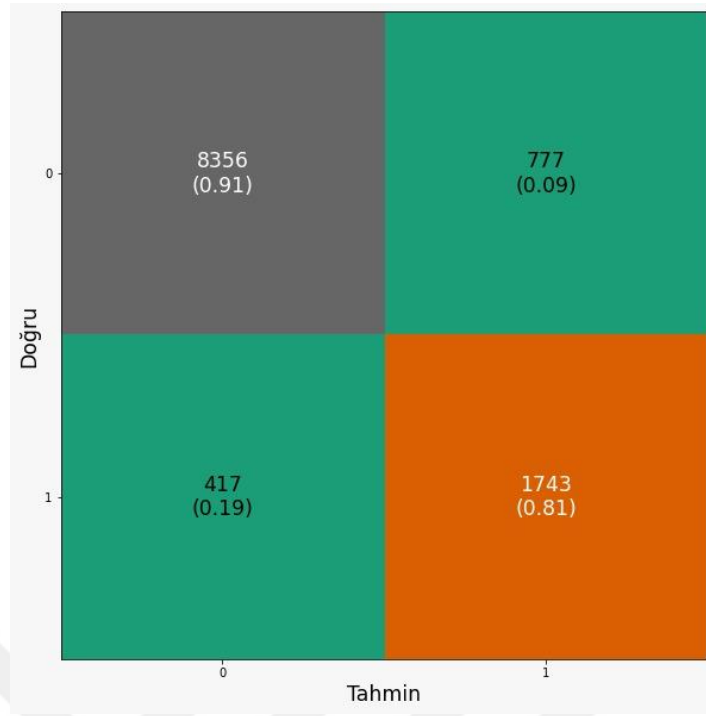
Katman	Parametre	Fonksiyon
Conv2D	16 Filtre Sayısı, Giriş Katmanı	ReLU
Conv2D	32 Filtre Sayısı	ReLU
Flatten		
Dense	64 Filtre Sayısı	ReLU
Dense		Sigmoid

Çizelge 3.5.CNN modeli kesinlik, duyarlılık ve f1-score değerleri

Kategori	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Score
0	0.95	0.91	0.93
1	0.69	0.81	0.74



Şekil 3.17. CNN modeli için doğruluk grafiği



Şekil 3.18. CNN modeli için karşılaştırma matrisi

4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu çalışmada önerilen yöntemler ve sonuçlar bakımından tezin literatüre birçok yönden katkı yaptığı düşünülmektedir. Tez çalışmasında giyilebilir sensörlerle istenmeyen davranışları önlemek amacıyla çalışmalar ve deneyler gerçekleştirilmiştir. Tez çalışmasının asıl amacı giyilebilir sensörlerle sakal Trikotillomani hastalığına sahip bireyin bileğine takılan WatchX saatten çıkan uyarı sesi ile kullanıcıyı uyarmak ve sakal yolma işleminin pozitif cezalandırma yöntemiyle engellemeyi gerçekleştirmektir. Çalışmada kullanılan hastalık, sakal Trikotillomani hastalığıdır. Sakal Trikotillomani hastalığı gibi günümüzde bireylerin yaşam kalitesini kısıtlayan davranış örüntüleri bulunmaktadır. Bu tür istenmeyen davranışları giyilebilir sensörlerle hastanın durumunun takip edilmesi literatürde çok önemli bir yer tutmaktadır. Tez çalışmasında ele alınan giyilebilir sensörlü bu yaklaşımlar hastalıkların tedavisinde sağlık çalışanlarının efor ve zaman kaybetmeden hasta takibi yapabilmesine ve hastaların ise belki bir sağlık kuruluşuna gitmeye gerek kalmadan evinde izlenip tedavinin önünü açmaktadır.

Araştırmada, insan beyninden esinlenerek ortaya çıkmış olan yapay sinir ağı öğrenim modeli kullanılmıştır. Lineer olmayan denklemlerin çözülmesi için çok katmanlı modeller oluşturulmuştur. Model sayısallaştırılarak bir sinir ağına matematiksel yapısı ortaya çıkarılmıştır. Derin Öğrenme, yapay sinir ağlarının bir veya birden fazla katman oluşturarak öğrenme algoritmalarını kapsayan çalışma alanlarıdır. Bu derin öğrenme modellerinden bazıları CNN, RNN ve LSTM mimarileridir. Derin sinir ağı modellerinden biri olan CNN modeli, ilişkilendirilmiş veri veya görüntü işleme için kullanılan birçok katmana sahiptir. CNN mimarisi hem özellik çıkarıcı hem de sınıflandırıcı özelliğe sahiptir ve genelde birbirleriyle tamamen bağlantılı katmanlardan oluşmaktadır. Bu özellikler göz önüne alınarak, araştırma sonucunda en uygun modeli bulmak için CNN ve LSTM mimarileri kullanılmış ve karşılaştırılmıştır. LSTM'nin (% 91) CNN'den (%89) daha iyi doğruluğa sahip olduğu görülmüştür. Ancak hız performansı açısından CNN daha iyi sonuçlar vermiştir. Tüm karşılaştırmalar sonucunda LSTM modeli %91 doğruluk oranı ile en uygun model olarak

gözelemlenmiştir. Bu araştırma ile sakal Trikotillomani hastalığına tedavisinde yardımcı olacak süreçler geliştirilmiştir. Giyilebilir teknolojiden yararlanarak yüz dokunuşlarını tanımayı amaçlayan çok az sayıda yayınlanmış araştırma bulunmaktadır. Genel olarak, bu tür araştırmalarda, ilgili literatür sonuçlarını karşılaştırmak, veri toplama ortamındaki ve çalışmayı yöneten değişkenlerdeki farklılıklar nedeniyle karmaşık bir çabadır. Örneklem büyüklüğü, katılımcıların demografik özellikleri, test edilen fiziksel aktivitelerin sayısı ve çeşitliliği, ivmeölçer türü, vücut pozisyonu, uygulanan istatistiksel ve makine öğrenmesi algoritmaları, çıkarılan istatistiksel özellikler, pencere boyutu ve genel performansı değerlendirmek için ölçülen metrikler farklılık göstermektedir.



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu projede sakal Trikotillomani hastalığına sahip bireyin bileğine takılan WatchX saatten çıkan uyarı sesi ile kullanıcıyı uyarmak ve sakal yolma işleminin pozitif cezalandırma yöntemiyle engellemek amaçlanmıştır. Trikotillomani hastalığına sahip kişinin 4 saat boyunca video kaydı alınırken, hastada takılı olan akıllı saatten de el hareketlerinin ivmeölçer verileri Bluetooth bağlantısı ile eş zamanlı olarak kaydedilmiştir. Bu kayıtlar incelenerek 112928 satırlık veri seti oluşturulmuştur. Veri setinin %80'ni model oluşturmada kullanılırken %20'si test verisi olarak kullanılmıştır. Veriler ile 2 farklı model oluşturulmuştur. Birinci model LSTM katmanından oluşurken diğer model CNN katmanlarından oluşmaktadır. Modellerin doğruluk oranlarına bakıldığında LSTM modeli %91, CNN modeli %89 oranlarında olduğu gözlemlenmiştir. Bu araştırma ile sakal Trikotillomani hastalığına tedavisinde yardımcı olacak süreçler geliştirilmiştir.

Öneriler

- ❖ Tez çalışmasında önerilen sistem şeması, gelecekte giyilebilir sensör tabanlı bir tıbbi destek sistemine entegre edilebilir. Böylece hastanın durumunu izlemek için harcanan çaba ve müdahale süresi en aza indirilir ve hem sağlık çalışanları hem de hastalar klinik ortamda kolay ve hızlı bir şekilde takip edilebilir.
- ❖ Bu sistem aynı zamanda erken uyarı sistemi olarak da çalışabilir. Sakal Trikotillomani hastalarının semptomları başlangıç aşamasında tespit edilerek hastanın doktoruna veya sağlık kuruluşuna bilgi verilerek hastanın durumu takip edilebilir. Aynı şekilde sakal Trikotillomani hastalarında durum kötüleşmeden ve ilerlemeden hasta bilgilendirilebilir, doğru zamanda müdahale ve tedaviye başlanabilir.
- ❖ Bu tezde önerilen özellik oluşturma yöntemlerinin, gelecekte daha yaygın hale gelecek olan giyilebilir sensörler kullanılarak oluşturulan bireyselleştirilmiş tıp uygulamalarında da kullanılabileceği düşünülebilir.

- ❖ Bireyselleştirilmiş tıp çalışmalarının ortasında yer alan insanın sensörden alınan veriler hesaplanarak bu yeni yaklaşım içerisinde daha iyi temsil edilebileceği düşünülebilir.
- ❖ Bireyselleştirilmiş tıp çalışmaları ve deneklerin yakından takip edilmesi için önerilen sensör analizleri ve geliştirilen öznitelik oluşturma yöntemlerinin geliştirilmesi düşünülebilir.
- ❖ Sakal Trikotillomani hastalarının farklı takıntı bölgelerinde detaylı analizler yapılabilir.
- ❖ Yüz bölgesine takıntı haricinde gidilmesi durumunda tepkilerin tespiti yapılabilir.
- ❖ Farklı derin öğrenme modelleri ortaya çıkartılabilir.
- ❖ Sakal haricinde yaygın saç çekme bölgeleri arasında kafa derisi, kirpikler, kaşlar veya kasık bölgeleri bulunmaktadır. Bunlar içinde detaylı analizler yapılabilir ve farklı derin öğrenme modelleri ortaya çıkartılabilir.
- ❖ Saç veya sakal çekmenin çoğu, özellikle hareketsiz faaliyetlerle uğraşıldığında, tek başına gerçekleşmektedir. Diğer yandan bireydeki can sıkıntısı, öfke, gerginlik, kaygı ve kayıtsızlık gibi duygular da sakal veya saç yolma oluşmaktadır. Bu anlamda bireylerin can sıkıntısı, öfke, gerginlik, kaygı gibi duygu durumları da tespit edilebilir. Önleyici tedavi uygulanabilir.

KAYNAKLAR

- Abramowitz, J., Taylor, S., McKay, D., 2009. Obsessive-Compulsive Disorder, The Lancet, 374(9688). 491-499.
- Ada, A., Aksoy, R., 2020. Giyilebilir Teknolojik Ürünlerde Tüketicilerin Algıladıkları Risklerin Farklılaşması: Akıllı Saat Kullanıcılarına Dönük Bir Araştırma, Herkes için Spor ve Rekreasyon Dergisi, 2(1), 50-61 .
- Ak, Ö., 2020. Epidemiydi, Artık Pandemi! Covid-19 Salgını, Bilim ve Teknik.
- Anshul, K., Manik, S., Manu, S., 2009. Algorithm Building and Learning Programming Languages Using a New Educational Paradigm, Newyork
- APA., 2000. American Psychiatric Association. Diagnostic and statistical manual of mental disorders (4th ed: Text Revision), Washington
- Aşuroğlu, T., 2020. Giyilebilir sensörlerle sağlık izleme, Ankara
- Badamasi, Y., 2014. The Working Principle Of An Arduino. Computer and Computation (ICECCO), 8(4), 1-4.
- Badla, S., 2014. Improving the efficiency of tesseract ocr engine, San Jose
- Bai, C., Chen, Y.-P., Wolach, A., Anthony, L., Mardini, M., 2020. Using Smartwatches to Detect Face Touching, Sensors , 21(6528), 1-13.
- Bai, C., Chen, Y.P., Wolach, A., Anthony, L., Mardini, M. T., 2021. Using Smartwatches To Detect Face Touching, Sensors, 21(6528), 1-13.
- Barnes, K., Kauffman, V., Connolly, C., 2014. Health wearables: Early days, PwC Health Research Institute Report.
- Bitdegree. 2022. En Çok Kullanılan Programlama Dilleri. Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://tr.bitdegree.org/tutorial/en-cok-kullanilan-programlama-dilleri/>
- Bonato, P., 2003. Wearable Sensors/Systems and Their Impact on Biomedical Engineering. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine: The Quarterly Magazine of the Engineering in Medicine & Biology Society, 22(3), 18-20.
- Bonato, P., 2010. Wearable Sensors And Systems. From Enabling Technology To Clinical Applications, IEEE Eng Med Biol Mag, 29(3), 25-36.
- Boussaada, A., 2018. Tunisian truck license plate recognition using an Android Application based on Machine Learning as a detection tool, Merseburg

- Braithwaite, J. 2018. Changing how we think about healthcare improvement. Erişim Tarihi: 25.03.2022. <https://www.bmj.com/content/361/bmj.k2014>
- Chan, A., Nandakumar, S., Nima, F., Rav, i. N., 2013. Wireless Patch Sensor for Remote Monitoring of Heart Rate, Respiration, Activity, and Falls, 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS Osaka, (s. 3-7). Japan
- Chan, M., Estève, D., Fourniols, J., Campo, E., 2012. Smart Wearable Systems: Future Challenges, Artificial intelligence, 56(3), 137-156.
- Colah. 2022. Understanding LSTM Networks. Erişim Tarihi: 16.03.2022. <https://colah.github.io/> <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- Collins, F., 2005. Personalized Medicine: A New Approach to Staying Well, The Boston Globe, 17(3), 5-10.
- D'Aurizio, N., Baldi, T.L., Paolucci, G., Prattichizzo, D., 2020. Preventing Undesired Face-Touches With Wearable Devices and Haptic Feedback, Digital Object Identifier, 27(8), 139033-139044.
- Doğan, F., Türkoğlu, İ., 2019. Derin öğrenme modelleri ve uygulama alanlarına ilişkin bir derleme, Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi, 10(2), 409-445.
- Downey, A., Elkner, J., Meyers, C., 2008. How to think like Computer Scientist` Learning with Python, Scientist
- Durmuş, E., Yürümez, Y., 2020. Trikotilomani (kaş yolma hastalığı) ve hipnoterapi: olgu Sunumu, GETATDER, 2(2), 27-30.
- Elgendi, M., Menon , C., 2019. Assessing Anxiety Disorders Using Wearable Devices: Challenges and Future Directions, Affiliations, 9(3), 1-9.
- Galadima, A., 2014. Arduino As A Learning Tool, Computer And Computation (ICECCO), 10(11), 1-4.
- Godfrey, A., Hetherington, V., Shum, H., Bonato, P., Lovell, N., 2018. From A to Z: Wearable technology Explained, Maturitas, 113(1), 40-47.
- Golub, D., He, X., 2016. Character-Level Question Answering With Attention, In Pro Ceedings Of The Conference On Empirical Methods In Natural Language Processing, EMNLP, 16(1), 16-20.
- Gökçakan, N., 2005. Bir obsesif-kompulsif bozukluk vakasında biliseldavranç terapi uygulaması, Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, 1(1), 81-90.

- Himle, J. A., Bybee, D., O'Donnell, L. A., Weaver, A., Vlnka, S., DeSena, D. T. ve Rimer, J. M., 2018. Awareness Enhancing And Monitoring Device Plus Habit Reversal In The Treatment Of Trichotillomania: An Open Feasibility Trial, *Journal of obsessive-compulsive and related disorders*, 16(1), 14-20.
- İsmail, K., Özacar, K., 2020. Human activity recognition based on smartphone sensor data using cnn, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*.
- Jain, A. K., Mao, J., Mohiuddin, K. M., 1996. Artificial Neural Networks: A Tutorial. *Computer*, 1(1), 31-44.
- Johansen, J. H. 2020. Two approaches to implementing CSP-like concurrency modeling in microcontrollers. Norway
- Kaehler, A., Bradski, G., 2008. Learning OpenCV, O'Reilly Media, 1(1), 1-5.
- Karpathy, A. 2022. Convolutional neural networks for visual recognition. Eriřim Tarihi: 10.03.2022. <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/>
- Keser, V., Tükel, R., Karalı, N., Çalıkuřu, C., Olgun, T., 1999. Trikotilomanide klinik özellikler, *Klinik Psikiyatri*, 1(1), 26-33.
- Kızıldař, E. 2002. TensorFlow Nedir? Nasıl Kullanılır? Eriřim Tarihi: 05.03.2022 <https://devnot.com/2019/tensorflow-nedir-nasil-kullanilir/>
- LeCun, Y., Bengio, Y., 1995. Convolutional Networks For İmages, Speech, And Time Series, *The handbook of brain theory and neural networks*, 1(1), 20-22.
- Lim, M., 2016. San Mateo Country, Physician, 5(6), 7-9.
- Lippmann, R. 1987. An Introduction To Computing With Neural Nets, *IEEE Assp magazine*, 4(2), 4-22.
- Liu, J., 2020. Text Search WEB Application, Vaasan
- Louis, L., 2016. Working Principle Of Arduino And Using İt As A Tool For Study And Research. *International Journal of Control, Automation, Communication and Systems (IJACS)*, 1(2), 21-31.
- McCulloch, W. S., Pitts, W., 1943. A Logical Calculus Of The İdeas İmmanent İn Nervous Activity, *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(1), 115-133.
- Memiř, G., 2019. İnsan saęlıęı takibi iin giyilebilir sensör verilerinin ok kipli ve füzyon tabanlı analizi, Ankara
- Michelin, A., Korres, G., Ba'ara, S., Assadi, H., Alsuradi, H., Sayegh, R., . . . Eid, M., 2021. FaceGuard: A Wearable System To Avoid Face Touching, *Front. Robot. AI* , 10(3), 1-11.

- Mittal, A., 2022. Understanding RNN and LSTM. Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://aditi-mittal.medium.com/understandingrnnandlstmf7cdf6dfc14e>
- Morris, R., 1999. DO Hebb: The Organization Of Behavior, Brain research bulletin, 50(5), 437-437.
- Mukhopadhyay, S. C., 2014. Wearable Sensors For Human Activity Monitoring: A Review, IEEE sensors journal, 15(3), 1321-1330.
- Nelson, B. W., Allen, N., 2019. Accuracy of Consumer Wearable Heart Rate Measurement During an Ecologically Valid 24-Hour Period: Intraindividual Validation Study, JMIR Mhealth Uhealth, 7(3), 1-19.
- NICE. 2005. National Institute for Health and Clinical Excellence Obsessive-compulsive disorder. Erişim Tarihi: 15.03.2022. <http://www.nice.org.uk/nicemedia/live/10976/29947/29947.pdf>
- Olusoji, E. B., Adesina, M. A., Kanmodi, K. K., 2018. Trichotillomania: Hair Pulling Disorder, World News of Natural Sciences, 20(1), 208-214.
- Ometov, A., Shubina, V., Klus, L., Skibińska, J., Saafi, S., Pascacio, P., 2021. A Survey on Wearable Technology: History, State-of-the-Art and Current Challenges, Computer Networks, 193(1), 89- 96.
- Ordóñez, F. J., Roggen, D., 2016. Deep Convolutional And Lstm Recurrent Neural Networks For Multimodal Wearable Activity Recognition, Sensors, 16(1), 115-120.
- Öğündür, G., 2019. Doğruluk (accuracy), kesinlik(precision), duyarlılık(recall) ya da f1 score, medium.com, 1(1), 1-2.
- Öztürk, M., 2022. Python async io ile asenkron programlamayı anlamak – giriş ve coroutine temelleri, Pytürk, 1(1), 1-2.
- Palermo, S. D., Bloch, M. H., Craiglow, B., Landeros-Weisenberger, A., Dombrowski, P. A., Panza, K., Leckman, J. F., 2011. Predictors of Early Adulthood Quality of Life in Children with Obsessive-Compulsive Disorder, Social Psychiatry and Psychiatric E. Sosyal Psikiyatri ve Psikiyatrik Epidemiyoloji, 46(4), 291-297.
- Panwar, M., Dyuthi, S. R., Prakash, K. C., Biswas, D., Acharyya, A., Maharatna, K., . . . Naik, G. R., 2017. CNN Based Approach For Activity Recognition Using A Wrist-Worn Accelerometer, 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 10(11), 2438-2441.
- Pataranutaporn, P., Jain, A., Johnson, C., Shah, P., Maes, P., 2019. Wearable Lab On Body: Combining Sensing Of Biochemical And Digital Markers In A Wearable Device, Medicine and Biology Society (EMBC), 19(1), 3327-3332.

- Patel, C., 2012. Atul Patel and Dharmendra Patel. Article: Optical Character Recognition by Open source OCR Tool Tesseract: A Case Study, International Journal of Computer Applications, 55(10), 50-56.
- Patel, S., Lorincz, K., Hughes, R., Huggins, N., Growdon, J., Standaert, D., Akay, M., Dy, J., Welsh, M., Bonato P., 2009. Monitoring Motor Fluctuations In Patients With Parkinson's Disease Using Wearable Sensors, Biomedicine, 13(6), 864-873.
- Patlar Akbulut, F., Akan, A., 2016. Akıllı giyilebilir hasta takip sistemleri, Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi, Muğla, 15-18 Ekim, 440-443.
- Pavlok. 2020. Pavlok. Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://pavlok.com/how-pavlok-works/>
- Peake, J. M., Kerr, G., Sullivan, J., 2018. A Critical Review of Consumer Wearables, Mobile Applications, and Equipment for Providing Biofeedback, Monitoring Stress, and Sleep in Physically Active Populations, Front. Physiol, 28(9), 2-18.
- Pep. 2022. – asynchronous io support rebooted: the 'asyncio' module." . Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://www.python.org/dev/peps/pep-3156/>
- Phi, M. 2022. Illustrated guide to lstm's and gru's: A step by step. Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://towardsdatascience.com/illustrated-guide-to-lstms-and-gru-s-a-step-by-step-explanation-44e9eb85bf21?gi=c728c020107e>
- Pires, I. M., Marques, G., Garcia, N. M., Flórez-Revuelta, F., Canavarro Teixeira, M., Zdravevski, E., . . . Coimbra, M., 2020. Pattern Recognition Techniques For The Identification Of Activities Of Daily Living Using A Mobile Device Accelerometer, Electronics, 9(3), 509.
- Raschka, S., 2015. Python Machine Learning, Packt
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological review, 65(6), 386-408.
- Sanders, I., Langford, S., 2009. Students' Perceptions of Python as a First Programming Language at Wits, Newyork
- Sejnowski, T. J., 2020. The Unreasonable Effectiveness Of Deep Learning In Artificial Intelligence, Biological Sciences, 117(48), 1-20.
- Seymour, S., 2012. Fashionable Technology: The Intersection of Design, Fashion, Science, and Technology, New York

- Shuyu, L., Wenzhuo, Y., Bo, W., Yichao, Z., Ke, E., Jialun, Z., . . . Sam, E., 2020. Noninvasive Wearable Electroactive Pharmaceutical Monitoring For Personalized Therapeutics, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(32), 1-20.
- Siddiqui, J. A., Qureshi, S. F., Marei, W. M., Mahfouz, T. A., 2017. Onychophagia (Nail Biting): A Body Focused Repetitive Behavior Due To Psychiatric Co-Morbidity, *Psychiatry and Behavioral Sciences*, 07(01), 47-49.
- Su, C., Xu, Z., Pathak, J., Wang, F., 2020. Deep Learning İn Mental Health Outcome Research: A Scoping Review, *Translational Psychiatry*, 10(1), 1-26.
- Sudharsan, B., Sundaram, D., Breslin, J., Ali, M., 2020. Avoid Touching Your Face: A Hand-to-face 3D Motion Dataset and Trained Models for Smartwatches, *e Internet of Things Companion*, 10(1), 2-18.
- Sung, Y.T., Chang, K.E., Liu, T.C., 2016. The Effects Of Integrating Mobile Devices With Teaching And Learning On Students' Learning Performance: A Meta-Analysis And Research Synthesis, *Computers & Education*, 94(10), 252-275.
- Swedo, S. E., Leonard, H. L., Rapoport, J. L., Lenane, M. C., Goldberger, E. L., Cheslow, D. L., 1989. A Double-Blind Comparison Of Clomipramine And Desipramine İn The Treatment Of Trichotillomania (Hair Pulling), *New England Journal of Medicine*, 321(8), 497-501.
- Tekpınar, L., Erdem, R., 2019. Kişiselleştirilmiş tıp ve genom araştırmalarının sağlık çıktıları bağlamında değerlendirilmesi, *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 22(4), 843-862.
- Warden, P., 2022. *Building Mobile Applications with TensorFlow*, O'Reilly
- WHO. 2001. *World Health Organisation* . Newtork
- Williamson, J., Liu, Q., Lu, F., Mohrman, W., Li, K., Dick, R., Shang, L., 2015. Data sensing and analysis: Challenges for wearables, *The 20th Asia and South Pacific Design Automation Conference. IEEE*, 136-141
- Wright, R., Keith, L., 2014. Wearable Technology: If The Tech Fits, Wear It, *Journal of Electronic Resources in Medical Libraries*, 11(4), 204–208.
- Yıldız, E. 2022. Paralel Programlama nedir? Erişim Tarihi: 15.03.2022. <https://medium.com/@iamemreyildiz/paralel-programlama-nedir-8aa43a95e8>

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Yasin KÖSEOĞLU

Eğitim Durumu

Lise : Abdurrahman ve Nermin Bilimli Anadolu Teknik Lisesi, 2004

Lisans : On Dokuz Mayıs Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi Bölümü, 2014

Yüksek Lisans : İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, 2022

Yayınlar

Köseoglu, Y., Boyacı, A., 2020. Detection of Involuntary Movement with Wearable Technology . 2022 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)