



Hayalet Uzuu Sendromu Tedavisi iin Sanal Gereklik ve Artırılmış Gereklik Temelli Sistemin Geliştirilmesi

Program Kodu: 1003

Proje No: 117E579

Proje Yürütücüsü:

Do. Dr. Akhan AKBULUT

Araştırmacı(lar):

Prof. Dr. Abdül Halim ZAİM

Prof. Dr. Ela TARAKCI

Do. Dr. Muhammed Ali AYDIN

Danışman(lar)

Bursiyer(ler)

Arş.Gör. Güven AŞÇI, Arş.Gör. Feray GÜNGÖR,

Sezer TOPRAK, Abdurrahman ÇABUK, Emrah ESEN

AĞUSTOS 2020

İSTANBUL

ÖNSÖZ

Yürütücülüğünü Doç.Dr. Akhan Akbulut'un yaptığı ve TÜBİTAK tarafından EEEAG-117E579 proje numarası ile desteklenen “*Hayalet Uzuv Sendromu Tedavisi için Sanal Gerçeklik ve Artırılmış Gerçeklik Temelli Sistemin Geliştirilmesi*” proje kapsamında; farklı amputasyon bölgelerinde hissedilen fantom ağrısının azaltılmasına yönelik bir siber rehabilitasyon sistemi tasarımı yapılmış ve geliştirilen ilk örneklem ile saha testleri yapılarak başarımı incelenmiştir. Yazılım Mühendisliği, yapay (makine) öğrenme, derin öğrenme, sinyal işleme, sanal gerçeklik, artırılmış gerçeklik, bilgi güvenliği, e-sağlık ve siber rehabilitasyon konularında çok disiplinli bir çalışma ekibi ile gerçekleştirilen çalışmalar 24 ay içerisinde tamamlanmış ve bir ESCI indeksinde taranan dergi makalesi, bir uluslararası ve iki ulusal konferans bildirisi yazılmıştır. İlk örneklemin saha çalışmalarının dokümente edileceği ve projenin ana çıktısı olarak değerlendirilecek makale çalışması *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* dergisine 2020 yılı içerisinde gönderilmesi planlanmaktadır ve proje konusu rehabilitasyon sisteminin ulusal patent tescil süreçleri başlatılmıştır. Fantom hareketlerin sınıflandırılmasını sağlayacak özgün bir veriseti oluşturulmuş ve makalenin kabulünü takiben veri bilimi alanında çalışan araştırmacıların kullanımına açılacaktır. Proje süresi içerisinde bursiyer Abdurrahman Çabuk “*Kayıp uzuv sendromu için artırılmış gerçeklik destekli rehabilitasyon sistemi*” başlıklı yüksek lisans tezini tamamlamıştır. Proje kapsamında 5 lisansüstü bursiyer ve çok sayıda lisans öğrencisi görev alarak bahsi geçen güncel konularda çalışmalar yapması imkanı sağlanmıştır. Verilen destekten dolayı TÜBİTAK’a teşekkür ederiz.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
TABLO LİSTESİ	iii
ŞEKİL LİSTESİ.....	iv
ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR ÖZETİ.....	3
3. GEREÇ VE YÖNTEM	9
3.1 Sistem Mimarisi	9
3.1.1 Giyilebilir Sağlık Bileşenin Geliştirilmesi.....	9
3.1.2 SaaS Portalın ve Veritabanının Geliştirilmesi.....	16
3.1.3 Veri Setinin Oluşturulması	23
3.1.4 Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Bileşenin Geliştirilmesi	26
3.1.5 Web Servislerin Geliştirilmesi	49
3.2 Rehabilitasyon Sisteminin Geliştirilmesi	50
3.2.1 Sanal Gerçeklik Ortamının Geliştirilmesi.....	50
3.2.2 Artırılmış Gerçeklik Ortamının Geliştirilmesi.....	67
3.3 Veri iletim güvenlik mekanizmasının geliştirilmesi	73
4. BULGULAR.....	82
5. TARTIŞMA/SONUÇ	90
6. KAYNAKÇA.....	92

TABLO LİSTESİ

Tablo 1: FEA’da sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik uygulamaları	7
Tablo 2: SVM SDG Sınıflandırma Başarımları.....	27
Tablo 3: SVM SDG Karışıklık Matrisleri.....	28
Tablo 4: SVM SDG Değerlendirme Metrikleri.....	28
Tablo 5: SVM SMO Sınıflandırma Başarımları	29
Tablo 6: SVM SMO Karışıklık Matrisleri	29
Tablo 7: SVM SMO Değerlendirme Metrikleri	29
Tablo 8: Simple Logistics Sınıflandırma Başarımları.....	30
Tablo 9: Simple Logistics Karışıklık Matrisleri	30
Tablo 10: Simple Logistics Değerlendirme Metrikleri	31
Tablo 11: Logistics Sınıflandırma Başarımları	31
Tablo 12: Logistics Karışıklık Matrisleri.....	32
Tablo 13: Logistics Değerlendirme Metrikleri.....	32
Tablo 14: Naive Bayes Sınıflandırma Başarımları	33
Tablo 15: Naive Bayes Karışıklık Matrisleri	33
Tablo 16: Naive Bayes Değerlendirme Metrikleri	33
Tablo 17: kNN Sınıflandırma Başarımları.....	34
Tablo 18: kNN Karışıklık Matrisleri	34
Tablo 19: kNN Değerlendirme Metrikleri.....	35
Tablo 20: Decision Tree Sınıflandırma Başarımları.....	35
Tablo 21: Decision Tree Karışıklık Matrisleri	36
Tablo 22: Decision Tree Metrikleri.....	36
Tablo 23: Random Forest Sınıflandırma Başarımları	36
Tablo 24: Random Forest Karışıklık Matrisleri	37
Tablo 25: Random Forest Değerlendirme Metrikleri	37
Tablo 26: MLP Sınıflandırma Başarımları	37
Tablo 27: MLP Karışıklık Matrisleri.....	38
Tablo 28: MLP Değerlendirme Metrikleri.....	38
Tablo 29: CNN Sınıflandırma Başarımları	39
Tablo 30: CNN Karışıklık Matrisleri	40
Tablo 31: CNN Değerlendirme Metrikleri	40
Tablo 32: Sağlıklı Sınıflandırma Başarımları	40
Tablo 33: Ampüte Sınıflandırma Başarımları.....	41
Tablo 34: Sınıflandırma Başarımları	43
Tablo 35: Sınıflandırma Başarımları	44
Tablo 36: Sınıflandırma Başarımları	44
Tablo 37: Sağlıklı Dirsek Altı LOO Başarımları.....	45
Tablo 38: Sağlıklı Dirsek Üstü LOO Başarımları.....	46
Tablo 39: Sağlıklı Diz Altı LOO Başarımları	47
Tablo 40: Sağlıklı Diz Üstü LOO Başarımları	47
Tablo 41: Ampüte Dirsek Üstü LOO Başarımları.....	48
Tablo 42: Ampüte Diz Altı LOO Başarımları	48
Tablo 43: Ampüte Diz Üstü LOO Başarımları	49
Tablo 44: K-Table	76
Tablo 45: L-Table.....	76
Tablo 46: M-Table	76
Tablo 47: N-Table	77
Tablo 48: Veri / Bantgenişliği Analizi	81
Tablo 49: Ampüte bireylerin demografik ve klinik bilgileri	82

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1: Non-inverting amplifier devre şeması.....	10
Şekil 2: Difference amplifier devre şeması	10
Şekil 3: Devremizin yükseltme işlemi yapan bölümü.....	11
Şekil 4: Non-inverting summing amplifier devre şeması	11
Şekil 5: Giyilebilir sağlık bileşenin devre şeması	12
Şekil 6: Giyilebilir sağlık bileşeni devresi	12
Şekil 7: Giyilebilir sağlık bileşeni	13
Şekil 8: Giyilebilir sağlık bileşeni ile sağlıklı bireyden veri toplama	13
Şekil 9: Sinyal kayıt uygulamasının arayüzü	14
Şekil 10: Kayıt işlemi tamamlanmış sinyalin dosya haline getirilmesi	15
Şekil 11: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -1	15
Şekil 12: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -2	16
Şekil 13: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -3	16
Şekil 14: Yeni kullanıcı kaydı oluşturma Arayüzü	17
Şekil 15: Uygulamaya giriş ekranı	18
Şekil 16: Hasta Kayıt Arayüzü	18
Şekil 17: Hasta Egzersiz Bölgesi Seçme Arayüzü.....	19
Şekil 18: Hasta Listesi Arayüzü	19
Şekil 19: Hasta Arama Arayüzü	20
Şekil 20: Hasta Silme Arayüzü.....	20
Şekil 21: Hasta Detay Arayüzü – Hasta Hikayesi.....	21
Şekil 22: Hasta Detay Arayüzü – Egzersiz Bölgeleri	21
Şekil 23: Hasta Detay Arayüzü – Oyun Skorları	22
Şekil 24: Yük Testi Sonuç Grafiği.....	23
Şekil 25: Transtibial amputasyon EMG veri alımı-Tibialis anterior elektrot yerleşimi (Aktif Protez-Ortez Merkezi).....	25
Şekil 26: a) Ölçüm öncesinde EMG sinyalinin kontrolü, b) EMG sinyal ölçümü örneği (El bileği ekstansiyonu)	25
Şekil 27: İki sınıflı Simple Logistics S Eğrisi	30
Şekil 28: CNN Modeli.....	39
Şekil 29: Random Forest ROC eğrileri (Her bir bölge için)	42
Şekil 30: Torbalama Yöntemi	43
Şekil 31: Yükseltme Yöntemi	44
Şekil 32: Oylama Yöntemi.....	44
Şekil 33: Microsoft Kinect entegrasyonu mimari katmanlar.....	51
Şekil 34: Kinect üzerinden pozisyonu alınan eklemler ve oyun içi 3D modelin referans vektörleri	53
Şekil 35: Kalman Filtresi adımları.....	54
Şekil 36: Sanal gerçeklik gözlüğünün entegrasyonunun donanım ve yazılım mimari katmanları	55
Şekil 37: Basketbol Oyunu Akış diyagramı	58
Şekil 38: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri	58
Şekil 39: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	59
Şekil 40: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	59
Şekil 41: Futbol Oyunu Akış diyagramı.....	60
Şekil 42: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri	61
Şekil 43: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	61
Şekil 44: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	62
Şekil 45: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	62
Şekil 46: Rehab Ninja Oyunu Akış diyagramı	63
Şekil 47: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri	63
Şekil 48: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	64
Şekil 49: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)	64

Şekil 50: Araba oyunu akış diyagramı	65
Şekil 51: Araba oyunu ekran görüntüsü	66
Şekil 52: Araba Oyunu Ekran Görüntüsü (devam)	66
Şekil 53: Araba oyunu ekran görüntüsü (devam).....	66
Şekil 54: Yansıma yaklaşımlı artırılmış gerçeklik	68
Şekil 55: Aktivite Diyagramı.....	70
Şekil 56: Sıra Diyagramı.....	71
Şekil 57: Ekran içi görüntü 1.....	71
Şekil 58: Ekran içi görüntü 2.....	72
Şekil 59: Ekran içi görüntü 3.....	72
Şekil 60: Ekran içi görüntü 4.....	73
Şekil 61: Rehabilitasyon sistemi iletişim mimarisi.....	74
Şekil 62: S-Fonksiyonu akışı	77
Şekil 63: Anahtar Oluşturma Yapısı	78
Şekil 64: Şifreleme.....	79
Şekil 65: Şifre Çözme	80
Şekil 66: Veri iletimi için geçen süre	81
Şekil 67: Katılımcıların sanal ortamı kontrol edebilme düzeyi (yüzdeleri).....	83
Şekil 68: Katılımcıların hareketlerini sanal ortama yansıtabilme düzeyi (yüzdeleri).....	84
Şekil 69: Katılımcılara göre oyunların doğallık düzeyi (yüzdeleri)	84
Şekil 70: Katılımcıların sanal ortama dalma düzeyi (yüzdeleri).....	85
Şekil 71: Katılımcılara göre sanal ortamın gerçekçilik düzeyi (yüzdeleri)	85
Şekil 72: Katılımcıların sistemden memnun kalma düzeyleri (yüzdeleri)	86
Şekil 73: Katılımcıların oyunlardaki motivasyon düzeyi (yüzdeleri)	86
Şekil 74: Katılımcıların oyunları eğlenceli bulma düzeyi (yüzdeleri).....	87
Şekil 75: Katılımcıların oyun sırasındaki fantom ekstremite hissi	87
Şekil 76: Katılımcıların fantom ektremitesini hareket ettirebilme düzeyi (yüzdeleri)	88
Şekil 77: Katılımcıların kalan uzuvdaki kaslarını çalıştırma düzeyleri (yüzdeleri).....	88
Şekil 78: Katılımcılarda meydana gelen kassal yorgunluk düzeyi (yüzdeleri).....	89

ÖZET

Hayalet uzuv sendromu (Fantom ekstremité ağrısı-FEA), amputasyon sonrasında bireylerin birçoğunda görülen ve yaşam kalitesini azaltarak hayatlarını olumsuz yönde etkileyen yaygın bir amputasyon sekelidir. Kaybedilen uzvun beyinde temsil edildiği kortikal alanların, uzuv kaybından dolayı duyuşal girdiden yoksun kalması ve komşu duyuşal girdilere açık hale gelmesinin kayıp uzuv ile ilgili ağrılı temsillere neden olduğu öne sürülmektedir. FEA'yı tedavi etmeye yönelik birçok farklı uygulama bulunmakla birlikte; etkinliği en fazla gösterilen ve en yaygın kullanılan terapötik yaklaşım ayna terapisi'dir. Ayna terapisi, sağlam ekstremité ile yapılan hareketlerin yansıma aldatmacasını kullanarak kayıp uzvu beyine varmış gibi gösterip, ağrının azaltılarak bireyin rahatlatılmasını hedeflemektedir. Proje kapsamında, benzer bakış açısıyla ve ayna terapisinin limitasyonlarını ortadan kaldırarak FEA'nın rehabilitasyonunda kullanılmak üzere, 4 farklı amputasyon bölgesi için sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik teknolojilerinin yer aldığı 7 (4 SG, 3 AG) oyun geliştirilmiş; katılımcıların amputé bölgelerinden ölçülen EMG sinyallerinin karşılığı olan fantom hareketler belirlenerek interaktif oyunlar içerisindeki modellere yansıtılması yöntemi ile rehabilitasyon seansları gerçekleştirilmiştir. Fantom hareketlerin yüksek doğrulukla sınıflandırılması için 71 kişiden toplanan özgün bir veriseti oluşturulmuş ve sistemin kullandığı yapay öğrenme modelinin eğitilmesinde kullanılmıştır. Farklı yapay öğrenme algoritmaları ile yapılan deneylerde en yüksek başarıyı sunan modeller, ilk örnekleme entegre edilmiş ve sistem %88,94'e varan doğrulukla hareketleri sınıflandırmıştır. Proje konusu, fizyolojik sinyallerin ölçümünde gündelik hareketleri etkilemeden kullanılabilecek giyilebilir bir sensör cihazın geliştirilmesi, sağlık verisinin az kaynak tüketerek güvenli bir şekilde aktarılması ve fizyoterapistlerin hasta takibini yapabileceği web uygulamalarının geliştirmesini de kapsamaktadır. Önerilen sistemin ilk örnekleme 12 hasta ile test edilmiş; yapılan kullanım analizi ve geribildirimler neticesinde sistemin amputé bireyler için kontrol edilebilir, doğal, eğlenceli, dalma seviyesi yüksek, fantom ekstremitéyi hareket ettirmelerini sağlayan, kalan uzuvdaki kasların çalışmasına katkıda bulunan ve kassal yorgunluk oluşturmeyen bir rehabilitasyon aracı olabileceği, iyi bir değerlendirme sonrasında sistemin kullanımı ile ilgili herhangi bir şikayeti olmayan amputé bireyler tarafından rahatlıkla kullanılabileceği ve yüksek memnuniyet düzeyine sahip olduğu görülmüştür.

ABSTRACT

Phantom limb pain (PLP) is a common sequela of amputation seen in many individuals after amputation, affecting their lives negatively by reducing their quality of life. Cortical areas representing missing limb in the brain are deprived of sensory input due to limb loss and become sensitive to sensory inputs from neighbor areas, causing painful representations of the missing limb. Although there are many different applications to treat PLP; the most effective and widely used therapeutic approach is mirror therapy. Mirror therapy aims to reduce the pain by using the reflection of the intact limb movements and creates an illusion of the amputated limb in the brain. Within the scope of the project, we have developed 7 games (4 VR, 3 AR) with virtual reality and augmented reality technologies for rehabilitation of 4 different amputation areas with a similar perspective and eliminating the limitations of mirror therapy. Rehabilitation sessions were conducted by determining the phantom movements corresponding to the EMG signals measured from the amputated areas of the participants and reflecting them to the models in interactive games. In order to classify phantom movements with high accuracy, a unique dataset collected from 71 people was created and used in training the machine learning model used by the system. The models resulting the highest performance in experiments with different artificial learning algorithms were implemented into the first prototype and the system classified the movements with an average accuracy of up to 88.94%. The project also includes the development of a wearable sensor device that can be used in the measurement of physiological signals without affecting daily movements, the secure transfer of raw health data with low resource consumption, and the development of web applications where physiotherapists can monitor patients. The first version of the proposed system was tested with 12 patients; As a result of the use analysis and feedback, the system can be a controllable, natural, fun, high level of plunge, allows them to move the phantom limb, contribute to the work of the muscles in the remaining limb and does not cause muscular fatigue, and the use of the system after a good evaluation. We observed that it can be used easily by amputees without any complaints and has a high level of satisfaction.

1. GİRİŞ

Fantom ekstremitte hissi (FEH), amputasyona uğramış uzvun amputasyon sonrasında hala mevcut olduğu hissidir (Chien ve Bolash 2017). Birçok amputé birey, olmayan uzuvda basınç, kaşıntı ve sıcaklık değişikliklerini ve ekstremitenin uzaydaki farkındalığını içeren FEH'i deneyimlemektedir. Bu bireyler, cerrahi sonrasında ayak parmaklarını kıpırdatma, elini açma-kapama gibi fantom hareketleri kontrol edebilirler (Collins vd. 2018). Fantom ekstremitte hissine sahip olanların büyük bir çoğunluğu aynı zamanda oldukça rahatsız edici ve zayıflatıcı etkiye neden olan ekstremitte ağrısına sahiptir. Fantom ekstremitte ağrısı (FEA) bu süreci geçiren bireylerde ortaya çıkan yaygın bir amputasyon sekeli (Flor 2002). Dahası bu bireylerin %80-85'i olmayan uzuv boyunca zonklama, yanma, saplanma, delinme, elektrik çarpması hissi, karıncalanma ve kramp gibi semptomlar ile karakterize şiddetli ağrı atakları yaşarlar (Collins vd. 2018; Nikolajsen ve Jensen 2001). Bu ataklar, 1 dakika kadar süren aralıklarla seyredebilir veya sürekli olabilir (Schipper ve Maurer 2017). Amputasyon sonrasında FEA çoğunlukla erken başlangıçlıdır ancak haftalar hatta yıllar sonra bile ortaya çıkabilir. Weeks ve ark (2010), FEA'nın çoğunlukla cerrahiden sonraki 1 hafta içinde başladığını ve hastaların %50'sinin FEA'yı amputasyondan sonraki ilk 24 saat içinde deneyimlediğini belirtmiştir (Weeks, Anderson-Barnes, and Tsao 2010). Jensen ve ark. (1985) ise 58 amputé ile yaptıkları çalışmada, fantom ağrısının insidansının 1 hafta, 6 ay ve 2 yıl sonra sırasıyla %72, 65 ve 59 olduğunu saptamıştır (Jensen vd. 1985). Küçük çocuklarda ve konjenital amputelerde fantom ağrısı görülme oranı daha düşüktür (Flor vd. 1998).

FEA, üst ekstremitte amputasyonlarında primer olarak avuç içi ve parmaklar; alt ekstremitte amputasyonlarında ise ayak parmakları, ayağın üst kısmı ve ayak bileği gibi eksik uzvun distal kısımlarında lokalizedir (Nikolajsen ve Jensen 2001). Amputasyondan önce var olan ağrı, rezidüel ekstremitte ağrısı ve fantom hissini olması FEA'nın görülmesi için risk faktörleri arasında gösterilmektedir (Luo ve Anderson 2016; Flor 2002). Kaygı ve depresyon varlığı, idrara çıkma, defekasyon ve cinsel aktivite FEA'yı kötüleştirebilir. Soğuk ortamın veya hava değişikliklerinin de FEA'yı şiddetlendirdiği bilinmektedir (Luo ve Anderson 2016).

FEA'nın altında yatan mekanizması kapsamlı bir şekilde tartışılmış ancak hala tam olarak anlaşılamamıştır. Önceleri psikojenik faktörler üzerinde durulsa da zamanla amputasyonun merkezi sinir sistemi (MSS) ve periferik sinir sisteminde (PSS) meydana getirdiği değişikliklere odaklanılmıştır (Schipper ve Maurer 2017). Günümüzde en çok üzerinde durulan MSS teorisi, amputasyon sonrasında somatosensoriyel ve motor kortekste nöroplastik değişiklikleri içeren kortikal yeniden haritalanma teorisidir (Collins vd. 2018; Kikkert vd. 2018). Amputasyon sonrasında primer somatosensoriyel korteksin duyuşal girdiden yoksun kalmasının, kortikal komşularından gelen girdilere duyarlı hale geldiği

kortikal reorganizasyona yol açtığı ve eksik uzvu temsil eden kortikal alana doğru yer değiştiren girdilerin de kayıp uzuv ile ilgili ağırlı temsilleri tetiklediği öne sürülmektedir (Kikkert vd. 2018). Somatosensoriyel ve motor kortekslerin yanı sıra talamus gibi subkortikal alanların da reorganizasyon sürecine dahil olabileceği düşünülmektedir. Ancak Makin ve ark.(2013), şiddetli kronik ağrısı olan amputelerin fantom el hareketlerinin, eksik elin primer sensorimotor korteksinde daha güçlü aktivasyona yol açtığını ve kalıcı ağrının ampute edilen elin korteksindeki korunmuş yapı ve fonksiyonel organizasyon ile ilişkili olabileceğini belirtmiştir (Makin vd. 2013). FEA'nin periferik nedenlerine dair yapılan araştırmalarda ise, kesilen sinirlerin önceki bağlantıları tamir edememesi, rezidüel uzuvda veya dorsal kök ganglionunda nöroma oluşumu ve ektopik ateşlenmenin varlığı ve preampütasyon ağrısının rolü üzerinde durulmuştur (Borghi vd. 2010; Vaso vd. 2014). Tüm bunların yanısıra proprioseptif hafızanın ağırlı durumların bir hatırlatıcısı olarak görev yapan koruyucu bir özellik sağlamasının da FEA oluşumunda etkili olabileceği düşünülmektedir (Anderson-Barnes vd. 2009).

Fantom ağrısının kronikleşmesi yaşam kalitesini olumsuz yönde etkiler; sosyal ve profesyonel çevre ile etkileşim faaliyetlerinde kısıtlamalara yol açar (Sherman, Sherman, ve Parker 1984). FEA'ya sahip ampute bireylerde obezite, kardiyovasküler hastalıklar, uyku bozukluğu, kronik eklem ağrısı ve bel ağrısının görülme sıklığının arttığı görülmüştür (Weeks, Anderson-Barnes, ve Tsao 2010). Fantom ağrısı tipik analjezik tedavilere cevap vermediğinden önemli bir tıbbi problem oluşturur (Kikkert vd. 2018).

Bu çalışmanın amacı, FEA'yı azaltan ve ağrının olumsuz etkilerini azaltarak yaşam kalitesini artıran fantom ekstremité ağrısının tedavisinde kullanılmak üzere sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik temelli rehabilitasyon sistemi geliştirmektir.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

Fantom ekstremitte ağrısı olan hastaları tedavi etmek için birçok farklı müdahale olmasına rağmen, hiçbirinin uzun süreli etkinliği ile ilgili kanıt mevcut değildir (Rothgangel vd.). Çoğunlukla nöropatik ağrı olarak tanımlandığından, farmakolojik çalışmalar FEA'nın yönetilmesinde nöropatik ağrının sıklığını ve yoğunluğunu azaltan antikonvülsan ilaçları içeren tedavileri önermektedir (Levendoglu vd. 2004). Spinal Kord Stimülasyonu, Derin Beyin Stimülasyonu, sempatik sinir sistemi blokları, nöroma içine Fenol damlatılması, botulinum toksin A enjeksiyonu gibi girişimsel tedaviler de konservatif tedaviden fayda görmeyen bireylerde kullanılabilir ancak bu tedaviler hakkında çok az kanıt mevcuttur ve fikir birliği yoktur (Wolff vd. 2011). Ayrıca kalıcı sinir hasarına yol açabilmekle birlikte yüksek komplikasyon ve nüksetme oranları ile ilişkilidir (Luo and Anderson 2016). Bilişsel-davranışsal tedaviler, hipnoterapi, biofeedback, mental imgeleme ve meditasyon gibi nonfarmakolojik uygulamalar mevcuttur ancak fantom ağrısının tedavisinde kullanılan en yaygın terapötik yaklaşım ayna terapisi (Chan vd. 2007; Schipper ve Maurer 2017).

Ayna terapisi, FEA'nın tedavisinde kullanılan noninvaziv, düşük maliyetli ve etkili modalitelerden biridir. Sağlam uzuv tarafından yapılan istemli hareketlerin bir ayna aracılığıyla yansımaları kullanarak, fantom ekstremitte ağrısız hareketin görsel yansımaları oluşturmayı içerir (Barbin vd. 2016). Kayıp uzvun hayali hareketi kullanılarak, temsil edildiği motor ve duyu kortekslerde yansımalarının yeniden oluşturulması ve kesilen ekstremiteden gelen duyu sinyallerin olmamasından kaynaklanan ağrının azaltılması sağlanır. Chan ve ark. (2007) ilk randomize sham kontrollü çalışmalarında, AT'nin katılımcıların %93'ünde FEA'yı azaltmada etkili olduğunu göstermiştir (Chan vd. 2007). Foell ve ark. (2014) ise AT'nin, amputasyondan sonra reorganizasyona uğrayan somatosensoriyel korteksin, amputasyondan önceki mevcut konfigürasyonuna dönmeye neden olabileceğini belirtmiştir (Foell vd. 2014). AT, FEA'nın tedavisinde nispeten başarılı bir yöntem olarak desteklenirse de etkinliğine dair yapılan çalışmaların kanıt düzeyi hala düşüktür (Barbin vd. 2016). Colmenero ve ark. (2018) sistematik derlemelerinde ayna terapisi, motor imgeleme ve sanal görsel geri bildirimin hayalet uzuv ağrısında olumlu yararları olduğunu, ancak katılımcılar arasındaki heterojenliğin ve düşük metodolojik kalitenin yetersiz kanıt düzeyine neden olduğunu bildirmişlerdir (Herrador Colmenero vd. 2018). AT ayrıca gerçekçilik ve ayna yerleşiminin metodolojik kısıtlamaları açısından sınırlıdır ve sadece tek taraflı amputasyonlarda uygulanabilir (Hasanzadeh Kiabi vd. 2013). AT'nin uzaysal boyutu ayna yüzeyi ile limitlidir; bu nedenle yalnızca el açma ve kapatma gibi sınırlı hayali hareketler için kullanılır (Sumitani vd. 2008). Ampüte birey hareketleri ayna yüzeyinde gerçekleştirmek için sabit bir pozisyonda kalır. Olmayan uzvun hareket yansımaları geçicidir ve hareketli anatomik ekstremitenin aksine yansıyan görüntüye dayanır (Murray vd. 2009). AT, motor

özellikleri olmayan fantom ekstremitelerde ağrısında ve fantom ekstremitenin immobil olduğu bireylerde etkili değildir (Sumitani vd. 2008).

FEA'nın kronik doğası göz önünde bulundurulduğunda, FEA'yı sürdürülebilir bir şekilde azaltabilecek etkili yaklaşımlara ihtiyaç vardır. MSS'de uzun süreli etkiler elde etmek için hastaların rehabilitasyondan taburcu olduktan sonra verilen egzersizleri rutin olarak yapmaları gerekir. FEA için AT ile ilgili araştırmalar, AT'nin içsel problemlerini giderebilen ve aynı prensiplere dayanan görsel tedavilerin FEA'yı azaltabileceğini göstermektedir. Bu farkındalık, FEA tedavisinde sanal gerçeklik (SG) ve artırılmış gerçeklik (AG) kullanımına dikkat çekmektedir.

Sanal gerçeklik yaklaşımları ayna terapisinin daha gelişmiş formunu oluşturma potansiyeline sahiptir ve hastaların klinik dışında egzersizlerine devam etmesine imkan sağlayabilir. Bu nedenle son dönemde sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı rehabilitasyon sistemlerinin ayna tedavisinin prensiplerinden faydalanarak fantom ağrısı üzerinde etkinliğini belirlemek amacıyla çalışmalar yapılmaya başlanmıştır.

Kuttuva ve ark. (2005), üst ekstremitelerde amputasyonlu kişiler için, top gibi sanal objeleri manipüle etmelerini sağlayan sanal bir ortam geliştirmiştir. Rezidüel uzuvların spesifik miyokinetik aktivitesi arayüz tarafından kaydedilmiş ve istemli fantom hareketler, sonrasında sanal el hareketlerini gerçekleştirmek üzere kodlanmıştır (Kuttuva vd. 2005). Amputeler için bu sanal ortamın geliştirilmesinden sonra, bazı araştırmacılar FEA tedavisi için benzer sistemler geliştirmiştir. Murray ve ark. (2007), 3 hafta boyunca 3-5 seans arasında FEA'lı üç hastayı (iki üst ekstremitede, biri alt ekstremitede amputasyonlu) tedavi etmek için sarmal sanal gerçeklik (IVR) ortamını kullanmıştır. Tüm katılımcılar, seansların en az birinde FEA'da bir azalma ve hislerin hayalet uzuvdaki kaslara ve eklemlere aktarıldığını belirtmişlerdir ancak üst ekstremitelerde amputeleri bunu alt ekstremitelerde amputesinden daha fazla desteklemiştir (Murray vd. 2007). FEA'lı bireylerde aynı uygulamalar daha büyük örneklem boyutlarında da benzer faydalı etkileri sağlamıştır. Mercier ve Sirigu (2009), üst ekstremitelerde amputasyonundan veya brakiyal plexus avülsiyonundan kaynaklanan FEA'yı hafifletmek için 8 hafta boyunca ve haftada 2 kez sanal görsel geribildirim kullanmıştır. Katılımcılar, vizüel analog skalasına (VAS) göre müdahaleden sonra ağrıda yüzde 38 azalma olduğunu bildirmiştir (Mercier and Sirigu 2009). Cole ve ark. (2009) hasta güdüklerinden gelen hareket verilerini toplamış ve bunu SG ortamındaki bir avatar tarafından yürütülen hedefe yönelik sanal harekete dönüştürmüştür. Müdahale öncesinde, üst ekstremitelerde amputelerinin daha yoğun ve sürekli ağrıdan muzdarip olduğu; SG girişiminden sonra, üst ve alt ekstremitelerde amputasyonuna sahip hastalar ağrı azalmasının yanı sıra FEH'te artış bildirmiştir (Cole vd. 2009). Sanal entegre ortamı kullanarak, katılımcıların uzuvlarından elde edilen yüzeyel elektromiyografi sinyalleri ve sanal bir avatarın örüntü tanıma kontrolü ile Perry ve ark. (2013) günlük ortalama ağrı ve günlük en kötü üst ekstremitelerde FEA skorlarında düşüş bildirmişlerdir (Perry vd. 2013).

Wake ve ark. (2015), istemli fantom hareketleri algılamak, FEA'yı azaltmak ve her hasta için esnek nöro-rehabilitasyon rejimleri sunmak için görsel, dokunsal ve işitsel sistemden oluşan multimodal SG ortamı geliştirmiştir. Yapılan uygulama sonrasında beş hastadan dördü FEA'da düşüş bildirmiştir (Wake vd. 2015). SG nöro-rehabilitasyonunun istemli hareketlerin kontrol edilebilirliğini artırma ve FEA'yı azaltma üzerindeki kısa dönem etkilerini araştıran bir çalışma, SG rehabilitasyonunun analjezik bir etkiye sahip olabileceğini ve hasta için motivasyon sağlayabileceğini belirtmiştir (Osumi vd. 2017). Chau ve ark. (2017), ayna terapisine dayanan interaktif 3 boyutlu bir mutfak ortamı geliştirmiş ve 5 terapi seansı için sanal elin myoelektrik kontrolünü ve hareket izleme kontrolünü kullanmıştır. Hastalar seansların sonunda ağrıda önemli oranda hafifleme bildirmiştir (Chau vd. 2017). Zanfir ve ark. (2017), sarmal sanal gerçeklik (SSG) ile oluşturulan tedavi programının FEA'dan muzdarip katılımcılarda etkinliğini değerlendirmiş ve SSG grubundaki hastalarda, kinezyoterapi grubundakilere kıyasla ağrıda anlamlı bir azalma olduğunu belirtmiştir (Zanfir vd. 2017). Ichinose ve ark. (2017), dokunsal geribildirim ile sağlanan analjezik etkiyi araştırmış ve etkilenen taraftaki yanağa somatosensöriyel geribildirim uygulayarak FEA'nın önemli ölçüde azaldığını bildirmiştir (Ichinose vd. 2017). Lendaro ve ark. (2017) myoelektrik patern tanıma ve SG ile fasilite edilen fantom motor uygulamalarının etkinliğini değerlendirmiş ve FEA'nın 23 seanstan sonra önemli ölçüde azaldığını belirtmiştir (Lendaro vd. 2017). Ambron ve ark. (2018) düşük maliyetli özel oyunlarda SSG kullanmıştır. Alt ekstremitte amputasyonlu iki olgu çalışmaya dahil edilmiş ve her iki hasta da seanslardan sonra ağrı seviyeleri giderek azalmıştır (Ambron vd. 2018). Fantom ekstremitte ağrısı için sanal gerçeklik yaklaşımları faydalı görünmektedir ancak çalışmaların metodolojik nitelikleri (örneklem büyüklüğü, çalışma protokolü vb.) yetersizdir.

Arttırılmış gerçeklik, ayna terapisi ve sanal gerçeklik ile karşılaştırıldığında daha yüksek düzeyde gerçekçilik sağlaması nedeniyle FEA'nın yönetimi için kullanılmıştır. Desmond ve ark. (2006), geleneksel ayna terapisinin metodolojik kısıtlamalarının üstesinden gelmek için FEA'da AR tedavisini uygulamış ve üç amputé AG ayna kutusundan alınan görsel geribildirim ile tedavi edilmiştir. Çalışma, AG ile sağlanan fantom ekstremitenin görsel geribildirimiminin daha bağımsız hareketi fasilite ettiğini ve bu teknolojinin FEA için potansiyel tedavi seçeneği sunabileceğini bildirilmiştir (Desmond vd. 2006). Ortiz-Catalan ve ark. (2014), fantom ekstremitte hareketlerini eş zamanlı olarak öngörmek için myoelektrik patern tanımayı AG ortamı için girdi olarak kullanmış ve hasta ağrı düzeyinin kademeli olarak azaldığını bildirmiştir (Ortiz-Catalan vd. 2014). Bir başka çalışmalarında, hastaların sanal bir ortamda fantom ekstremitte hareketlerini gerçekleştirirken rezidüel uzuvdaki nöromusküler aktiviteyi geri kazanmasını sağlamak için makine öğrenmesini kullanmış; fantom ekstremitenin motor uygulamalarının makine öğrenmesi, sanal gerçeklik, arttırılmış gerçeklik ve oyun teknolojisi kullanılarak FEA'yı önemli ölçüde azalttığını ve tedavisinde etkili

olabileceğini bildirmişlerdir (Ortiz-Catalan vd. 2016). Rothgangel ve ark. (2018), arttırılmış gerçeklik tedavisinin, ayna terapisi ile kıyaslandığında ek bir katkısının olmadığını belirtirken gelecek çalışmalarla desteklenmesi gerektiğini vurgulamıştır (Rothgangel vd. 2018). Fantom motor uygulaması, myoelektrik patern tanıma ve SG uygulaması ile ilgili bir olgu raporundan sonra, Lendaro ve ark. (2018) AR, VR ve myoelektrik patern tanımanın kullanıldığı bir çalışma protokolünü sunmuştur. FEA'sı olan ampüteleri fantom motor uygulama ve fantom motor imgeleme olarak 2 gruba ayırmış ve her iki tedavide de aynı cihazı kullanan aynı VR-AR ortamları ile 15 uygulama yapılmıştır (Lendaro vd. 2018). Sonuçların 2020'de sunulması beklenmektedir.

FEA tedavisinde SG ve AG teknolojilerinin etkinliğini değerlendiren tüm araştırmalar, nicel ve nitel raporlama yoluyla fantom ağrısının önemli ölçüde azaldığını göstermiştir. SG araştırmalarda AG'den daha fazla tercih edilmesine rağmen, makine öğrenmesi, oyun teknolojisi ve myoelektrik patern tanıma gibi diğer uygulamalarla birlikte kullanıldığı çalışmalar da mevcuttur (Ortiz-Catalan vd. 2016; Ortiz-Catalan vd. 2014; Lendaro vd. 2018). SG ve AG ile ilgili yapılan ilk çalışmalarda, eksik uzuv hareketinin sanal görüntüleri, farklı eylemler gerçekleştiren sağlam ekstremiteler hareketleri kaydedilerek elde edilmiş ve daha sonra dijital olarak ters çevrilerek bir bilgisayar ekranında yansıtılmıştır. Sağlam ekstremiteden elde edilen verilere göre AT'ye dayalı SG veya AG tabanlı ayna tedavisi uygulanmıştır (Desmond vd. 2006; Mercier and Sirigu 2009). Diğer bazı araştırmalar da motor hareketleri öngörmek için SG ve AG ortamlarında hastaya gerçek zamanlı geri bildirim sağlarken myoelektrik patern tanıma teknolojisiyle rezidüel uzuvdan elde edilen sinyalleri kullanmış ve fantom motor uygulamaları bu sistem kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Chau vd. 2017; Lendaro vd. 2017; Perry vd. 2013; Lendaro vd. 2018; Ortiz-Catalan vd. 2016; Ortiz-Catalan vd. 2014). Çünkü fantom hareket kabiliyetinin azalması daha şiddetli FEA ile koreledir (Raffin vd. 2016). Diğer SG/AG çalışmalarından farklı olarak 2 çalışmada, SG ile etkilenen uzuv, sağlam uzuv veya yanak üzerine taktir geribildirim uygulanmıştır (Ichinose vd. 2017; Wake vd. 2015).

Tablo 1. FEA'da sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik uygulamaları

ÇALIŞMA	TÜRÜ	KATILIMCI	TEDAVİ	DEĞERLENDİRME	SONUÇ
Desmond ve ark. (2006)	Olgu serisi	ÜE (n=3)	Arttırılmış Gerçeklik Standart Ayna Terapisi	KF-MAÖ	FEH'de artma FEA'da azalma
Murray ve ark. (2007)	Olgu serisi	ÜE (n=2) AE (n=1)	Sarmal Sanal Gerçeklik 30 dk/2-5 seans/3 hafta	KF-MAÖ	ÜE'de azalan ağrı AE'de değişken sonuçlar
Mercier ve Sirigu (2009)	Olgu serisi	ÜE (n=2) BPA (n=6)	Sanal Gerçeklik 30-60 dk/haftada 2 kez/8 hafta	VAS ağrı	8 hastadan 5'inde %30'un üzerinde ağrıda azalma, uygulamadan 4 hafta sonrasında 5 hastanın 4'ünde sonuçların korunması
Cole ve ark. (2009)	Olgu serisi	ÜE (n=7) AE (n=7)	Sanal Gerçeklik 60-90 dk/1 seans	VAS ağrı MAÖ	FEH'de artma FEA'da azalma (her gruptaki 7 kişiden 5'inde)
Perry ve ark. (2013)	Olgu serisi	ÜE (n=7)	Sanal Gerçeklik 30 dk/1 ay	VAS ağrı KF-MAÖ	VAS: 3 hastada ortalama ağrıda, 4 hastada en kötü ağrıda azalma, KF-MAO: 4 hastada FEA'da azalma
Ortiz-Catalan ve ark. (2014)	Olgu raporu	ÜE (n=1)	Arttırılmış Gerçeklik Myoelektrik Patern Tanıma 22 seans/18 hafta	KF-MAÖ Self rapor	FEA'da azalma Fantom yumruk hissinde artma
Wake ve ark. (2015)	Olgu serisi	ÜE (n=1) BPA (n=4)	Sanal Gerçeklik 5 dk/1 seans/3 farklı durum (taktil feedback yokken, sağlam tarafa taktil uyaran, amputé tarafa taktil uyaran)	KF-MAÖ	5 hastadan 4'ünde FEA'da azalma
Ortiz-Catalan ve ark. (2016)	Tek grup klinik çalışma	ÜE (n=14)	Sanal Gerçeklik-Arttırılmış Gerçeklik Makine Öğrenmesi, Oyun 12 seans	NAS, ADI, AADÖ, SSFS	NRS51'de% 32 düşüş, ADI'de % 47 düşüş AADÖ'de %47 düşüş Ağrı kesici ilaç kullanımında azalma
Chau ve ark. (2017)	Olgu raporu	ÜE (n=1)	Sarmal Sanal Gerçeklik-Myoelektrik ve hareket izleme kontrolü (5 seans)	VAS ağrı, KF-MAÖ, Wong Baker Yüz Skalası	VAS'ta %55 azalma, KF-MAÖ'de %60 azalma, Wong Baker Yüz Skalasında %90 azalma.
Zanfır ve ark. (2017)	Pilot çalışma	AE (n=20)	Sarmal Sanal Gerçeklik (30 dk/3 seans) Kinezyoterapi (30 dk/3 seans)	MAÖ, TAPDÖ ağrı, AFÖ	SSG grubunda, kinezyoterapi grubuna oranla daha fazla ağrıda azalma
Tsao ve ark. (2017)	Olgu raporu	AE (n=1)	Sanal Gerçeklik-Myoelektrik Patern Tanıma 2 saat/23 seans	KF-MAÖ, NAS, ADÖ, AADÖ	NAS'da %50 azalma, ADÖ'de %68 azalma AADÖ'de %57 azalma.
Ichinose ve ark. (2017)	Olgu serisi	ÜE (n=1) BPA (n=8)	Sanal Gerçeklik-Taktil Feedback 5dk/günde 2-3 seans/2-4 gün 3 görev (yanağa uyarı, sağlam ele uyarı, uyarı yok)	NAS, KF-MAÖ	NAS: Yanağa uyarı ve Sağlam ele uyarıda ağrıda belirgin şekilde azalma KF-MAÖ: Tüm durumlarda ağrıda azalma
Ambron ve ark. (2018)	Olgu serisi	AE (n=2)	Sarmal Sanal Gerçeklik 20 dk/2-4 seans	VAS ağrı	VAS ağrıda %100 azalma (Olgu 1) VAS ağrıda% 93 azalma (Olgu 2)
Rothgangel ve ark. (2018)	Tek kör randomize kontrollü çalışma	AE (n=75)	Ayna Terapisi-Arttırılmış Gerçeklik Ayna Terapisi-Self Egzersizler Sensorimotor Eğitim-Self Egzersizler 4 hafta+6 hafta	NAS, ADI, AÖYA, NPSI	Tüm gruplarda ortalama FEA'da azalma
Lendaro ve ark. (2018)	Çift kör randomize kontrollü çalışma	ÜE(n=67)	Fantom motor uygulama (AG+SG+MPT) 2 saat/15 seans/6 ay takip Fantom motor imgeleme (AG+SG+MPT) 2 saat/15 seans/6 ay takip	ADÖ, KF-MAÖ, ADI, AFÖ-6, AÖYA-2, Q-PLP	Mevcut değil

"AADÖ= Ağrılıklı Ağrı Dağılımı Ölçeği, ADI= Ağrı Disabilite İndeksi, ADÖ= Ağrı Derecelendirme Ölçeği, AFÖ= Ağrı Felaketlendirme Ölçeği, AÖYA= Ağrı Öz-Yeterlilik Anketi, KF-MAÖ= Kısa Form McGill Ağrı Ölçeği, MAÖ= McGill Ağrı Ölçeği, NAS= Nümerik Ağrı Skalası, Q-PLP= "Questionnaire for Phantom Limb Pain", TAPDÖ= Trinity Amputasyon ve Protez Deneyim Ölçeği, VAS= Vizüel Analog Skalası"

PLP'nin değerlendirilmesinde en sık kullanılan ölçekler McGill Ağrı Ölçeği (MAÖ), Ağrı Değerlendirme Endeksi (ADİ), ağrı için Nümerik Derecelendirme Ölçeği (NDÖ) ve Vizüel Analog Skalası (VAS) 'dır. Ayrıca, Ağrı Disabilite İndeksi (ADI), "Questionnaire for Phantom Limb Pain" (Q-PLP), Ağrı Öz-Yeterlilik Anketi (AÖYA), Ağrı Felaketlendirme Ölçeği-6 (AFÖ-6), Ağırlıklı Ağrı Dağılımı Ölçeği (AADÖ) ve Trinity Amputasyon ve Protez Deneyim Ölçeği'nin (TAPDÖ) FEA alt ölçeği fantom ağrısının şiddeti, sıklığı, süresi, ağrının kalitesi ve ağrının öz yeterliliği gibi özelliklerini değerlendirmek için kullanılmıştır.

Bu uygulamaların olumlu etkilerine rağmen, çalışmalar arasında tedavi protokollerinin tutarsızlığı gibi birkaç sınırlama vardır. Çalışmalarda seansların sıklığı, süresi ve yoğunluğu birbirinden tamamen farklıdır ve müdahaleler karşılaştırılmak yerine sıklıkla birlikte yapılmıştır. Bu çalışmalar genellikle olgu raporu veya olgu serilerinden oluşmuş ve tedavilerin olumlu sonuçlarına rağmen düşük kanıt düzeyine sahiptir (Dunn vd. 2017). FEA'da, AT, AG, SG ve sensorimotor eğitimin etkinliğini karşılaştıran sadece bir tek kör randomize çalışma vardır. Halen tamamlanmayan ve çalışma protokolü yayınlanan bir çift kör randomize çalışma mevcuttur. Ayrıca, mevcut çalışmaların çoğu, FEA'nın tedavisinde SG ve AG'nin uzun vadeli yararlarını değerlendirmemiştir. Ayrıca geleneksel tedaviler ve teknolojik nörorehabilitasyon teknikleri birbirleriyle karşılaştırılmalı ve uzun vadeli etkiler yüksek metodolojik kalite ile belirlenmelidir. Bu konuda yüksek kaliteli çalışmalara ihtiyaç vardır.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

3.1 Sistem Mimarisi

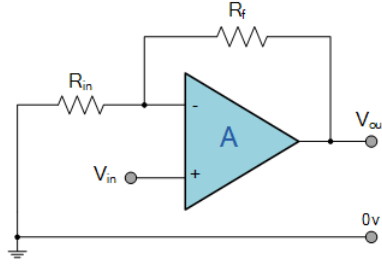
3.1.1 Giyilebilir Sağlık Bileşenin Geliştirilmesi

Proje kapsamında yapılması gereken ilk iş paketlerinden biri giyilebilir sağlık bileşenlerinin geliştirilmesiydi. Bu bileşenle birlikte daha sonraki aşamalarda veri toplanacak, hazırlanan makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri bu bileşenle test edilecek ve ortaya çıkan son üründe de bu bileşenler kullanılacaktı. Bu bileşenin geliştirilmesinde öncelikli olarak bursiyer Güven AŞÇI görev almıştır. Sağlık alanında sensör ölçümlerinin doğrulanması için de Prof. Dr. Ela TARAKCI ve bursiyer Feray GÜNGÖR destek vermiştir. Yapılan ilk denemelerde bir yerine iki EMG sensörü kullanılmasının daha başarılı sonuç vereceği öngörülmüş, benzer çalışmalarda geliştirilen veya kullanılan sensörlerin aksine bir yerine iki adet EMG sensörü kullanılmıştır. EMG cihazı hastanın taşıyabilmesi ve özgürce hareket edebilmesi için hafif ve hastanın sağlam uzvuna veya kemere takılabilecek şekilde tasarım yapılmıştır.

Sinyal Yükseltici Devre

Projede kullanılan EMG sensörü, kastan gelen bir sinyal olmaması durumunda sabit 1.5 volt çıkış gerilimine sahiptir. Herhangi bir kas sinyali ile çıkış gerilimi 0 ila 3.3 volt arsında değerlere sahip olmaktadır. Bu değerlerin ölçümü ise Arduino mikro kontrolcüsü ile yapılmaktadır. Arduino gelen analog sinyalleri dijital sinyale dönüştürmekte, 5 volt değerini 1023, 0 volt değerini ise 0 kabul edip, ara değerleri de bu üst ve alt değerlere göre oranlamaktadır. 5V üzeri veya 0V altı değerler, ekstra bir ekipman yoksa okunamamaktadır. EMG sensörünün boş durumda ürettiği 1.5 volt, Arduino üzerinde 307 olarak okunmaktadır. Sensör ile yapılan ilk denemelerde el açma-kapama hareketi denenmiş, sinyaldeki değişimler gözlenmiştir. Fakat elde edilen değerler 307 ± 10 ($1.5V \pm 0.05V$) aralığında olmuştur. Sağlıklı insanlarda dahi bu kadar dar bir aralığa sahip olunması, sınıflandırma yapılırken başarıyı ciddi anlamda etkileyeceğinden sinyali yükseltici bir devre kurulması ihtiyacı ortaya çıkarmıştır. BU devrenin yapılmasının bir amacı da ampüte hastaların ilgili uzvundaki sinir hücreleri zamanla ölmesi ve bu hastalardan alınacak sinyallerin de daha düşük olacağının öngörülmesidir.

İlk aşamada “Non-inverting Amplifier” (Şekil 1) adı verilen basit devre ile yükseltme yapılarak geçici bir çözüm oluşturulmuştur. Bu devrenin çalışma mantığı gelen sinyali $1+R_f/R_{in}$ oranında yükseltmektir.

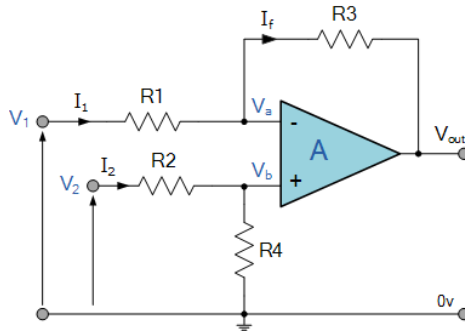


Şekil 1: Non-inverting amplifier devre şeması

Bu devrenin dezavantajı, aralığı arttırmasına rağmen, 1.5V temel voltajını da arttırmasıdır. Örneğin kazancımız 3 kat ise, yeni aralığımız 921 ± 30 ($4.5V \pm 0.15V$) olmaktadır. Arduino mikroişlemcinin üst sınırının 1023 olduğu göz önüne alındığında, hem sürekli üst seviye voltajda çalışmış olunacak hem de 1023 üzerine çıkıldığında kesmeler oluşmaya başlanacaktır. Ayrıca aralığımız da fazla artmamış, $\pm 0.05V$ 'dan $\pm 0.15V$ 'a yükselmiştir. Bu durum sinyal yükseltici devrede iki önemli mesele üzerinde yoğunlaşılmasına sebep olmuştur:

1. Boştaki sinyal olabildiğince orta seviyede ($2.5V - 512$) olmalıdır.
2. Aralık olabildiğince geniş olmalıdır ($0V - 5V$ aralığında kalmak şartı ile).

Yeni devre planlamasında öncelikle sinyalden 1.5V çıkartılmış ve bu sinyal yükseltilmiştir. Böylece baz sinyalin seviyesi değil, üzerindeki salınım sinyali yükseltilmiş olmaktadır. Yükseltile sinyal ise 2.5V yükseltilmeli ve Arduino'a bu yeni sinyal gönderilmiştir. Bu şekilde de orta seviye sinyalimizi elde etmekteyiz.



Şekil 2: Difference amplifier devre şeması

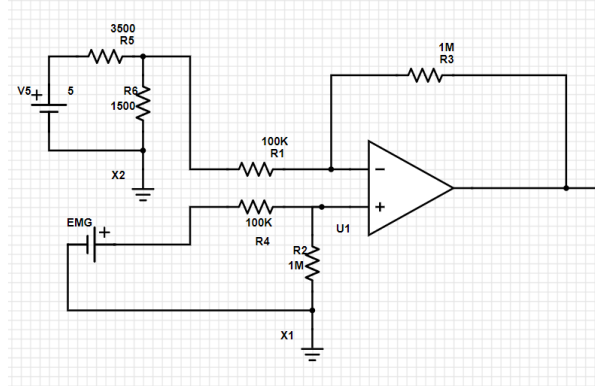
Sinyalden 1.5 volt çıkartılması ve yeni sinyalin yükseltilebilmesi için “Difference Amplifier” (Şekil 2) adı verilen devre kullanılmıştır. Bu devrenin avantajı hem voltaj çıkarma işlemini hem de yükseltme işlemini aynı anda yapabilmesidir ve bu sebeple bu devre bizi fazlaca devre elemanı kullanmaktan kurtarmıştır. Bu devrenin çalışma mantığı aşağıdaki formülle belirtilmiştir.

$$V_{out} = \left(\frac{R1 + R3}{R2 + R4} \right) \frac{R4}{R1} V_2 - \frac{R3}{R1} V_1$$

Bu denklemde $R1=R2$ ve $R3=R4$ kabul edildiğinde formülümüz şu hale dönüşmektedir.

$$V_{out} = \frac{R3}{R1} (V_2 - V_1)$$

Böylece eğer biz birinci girişe 1.5V, ikinci girişe de EMG sinyalini verirse çıkartma işlemini tamamlamış, R3 ve R1 arasındaki orana göre de sinyalimizi yükseltmiş olmaktadır. Arduino üzerinde 1.5V çıkışı bulunmadığından, Arduino'nun 5V çıkışına gerilim bölücü uygulanmış ve bu şekilde 1.5V elde edilmiştir. Şu ana kadar uygulanan devrenin görünümü Şekil 3'de gösterilmiştir.

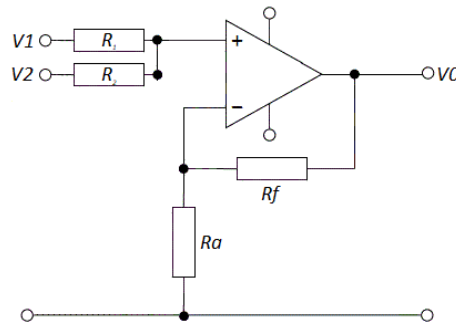


Şekil 3: Devremizin yükseltme işlemi yapan bölümü

Bu devre dizaynında R3 için 1M Ω ve R1 için 100K Ω kullanılarak, sinyal 10 kat yükseltilmiştir. Gerilim bölücü için ise 3500 Ω ve 1500 Ω dirençler kullanılmış ve Arduino'dan gelen 5V, 1.5V'a düşürülerek yükseltici devreye gönderilmiştir. Gerilim bölücü için nispeten daha küçük dirençler kullanılmış, böylece gerilim bölücü dirençlerin, yükseltici devreyi etkilemesi engellenmiştir.

Bu dizayn EMG cihazının boş durumda 1.5V sabit voltaj vereceği ve dirençlerinin toleranslarının olmadığı simülasyon ortamında hazırlanmıştır. Fakat gerçek hayatta bu değerlerin farklılık göstermesinden ve bu farklılıkların da 10 kat yükseltilmesinden dolayı çıkış voltajında farklılıklar ortaya çıkmaktadır. Bu sebeple devrede ayarlı direnç kullanılmış, bu dirençler değerleri EMG sensörü boştaki iken devre 0V çıkış voltajı verecek şekilde, hassas ayarlamalar yapılarak belirlenmiştir. Bu sebeple Şekil 3 de gösterilen değerler sensörlere bağlı olarak değişiklik göstermektedir.

Bir sonraki aşamada oluşan sinyale 2.5 V eklenmektedir. Bu ekleme için "Non-inverting summing amplifier" (Şekil 4) kullanılmaktadır.



Şekil 4: Non-inverting summing amplifier devre şeması

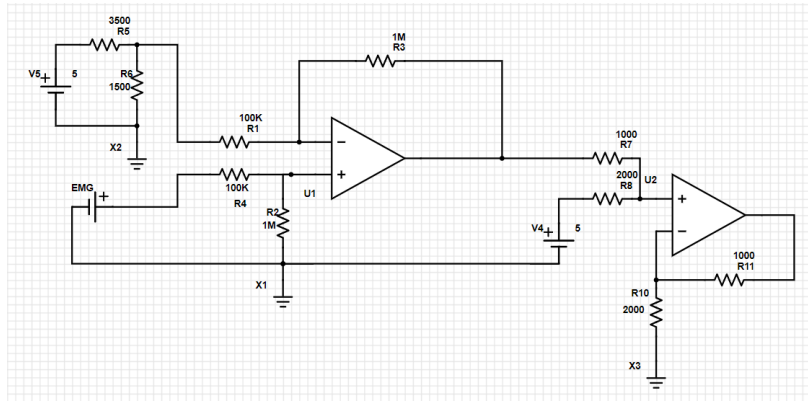
Bu devrenin amacı V1 ve V2 sinyallerini aşağıdaki formüle göre toplayıp, çıkış olarak vermesidir.

$$V_{out} = \left(1 + \frac{R_f}{R_a}\right) \left(\frac{R_2}{R_1 + R_2} V_1 + \frac{R_1}{R_1 + R_2} V_2\right)$$

Burada R_a , R_f 'nin 2 katı olursa ve R_2 de R_1 'in 2 katı olursa, denklem şu duruma gelmektedir.

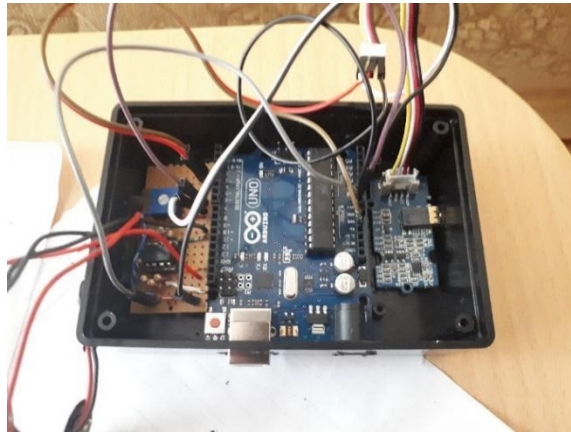
$$V_{out} = \left(\frac{3}{2}\right) \left(\frac{2}{3} V_1 + \frac{1}{3} V_2\right) = V_1 + \frac{1}{2} V_2$$

Elde edilen son formüle bakıldığında V1 voltajını aynen alınırken, V2 voltajının yarısını alınıp toplanır. Bu yapıyı kullanma amacımız ise, yükseltilmiş EMG sinyalini aynen almak, V2 için ise 5V verip 2.5V eklemektir. Böylece ekstradan bir voltaj bölücüyü ihtiyaç kalmamıştır. Toplayıcı devreyi de sisteme dahil ettiğimizde son sistemimiz Şekil 5'deki gibi olmaktadır.



Şekil 5: Giyilebilir sağlık bileşenin devre şeması

Devremizdeki opamplar(üçgen şeklinde verilen devre elemanları) +12V ve -12V ile beslenme ihtiyacı duymaktadırlar. Bu sebeple 5V giriş alıp, -12V ve +12V çıkış üreten bir entegre sisteme dahil edilmiş ve bu çıkışlarla opamplar beslenmiştir. Arduino'a herhangi bir negatif voltaj gitmesini önlemek için ise devrenin sonuna bir adet diyot eklenmiştir. Bu devre iki sensör için ayrı ayrı yapılmış olup Şekil 6 da sadece bir sensör için kurulan devre gösterilmiştir.



Şekil 6: Giyilebilir sağlık bileşeni devresi

Daha sonraki aşamada bir adet daha sensör ve yükseltici bu cihazın içine yerleştirilmiştir. Cihazın son görünümü Şekil 7 ve 8’de gösterilmiştir.



Şekil 7: Giyilebilir sağlık bileşeni



Şekil 8: Giyilebilir sağlık bileşeni ile sağlıklı bireyden veri toplama

Özetlenecek olursa yapılan devre, EMG sinyalizden öncelikle 1.5V çıkartmakta, bu sinyali 10 kat yükseltmekte ve bu sinyale 2.5V eklemektedir. Böylece daha önce 307 ± 10 seviyesindeki sinyaliz artık 512 ± 100 seviyesinde çalışmaktadır ve bu aralık sınıflandırma yaparken kas sinyalizdeki değişim ile alakalı daha fazla bilgi edinilmesini sağlamıştır.

Giyilebilir Sağlık Bileşenin Arayüzü

Alınan sinyallerin yetkili kişilerce anlık olarak görüntülenebilmesi ve kolaylıkla kaydedilebilmeleri için bir arayüz uygulaması geliştirilmiştir (Şekil 7). Bu arayüz EMG cihazından alınan veriyi grafiksel olarak göstermekte ve yetkili kişilerin anlık olarak yorumlanmasına olanak sağlamaktadır. Sinyalin yeterince güçlü olduğundan ve sinyal üzerinde herhangi bir gürültü bulunmadığından emin olunduktan sonra da aynı arayüz aracılığıyla sinyal kaydedilebilmektedir.

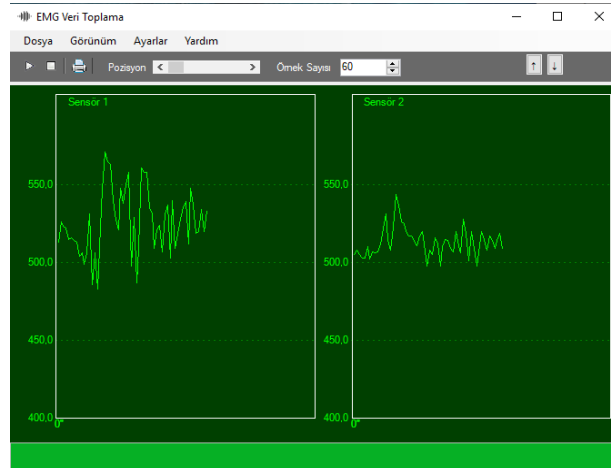
Oluşturduğumuz arayüz aşağıdaki ihtiyaçları karşılamamızda bize yardımcı olmuştur:

1. Her sensör için oluşan grafiğin ayrı ekranlarda gösterilmesi,
2. Kaydedilecek sinyalin süresinin ayarlanabilmesi,

3. İhtiyaç duyulduğunda kayıt durdurulabilmesi / duraklatılabilmesi,
4. Sinyalin uzun süreli olması durumunda grafiğin kaydırılabilmesi ve eski verilerin gözlemlenebilmesi,
5. Sinyal seviyesinin grafik ekranının üstüne çıkması veya altına inmesi durumunda, grafik ekranının yukarı/aşağı oynatılabilmesi,
6. Kayıt dosyasının konumuna ve ismine yetkili tarafından karar verilebilmesi,
7. Dosya uzantısının programa has olması (*.EMG).

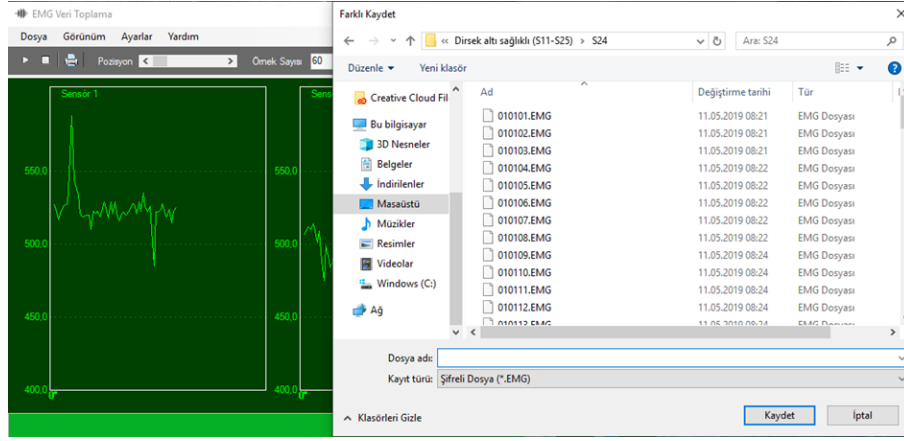
Oluşturulan arayüz programı 2 adet sensör desteklemektedir ve bilgisayarınıza takılan Arduino'yu otomatik olarak tanımaktadır. Programda alınacak sinyalin süresi örnek sayısı ile tanımlanmaktadır. EMG cihazı her bir sensör için saniyede 20 örnek göndermektedir. Arayüz programında belirlenen örnek sayısı her iki sensörden de o miktarda örnek alınmadığı sürece örnek almaya devam eder. Örneğin, arayüzümüzde belirlenen örnek sınırı 60 olsun. Bu durumda program her iki sensörden de 60 örnek almadığı sürece kayıt almaya devam etmektedir. Bu sebeple de 60 örnek için yaklaşık 3 saniye örnek almaktadır.

Arayüz uygulamamızda süre yerine örnek sayısının baz alınmasının en önemli sebebi, zaman sınırı alındığında EMG cihazının veya arayüz programının o anki gecikmesine bağlı olarak alınacak örnek sayısının farklı olması ihtimalidir. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme uygulamalarımızda sabit uzunlukta girdilere ihtiyaç duyulduğundan, alınacak örneklerin de her hasta için sabit olması gerekmektedir.



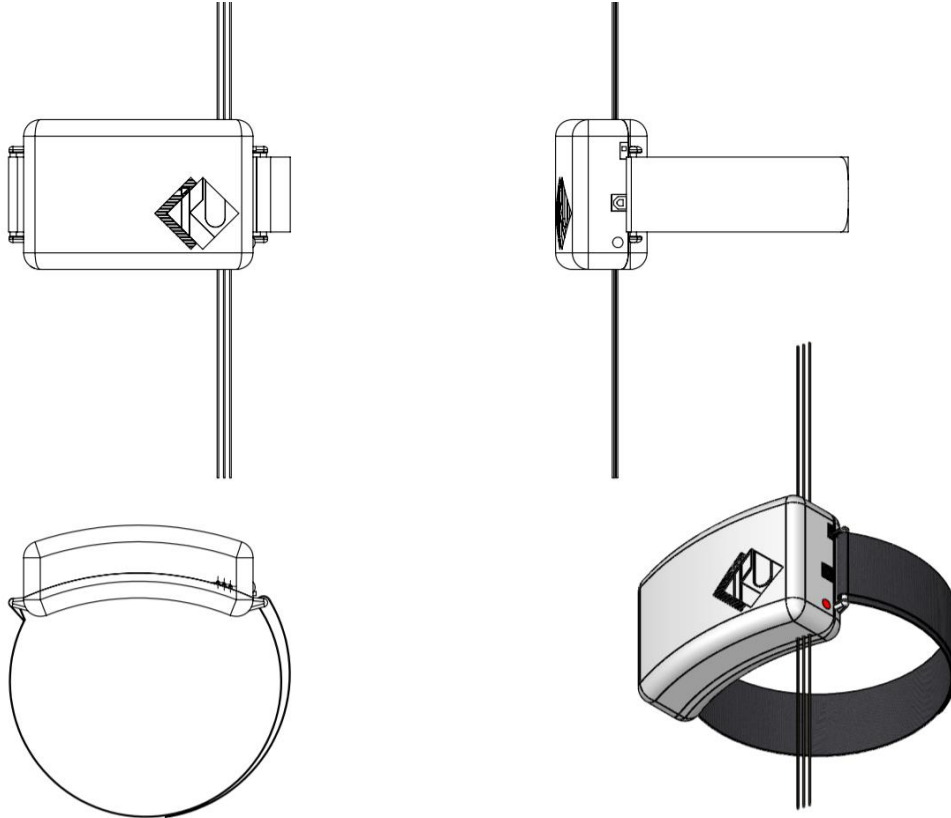
Şekil 9: Sinyal kayıt uygulamasının arayüzü

Hastadan belirli sayıda örnek alındıktan sonra (sinyal ile alakalı ciddi bir sorun yoksa), sinyal kaydetme ekranı otomatik olarak gelmektedir. Şekil 8'de de gösterildiği gibi, kullanıcı kaydedeceği klasörü ve ismi belirledikten sonra ".EMG" uzantısıyla kaydedebilmektedir. Veriseti oluşturulurken "bölgeNo_hareketNo_ID" şeması kullanılarak isimlendirme yapılmıştır. Örneğin diz altı (3. Bölge) aşağı hareketinin(2. Hareket) 8. tekrarı için 030208.EMG şeklinde isimlendirme yapılmıştır.

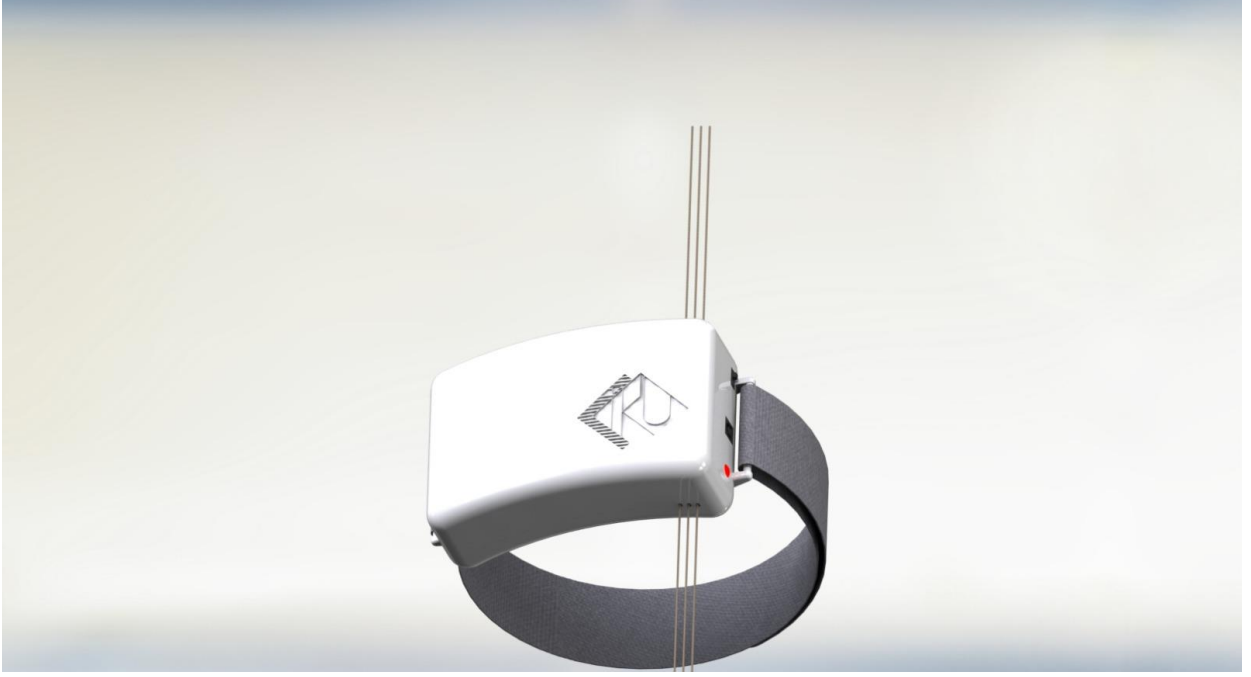


Şekil 10: Kayıt işlemi tamamlanmış sinyalin dosya haline getirilmesi

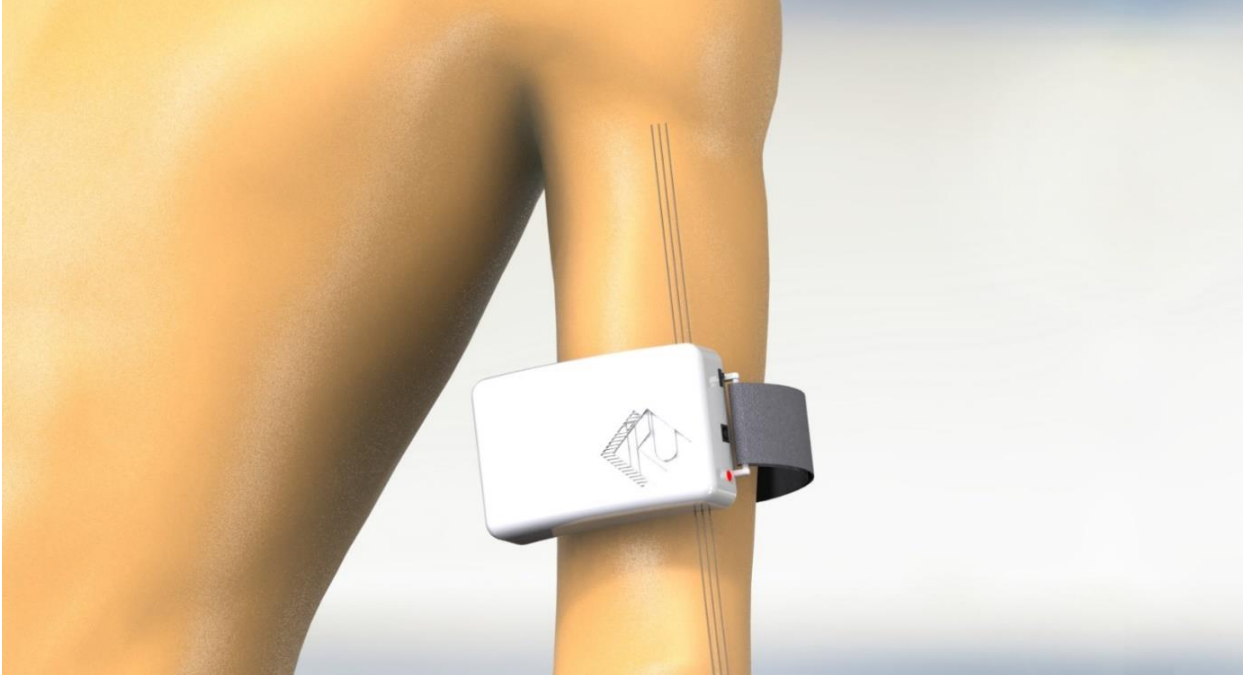
Giyilebilir sensör cihazın ergonomisini arttırmak amacıyla *SolidWorks* uygulaması kullanılarak dış kap tasarımı yapılmıştır. Bu tasarım ile cihazın olası üretim durumunda standart bir görünüme ulaşması hedeflenmiştir. 3D Yazıcılar ile bu dış kabın pratik bir şekilde basılarak çoklu kullanıma hazırlık sağlanmıştır. Yapılan dış kap tasarımı Şekil 11’de gösterilmektedir.



Şekil 11: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -1



Şekil 12: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -2



Şekil 13: Giyilebilir sağlık bileşeni 3D Tasarım Görüntüsü -3

3.1.2 SaaS Portalın ve Veritabanının Geliştirilmesi

Rehabilitasyon sisteminin terapist, hasta, hasta yakını vb. gibi farklı kullanıcı rolleri ile yönetilebilmesi amacıyla bulut tabanlı, SaaS (Software as a Service / Hizmet olarak Yazılım) servis modelinde bir web portal geliştirilmiştir. Bu uygulama Azure çerçevesi altında çalışmakta ve bulut bilişimin sunduğu tüm imkanları kullanıcılarına istifade ettirmektedir. Anlık ölçeklenebilirliği kontrol edebiliyor oluşumuz ve çok kiracılı (multi-tenancy) modeli

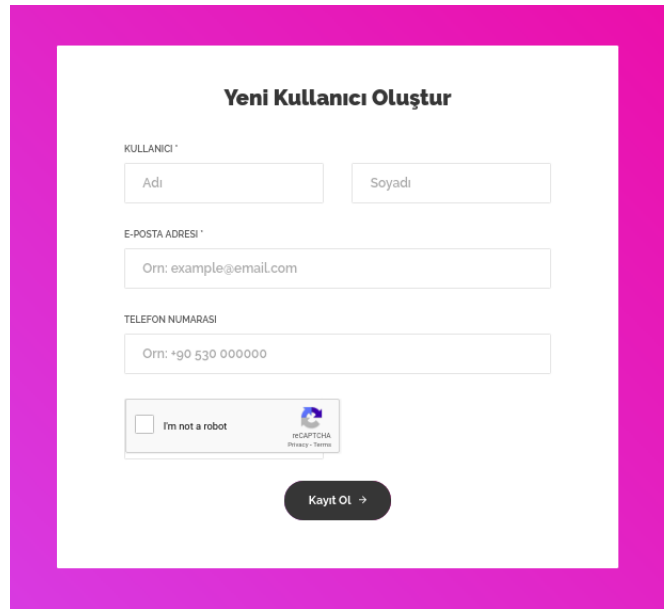
benimsememiz, geliştirilen uygulamayı geleneksel bir web uygulamasından ayırmaktadır. Ek olarak önbellek işletiminin daha etkin olması sayesinde çevrimdışı kullanımının da mümkün olabilmektedir. Bir arada olan modüllerin yönetilmesi ve uygulamayı kullanan hastaların durumlarının takibi için gerçekleştirilmiş bir web uygulamasıdır. Uygulama temel olarak 4 kısımdan oluşmaktadır:

- Sisteme Yeni Kullanıcı Kaydı Oluşturma Ekranı
- Sisteme Giriş Ekranı
- Yönetici Ekranı
- Kullanıcı Ekranı

Gereksinim analizi, tasarım, geliştirme, test ve iyileştirme çalışmalarında Doç. Dr. Akhan AKBULUT ve bursiyer Sezer TOPRAK ve Emrah ESEN görev almıştır. UX önerileri için Prof.Dr. Abdül Halim ZAIM ve Prof.Dr. Ela TARAKCI'nın bilgisine danışılmıştır.

Sisteme Yeni Kullanıcı Kaydı Oluşturma Arayüzü

Sistemi kullanmak üzere yeni bir kullanıcı/hasta kaydı oluşturmak için hazırlanan web sayfasıdır.



Yeni Kullanıcı Oluştur

KULLANICI *

Adı Soyadı

E-POSTA ADRESİ *

Örn: example@email.com

TELEFON NUMARASI

Örn: +90 530 000000

☐ I'm not a robot

reCAPTCHA

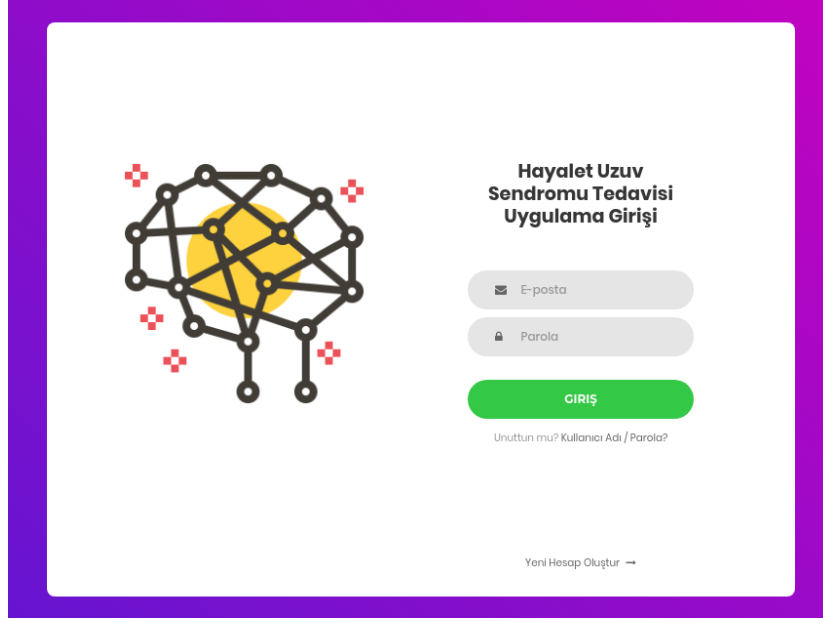
Privacy - Terms

Kayıt Ol ->

Şekil 14: Yeni kullanıcı kaydı oluşturma Arayüzü

Sisteme Giriş Arayüzü

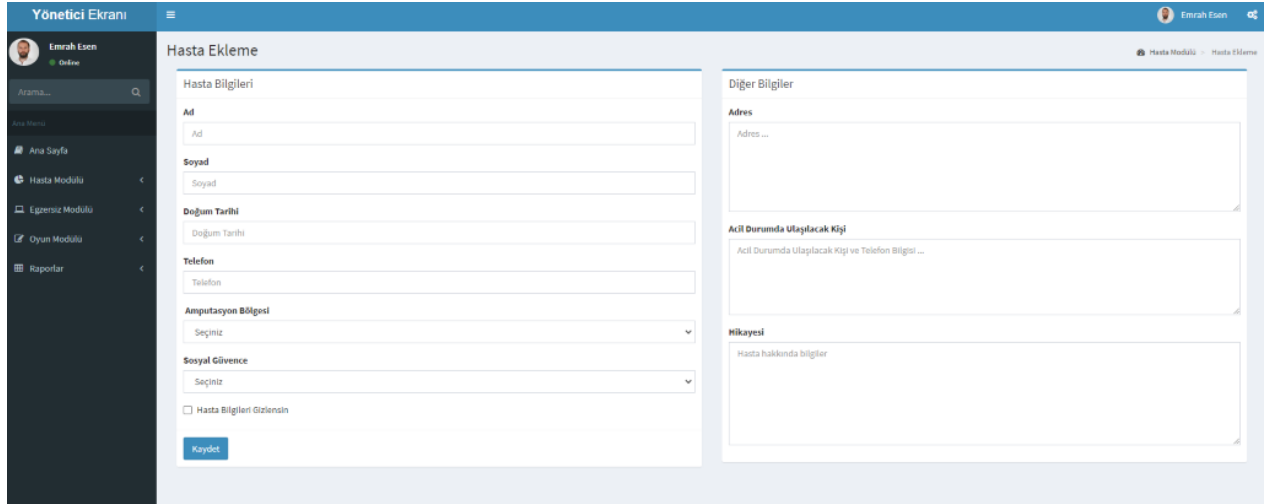
Sistemde kaydı olan kullanıcıların uygulamayı kullanmak üzere giriş yapmak için kullandığı web sayfasıdır. Giriş yapan kullanıcının rolüne göre (Yönetici/Normal Kullanıcı) farklı yetkilerin bulunduğu web sayfasına yönlendirme yapılmaktadır.



Şekil 15: Uygulamaya giriş ekranı

Hasta tanımlama Arayüzü

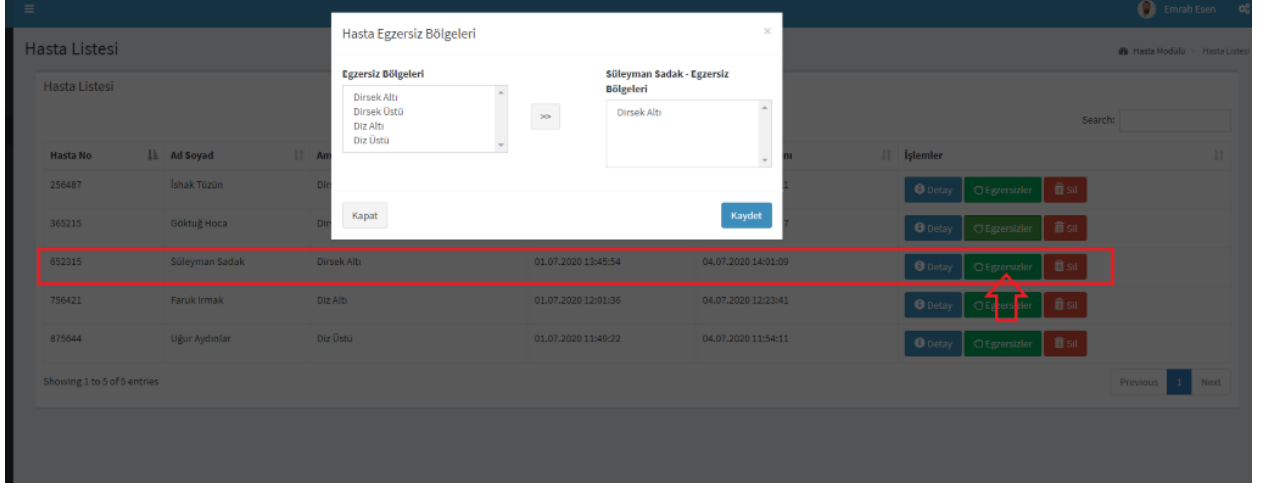
Sistemde yönetici rolünde olan kullanıcıların yönlendirildiği web sayfasıdır. Buradan uygulamayı kullanan normal kullanıcıların durumları, performansları ve iyileşme süreçleri gibi bilgileri takip edebilmektedirler. Bununla beraber kullanıcılarla ilgili bildirimler ve sistemin yoğunluğu ile ilgili bilgiler yer almaktadır. Hastaya ait Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (KVKK) kapsamında çok kişisel olmayan ve sistem üzerinde takibini mümkün kılacak bilgiler alınır ve hasta sisteme dahil edilir.



Şekil 16: Hasta Kayıt Arayüzü

Hasta Egzersiz Bölgesi Seçme Arayüzü

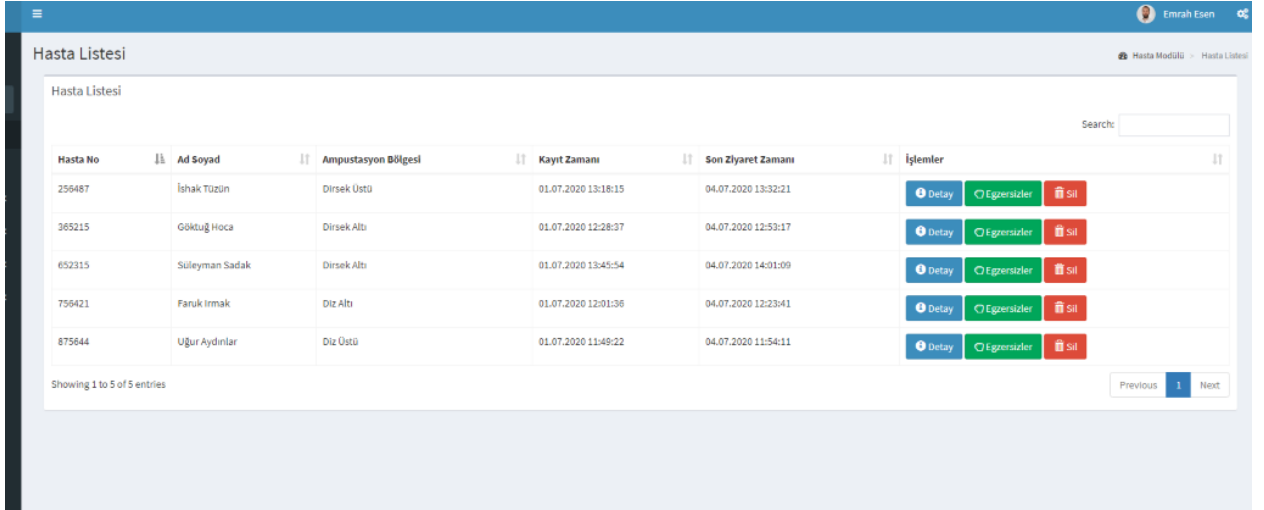
Listeden egzersiz ataması yapılacak hasta için egzersizler butonuna basarak “Hastaya Egzersiz Atama” ekranı üzerinden hastaya uygun egzersizler seçilerek kaydet butonu ile kayıt edilir.



Şekil 17: Hasta Egzersiz Bölgesi Seçme Arayüzü

Hasta Listesi Arayüzü

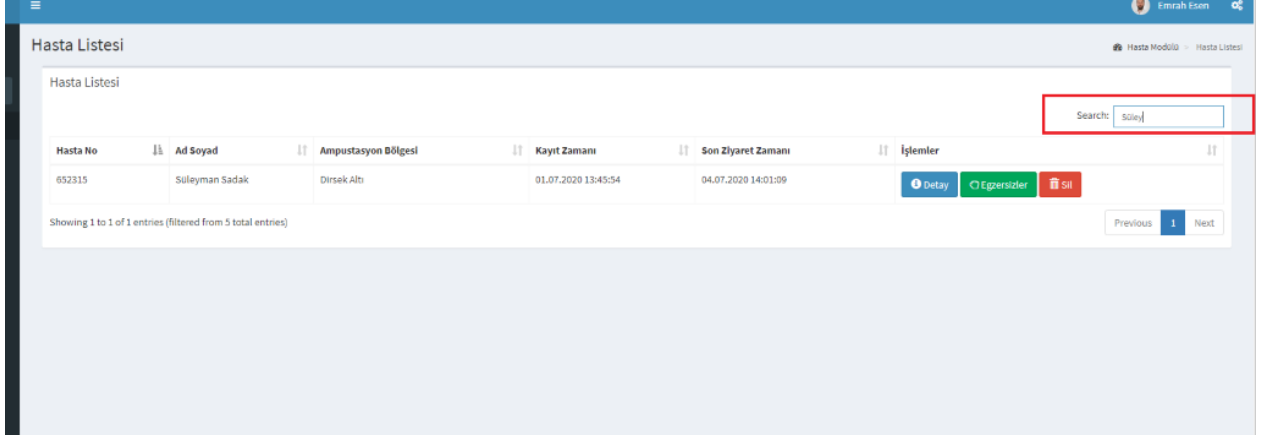
Sistem üzerinde kayıt edilmiş hastalar sayfala yapılarak listelenir. Üzerinde işlem yapılmak istenen hasta için işlemler sütununda yer alan butonlar kullanılır.



Şekil 18: Hasta Listesi Arayüzü

Hasta Arama Arayüzü

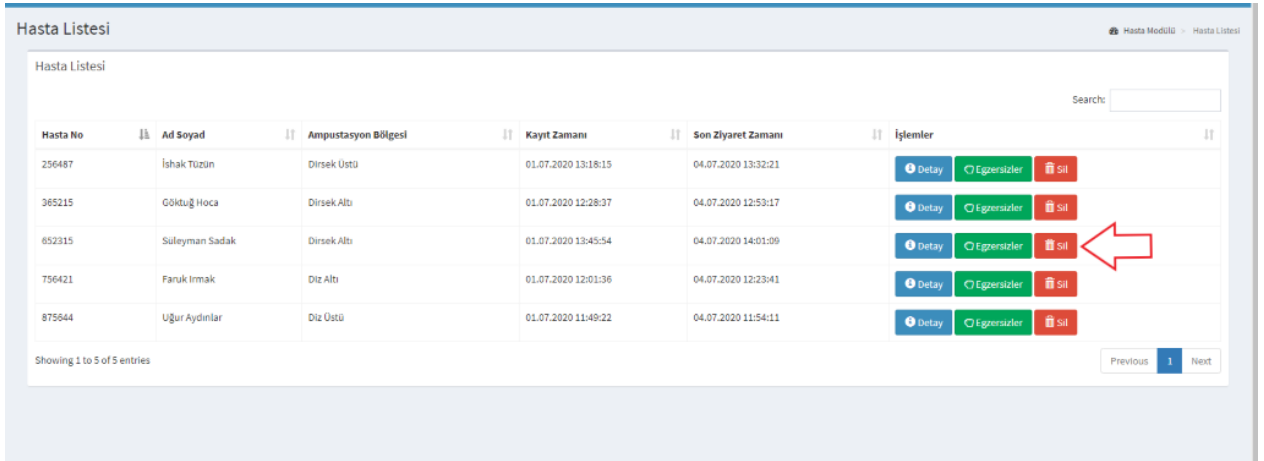
Tablo üzerinde bulunan arama sekmesi ile hasta bilgileri yardımıyla arama yapılarak istenilen sonuca ulaşılmaktadır.



Şekil 19: Hasta Arama Arayüzü

Hasta Silme Arayüzü

Sistemden silinecek hasta için Sil butonu kullanıldıktan sonra çıkacak olan onay ekranında onay verilmesi durumunda pasif silme işlemi yapılır.



Şekil 20: Hasta Silme Arayüzü

Hasta Detay Arayüzleri

Hasta ile ilgili genel bilgilerinin bulunduğu, hastaya ait egzersizlerin listelendiği ve oyunlaştırılmış rehabilitasyon tedavisi sonucu hastanın puanlarının grafiği yer almaktadır.

Hasta Detay

Süleyman Sadak

Toplam Ziyaret

8

Egzersiz

1

Hakkında

İletişim

İl / İlçe

Adres

Hikayesi

Genel Bilgiler

Egzersizler

Oyunlar

Genel Bilgiler

Egzersizler

Oyunlar

Şekil 21: Hasta Detay Arayüzü – Hasta Hikayesi

Hasta Detay

Süleyman Sadak

Toplam Ziyaret

8

Egzersiz

1

Hakkında

İletişim

İl / İlçe

Adres

Hikayesi

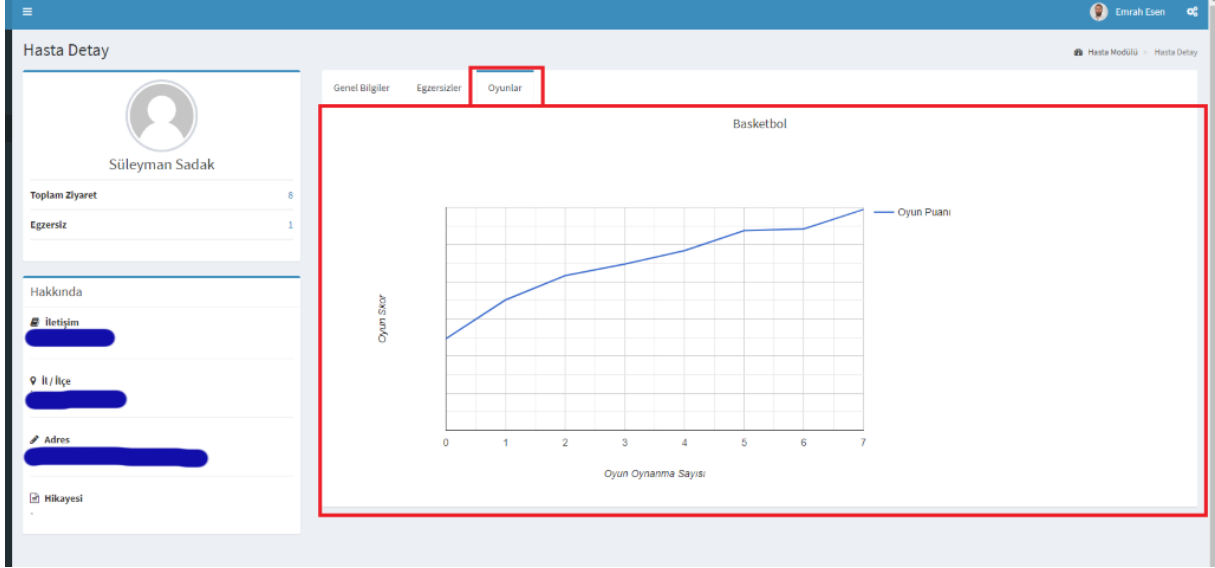
Genel Bilgiler

Egzersizler

Oyunlar

No	Ampstasyon Bölgesi	Atanma Zamanı	İşlemler
1	Dirsek Altı	01.07.2020 13:50:27	Sil

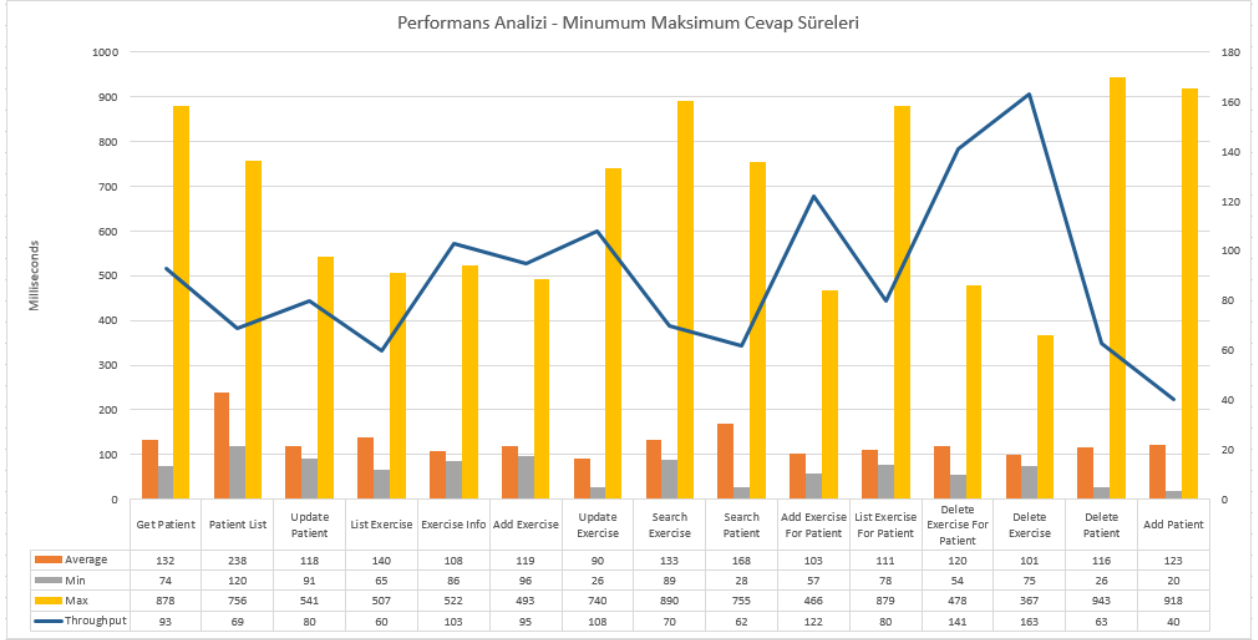
Şekil 22: Hasta Detay Arayüzü – Egzersiz Bölgesi



Şekil 23: Hasta Detay Arayüzü – Oyun Skorları

Proje kapsamında geliştirilmiş tüm web arayüzleri ve RESTful Web Servisleri Asp.Net Core (.net core olarak adlandırılacaktır.) ile geliştirilmiştir. Klasik Asp.net Framework yerine açık kaynak kod esnekliği , bağımlılık enjeksiyon (dependency injection) desteği , cross platform desteği (Windows, Linux ve Mac OSX tabanlı işletim sistemleri desteği) , bellek optimizasyonu ve container desteği olan .net core tercih edilmiştir. Uygulama içerisinde ki uç lar (API endpoint) asenkron olarak hizmet vererek performans artışı sağlanmıştır.

Apache Jmeter geliştirilen uygulamalar üzerinde yük testi (load test) yaparak performansını ve sınırlarını ölçmeye yarayan açık kaynak kodlu bir araç olarak kullanılmaktadır. Geliştirilen uygulama için yük testi senaryomuz 200 kişinin sistemi aynı anda kullanması sonucunda uygulamanın halen kullanılabilir olduğu hedeflenmektedir. Test sistemimiz Intel Xeon E-2124 işlemci ve 16 GB 2666 Mhz RAM donanımlarına sahiptir. Uygulama veritabanı aynı sunucu üzerinde Microsoft Sql Server 2017 Standart Edition sürümü üzerinde yer almaktadır. Sisteme 200 kişi her saniyede 10 kişi artacak şekilde dahil edildi. Yapılan yük testi sonucunda aşağıda yer alan grafik (Şekil 24) üzerindeki veriler elde edildi.



Şekil 24: Yük Testi Sonuç Grafiği

Bu verilere göre RESTful Web Servislerin 200 kullanıcı aynı anda kullanımı sonucu ortalama cevap verme süreleri (milisaniye) bulunduğu sonucu üzerinde oldukça performanslı olduğu gözlemlendi. Aynı anda istek karşılama durumları kontrol edildiğinde Hasta ekleme API 40 istek ile sonucu olurken Egzersiz Silme işlemi aynı anda 163 isteğe cevap verebilmesi ile oldukça performanslı olduğu gözlemlendi. Bu veriler altında uygulama mevcut sonucu üzerinde çalışırken 200'den daha fazla kullanıcının sistemi kullanmasına uygun durumda olduğu gözlemlendi. Yapılan bu test ile başarı ölçütleri tablosundaki 2 numaralı kriterin sağlandığı ispat edilmiştir.

Sonucu performansının yetmediği durumlarda ise container sanallaştırması kullanılarak kubernetes sistem üzerinde auto scale bir yapıda ihtiyaç anında kaynağını otomatik olarak artıran bir sistem üzerinde konumlandırılabilmesi için alt yapısı uygun olarak tasarlandı.

3.1.3 Veri Setinin Oluşturulması

Yapay öğrenme modellerinde kullanılmak üzere ampute ve sağlıklı bireylerden eğitim setinin hazırlanması amacıyla geliştirilen giyilebilir sensör cihaz ile ölçümler yapılmıştır. Yapılan ölçümler Prof.Dr. Ela TARAKCI gözetiminde bursiyer Arş.Gör. Feray GÜNGÖR tarafından gerçekleştirilmiştir.

Olgu lar

Ampüte bireylerin rezidüel ekstremitelerindeki EMG sinyallerini ölçmek ve kaydetmek amacıyla "Ottobock", "Can Erdem Protez-Ortez Merkezi", "Aktif Ortez Protez Üretim ve Uygulama Merkezi" ve "Proklinik Protez-Ortez Uygulama Merkezi" olmak üzere 4 farklı protez-ortez merkezi ve 1 huzurevinden dahil edilme kriterlerine uyan toplam 46 ampüte

birey değerlendirildi. Başlangıçta bireylerin güdük boyu ve amputasyonun uygunluğu belirlenerek, kas aktivasyonu alınabilecek amputelerden ölçüm için izin alındı ve onam formu imzalatıldı. Ampute bireylere benzer yaş ve demografik özelliklere sahip sağlıklı bireylerden de aynı eklem bölgelerinden EMG sinyali alındı. Her bir eklem bölgesi için 25 sağlıklı bireyden onamları alınarak veri toplandı.

Değerlendirme

Tüm ölçümlere başlanmadan önce bireylerin yaş, cinsiyet, boy, kilo, sigara, alkol kullanımı gibi demografik bilgileri ile amputasyon süresi, amputasyon nedeni, fantom hissi, fantom ağrısı, teleskop belirtisi, protez kullanımı gibi klinik durumları ile ilgili bilgileri tarafımızca hazırlanan bir değerlendirme formu ile kaydedildi.

Ölçümler için ampute bireyin kesilen uzvu hissedip hissetmediği; eğer hissediyorsa sonrasında hareket ettirip ettiremediği sorgulandı. Fantom ekstremitelerini hareket ettirebilen bireylerden, amputasyona uğrayan eklem bölgesine bağlanan elektrotlar aracılığıyla fantom hareket yaptırıldığı sırada EMG sinyalleri toplandı.

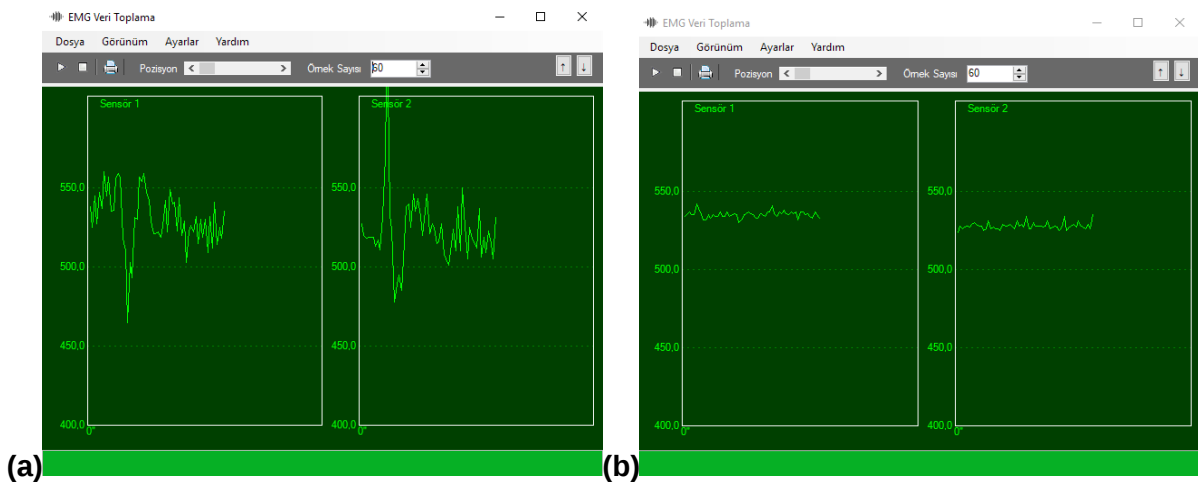
Rezidüel ekstremiteden alınan veriler, 2 kanallı EMG sensörü ile kaydedildi. El bileği dezartikülasyonu, transradial, dirsek dezartikülasyonu, transhumeral, ayak bileği dezartikülasyonu, transtibial, diz dezartikülasyonu ve transfemoral amputasyon olmak üzere toplam 8 bölgeden yapılan amputasyonlar ölçüm için uygun bulundu. El bileği ve transradial amputasyonda, parmak fleksiyonu ve ekstansiyonu ile el bileği fleksiyonu ve ekstansiyonu yönündeki hareketlerin EMG sinyallerinin alınması hedeflendi ancak değerlendirmemiz içinde dirsek altı ampute bulunmadı. Sağlıklı bireylerde aynı bölgeden sinyallerin alınabilmesi için EMG elektrotları fleksiyon yönündeki hareketler için dirseğin ortak fleksör tendonuna; ekstansiyon yönündeki hareketler için ortak ekstansör tendonuna yerleştirildi. Dirsek dezartikülasyonu ve transhumeral amputasyonda dirsek fleksiyon ve ekstansiyon hareketleri için sinyal alındı. Fleksiyon yönündeki hareket için Biceps Brachii; ekstansiyon yönündeki hareket için Triceps kasına elektrotlar yerleştirildi. Ayak bileği dezartikülasyonu ve transtibial amputasyon için ayak bileği dorsifleksiyon ve plantar fleksiyonun fantom hareketleri sırasında sinyal alındı. EMG sinyali almak amacıyla elektrotlar dorsifleksiyon hareketi için Tibialis Anterior kasına; plantar fleksiyon hareketi için Gastrocnemius kasına yerleştirildi (Şekil 25). Diz dezartikülasyonu ve transfemoral amputasyonda diz fleksiyon ve ekstansiyonu için EMG sinyali alındı. Diz fleksiyonu için Hamstring kasına; ekstansiyonu için Quadriceps kasına elektrotlar yerleştirildi.



Şekil 25: Transtibial amputasyon EMG veri alımı-Tibialis anterior elektrot yerleşimi (Aktif Protez-Ortez Merkezi)

Her bir eklem bölgesine ve o eklemden yapılabilecek hareketlere bir kod verildi. Dirsek altı 1. bölge, dirsek üstü 2. bölge, diz altı 3. ve diz üstü 4. bölge olarak isimlendirildi. Dirsek altındaki hareketlerde parmakların fleksiyonu 1, ekstansiyonu 2, el bileği fleksiyonu 3 ve ekstansiyonu 4 şeklinde kodlandı. Dirsek üstünde dirsek fleksiyonu 1, ekstansiyonu 2; diz atında dorsifleksiyon 1, plantar fleksiyon 2; diz üstünde ise diz ekstansiyonu 1 ve fleksiyonu 2 olarak kodlandı. Sonrasında her bir ölçüm kayıtları edilirken sırasıyla bölge-hareket-tekrar sayısı şeklinde kodlanarak kaydedildi.

Veri alınımının öncesinde, EMG sinyallerinin düzgünlüğünü denetlemek amacıyla elektrotlar yerleştirildikten sonraki ilk ölçümde hareket yapılmaksızın sinyali etkileyen herhangi bir gürültü unsuru olup olmadığı kontrol edildi (Şekil 26.a). Sonrasında ampute bireyden fantom ekstremitelerini hareket ettirmesi ve 3 saniye boyunca hareketi sürdürmesi istendi (Şekil 26.b). Ölçüm yapıldıktan hemen sonra çıkan kayıtların ekranında veriler yukarıda belirtilen kodlama yöntemi ile kaydedildi. Her bir fantom hareket için 20'şer tekrar yaptırıldı. Ölçümler sırasında yorgunluğun sonuçları etkilememesi için gerekli durumlarda dinlenme araları verildi.



Şekil 26: a) Ölçüm öncesinde EMG sinyalinin kontrolü, b) EMG sinyal ölçümü örneği (El bileği ekstansiyonu)

3.1.4 Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Bileşenin Geliştirilmesi

Giyilebilir sağlık bileşenin ölçümlendiği sinyallerin hangi hareket istemine karşılık geldiğinin kestirimi için farklı sınıflandırma yaklaşımlarını barındıran yapay öğrenme modelleri geliştirilmiştir. Bu iş paketinin geliştirilmesinde Doç. Dr. Akhan AKBULUT ve bursiyer Güven AŞÇI görev almıştır. İP5 kapsamında öncelikli olarak sığ yapay öğrenme modellerinin başarımı denenmiştir. Sığ yöntemlere göre daha fazla başarı elde edilebilmesi için daha sonradan derin öğrenme yöntemleri de projeye dahil edilmiş, sonuçlar arasında kıyaslama yapılmıştır.

İP3 ile edindiğimiz verisetini geliştirdiğimiz modeller 25 sağlıklı ve 46 ampute bireyden alınan kas sinyali ölçümlerinden oluşan İP3 ile edindiğimiz verisetini kullanmaktadır. Proje kapsamında 4 farklı bölgeden 10 farklı hareket etiketlemesi yapılmıştır. Bu bölgeler ve hareketler şu şekildedir;

1. Dirsek Altı Ampute
 - a. El Açma – Kapama
 - b. El Yukarı - Aşağı
2. Dirsek Üstü Ampute
 - a. Ön kol Yukarı – Aşağı
3. Diz Altı Ampute
 - a. Ayak Yukarı – Aşağı
4. Diz Üstü Ampute
 - a. Bacak Yukarı – Aşağı

Her hareket için süre sınırı 3 saniye olarak belirlenmiştir. Bu süre tüm hareketler için yeterli olarak kabul edilmiştir. Giyilebilir sağlık bileşeni saniye 20 örnek almakta, 3 saniyede toplam 60 örnek alınmaktadır. 2 adet EMG cihazımız olduğundan her bir hareket için 120 örnek alınmaktadır.

4 farklı bölge için çeşitli algoritmalarla sınıflandırma başarıları test edilmiş, bu testler sağlıklı ve ampute hastalar için ayrı ayrı yapılmıştır. Uygulanan sığ ve derin öğrenme yöntemleri aşağıda listelenmiştir.

1. Support Vector Machines (SMO versiyonu)
2. Simple Logistics
3. Support Vector Machines (SGD versiyonu)
4. Logistics
5. Multilayer Perceptron (MLP)
6. Naive Bayes
7. kNN (k=3)
8. Random Forest
9. Decision Tree

10. Convolutional Neural Network

Bu algoritmalar günümüzde popüler olan, sınıflandırma konusunda başarılarını ispat etmiş ve literatürde de yaygın olarak kullanılan algoritmalar arasından seçilmiştir.

3.1.4.1 Support Vector Machines

Support Vector Machines(SVM) algoritması, sınıfların özelliklerine göre sınıfların aralarına sınır çizen ve bu şekilde sınıfları ayıran algoritmadır. SVM her bir özelliği ayrı boyutta ele almaktadır ve çok boyutlu uzaylarda sınıflandırma yapabilmektedir. Bu projede is kaydedilen 120 örneğin hepsi bir özellik gibi alınarak, 120 boyutlu uzayda sınıflandırma yapılmıştır.

İlk başta SVM'in çizdiği sınırlar(vektör) çok etkili olmamakta, sınıfları ayıramamaktadır. Lakin her yeni gelen veri ile bu vektörlerin düzeltilmesi beklenmekte ve modelin zamanla sınıfları öğrenmesi amaçlanmaktadır. Bu öğrenmeyi sağlayacak farklı algoritmalar olsa da bu proje kapsamında 2 adet optimizasyon (öğrenme) algoritması ele alınmıştır.

3.1.4.1.1 Stochastic gradient descent(SGD)

Herbet Robbins ve Sutton Monro'nun 1951 yılında yaptıkları çalışmada Stochastic Gradient Descent optimizasyon algoritması geliştirilmiş, yıllar içinde de bazı noktalarda farklılaşarak bugünkü halini almıştır. Bu algoritmanın avantajları ise hem büyük verilerde iyi sonuç vermesi, hem de çok farklı türdeki veriler için kullanılacak genel bir algoritma olmasıdır.

SGD algoritmamızın bizim verimizde aldığı başarılar Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2: SVM SDG Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	-	%83.1	%79.1	%81.2
Ampüte	-	%61.25	%67.49	%65

SGD algoritması sadece 2 sınıf arasında ayırım yapabildiğinden sağlıklı birey-dirsek altı hareketi sınıflandırması yapılamamıştır. Ampüte hastalar için dirsek altı verimiz henüz bulunmadığından bu hareketler için de sınıflandırma yapılamamıştır.

Başarılar incelendiğinde sağlıklı bireylerde, ampüte hastalara nazaran daha çok başarı elde edilmiş, fakat genel olarak çok yüksek başarı elde edilememiştir. Tablo 3'de bu başarıların hesaplandığı karışıklık matrisleri verilmiştir. Her bir karışıklık matrisi için Y yukarı, A aşağı anlamına gelmektedir. Üst satır modelimizin tahminlerini, sol sütun ise gerçek sınıfları göstermektedir.

Tablo 3: SVM SDG Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı	-		Y	A		Y	A		Y	A
		Y	396	104	Y	392	108	Y	408	92
		A	65	435	A	101	399	A	96	404
Ampüte	-		Y	A		Y	A		Y	A
		Y	33	7	Y	567	115	Y	101	39
		A	24	16	A	333	363	A	59	81

Tablodan anlaşılabilceği gibi model, sağlıklı kas verilerinde aşağı sınıfına daha eğilimliken, ampüte verilerinde daha çok yukarı sınıfına meyillidir. Bu nedenle bu model için öğrenme, iki sınıf için farklı gelişmiştir denilebilir. Tablo 4 ise bu tablolara bağlı istatistiksel özellikleri göstermektedir.

Tablo 4: SVM SDG Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	-	TP Rate	0.831	TP Rate	0.791	TP Rate	0.812
		FP Rate	0.169	FP Rate	0.209	FP Rate	0.188
		Precision	0.833	Precision	0.791	Precision	0.812
		Recall	0.831	Recall	0.791	Recall	0.812
		F-Measure	0.831	F-Measure	0.791	F-Measure	0.812
		MCC	0.664	MCC	0.582	MCC	0.624
		ROC Area	0.893	ROC Area	0.791	ROC Area	0.812
		PRC Area	0.877	PRC Area	0.730	PRC Area	0.753
Ampüte	-	TP Rate	0.613	TP Rate	0.675	TP Rate	0.65
		FP Rate	0.388	FP Rate	0.322	FP Rate	0.35
		Precision	0.637	Precision	0.695	Precision	0.653
		Recall	0.613	Recall	0.675	Recall	0.65
		F-Measure	0.594	F-Measure	0.667	F-Measure	0.648
		MCC	0.249	MCC	0.371	MCC	0.303
		ROC Area	0.613	ROC Area	0.676	ROC Area	0.65
		PRC Area	0.572	PRC Area	0.623	PRC Area	0.598

3.1.4.1.2 Sequential Minimal Optimization (SMO)

John Platt tarafından 1998'de tasarlanan bu algoritma [2], SGD'ye nazaran daha hızlıdır. Bu sebeple büyük verilerinde hızlı çözüm elde etmek için kullanılmaktadır. Bu projede farklı optimizasyon algoritmalarının etkisinin görülmesi için dahil edilmiştir.

SMO algoritmamızın bizim veri setimizde aldığı başarılar Tablo 5'de gösterilmiştir.

Tablo 5: SVM SMO Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%76.6528	%92.3	%88.8	%92.1
Ampüte	-	%77.5	%68.72	%64.64

Bu tabloya bakıldığında görülebilir ki, SGD'ye nazaran çok büyük başarı yakalamış, özellikle ampüte hastalar için %20'e varan başarılar yakalamıştır. SMO'nun bize en büyük avantajı ampüte hasta kasları için dirsek üstü bölgesindeki başarısı olmuştur. Bu optimizasyon algoritması da ampüte hastalarda büyük başarı elde ettiğinden SVM algoritması kullanılması halinde, bu optimizasyon metodu kullanılacaktır. Tablo 6'da bu başarıların hesaplandığı karışıklık matrisleri verilmiştir. Her bir karışıklık matrisi için Y yukarı, A aşağı, AÇ avuç içi açma, KAPA avuç içi kapatma hareketi anlamına gelmektedir. Üst satır modelimizin yine tahminlerini, sol sütun ise gerçek sınıfları göstermektedir.

Tablo 6: SVM SMO Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	342	27	24	27	Y	470	30	Y	448	52	Y	462	38
	KAPA	64	291	35	30	A	47	453	A	60	440	A	41	459
	Y	33	19	338	29									
	A	15	49	40	316									
Ampüte	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	30	10	Y	558	124	Y	92	48
						A	8	32	A	307	389	A	51	89

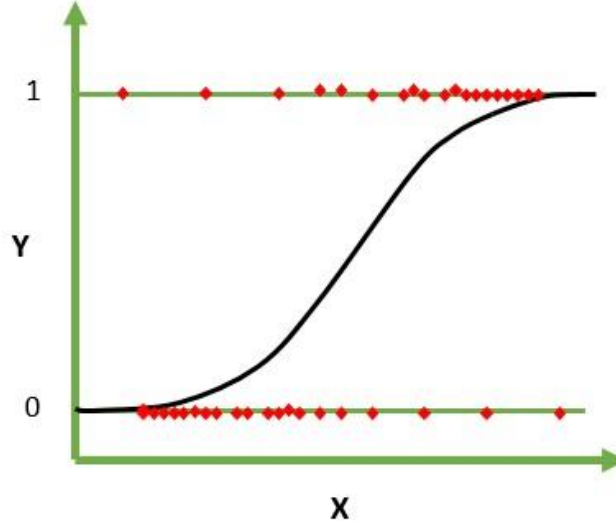
Buradaki karışıklık matrislerine bakıldığında da SMO'nun hem sağlıklı bireyler için hem de ampüte hastalar için başarısının ne kadar yüksek olduğu görülebilmektedir. Zaten SGD'ye nazaran artan bu değişim Tablo 7'deki istatistiksel bilgilerde de görülebilmektedir.

Tablo 7: SVM SMO Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0,767	TP Rate	0,923	TP Rate	0,888	TP Rate	0,921
	FP Rate	0,078	FP Rate	0,077	FP Rate	0,112	FP Rate	0,079
	Precision	0,767	Precision	0,923	Precision	0,888	Precision	0,921
	Recall	0,767	Recall	0,923	Recall	0,888	Recall	0,921
	F-Measure	0,766	F-Measure	0,923	F-Measure	0,888	F-Measure	0,921
	MCC	0,689	MCC	0,846	MCC	0,776	MCC	0,842
	ROC Area	0,885	ROC Area	0,923	ROC Area	0,888	ROC Area	0,921
	PRC Area	0,683	PRC Area	0,891	PRC Area	0,845	PRC Area	0,888
Ampüte	-		TP Rate	0,775	TP Rate	0,687	TP Rate	0,646
			FP Rate	0,225	FP Rate	0,31	FP Rate	0,354
			Precision	0,776	Precision	0,702	Precision	0,646
			Recall	0,775	Recall	0,687	Recall	0,646
			F-Measure	0,775	F-Measure	0,682	F-Measure	0,646
			MCC	0,551	MCC	0,39	MCC	0,293
			ROC Area	0,775	ROC Area	0,689	ROC Area	0,646
			PRC Area	0,713	PRC Area	0,632	PRC Area	0,595

3.1.4.2 Simple Logistics

Simple Logistics, tüm özellikleri aldıktan sonra, bu özelliklerin üzerine bir vektör yerleştirir. Bu vektör öyle seçilir ki, özelliklerden uzaklığı minimum derecede olur. Yeni bir veri geldiğinde ise bu verinin tam bu doğru üzerinde olduğu kabul edilip, sınıf tahmininde bulunulur. Verisetimizde genelde iki farklı sınıf veriler iki farklı noktada toplanırlar (Şekil 27). Bu sebeple çizilen vektör S şeklini almaktadır.



Şekil 27: İki sınıflı Simple Logistics S Eğrisi

Simple Logistics aslında gayet basit bir model olmasına rağmen, büyük başarılar elde etmeyi başarmıştır. Tablo 8'de görüldüğü üzere sağlıklı kas verilerinde %80'in üzerinde başarı elde etmiş fakat ampüte verilerindeki başarısı çok düşük kalmıştır.

Tablo 8: Simple Logistics Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%68.1954	%83.7	%79.7	%82.9
Ampüte	-	%65	%68.51	%62.86

Karışıklık matrislerine (Tablo 9) bakıldığında sağlıklı dirsek üstü ve diz üstü bölgelerinde başarı göstermiş, ampüte dirsek üstünde ve diz altında ise neredeyse hiç bilememiştir. Bu sebeple ampüte hastalarda daha karmaşık algoritmalara başvurulması gereksinimi görülmüştür.

Tablo 9: Simple Logistics Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	330	44	22	24	Y	413	87	Y	393	107	Y	428	72
	KAPA	72	268	42	38	A	76	424	A	96	404	A	99	401
	Y	58	36	284	41									
	A	28	58	71	263									
Ampüte	-					Y	27	13	Y	499	183	Y	87	53
						A	15	25	A	251	445	A	51	89

Yukarıdaki tablolara bağlı istatistiksel verilerde (Tablo 10) de aynı durum korunmuş, yine aynı bölgelerde başarısızlık gözlemlenmiştir.

Tablo 10: Simple Logistics Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0.682	TP Rate	0.837	TP Rate	0,797	TP Rate	0.829
	FP Rate	0.106	FP Rate	0.163	FP Rate	0,203	FP Rate	0.171
	Precision	0.683	Precision	0.837	Precision	0,797	Precision	0.830
	Recall	0.682	Recall	0.837	Recall	0,797	Recall	0.829
	F-Measure	0.681	F-Measure	0.837	F-Measure	0,797	F-Measure	0.829
	MCC	0.577	MCC	0.674	MCC	0,594	MCC	0.659
	ROC Area	0.857	ROC Area	0.896	ROC Area	0,860	ROC Area	0.899
	PRC Area	0.676	PRC Area	0.885	PRC Area	0,842	PRC Area	0.893
Ampüte	-		TP Rate	0,650	TP Rate	0.685	TP Rate	0.629
			FP Rate	0,350	FP Rate	0.314	FP Rate	0.371
			Precision	0,650	Precision	0.687	Precision	0.629
			Recall	0,650	Recall	0.685	Recall	0.629
			F-Measure	0,650	F-Measure	0.684	F-Measure	0.629
			MCC	0,300	MCC	0.372	MCC	0.257
			ROC Area	0,613	ROC Area	0.719	ROC Area	0.719
			PRC Area	0,604	PRC Area	0.694	PRC Area	0.721

3.1.4.3 Logistics

Logistics, Simple Logistics ile aynı modeli ve mantığı kullanmakla birlikte, çok sınıflı sınıflandırmalarda daha fazla başarı elde edilebilmesi için geliştirilmiştir. Fakat Tablo 11’de görüldüğü gibi bir çok bölgede Simple Logistics’den daha geride kalmış, 4 sınıflı sağlıklı – dirsek altı bölgesinde bile bu algoritmayı geçememiştir.

Tablo 11: Logistics Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%63.1328	%83.9	%76.5	%81
Ampüte	-	%50	%65.31	% 59.64

Logistics, ampüte hastalar için de gayet kötü sınıflandırma yapmış ve bu anlamda bizim projemizin en başarısız algoritması olmuştur. Özellikle ampüte karışıklık matrislerinde (Tablo 12), aşağı olması gereken hareketlerin çoğunu yukarı kabul etmiştir. Bu fark özellikle dirsek üstü bölgesinde kendini daha da belli etmektedir.

Tablo 12: Logistics Karışıklık Matrisleri

Sağlıklı	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
	AÇ	278	64	37	41	Y	411	89	Y	374	126	Y	413	87
	KAPA	71	256	48	45	A	72	428	A	109	391	A	103	397
	Y	65	43	262	49									
	A	33	60	63	264									
Ampüte	-					Y	24	16	Y	461	221	Y	87	53
						A	24	16	A	257	439	A	60	80

Bu veriler kendini istatistiki sonuçlarda (Tablo 13) da göstermiş, ilk defa bir algoritma MCC değerinde 0'a düşmüştür. Bu sebeple tahmin odaklı bir algoritma ile çalışmak istendiğinde, Simple Logistics algoritması seçilecektir.

Tablo 13: Logistics Değerlendirme Metrikleri

Sağlıklı	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
	TP Rate	0.631	TP Rate	0,839	TP Rate	0.765	TP Rate	0,810
	FP Rate	0.123	FP Rate	0,161	FP Rate	0.235	FP Rate	0,190
	Precision	0.632	Precision	0,839	Precision	0.765	Precision	0,810
	Recall	0.631	Recall	0,839	Recall	0.765	Recall	0,810
	F-Measure	0.631	F-Measure	0,839	F-Measure	0.765	F-Measure	0,810
	MCC	0.509	MCC	0,678	MCC	0.530	MCC	0,620
	ROC Area	0.833	ROC Area	0,897	ROC Area	0.841	ROC Area	0,880
	PRC Area	0.636	PRC Area	0,885	PRC Area	0.824	PRC Area	0,865
Ampüte	-		TP Rate	0.500	TP Rate	0.653	TP Rate	0.596
			FP Rate	0.500	FP Rate	0.346	FP Rate	0.404
			Precision	0.500	Precision	0.654	Precision	0.597
			Recall	0.500	Recall	0.653	Recall	0.596
			F-Measure	0.495	F-Measure	0.653	F-Measure	0.596
			MCC	0.000	MCC	0.307	MCC	0.193
			ROC Area	0.473	ROC Area	0.703	ROC Area	0.607
			PRC Area	0.491	PRC Area	0.678	PRC Area	0.581

3.1.4.4 Naive Bayes

Naive Bayes algoritması her bir sınıf için olasılık hesaplaması yapmaktadır. Bu hesaplamayı yaparken de her bir özelliğin o sınıf için koşullu olasılığına bakar. Örneğin bizim ilk sinyal seviyemiz 117 ise, $P(\text{Yukarı}|117)$ ve $P(\text{Aşağı}|117)$ hesaplanıp, hangisi daha yüksekse, sınıf o kabul edilir. 120 farklı özelliğimiz olduğu göz önüne alındığında, Formül 1'e göre hesaplanma yapıp, hangi sınıf için olasılığın daha büyük olduğu karşılaştırılır.

$$P(c | X) = P(x_1 | c) \times P(x_2 | c) \times \dots \times P(x_n | c) \times P(c)$$

Burada c bizim sınıfımız, X ise 120 elemanlık verimiz olmaktadır. Bu modele göre, sağlıklı ve ampüte hastalarda elde edilen başarılar Tablo 14'de gösterilmiştir.

Tablo 14: Naive Bayes Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%61.9416	%86.3	%80.7	%88.4
Ampüte	-	%67.5	%54.5	% 58.57

Yukarıdaki tablo göstermektedir ki Naive Bayes algoritması diğer algoritmalar arasında genel olarak düşük başarı göstermiştir. Bunun en büyük sebeplerinden biri de Naive Bayes'in gayet sade bir algoritma olması ve bu tür karmaşık verilerde başarı olasılığının düşük olmasıdır. Tablo 15'deki karışıklık matrislerinde de görüldüğü gibi Naive Bayes çoğu örneği doğru tahmin edememiştir.

Tablo 15: Naive Bayes Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	269	89	41	21	Y	440	60	Y	409	91	Y	449	51
	KAPA	83	280	30	27	A	77	423	A	102	398	A	65	435
	Y	57	40	273	49									
	A	26	124	52	218									
Ampüte	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	31	9	Y	458	224	Y	64	76
						A	17	23	A	403	293	A	40	100

Tablo 15'e bakıldığında Naive Bayes'in genel yukarı eğiliminin olduğu görülmektedir. Özellikle ampüte diz altı ve dizüstü bölgesinde bu fark kendini daha da belli etmektedir. Sağlıklı kas verilerinde de yukarı hareket eğilimi olsa da bu fark çok fazla değildir. Bu sebeplerden dolayı Tablo 16'daki istatistiksel verilerde özellikle ampüte verilerinde büyük bir düşüş gözlemlenmektedir.

Tablo 16: Naive Bayes Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0,619	TP Rate	0,863	TP Rate	0,807	TP Rate	0,884
	FP Rate	0,127	FP Rate	0,137	FP Rate	0,193	FP Rate	0,116
	Precision	0,631	Precision	0,863	Precision	0,807	Precision	0,884
	Recall	0,619	Recall	0,863	Recall	0,807	Recall	0,884
	F-Measure	0,620	F-Measure	0,863	F-Measure	0,807	F-Measure	0,884
	MCC	0,498	MCC	0,726	MCC	0,614	MCC	0,768
	ROC Area	0,839	ROC Area	0,937	ROC Area	0,888	ROC Area	0,943
	PRC Area	0,663	PRC Area	0,936	PRC Area	0,890	PRC Area	0,937
Ampüte	-		TP Rate	0,675	TP Rate	0,545	TP Rate	0,586
			FP Rate	0,325	FP Rate	0,452	FP Rate	0,414
			Precision	0,682	Precision	0,55	Precision	0,592
			Recall	0,675	Recall	0,545	Recall	0,586
			F-Measure	0,672	F-Measure	0,538	F-Measure	0,579
			MCC	0,357	MCC	0,096	MCC	0,177
			ROC Area	0,750	ROC Area	0,623	ROC Area	0,642
			PRC Area	0,753	PRC Area	0,632	PRC Area	0,647

3.1.4.5 kNN

Bu algoritmada yeni gelen bir veri, verisetindeki diğer verilerle karşılaştırılır. Hangi veri ile en benzer ise o veri ile aynı sınıfta kabul edilir. Bizim modelimizde yeni gelen verinin her bir özelliği, diğer verilerin özelliğinden çıkartılır. Hangi veri ile fark daha az ise o verinin sınıfından kabul edilir. Bir diğer farklılık ise, en yakın bir veriden ziyade, 3 en yakın komşu bulunur ve çoğunluğu sağlayan sınıftan kabul edilir.

Tablo 17: kNN Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%65.9321	%92.6	%87.5	%92.4
Ampüte	-	%71.25	%76.2	%68.21

Bu algoritma tablo 17’de görüldüğü üzere en çok başarı elde eden algoritmalarından biridir. Özellikle sağlıklı bireylerde büyük başarı elde ederken, ampüte hastalarda ortalama seviyelerde kalmıştır. Ampüte hastalarda başarı %70’in üzerine çıksa da ampüte diz üstü bölgesi için çok düşük bir başarı elde etmiştir.

Tablo 18: kNN Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	370	31	11	8	Y	456	44	Y	410	90	Y	465	35
	KAPA	83	312	14	11	A	30	470	A	35	465	A	41	459
	Y	112	39	246	22									
	A	98	120	23	179									
Ampüte	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	38	2	Y	560	122	Y	109	31
						A	21	19	A	206	490	A	58	82

Sağlıklı bireyler için yüksek başarı elde eden bu algoritma, ampüte hastalarda aynı başarısını koruyamamıştır. Bu durum karışıklık matrislerinde (Tablo 18) de gözlemlenebilmektedir. Ampüte hastalarda, dirsek üstü ve diz üstü bölgesinde aslında aşağı olması gereken fazlaca veriyi yukarı olarak sınıflandırması, diz altında da yukarı olması gereken fazlaca veriyi aşağı hareket olarak sınıflandırması sebebiyle, bu bölgedeki başarısı düşük kalmıştır. Tablo 19’daki verilere de bakıldığında, ampüte hastaların sağlıklı bireylerin başarısından ne kadar geri kaldığı görülebilmektedir.

Tablo 19: kNN Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0.659	TP Rate	0.926	TP Rate	0.875	TP Rate	0.924
	FP Rate	0.114	FP Rate	0.074	FP Rate	0.125	FP Rate	0.076
	Precision	0.707	Precision	0.926	Precision	0.880	Precision	0.924
	Recall	0.659	Recall	0.926	Recall	0.875	Recall	0.924
	F-Measure	0.652	F-Measure	0.926	F-Measure	0.875	F-Measure	0.924
	MCC	0.566	MCC	0.852	MCC	0.755	MCC	0.848
	ROC Area	0.861	ROC Area	0.968	ROC Area	0.936	ROC Area	0.961
	PRC Area	0.684	PRC Area	0.954	PRC Area	0.911	PRC Area	0.944
Ampüte	-	-	TP Rate	0.713	TP Rate	0.762	TP Rate	0.682
	-	-	FP Rate	0.288	FP Rate	0.237	FP Rate	0.318
	-	-	Precision	0.774	Precision	0.766	Precision	0.689
	-	-	Recall	0.713	Recall	0.762	Recall	0.682
	-	-	F-Measure	0.695	F-Measure	0.761	F-Measure	0.679
	-	-	MCC	0.483	MCC	0.528	MCC	0.371
	-	-	ROC Area	0.726	ROC Area	0.819	ROC Area	0.75
	-	-	PRC Area	0.676	PRC Area	0.78	PRC Area	0.703

3.1.4.6 Decision Tree

Bu algoritmanın amacı, sonuçlarda en çok etkisi olan özellikleri belirlemek ve bu özelliklere göre ağaç oluşturmaktır. Hangi özelliğin sonuçlarda daha etkili olduğunu bulmak için ise Formül 2'deki entropi eşitliği kullanılır. Hangi özellik için entropi yüksek olursa, ilk başta o özelliğe bakılarak sınıflandırma yapılmaktadır. Daha sonra ise bu ilk noda göre tekrardan entropi hesaplanıp, ağacın alt dalları oluşturulmaya başlanır.

$$E(S) = \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i$$

Tablo 20'e bakıldığında Decision Tree'nin sağlıklı kas verisinde %80'in üzerine çıktığı görülmektedir. Ampüte kişilerde ise bu oran %70 civarında kalmıştır. Bu veriler çok kötü olmasa da sistem için kabul edilebilir değerler değildir. Bu sebeple ağaç yapısında bir algoritma tercih edilecekse, Random Forest kullanılması daha yerinde olacaktır.

Tablo 20: Decision Tree Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%63.6093	%85.5	%80.4	%85.1
Ampüte	-	%62.5	%72.79	%66.43

Karışıklık matrislerine (Tablo 21) bakıldığında hem sağlıklı hem ampüte hastalarda öğrenmenin gayet düzgün gittiği görülmektedir. FP ve FN sayıları nerdeyse eşittir ve gayet dengeli bir model oluşmuştur. Belki daha farklı parametrelerle daha iyi bir Decision Tree modeli oluşturulabilirdi fakat zaten Random Forest için yüksek başarı elde edilmesi, Decision Tree modeli ile daha fazla vakit kaybedilmesini önlemiştir.

Tablo 21: Decision Tree Karışıklık Matrisleri

Sağlıklı	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	288	71	31	30	Y	405	95	Y	401	99	Y	433	67
	KAPA	71	241	35	73	A	50	450	A	97	403	A	82	418
	Y	63	35	278	43									
Ampüte	-	35	78	46	261									
Ampüte							Y	A		Y	A		Y	A
						Y	25	15	Y	496	186	Y	98	42
						A	15	25	A	189	507	A	52	88

Aşağıdaki tabloda (Tablo 22) görüldüğü gibi sağlıklı verilerde, precision, recall gibi veriler %80'in üzerine çıksa da genel anlamda istatistiksel verileri çok yüksek değildir.

Tablo 22: Decision Tree Metrikleri

Sağlıklı	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
	TP Rate	0,636	TP Rate	0,855	TP Rate	0,804	TP Rate	0,851
	FP Rate	0,121	FP Rate	0,145	FP Rate	0,196	FP Rate	0,149
	Precision	0,638	Precision	0,858	Precision	0,804	Precision	0,851
	Recall	0,636	Recall	0,855	Recall	0,804	Recall	0,851
	F-Measure	0,636	F-Measure	0,855	F-Measure	0,804	F-Measure	0,851
	MCC	0,516	MCC	0,713	MCC	0,608	MCC	0,702
	ROC Area	0,764	ROC Area	0,836	ROC Area	0,805	ROC Area	0,859
	PRC Area	0,522	PRC Area	0,787	PRC Area	0,759	PRC Area	0,820
Ampüte								
			TP Rate	0,625	TP Rate	0,728	TP Rate	0,664
			FP Rate	0,375	FP Rate	0,272	FP Rate	0,336
			Precision	0,625	Precision	0,728	Precision	0,665
			Recall	0,625	Recall	0,728	Recall	0,664
			F-Measure	0,625	F-Measure	0,728	F-Measure	0,664
			MCC	0,250	MCC	0,456	MCC	0,329
			ROC Area	0,621	ROC Area	0,727	ROC Area	0,687
			PRC Area	0,580	PRC Area	0,677	PRC Area	0,641

3.1.4.7 Random Forest

Random Forest algoritması temelde Decision Tree gibi çalışmaktadır. Fakat Decision Tree gibi tek bir ağaç oluşturmak yerine, veriyi bölerek her bir alt kümeden farklı ağaçlar oluşturmaktadır. Verileri sınıflandırırken de bu birden fazla ağacın kararlarının ortalamasını alarak tek bir sınıf kararı vermektedir.

Tablo 23: Random Forest Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%78.5587	%94.7	%89.8	%92.7
Ampüte	-	%80	%80.99	%72.14

Bu algoritma makine öğrenmesi metotları arasında her bölge için en yüksek başarıyı alan algoritma olmuştur (Tablo 23). Sağlıklı kas verilerinde %90 başarı elde edilmiş, 4 sınıflı dirsek altı bölgesi için bile %78 başarı almıştır. Ampüte hastalar için diğer algoritmalar %60 civarlarında başarılarla gezinirken, Random Forest %80'lerin üzerine çıkmıştır.

Tablo 24: Random Forest Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	362	26	24	8	Y	478	22	Y	442	58	Y	471	29
	KAPA	62	307	31	20	A	31	469	A	44	456	A	44	456
	Y	32	10	347	30									
	A	16	61	40	303									
Ampüte	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	34	6	Y	547	135	Y	99	41
						A	10	30	A	127	569	A	37	103

Karışıklık matrislerinde (Tablo 24) de görüldüğü üzere yanlış sınıflandırma oranları oldukça düşmüştür. Ampüte hastalar için dirsek üstü gibi düşük veri sayısına sahip bölgeler için neredeyse 0 iken, diz üstü bölgesi için hala iyileştirmelere ihtiyaç vardır. Bu durum Tablo 25'deki verilere bakılarak da kolayca anlaşılabilmektedir.

Tablo 25: Random Forest Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0.786	TP Rate	0.947	TP Rate	0.898	TP Rate	0.927
	FP Rate	0.071	FP Rate	0.053	FP Rate	0.102	FP Rate	0.073
	Precision	0.788	Precision	0.947	Precision	0.898	Precision	0.927
	Recall	0.786	Recall	0.947	Recall	0.898	Recall	0.927
	F-Measure	0.785	F-Measure	0.947	F-Measure	0.898	F-Measure	0.927
	MCC	0.715	MCC	0.894	MCC	0.796	MCC	0.854
	ROC Area	0.941	ROC Area	0.987	ROC Area	0.958	ROC Area	0.977
	PRC Area	0.866	PRC Area	0.987	PRC Area	0.958	PRC Area	0.977
Ampüte	-		TP Rate	0.800	TP Rate	0.81	TP Rate	0.721
			FP Rate	0.200	FP Rate	0.19	FP Rate	0.279
			Precision	0.803	Precision	0.81	Precision	0.722
			Recall	0.800	Recall	0.81	Recall	0.721
			F-Measure	0.799	F-Measure	0.81	F-Measure	0.721
			MCC	0.603	MCC	0.62	MCC	0.443
			ROC Area	0.863	ROC Area	0.906	ROC Area	0.827
			PRC Area	0.867	PRC Area	0.904	PRC Area	0.835

3.1.4.8 Multi-Layer Perceptron (MLP) (Yapay Sinir Ağları)

Bu ağlar, insan beyninin çalışmasını baz alarak, yapay sinir hücreleri ile öğrenme yöntemini ele alır. Yapay sinir hücrelerinin, katmanlar halinde kullanılması ile yapay sinir ağları oluşmaktadır. Bu ağların giriş katmanı, gizli katmanı ve bir adet çıkış katmanı bulunmaktadır. Bizim modelimizde elimizdeki 120 adet veri giriş katmanına tek seferde verilmekte, gizli katmanda 60 kadar yapay sinir hücresini geçtikten sonra çıkış katmanında 2 veya 4 sınıfa ayrılmaktadır

Tablo 26: MLP Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%73.8535	%90.7	%87.1	%91.6
Ampüte	-	%67.5	%74.38	%65

Tablo 26’da görüldüğü üzere sağlıklı bireylerde başarı yüksek iken, amputé hastalar için beklenilenin altında kalmıştır. MLP’nin daha karmaşık bir model olması sebebiyle, daha büyük başarılar elde etmesi beklenmekteydi. Fakat bu noktada bu başarı sadece sağlıklı bireylerde elde edilmiş, amputé hastalarda başarı %70 civarında kalmıştır.

Tablo 27: MLP Karışıklık Matrisleri

	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
Sağlıklı		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	329	41	23	27	Y	452	48	Y	430	70	Y	461	39
	KAPA	58	293	37	32	A	45	455	A	59	441	A	45	455
	Y	35	27	315	42									
	A	28	50	39	303									
Ampüte	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	30	10	Y	515	167	Y	96	44
						A	16	24	A	186	510	A	54	86

Karışıklık matrislerine bakıldığında (Tablo 27), sağlıklı bireylerde başarı yüksekken, amputé hastalarda özellikle diz altı bölgesinde model, daha çok aşağı olarak sınıflandırma yapmıştır. Dirsek üstü ve diz üstü verilerde, veri sayısının da az olmasının etkisiyle doğru ve yanlış sınıflandırılan verilerin sayıları birbirlerine çok yakındır.

Tablo 28: MLP Değerlendirme Metrikleri

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
Sağlıklı	TP Rate	0.739	TP Rate	0.907	TP Rate	0.871	TP Rate	0.916
	FP Rate	0.087	FP Rate	0.093	FP Rate	0.129	FP Rate	0.084
	Precision	0.739	Precision	0.907	Precision	0.871	Precision	0.916
	Recall	0.739	Recall	0.907	Recall	0.871	Recall	0.916
	F-Measure	0.738	F-Measure	0.907	F-Measure	0.871	F-Measure	0.916
	MCC	0.651	MCC	0.814	MCC	0.742	MCC	0.832
	ROC Area	0.896	ROC Area	0.955	ROC Area	0.938	ROC Area	0.971
	PRC Area	0.766	PRC Area	0.944	PRC Area	0.933	PRC Area	0.967
Ampüte	-		TP Rate	0.675	TP Rate	0.744	TP Rate	0.65
			FP Rate	0.325	FP Rate	0.256	FP Rate	0.35
			Precision	0.679	Precision	0.744	Precision	0.651
			Recall	0.675	Recall	0.744	Recall	0.65
			F-Measure	0.673	F-Measure	0.744	F-Measure	0.65
			MCC	0.354	MCC	0.488	MCC	0.301
			ROC Area	0.613	ROC Area	0.817	ROC Area	0.727
			PRC Area	0.609	PRC Area	0.793	PRC Area	0.714

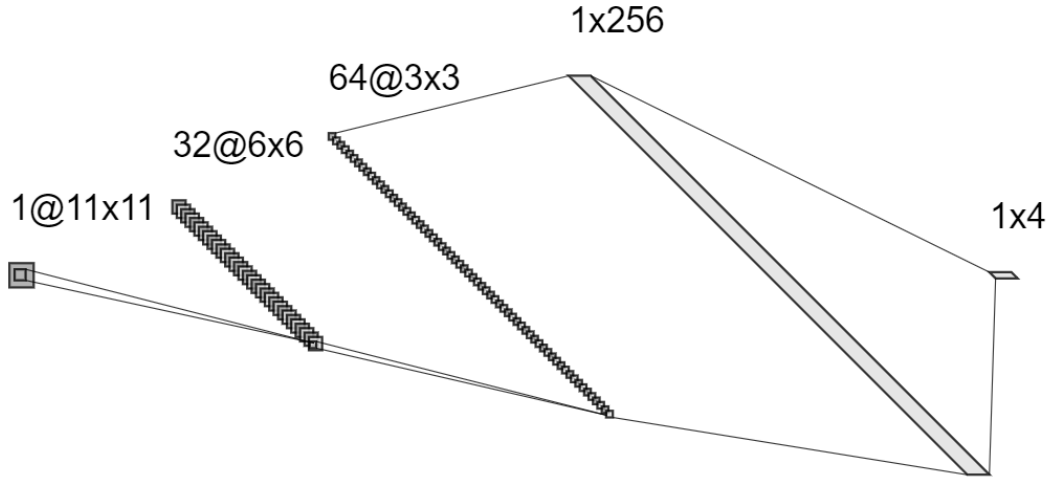
Değerlendirme kriterlerine (Tablo 28) bakıldığında ise aynı şekilde amputé hasta sınıflandırma başarısının, sağlıklı bireylere göre daha düşük bir başarıya sahip olduğu gözlemlenebilir.

3.1.4.9 Convolutional Neural Network (CNN)

Ampüte hastalarda daha fazla başarı elde edilebilmesi için derin öğrenme ile de sınıflandırma yapılmıştır. Bu ağlardan ilki CNN ağıdır. Bu ağ normalde resim sınıflandırmasında kullanılmaktadır. Bizim buradaki yaklaşımımız ise verileri 2 boyutlu bir dizi

haline getirdikten sonra, bu veriler sanki bir resimmiş gibi işlemektir. Verisetimizde bir hareket 120 adet örnekten oluşmaktadır. Oluşturulan algoritmada bu verilerin sonuna bir adet “0” eklenmiş, toplam 121 veriye ulaşılmıştır. Bu veriler 11x11 olacak şekilde dizilmiş ve bu dizilim resim olarak işlenmiştir.

Modelimiz 2 adet konvolüsyonel ve bir adet gizli katmandan oluşmaktadır. Modelimizin genel görüntüsü Şekil 28’de gösterildiği gibidir.



Şekil 28: CNN Modeli

Yukarıdaki görsele göre eğitilen modelimiz her bölge için yüksek başarı vermiştir. Özellikle amputé hastalarda %70’in üstüne çıkarak en büyük başarıyı elde etmiştir. Tablo 29’da bu başarılar daha net görülebilmektedir.

Tablo 29: CNN Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü
Sağlıklı	%72.0238	%94.5	%86.5	%94
Ampüte	-	%79.1667	%73.19	%70.238

Modelimiz sağlıklı bireyler için de dirsek üstü ve diz üstü için en yüksek başarıyı vermiş, dirsek altı ve diz altında ise diğer algoritmalarından çok geri kalmamıştır. Bu genelliği sebebiyle de şu an en optimum modelimiz CNN modelidir.

Tablo 30: CNN Karışıklık Matrisleri

Sağlıklı	Dirsek Altı					Dirsek Üstü			Diz Altı			Diz Üstü		
		AÇ	KAPA	Y	A		Y	A		Y	A		Y	A
	AÇ	62	10	3	10	Y	99	2	Y	80	18	Y	93	11
	KAPA	8	54	2	11	A	9	90	A	9	93	A	1	95
	Y	18	4	50	8									
Ampüte	A	1	16	3	76									
	-						Y	A		Y	A		Y	A
						Y	9	0	Y	194	18	Y	33	14
						A	5	10	A	93	109	A	11	26

Karışıklık matrislerimizde (Tablo 30), başarısız sınıflandırmaların genelde ne kadar düşük olduğu gözlemlenebilmektedir. Sadece ampüte diz altı bölgesi için bu rakamlar yüksek kabul edilebilir. Bunun dışındaki bölgelerdeki başarılar Tablo 31’de verilen verilerde de gözlemlenmektedir.

Tablo 31: CNN Değerlendirme Metrikleri

Sağlıklı	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü	
	TP Rate	0.731	TP Rate	0.980	TP Rate	0.816	TP Rate	0.894
	FP Rate	0.283	FP Rate	0.091	FP Rate	0.088	FP Rate	0.010
	Precision	0.716	Precision	0.917	Precision	0.899	Precision	0.989
	Recall	0.731	Recall	0.980	Recall	0.816	Recall	0.894
	F-Measure	0.724	F-Measure	0.947	F-Measure	0.856	F-Measure	0.939
Ampüte	MCC	0.616	MCC	0.892	MCC	0.732	MCC	0.884
	-		TP Rate	1.000	TP Rate	0.915	TP Rate	0.7021
			FP Rate	0.333	FP Rate	0.4604	FP Rate	0.2973
			Precision	0.643	Precision	0.676	Precision	0.75
			Recall	1.000	Recall	0.915	Recall	0.702
			F-Measure	0.783	F-Measure	0.777	F-Measure	0.725
Ampüte			MCC	0.655	MCC	0.493	MCC	0.4024

Tüm sınıflandırma algoritmalarımız ve başarıları, yukarıda detaylı bir şekilde verilmiştir. Bu başarıları sağlıklı ve ampüte hastalar için 2 farklı kategoride belirtecek olursak, sağlıklı (Tablo 32) ve ampüte (Tablo 33) kas verisi başarıları aşağıda karşılaştırılmıştır.

Tablo 32: Sağlıklı Sınıflandırma Başarımları

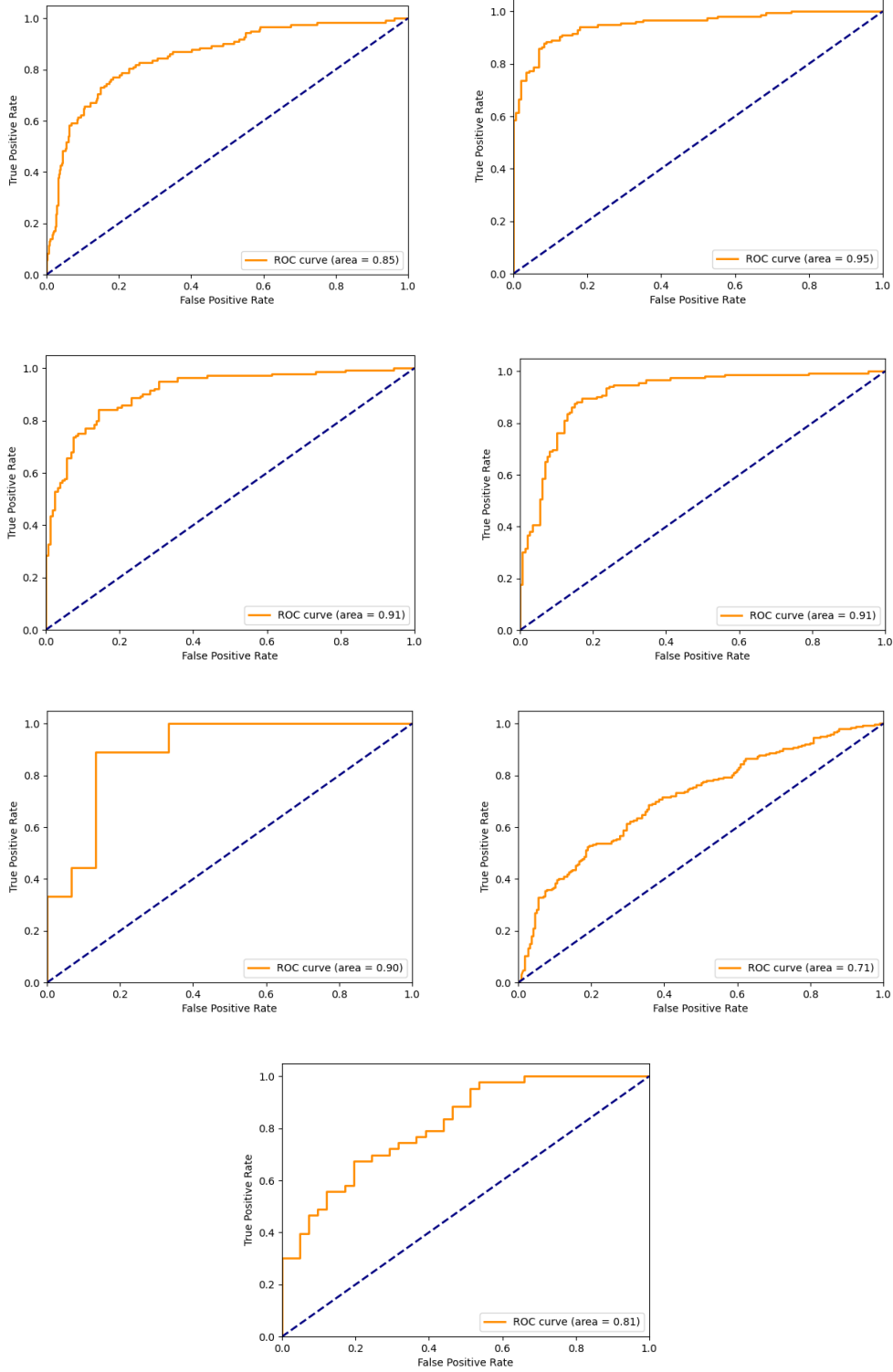
Sağlıklı	Dirsek Altı	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü	Ortalama
SMO	%76.65	%92.3	%88.8	%92.1	%87.48
Simple Logistics	%68.20	%83.7	%79.7	%82.9	%78.63
SGD	-	%83.1	%79.1	%81.2	%81.13
Logistics	%63.13	%83.9	%76.5	%81	%76.13
MLP	%73.85	%90.7	%87.1	%91.6	%85.83
Naive Bayes	%61.94	%86.3	%80.7	%88.4	%79.33
kNN	%65.93	%92.6	%87.5	%92.4	%84.60
Random Forest	%78.56	%94.7	%89.8	%92.7	%88.94
Decision Tree	%63.61	%85.5	%80.4	%85.1	%78.65
CNN	%72.02	%94.5	%86.5	%94	%86.75

Tablo 33: Ampüte Sınıflandırma Başarımları

Ampüte	Dirsek Üstü	Diz Altı	Diz Üstü	Ortalama
SMO	%77.5	%68.72	%64.64	%70.29
Simple Logistics	%65	%68.51	%62.86	%65.46
SGD	%61.25	%67.49	%65	%64.58
Logistics	%50	%65.31	%59.64	%58.32
MLP	%67.5	%74.38	%65	%68.96
Naive Bayes	%67.5	%54.5	%58.57	%60.19
kNN	%71.25	%76.2	%68.21	%71.89
Random Forest	%80	%80.99	%72.14	%77.71
Decision Tree	%62.5	%72.79	%66.43	%67.24
CNN	%79.1667	%73.19	%70.238	%74.2

Tablodaki gölgelendirmeler, en çok başarı alan üç algoritmayı göstermektedir. Bu anlamda en çok başarı aldığımız algoritmalar; Random Forest, CNN ve kNN olmuştur. Bu üç yaklaşımın beraber kullanıldığı modelde ampute bireylerin hareketlerin **%74.6** doğrulukla kestirilebilmektedir. Bu oran İP6'da detaylandırılacak olan oyunların yönetime imkan verecek seviyededir.

Bu algoritmalarından en başarılı olan Random Forest algoritmasının ROC eğri grafiği Şekil 29'da verilmiştir.

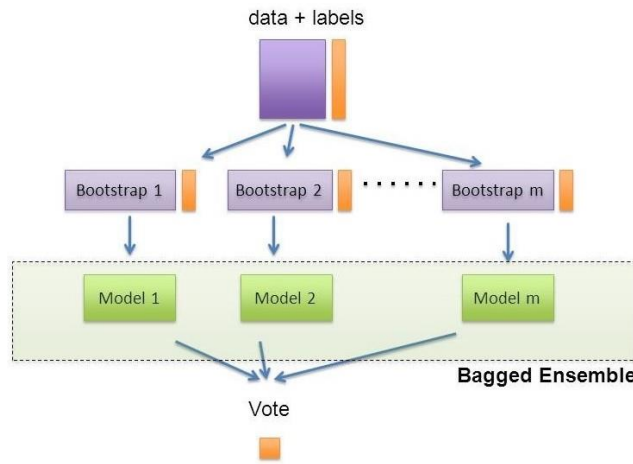


Şekil 29: Random Forest ROC eğrileri (Her bir bölge için)

Yukarıda verilen modeller tatmin edici sonuçlar elde etmesine rağmen, amputé hastalar için başarıyı daha da arttırmak için daha karmaşık yöntemler uygulanmasına karar verilmiştir. Bu sebeple öncelikle “Ensemble Learning” kullanarak başarıyı arttırmak hedeflenmiştir.

Ensemble Learning, verileri tamamen değil, parça parça işleyen bir tekniktir. Modeller verinin her bir parçası için ayrı ayrı eğitilir ve sonunda bu modeller bir araya getirilir. Ensemble Learning'in uygulanması için farklı yöntemleri vardır ve bu projede modellerimize, bu yöntemler arasından torbalama (Bagging), artırma (Boosting) ve oylama (Voting) yöntemleri uygulanmıştır. Ensemble Learning'in başarılı olup olmayacağının görülmesi için tüm modelleri kullanmak yerine öncelikle SVM, DT ve kNN modellerinde deneme yapılmıştır.

Torbalama: Bu yöntem, verileri torbalara ayırır ve her torba için ayrı model eğitilir. Eğitimden sonra, her bir test hareketi için bu eğitilmiş modeller arasında oylama yapılır. En fazla oy alan sınıf sonuç olarak kabul edilir (Şekil 30).



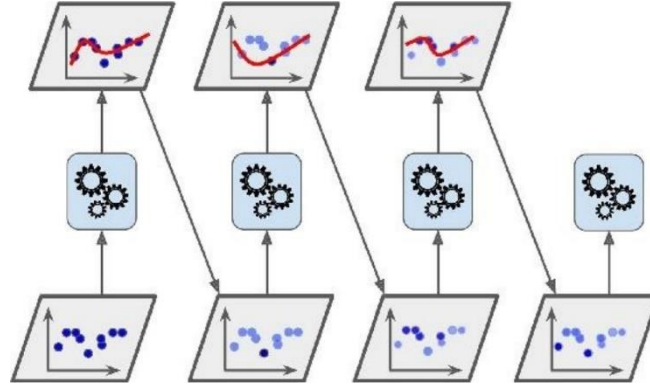
Şekil 30: Torbalama Yöntemi

Torbalama yöntemi, en çok Decision Tree - Sağlıklı sınıflandırmasının doğruluğunu arttırmıştır. Temel Decision Tree sağlıklı verisi için ortalama %78 doğruluk oranına sahipken, torbalama yöntemi ile %85'e ulaşmaktadır (Tablo 34).

Tablo 34: Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü		Ortalama	
	S	A	S	A	S	A	S	A	S	A
SVM	67.46%	-	88%	58.33%	76.67%	60.22%	87.33%	69.04%	79.87%	62.53%
DT	75.79%	-	91.66%	66.67%	86%	71.56%	88.67%	61.9%	85.53%	66.71%
kNN	71.63%	-	93%	66.67%	83.67%	73.33%	91.33%	66.67%	84.91%	68.89%

Yükseltme: Yükseltme yöntemi, önce modeli tüm verilerle eğitir. Buna göre, yanlış sınıflandırılmış hareketler için ağırlıklar artırılır ve model bir kez daha eğitilir. Nihayetinde, her eğitim aşamasında, yanlış sınıflandırılmış örnekler sınıflandırma açısından daha önemli hale geldi (Şekil 31).



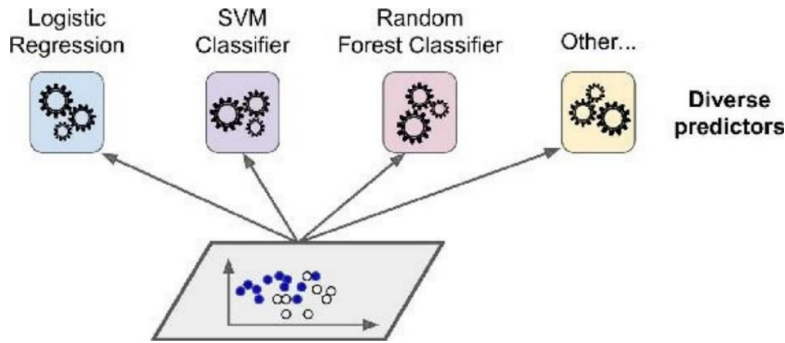
Şekil 31: Yükseltme Yöntemi

Tablo 35'te gösterildiği gibi, artırma yöntemi tüm bölgeler için genel başarıyı iyileştiremedi. İlk gözlem olarak, orijinal modellerin de arkasında kaldı. kNN modeli, temel model olmadığı ve ağırlıkları olmadığı için artırmaya yöntemine uygun değildir ve dahil edilmemiştir.

Tablo 35: Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü		Ortalama	
	S	A	S	A	S	A	S	A	S	A
SVM	61.31%	-	84.67%	58.33%	75%	58.22%	75.67%	65.47%	74.16%	60.67%
DT	58.13%	-	83.67%	66.67%	77.33%	70.22%	84.33%	61.90%	75.87%	66.26%

Oylama: Bu yöntemde, farklı sınıflandırıcılar aynı verilerle eğitilmekte, ardından da sınıfı tahmin etmek için oylama yapılmaktadır. Sınıflandırıcılardan en fazla oy alan sınıf nihai sonuç olarak belirlenmektedir (Şekil 32).



Şekil 32: Oylama Yöntemi

Burada anlatılan 3 modelin hepsi bu yönteme dahil edilmiş ve sınıflandırma için oylama yapılmıştır. Bu yöntem sayesinde de ampüte hastalarda diz üstü bölgesinde en yüksek başarıya ulaşılmıştır. Oylama algoritması sağlıklı sınıflandırmasında DT'e göre %7, kNN'e göre %1 daha fazla başarı göstermiştir. Ampüte sınıflaması için ise DT algoritmasına göre %3 artış olmasına rağmen diğer modeller için gelişme görülmemiştir (Tablo 36).

Tablo 36: Sınıflandırma Başarımları

	Dirsek Altı		Dirsek Üstü		Diz Altı		Diz Üstü		Ortalama	
	S	A	S	A	S	A	S	A	S	A
Voting	70.63%	-	92.67%	62.5 %	88%	71.11%	92.67%	77.38%	85.99%	70.33%

Yukarıdaki sonuçlarda da görüldüğü üzere “Ensemble Learning” algoritmaları ampütelerde %75 olan başarıyı geçememiş, %70 ile sınırlı kalmıştır. Bu sebeple de sunucumuzda Ensemble Learning ile eğitilmiş modeller yerine temel modeller kullanılması kararlaştırılmıştır.

İP5’e bağlı çalışmalarımızda son olarak ‘Leave One Out(LOO)’ yöntemi ile modelimizin hasta bazında başarısı incelendi. LOO yönteminde bir örnek seçilir, diğer örneklerle model eğitilir ve seçilen örnekle model test edilir. Bizim projemiz için bu örnek hastanın verileri olmuştur. O bölgedeki diğer hastalarla eğitim yapılırken, seçilen hasta ile de model test edilmiştir. Bu yöntem sayesinde hem hasta sinyalleri arasındaki benzerlik anlaşılmasına çalışılmış, hem de diğer hastalara göre daha farklı sinyallere sahip hastalar tespit edilmiştir.

Her kategori (sağlıklı veya ampüte) ve bölge için ayrı ayrı yapılan LOO, ampüte dirsek altı bölgesi için hastamız olmadığından, bu bölge ile ilgili sonuç verilmemiştir.

Sağlıklı kategorisindeki sonuçlar Tablo 37, 38, 39 ve 40’da verilmiştir.

Tablo 37: Sağlıklı Dirsek Altı LOO Başarımları

Sağlıklı No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%42.5	%39.94	%42.5	%41.18
2	%50	%53.62	%50	%51.75
3	%61.25	%67.3	%61.25	%64.13
4	%46.25	%56.18	%46.25	%50.73
5	%47.5	%53.65	%47.5	%50.39
6	%65	%76.26	%65	%70.18
7	%55	%71.65	%55	%62.23
8	%53.75	%44.53	%53.75	%48.71
9	%58.23	%55.24	%58.16	%56.66
10	%50	%47.53	%50	%48.73
11	%72.5	%83.81	%72.5	%77.75
12	%70	%73.66	%70	%71.78
13	%53.75	%79.76	%53.75	%64.22
14	%35	%53.71	%35	%42.38
15	%55	%77.89	%55	%64.47
16	%75	%79.63	%75	%77.25
17	%82.5	%84.39	%82.5	%83.43
18	%67.5	%76.77	%67.5	%71.84
19	%52.5	%60.12	%52.5	%56.05
20	%47.5	%69.37	%47.5	%56.39
21	%42.5	%48.33	%42.5	%45.23
22	%45	%50.95	%45	%47.79
23	%47.5	%49.01	%47.5	%48.24
24	%47.5	%54.72	%47.5	%50.85
25	%37.5	%38.6	%37.5	%38.04

Dirsek altı bölgesinde 4 farklı hareket bulunmaktadır. Bu sebeple de başarı konusunda en çok uğraşılan bölgedir. Çalışmamız boyunca çıkardığımız sonuçlardan birisi, 4 farklı sınıf

için sEMG sinyalleri ile sınıflandırma yapmanın 2 farklı sınıfa göre çok daha yetersiz olduğudur. Tablo 37’den de anlaşılabileceği gibi, bu bölgedeki başarı genel olarak %50 seviyelerindedir. Bazı bireyler için %80 başarı görülse de, bazı bireylerde başarı %35’e kadar düşmüştür. Ampüte hastalar için bu bölgede çalışma yapılamadığından bu oranların ampüte hastalar üzerindeki sonuçları gözlemlenememiştir.

Tablo 38: Sağlıklı Dirsek Üstü LOO Başarımları

Sağlıklı No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%62.5	%58.62	%85	%69.39
2	%85	%81.82	%90	%85.71
3	%67.5	%70.59	%60	%64.87
4	%82.5	%76	%95	%84.44
5	%90	%90	%90	%90
6	%77.5	%76.19	%80	%78.05
7	%95	%90.91	%100	%95.24
8	%97.5	%95.24	%100	%97.56
9	%100	%100	%100	%100
10	%97.5	%100	%95	%97.44
11	%82.5	%76	%95	%84.44
12	%95	%100	%90	%94.74
13	%97.5	%100	%95	%97.44
14	%100	%100	%100	%100
15	%100	%100	%100	%100
16	%100	%100	%100	%100
17	%100	%100	%100	%100
18	%100	%100	%100	%100
19	%67.5	%88.89	%40	%55.17
20	%72.5	%64.52	%100	%78.43
21	%80	%92.86	%65	%76.47
22	%95	%90.91	%100	%95.24
23	%80	%87.5	%70	%77.78
24	%62.5	%58.06	%90	%70.58
25	%90	%94.44	%85	%89.47

Sağlıklı dirsek üstü bölgesi en başarılı bölgelerden biridir. Tablo 38’de de görüldüğü üzere birçok bireyde için tam başarı elde edilmiş, diğer bireyler içinde genel olarak %80’in üzerinde başarı sağlanmıştır. Bu anlamda buradaki örneklerin sinyal bakımından benzerliklerinin daha fazla olduğu söylenebilir.

Tablo 39: Sağlıklı Diz Altı LOO Başarımları

Sağlıklı No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%80	%71.43	%100	%83.33
2	%82.5	%93.33	%70	%80
3	%92.5	%94.74	%90	%92.31
4	%87.5	%85.71	%90	%87.8
5	%80	%73.08	%95	%82.61
6	%87.5	%80	%100	%88.89
7	%95	%95	%95	%95
8	%82.5	%93.33	%70	%80
9	%85	%79.17	%95	%86.37
10	%65	%60	%90	%72
11	%87.5	%82.61	%95	%88.37
12	%87.5	%82.61	%95	%88.37
13	%95	%90.91	%100	%95.24
14	%90	%83.33	%100	%90.91
15	%87.5	%80	%100	%88.89
16	%87.5	%89.47	%85	%87.18
17	%85	%100	%70	%82.35
18	%90	%86.36	%95	%90.47
19	%47.5	%47.06	%40	%43.24
20	%80	%92.86	%65	%76.47
21	%95	%100	%90	%94.74
22	%65	%100	%30	%46.15
23	%70	%65.38	%85	%73.91
24	%80	%100	%60	%75
25	%87.5	%85.71	%90	%87.8

Sağlıklı deneklerde diz altı bölgesinde 19 ve 22 numaralı örnekler hariç yüksek başarı elde edilmiştir. Tablo 39’da da görüldüğü üzere başarı %80’in üzerindedir.

Tablo 40: Sağlıklı Diz Üstü LOO Başarımları

Sağlıklı No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%42.5	%44.83	%65	%53.06
2	%87.5	%80	%100	%88.89
3	%85	%81.82	%90	%85.71
4	%77.5	%100	%55	%70.97
5	%90	%83.33	%100	%90.91
6	%97.5	%95.24	%100	%97.56
7	%100	%100	%100	%100
8	%90	%94.44	%85	%89.47
9	%97.5	%100	%95	%97.44
10	%95	%90.91	%100	%95.24
11	%82.5	%100	%65	%78.79
12	%92.5	%86.96	%100	%93.02
13	%75	%100	%50	%66.67
14	%87.5	%94.12	%80	%86.49
15	%87.5	%85.71	%90	%87.8

16	%82.5	%93.33	%70	%80
17	%87.5	%94.12	%80	%86.49
18	%72.5	%68	%85	%75.56
19	%90	%83.33	%100	%90.91
20	%90	%83.33	%100	%90.91
21	%80	%71.43	%100	%83.33
22	%100	%100	%100	%100
23	%95	%95	%95	%95
24	%95	%100	%90	%94.74
25	%95	%90.91	%100	%95.24

Tablo 40’da verilen sağlıklı diz üstü bölgesi en stabil başarıyı veren bölgemizdir. 1 numaralı örnek haricinde her örnek için yüksek başarı vermiştir. Bazı bireyler için tam başarı elde eden nadir bölgelerdendir.

Tablo 41: Ampüte Dirsek Üstü LOO Başarımları

Hasta No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%35	%36.36	%40	%38.09
2	%50	%50	%100	%66.67

Ampüte dirsek üstü için sadece 2 hasta bulunabilmektedir. Bu sebeple de model yeteri kadar eğitilememiştir. Bu durum kendini Tablo 41’de de göstermektedir.

Tablo 42: Ampüte Diz Altı LOO Başarımları

Hasta No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%97.5	%95.24	%100	%97.56
2	%60	%55.56	%100	%71.43
3	%60	%55.88	%95	%70.37
4	%55	%58.33	%35	%43.75
5	%42.5	%38.46	%25	%30.3
6	%75	%75	%75	%75
7	%50	%50	%65	%56.52
8	%37.5	%38.1	%40	%39.03
9	%54.76	%51.35	%95	%66.67
10	%50	%72.73	%40	%51.61
11	%82.5	%80.95	%85	%82.93
12	%40	%33.33	%20	%25
13	%50	%0	%0	%0
14	%87.5	%94.12	%80	%86.49
15	%72.5	%65.52	%95	%77.55
16	%83.72	%88.89	%76.19	%82.05
17	%77.5	%78.95	%75	%76.92
18	%82.5	%88.24	%75	%81.08
19	%95	%100	%90	%94.74
20	%62.5	%72.73	%40	%51.61

21	%70	%83.33	%50	%62.5
22	%50	%50	%45	%47.37
23	%92.68	%94.74	%90	%92.31
24	%51.22	%50	%20	%28.57
25	%87.5	%80	%100	%88.89
26	%50	%50	%20	%28.57
27	%50	%50	%55	%52.38
28	%47.5	%48.39	%75	%58.83
29	%92.5	%94.74	%90	%92.31
30	%58.54	%59.09	%61.9	%60.46
31	%72.5	%84.62	%55	%66.67
32	%75	%100	%50	%66.67
33	%90	%100	%80	%88.89
34	%55	%53.12	%85	%65.38
35	%85	%93.75	%75	%83.33
36	%80	%92.86	%65	%76.47
37	%82.5	%93.33	%70	%80
38	%87.5	%82.61	%95	%88.37

Diz altı bölgesi amputé hastalar kategorisinde en çok örneğimiz olan bölgedir. Başarımlara bakıldığında %90'a varan başarımlar olduğu gibi hiç başarı elde edemeyen veriler de bulunmaktadır (Tablo 42). Buradan anlaşılan ise bir amputé hastanın verisinin diğer hastalara göre çok fazla farklılık gösterdiğiidir. Sağlıklı bireylerde çok stabil başarı elde edilirken, amputé hastalarda bu kadar fazla farklılığın olması bunun en önemli göstergelerindendir.

Tablo 43: Ampüte Diz Üstü LOO Başarımları

Hasta No	Başarım	Precision	Recall	F-Measure
1	%47.5	%46.15	%30	%36.36
2	%82.5	%76	%95	%84.44
3	%60	%83.33	%25	%38.46
4	%52.5	%52.63	%50	%51.28
5	%65	%60.71	%85	%70.83
6	%57.5	%60	%45	%51.43
7	%95	%90.91	%100	%95.24

Ampüte diz üstü bölgesi de dirsek üstü bölgesi gibi az örnek sayısı ile eğitilmiştir. Başarımları oranları çok değişiklik gösterse de başarılı olunan hastalar bulunmaktadır (Tablo 43).

3.1.5 Web Servislerin Geliştirilmesi

Proje kapsamında çok farklı platform ve teknolojiyi kullanan bileşenlerin bulunması ve sorunsuzca aralarında iletişim sağlayabilmeleri amacıyla servis tabanlı mimari yaklaşımdan faydalanılmıştır. Geliştirilen web servisler ile platform bağımsız bir çözüm üretilmiştir. Bu iş paketinin tamamlanmasında Doç. Dr. Akhan AKBULUT, Prof.Dr. Abdül Halim ZAIM ve bursiyer Sezer TOPRAK görev almıştır.

Web Servisi (Web Uygulaması, Durum Takibi) Yapısı

Projede yer alan bu modül hem diğer modüllerin iletişimi sağlarken bir yandan da uygulamayı kullanan kullanıcıların durumlarını takip edeceği bir kullanıcı paneli de barındırmaktadır.

Gerçek zamanlı iletişimi sağlayan Web Socket; tek bir TCP bağlantısı üzerinden tam çift yönlü iletişim kanalları sağlayan bir bilgisayar iletişim protokolüdür. WebSocket protokolü, bir web tarayıcısı (veya başka bir istemci uygulaması) ile düşük genel giderleri olan bir web sunucusu arasında etkileşime girerek sunucudan ve sunucuya gerçek zamanlı veri aktarımını kolaylaştırır. Bu, sunucunun, istemciden önce talep edilmeden istemciye içerik göndermesi için standart bir yol sağlayarak ve bağlantıyı açık tutarken iletilerin ileri ve geri iletilmesine izin vererek mümkün olur. Bu şekilde, istemci ve sunucu arasında iki yönlü devam eden bir konuşma gerçekleşebilir.

Gerçek zamanlı veri aktarımı dışında yapılan uygulamaya giriş, veri iletişimini başlatmak vs. gibi istekler RESTful Web Servisi kullanılarak gerçekleştirilmektedir. REST, Web hizmetleri oluşturmak için kullanılacak bir dizi kısıtlamayı tanımlayan bir yazılım mimari stilidir. REST mimari tarzına uyan, RESTful Web servisleri (RWS) olarak adlandırılan Web hizmetleri, Internet'teki bilgisayar sistemleri arasında birlikte çalışabilirlik sağlar. RESTful Web hizmetleri, talep eden sistemlerin, tek tip ve önceden tanımlanmış bir durumsuz işlem kümesi kullanarak Web kaynaklarının metinsel temsillerine erişmesini ve bunları yönetmesini sağlar.

3.2 Rehabilitasyon Sisteminin Geliştirilmesi

3.2.1 Sanal Gerçeklik Ortamının Geliştirilmesi

Proje kapsamında geleneksel ayna tedavisi yerine önerdiğimiz yaklaşımlardan ilki olarak rehabilitasyonun sanal gerçeklik ortamında oyunlaştırma (gamification) ile gerçekleştirilmesi amacıyla Unity platformu üzerinde 4 farklı oyun geliştirilmiştir. Tüm oyunlar herhangi bir kontrol cihazına gereksinim duymadan sadece vücut hareketlerinin yakalanması ve yorumlanması ile yönetilmektedir. İP6'da Doç. Dr. Akhan AKBULUT ve bursiyer Abdurrahman ÇABUK görev almıştır. Prof.Dr. Ela TARAKCI ve bursiyer Feray GÜNGÖR danışmanlık ve alfa testlerinde destek vermişlerdir.

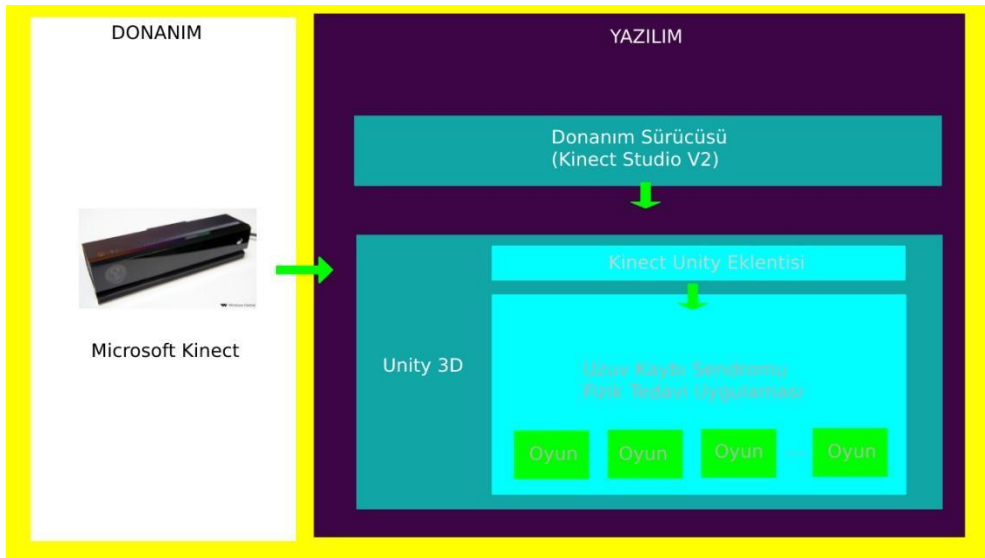
Ampute olan hastalarda bulunmayan kayıp uzuvlar, seans esnasında sanal gerçeklik ortamında varmış gibi hastaya gösterilip rehabilitasyonun başarı oranının artırılması hedeflenmiştir. Hastaya olmayan uzvu sanal gerçeklikte gösterildiğinde ampute olan uzva giden sinirlerden gelen sinyaller ölçülüp sınıflandırılarak, hastanın olmayan uzvu gerçekte olsaydı nasıl hareket edecek ise sanal gerçeklikte de aynı şekilde hareket etmesi simule edilmektedir. Böylece hastanın olmayan uzvunda olan FEA semptomları, hasta sanal gerçeklikte gördüğünde azalmaya başlamaktadır. Bu denemeler sırasında hasta sanal gerçeklik gözlüğünde olmayan uzvunu görerek geri besleme alacağından dolayı tedavi daha hızlı sonuç vermektedir.

Rehabilitasyona katılacak hastaların kayıp uzuvları dışındaki uzuvlarının pozisyon ve yön bilgilerinin alınabilmesi ve bu uzuvların sanal ortamdaki karakterlere aktarılabilmesi amacıyla ikinci nesil Kinect sensör cihazından faydalandık. Böylece hasta yaptığı her hareketi sanal ortamda görebilmekte ve hastanın o ortamda bulunduğu illüzyonu daha rahat şekilde verilebilmektedir. Kinect, Microsoft'un geliştirmiş olduğu insan hareketini ve iskeletini algılayabilen bir sensördür. Sensörün çıkış amacı kontrolcü olmadan sadece sensör karşısında hareket ederek oyun oynamaktır. İnsan hareketini algılamak önce eklemlerin yerini belirler. Sonra eklemler arası çizgi çizerek böylece iskeleti algılamış olur. Eklem yerlerini kamera, kızılötesi, derinlik sensörü, sıcaklık sensörü gibi sensörlerden elde ettiği verileri birleştirerek yapar. Birçok sensörden aldığı veriyi harmanladığı için hareket algılama başarısı yüksektir. Bu sebeple hastanın vücut hareketlerinin bilgisini Kinect üzerinden alınarak sanal gerçeklik ortamına aktarılmaktadır.

Sanal gerçeklik ortamı Unity 3D platformu ile hazırlanmıştır. Unity 3D geliştirmesi ücretsiz bir oyun motorudur. Genel olarak dünyada yaygın kullanıldığından bu programı kullanan topluluk da gelişmiştir. Bu nedenle kütüphane ve içerik olarak kaynak bulmak daha kolay olması itibarıyla tercih edilmiştir. Sanal gerçeklik ve Kinect donanımlarını desteklemesi de proje için en uygun ortam olarak seçilmesine sebep olmuştur.

Kinect sensörü ile gerçek zamanlı hareket verisinin Unity 3D'de insan modeline aktarılması

Kinect sensörden veri alınabilmesi için Kinect Studio uygulamasının kurulması gerekmektedir. Donanım ve Yazılım mimari katmanları Şekil 33'de gösterilmektedir. Sensör verisi ilgili uygulama kütüphaneleri ile Unity platformu eklentisine aktarılır ve oyunlar içerisindeki sınıflar tarafından kullanılır.



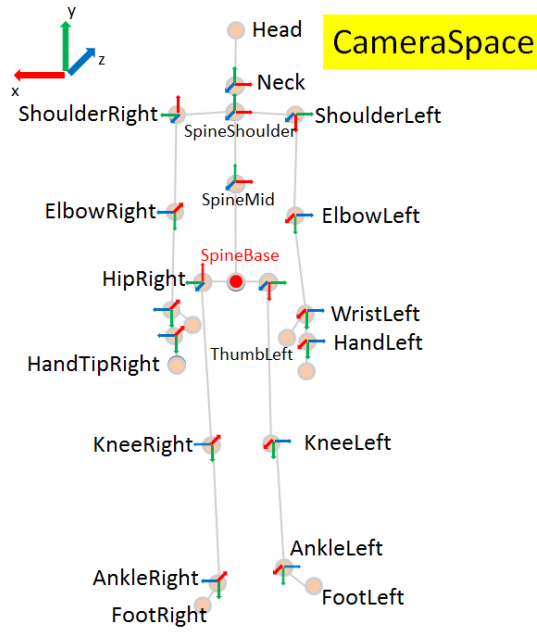
Şekil 33: Microsoft Kinect entegrasyonu mimari katmanlar

Microsoft' un Kinect için paylaştığı SDK ile Kinect Unity 3D'ye entegre edilebilmektedir. Kinect bu SDK aracılığıyla eklem yerlerinin pozisyonlarını 3 boyutlu (x,y,z)

Vector şeklinde vermektedir. Fakat bu oyun içi insan modeline bu veriyi aktarmak için uygun bir veri değildir. Aslında insan eklemine çalışma mantığı eklem pozisyonuna göre değil, eklemlere rotasyon verilmesine dayalıdır. Bu oyun yapımındaki 3d insan modellerindeki iskelet (rig) yapısı için de geçerlidir. Eklemlere açı verildiği zaman daha sorunsuz bir gerçek zamanlı aktarım olmaktadır.

Bunun nedenine biraz derinlemesine girilecek olunursa, eklemlere Kinect sensörü tarafından okunan pozisyon verisi aktarıldığında oyun içerisindeki model ile sensör karşısında hareket eden şahıs ile boy olarak tutarsızlıklar olduğunda eklemlerin gerçek dışı uzaması ile doğallık dışı bir görüntü elde edilmektedir. Sensör karşısında hareket eden şahıslar değişeceği için kişilerin boyları da sürekli değişecektir. Nitekim değişmese bile aynı boydaki insanların da uzuvlarının boyları değişkenlik göstermektedir. Bu sebeple en sağlıklı aktarım eklemler arası açı hesaplanıp, oyun içindeki 3d insan modelinin eklemlerine aynı açıyı vermekle elde edilmektedir.

Oyun içi 3D insan modelinin eklemlerine açı verme işleminde öncelikle Kinect'ten alınan eklem noktalarında birbiri ardına gelen eklemlerin pozisyonları çıkartılarak açı hesaplanmaktadır. Örneğin, dirsek ve bilek pozisyonlarını birbirinden çıkartılıp bulunan 3 boyutlu Vektör rotasyon verisine çevrildiğinde ön kolun açısı bulunmuş olmaktadır. Bu bulunan açı dirseğe verildiğinde ise Kinect sensöründeki dirsek ile oyun içi dirsek aynı şekilde gözükmemektedir. Bu işlem her eklem için tekrarlandığında Kinect sensörü karşısında yapılan tüm vücut hareketleri 3d modele aktarılmış olmaktadır. Ama problem şu ki oyun içi 3d modelin her eklemine referans açıları aynı olmadığından dolayı açı hesaplandıktan sonra uygun şekilde modelin eklemlerindeki referanslara göre de dönüştürülmesi gerekmektedir. Şekil 34'de Kinect üzerinden alınan eklem verisi ve bunların oyun içi eklemlerindeki referans vektörleri gözükmemektedir.



Şekil 34: Kinect üzerinden pozisyonu alınan eklemler ve oyun içi 3D modelin referans vektörleri

Unity 3D’de Oyun içi eklem açısı hesaplama işlemi kod olarak şu adımlarla hesaplanmaktadır.

1) **Kinect sensöründen alınan iki eklemin Transform.position verisini birbirinden çıkar.**

Vector3 angleVector=kinectJointB.position- kinectJointA.position;

2) **Bulunan vektörü normalize et.**

Vector3 normalizedAngleVector=angleVector.normalized;

3) **Normalize edilen vektörü Unity 3D’nin rotasyon sınıfı Quaternion formatına Euler fonksiyonu ile dönüştür.**

Quaternion angleRotation= Quaternion.Euler(normalizedAngleVector);

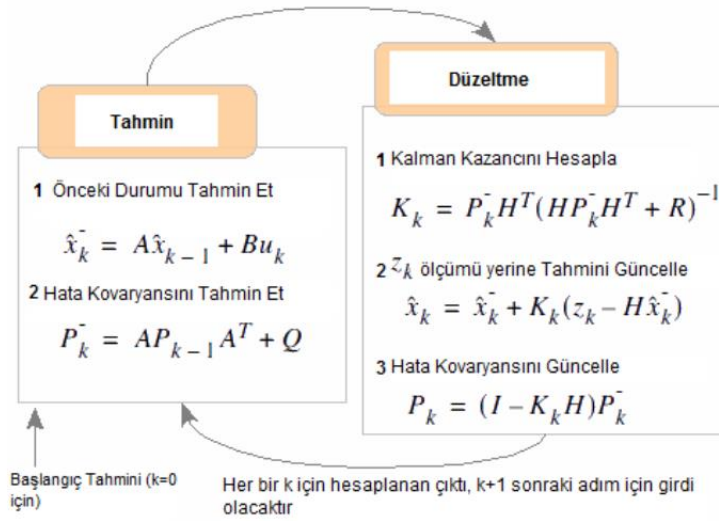
4) **ve 3D modeldeki ilgili ekleme (Joint) bunu rotasyon olarak ver**

humanModelrelatedJoint.rotation= angleRotation;

Kinect sensörü karşısındaki insanın vücut hareketlerini bünyesinde barındırdığı birçok sensörden (görüntü, derinlik, kızılötesi, sıcaklık, ses vb.) aldığı veriyi birleştirerek eklem pozisyonlarını bize vermektedir. Fakat bu kadar çok sensörden melez bir veri elde etmenin süre bazında maliyeti göz önüne alındığında saniyede 4-5 frame veri göndermektedir. Bir saniyede sağlıklı bir oyunda içinde min 30-60 frame alınması gerektiğinden bu veri oyun için insan modelinde kesik kesik bir diğer ifade ile atlamalı, akıcı olmayan bir görüntü vermektedir. Fakat bu kısım oyun içi yazılım tarafında framelerdeki akıcılığı çeşitli filtrelemeler ile sağlanabilir. Bu noktada Lerp işleminden yardım alınmıştır. Lerp işlemi basit

manada iki sayısal verinin ara verilerini lineer biçimde geçiş sağlayarak akıcı bir veri elde etme işlemidir. Örneğin ilk veri 24 ikinci veri 36 ise arada 5 tane daha veri olması isteniyor ise 24, 26, 28, 30, 32,34,36 şeklinde daha akıcı bir dizi elde edilebilir. Aynı işlem 3 boyutlu vektörde her bir boyut (x,y,z) için yapılırsa Kinect sensöründen bir saniyede alınan 4 frame veri 30 tane ,60 tane hatta daha fazla frame için oluşturulabilir. Böylece oyun içi daha akıcı bir veri elde edilir. Bu sayede vücut hareketleri daha gerçekçi gözükür.

Ayrıca Kinect her ne kadar birçok sensörden elde ettiği veriyi birleştirerek hibrit bir veri sunsa da insan vücudun da ki uç noktadaki uzuvlarda (el, ayak) yanlış veriler ölçülebilmektedir. Bu verilerin ayıklanması gerekmektedir. Bu noktada bir veri dizisinde veri bütünlüğünü bozan saçma verileri ayıklama amaçlı bir filtre olan Kalman filtresinden yararlanılmıştır. Bu filtre basit manada şu şekilde açıklanabilir. Ard arda gelen her bir veride dinamik olarak eski verilerin geliş biçimine göre bir eşik değeri (threshold) hesaplanır ve yeni veri bu eşik değere göre yeniden güncellenir. Her gelen veride eşik değeri güncellendiğinden dolayı dizinin karakteristiğine göre yeni gelen veri güncellenmiş böylece daha sağlıklı veri elde edilmiş olur. Şekil 35’de Kalman filtresi adımları gösterilmektedir.



Şekil 35: Kalman Filtresi adımları

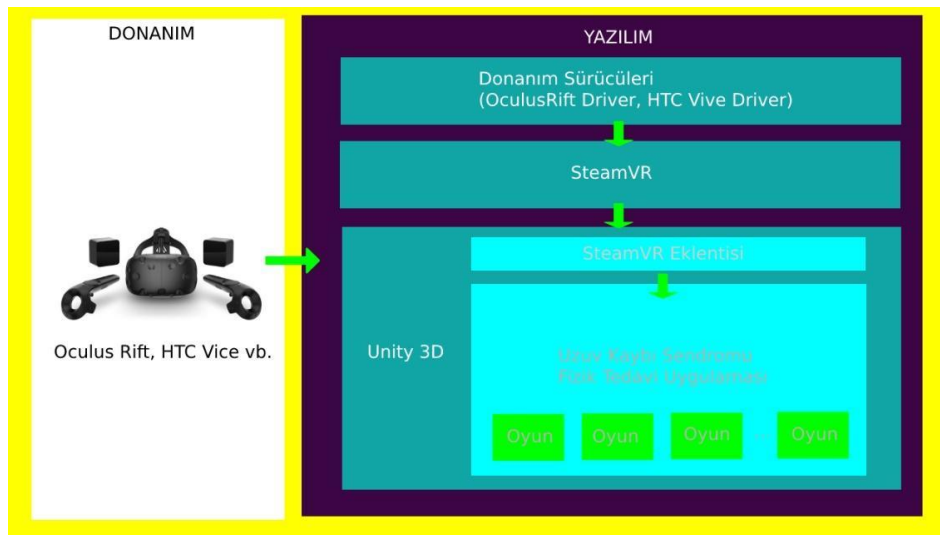
Burada $\mathbf{X}_k$ önceki tahmindir. Yani ölçümü düzeltme güncellemesi yapılmadan önceki ham tahmindir. Aynı zamanda $\mathbf{P}_k$ da önceki hata kovaryansıdır. (hatanın ortak değişme miktarı). Bu iki değeri bir sonraki aşama olan Ölçümler Güncelleme/Düzeltme aşamasında “önceki” (prior) değerler olarak kullanılır. Yani bir sonraki aşamaya girdi olarak verilir. Ölçüm güncelleme aşamasındaki denklemlerde gerçek değer bulunur. Bu değer x ’in k anındaki değeridir. Yani esas bulunmak istenen değerdir. Aynı zamanda $\mathbf{P}_k$ değeri de bulunur. Bu iki değeri bir sonraki gelecek ($k+1$) aşaması için hesaplanır. Kalman kazancı bir sonraki aşama için gerekli olduğundan hesaplanmaz. Bu değer gizli, gizemli olmakla birlikte, bu

denklemlerin en önemli parçasıdır. Bu ikinci aşamadaki (ölçüm güncelleme aşaması) değerler “sonraki” (posterior) değerlerdir.

Sanal gerçeklik gözlüğünün Unity 3D platformunda oyun içine entegre edilmesi

Sanal Gerçeklik Gözlüğü (VR - Virtual Reality) temelde giyilebilir bir gözlük donanımı, 2 adet el kontrolcüsü ve 2 adet kızıl-ötesi alıcı sensör içermektedir. Gözlük Sanal ortamın içine girilmesini sağlayan bir monitör görevi görmektedir. El kontrolcülerini Sanal dünyadaki etkileşimleri kontrol etmemizi sağlamaktadır. Alıcılar ise gözlük ve iki adet kontrolcülerden pozisyon bilgisi ve kontrolcülerden basılan tuşların bilgisini almaktadır. Sanal Gerçeklik gözlüklerinden HTC Vive ve Oculus Rift proje kapsamında kullanılmaktadır.

Günümüzde birçok üretici Sanal Gerçeklik Gözlüğü üretmektedirler. Sanal Gerçeklik Gözlüğü Donanımını sisteme tanıtmak için üreticisinin yayınladığı sürücünün kurulması gerekmektedir. Ayrıca Unity tarafında oyun geliştirilebilmesi için üreticiler gözlüklere uygun geliştirme araçlarını paylaşmaktadırlar. Fakat bu gözlüğe özel oyun geliştirme ve bu geliştirilen oyunun diğer gözlüklerle uyumlu olmaması problemi ortaya çıkarmaktadır. Bu problemin çözümüne yönelik geliştirilen oyun sanal gerçeklik gözlüğü donanımına özel olmaması için bütün gözlükler için çalışan bir kütüphane olan SteamVR kullanılmıştır. SteamVR’ın seçilmesinin sebebi piyasadaki farklı üreticilerin ürettiği çoğu sanal gerçeklik gözlüğüyle uyumlu bir şekilde çalışması ve standartları belirlemiş olmasıdır. Ayrıca SteamVR Unity 3D tarafında geliştirme yapılabilmesi için bir eklenti paylaşmıştır. Paylaşmış olduğu eklenti 58 MB boyutunda, basit, stabil, çoğu sanal gerçeklik gözlüğüne uyumlu, standartları belirlenmiş bir eklentidir. Sanal gerçeklik kısmında bu kütüphaneden yararlanılmıştır. Sanal gerçeklik gözlüğünün entegrasyonunun donanım ve yazılım mimari katmanları Şekil 36’deki gibidir.



Şekil 36: Sanal gerçeklik gözlüğünün entegrasyonunun donanım ve yazılım mimari katmanları

SteamVR kütüphanesi kendi içerisinde kamera objesini bulundurmaktadır. Bu objeyi oyunda nereye yerleştirdiyseniz, oradaki görüntüyü vermektedir. Kullanıcı kafasını sağa sola çevirirse, SteamVR sayesinde, oyundaki kamera da aynı hareketleri yapmakta, oyun içerisindeki kamerayı sağa sola çevirmektedir. Bu sebeple biz, oyun içerisindeki kamerayı tam olarak oyundaki modelin baş kısmına yerleştirdik. Modellerin baş bölümlerini de sildik ki kullanıcılar vücutlarını rahatça görebilsinler. Kinect cihazının da diğer uzuvları oynatması sayesinde, hasta oyundaki karakteri hem kendi vücudu gibi görebilmek de hem de kontrol edebilmektedir.

Sanal gerçeklik gözlüklerinin her hasta için tekrardan kalibre edilmesi gerekmektedir. Çünkü her hasta için boy, hastanın oturduğu pozisyon ve yön değişkenlik gösterebilmektedir. Bu yüzden her oyunumuz için sadece yetkili kişilerin görebileceği (hastanın göremeyeceği) bir menü açılmaktadır. Bu menüden yetkililer gerekli kalibrasyonu yaptıktan sonra oyun başlatılır.

Rehabilitasyon Oyunları

Hastanın cinsiyetine, amputasyon seviyesine ve bölgesine, amputasyon tarafına göre farklı oyunlar geliştirmek amaçlandığından hastadan, kullanıcı arayüzü kısmında bu verileri girdi olarak almak gerekmektedir.

Oyunlar bireyin amputasyon bölgesine göre iki ana kategoriye ayrılmaktadır.

- ❖ Üst Ekstremité
- ❖ Alt Ekstremité

Amputasyon tarafına göre yine ikiye ayrılmaktadır.

- ❖ Sol
- ❖ Sağ

Hastanın cinsiyetine göre yine ikiye ayrılmaktadır.

- ❖ Erkek
- ❖ Kadın

Hastadan belirtilmiş 3 özelliği girdi olarak aldıktan sonra ilgili oyunu seçmesi beklenecektir.

Oyunların genel özellikleri şu şekildedir.

- Oyunların hepsi FPS (Birinci şahıs kamera açısı) ile oynanmaktadır.
- Sanal gerçeklik oyunlarının hepsinde Kinect ve Sanal gerçeklik gözlüğü beraber kullanılacaktır.
- Oyunların hepsi Unity 3D oyun motoru ile yapılmıştır.
- Oyunlarda bir erkek, bir kadın model olacak olup kullanıcının cinsiyetine göre seçim yapılmaktadır.
- Kullanıcıdan alınan amputasyon tarafına göre (sol ve sağ) seçilmeyen taraf devre dışı bırakılmaktadır. Böylece kullanıcının sağlam uzvu ile puan kazanması engellenmektedir.

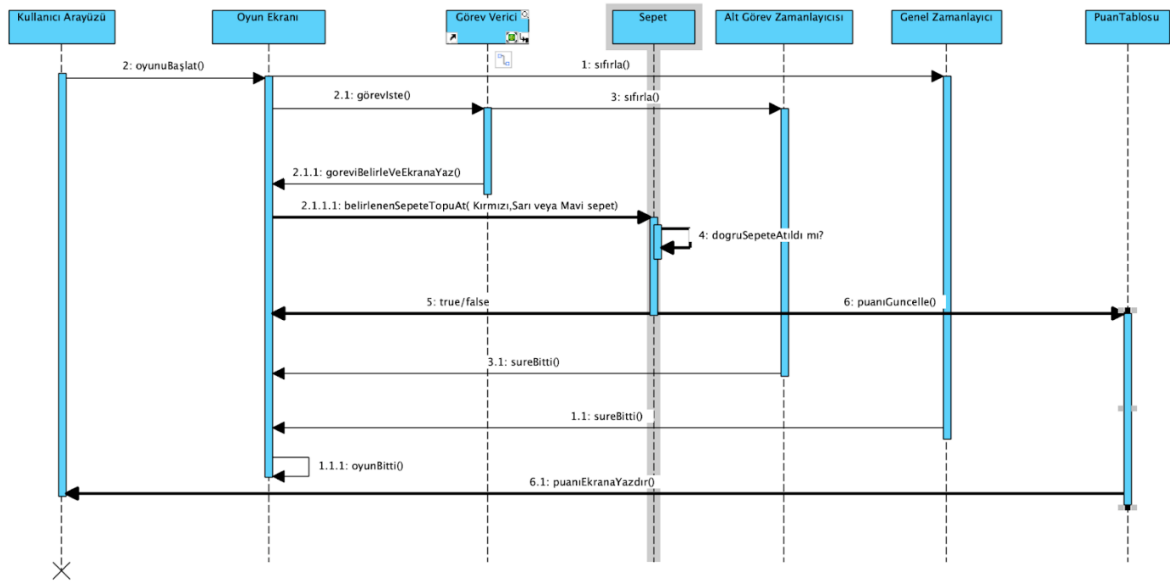
- Oyunlara ulaşılması gereken bir hedef konulmuştur. Böylece hastanın günden güne gelişim göstermesi hedeflenecektir.

Bu gereksinimler doğrultusunda 4 farklı ampütasyon türü için **Basketbol, Futbol, Rehab Ninja ve Araba** kullanım oyunları geliştirilmiştir. Her oyunda kullanılan model katılımcının cinsiyetine ve ampütasyon bilgisine göre dinamik olarak sunulmaktadır. Tüm oyunlara ait detaylar ve ekran görüntüleri ilerleyen alt başlıklarda sunulmuştur.

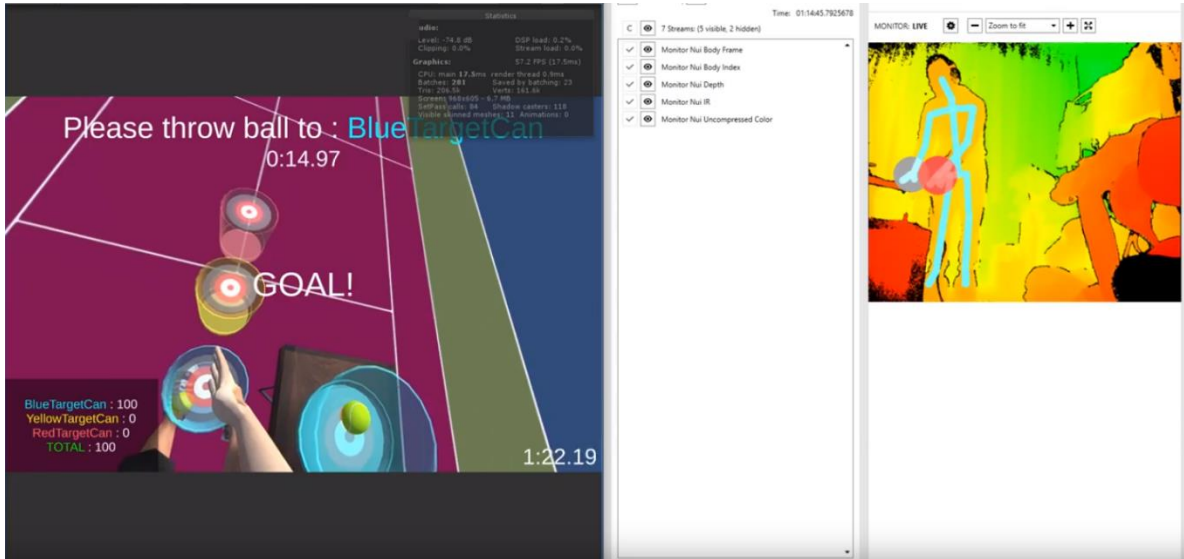
Basketbol Oyunu

Bu oyun, bilek dezartikülasyonu ve transradial ampütasyon sonrasında uzuv kaybı yaşayan bireylerde fantom ekstremitenin hareket ettirilmesini sağlamak ve uygun duyuşsal girdi oluşturarak fantom ekstremitenin ağrısını azaltmak amacıyla tasarlanmıştır. Ampute birey oyun sırasında ekranda gördüğü sanal uzvu ile topu kavrayarak farklı renklere sepetlere basket atmayı hedefler. Topun sanal el ile kavranması esnasında fantom elin distal interfalangeal eklemi, proksimal interfalangeal eklemi ve metakarpofalangeal ekleminde fleksiyon ile bilek fleksiyonu; basket atmak üzere topu bırakması esnasında ise distal interfalangeal eklemi, proksimal interfalangeal eklemi ve metakarpofalangeal ekleminde ekstansiyon ile bilek ekstansiyonu sağlanmaktadır. Kavrama sırasında ampute bireyin günlük yaşamda kullanmadığı fleksör digitorum superficialis, fleksör digitorum profundus, fleksör pollicis longus gibi parmak ve el bileği fleksör kaslarında; bırakma aktivitesi sırasında ekstansör digitorum, ekstansör karpi radialis longus ve brevis, ekstansör karpi ulnaris, ekstansör digiti minimi gibi parmak ve el bileği ekstansör kaslarında aktivasyon sağlanır. Böylelikle ampute edilen uzvun kortikal temsil alanının da korunması amaçlanır.

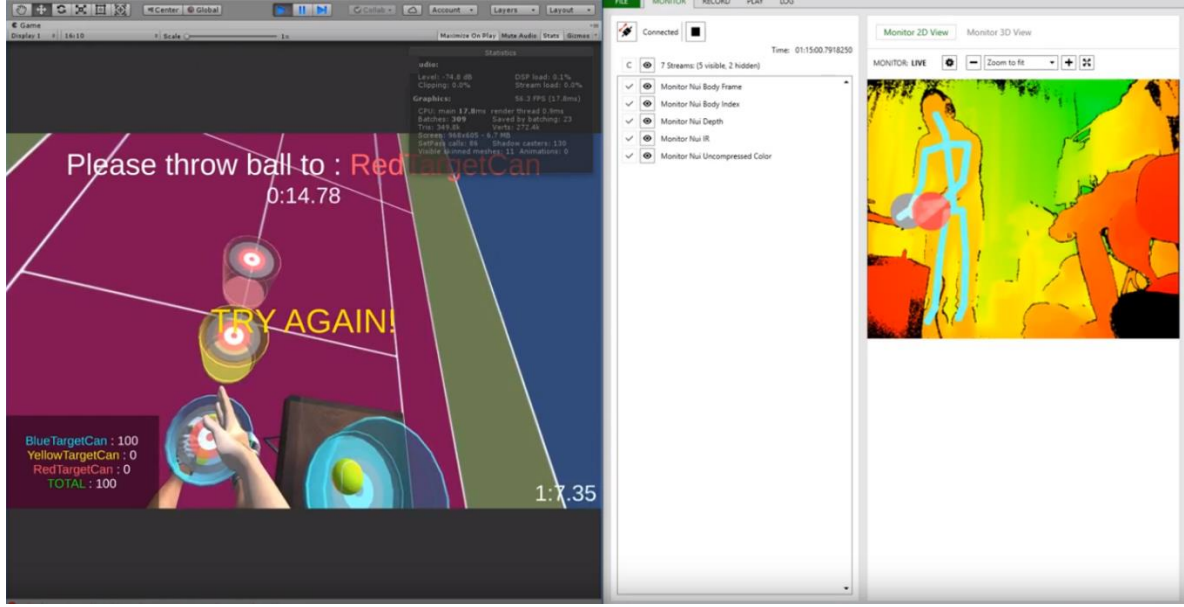
Oyun sırasında bir adet genel kronometre ve bir adet görev kronometresi olmak üzere toplam iki kronometre kullanılmaktadır. Hastadan kavradığı topu kırmızı, sarı ve yeşil renkli 3 adet sepete rastgele olarak atması beklenir. Bu sırada görev kronometresi çalışır. Hasta yanlış sepete atarsa görev kronometresi sıfırlanır ve ekranda “Tekrar Deneyin” yazısı çıkar. Hasta doğru sepete atarsa kronometre sıfırlanır ve ekranda “Başarılı” yazar. Her başarılı atış sonrasında katılımcı puan kazanır ve yeni bir görev verilir. Genel kronometre sonlandığında kullanıcıya kazanmış olduğu toplam puanı gösterilir. Şekil 37’de basketbol oyunu akış diyagramı, Şekil 38, 39 ve 40’da oyun içi ekran görüntüleri sunulmaktadır.



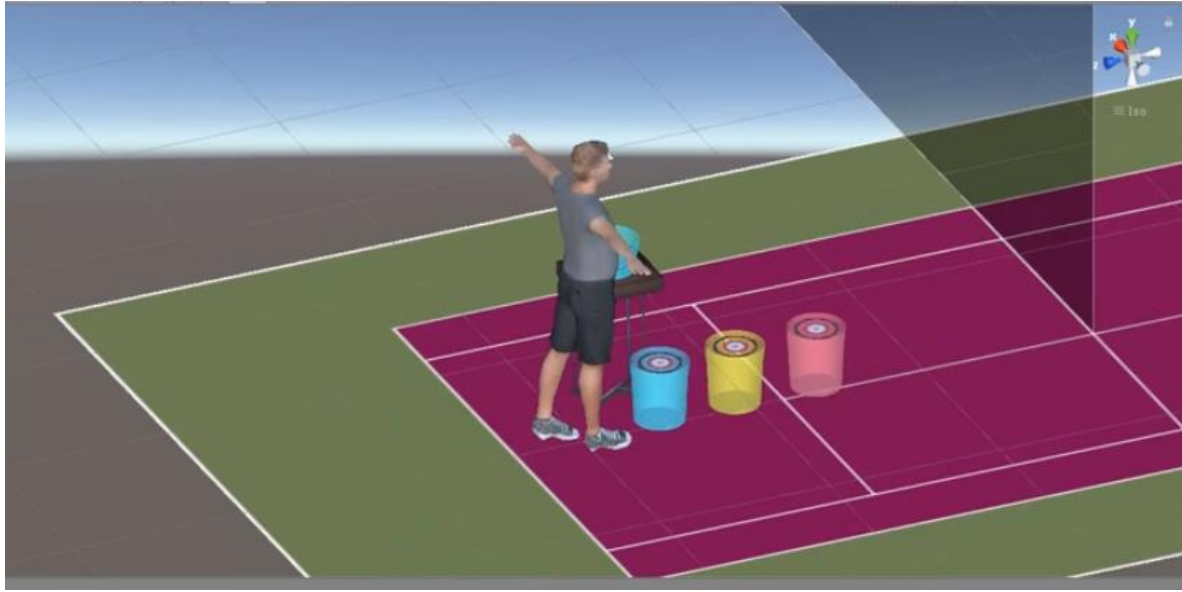
Şekil 37: Basketbol Oyunu Akış diyagramı



Şekil 38: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri



Şekil 39: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri (devamı)



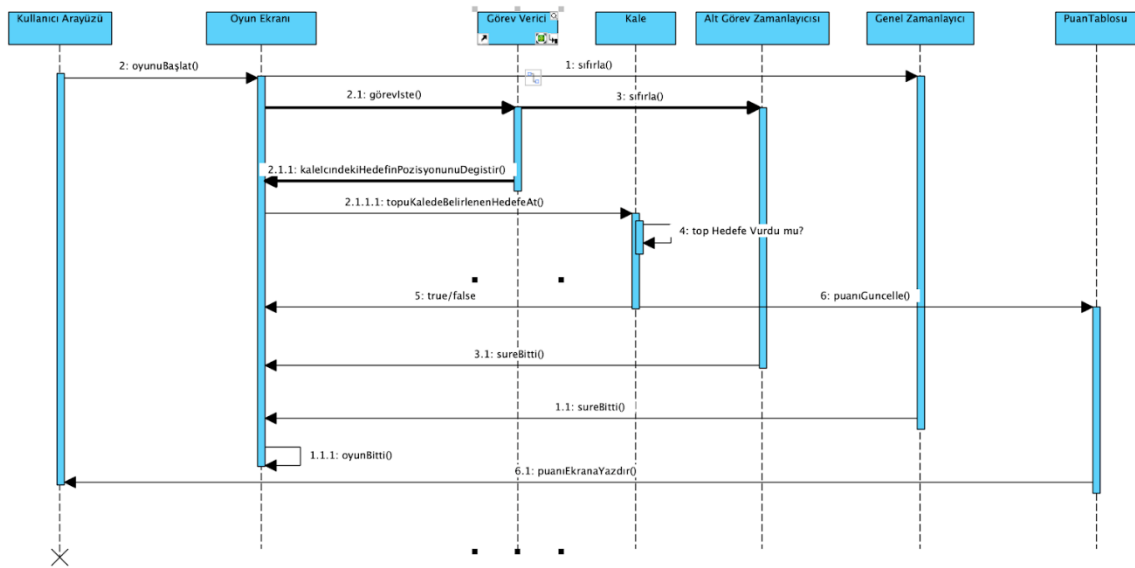
Şekil 40: Basketbol oyun içi ekran görüntüleri (devamı)

Futbol Oyunu

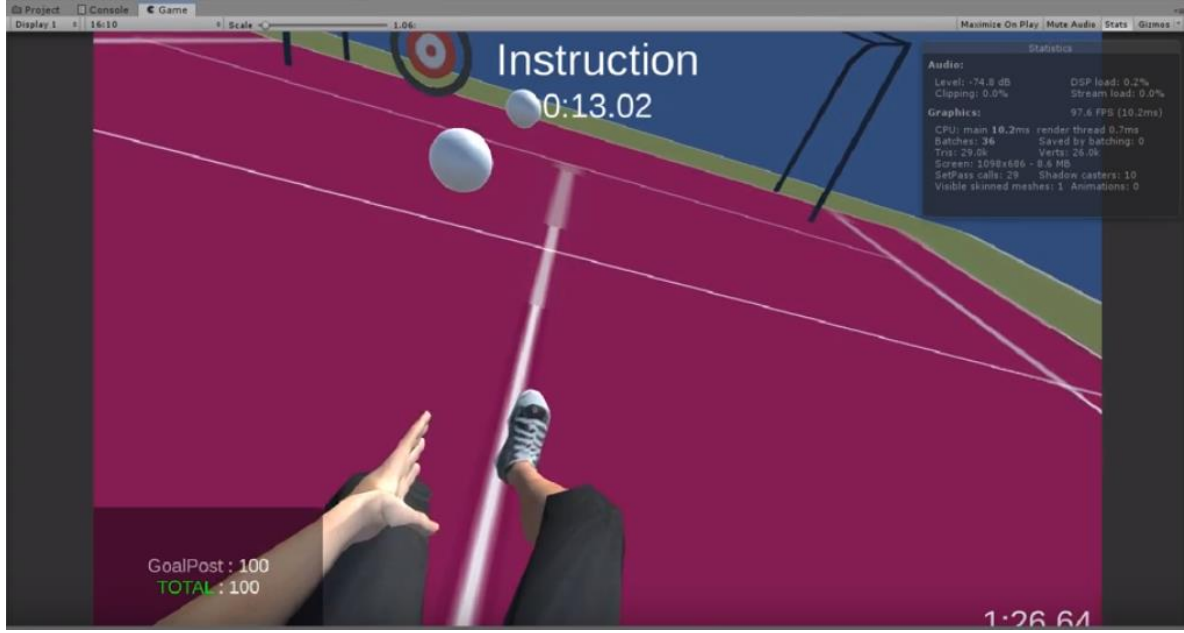
Bu oyunun amacı diz dezartikülasyonu ve transfemoral amputasyon sonrası uzuv kaybı yaşayan bireylerin fantom dizinin ve ayağının hareket ettirilmesini sağlamak ve amputasyondan sonra kayıp uzuvda duyulan ağrıyı azaltmaktır. Ampute birey oyun sırasında ekranda gördüğü sanal bacak ve ayağı ile şut çekerek topu kaleye atmayı hedefler. Topun sanal bacak ile şuta hazırlanması esnasında diz fleksiyonu ile ayak bileğinin plantar fleksiyonu; topa vurarak şut atılması esnasında ise diz ekstansiyonu ile ayak bileğinin dorsifleksiyonu sağlanmaktadır. Fantom bacağın ve ayağın topa vurmaya hazırlanması sırasında dizde primer olarak semitendinosus, semimembranosus ve biceps femoris kasları; şut çekilerek topun ayaktan çıkması esnasında dizde rectus femoris, vastus medialis, vastus

lateralis ve vastus intermedius kasları aktive olur. Bu çalışma ile diz ekleminde hareket sağlayan kasların ve diz ekleminin temsil alanının korunarak fantom ağrısının azalması amaçlanır.

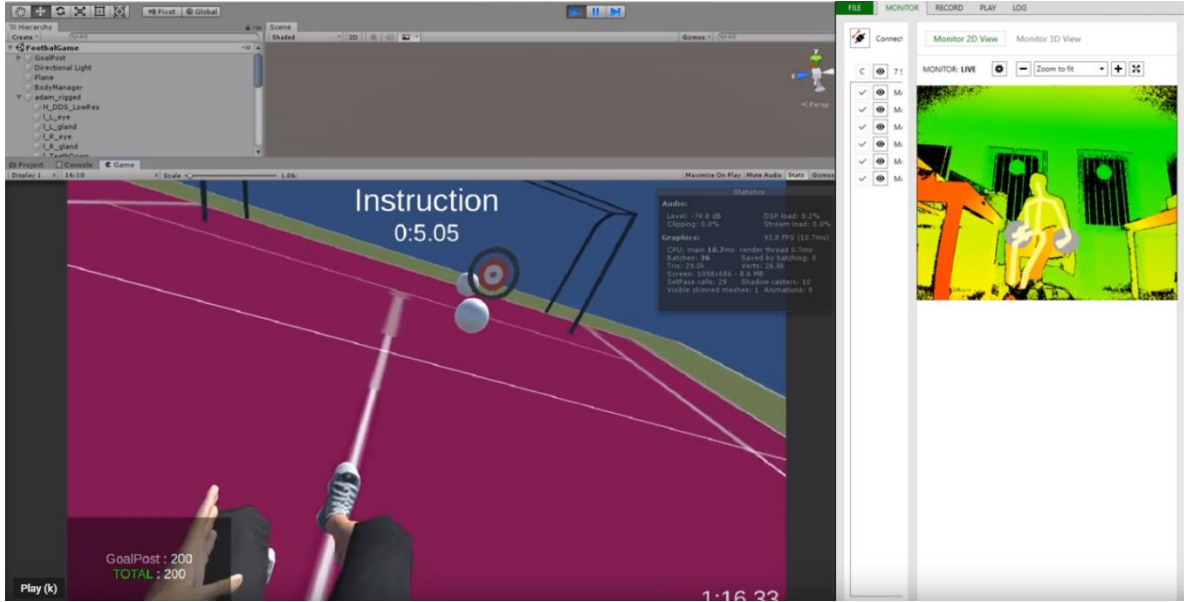
Oyunda, futbol kalesinde çeşitli hedefler gösterilerek ampute bireyin sanal diz ve ayağı ile topa vurması sağlanmaktadır. Oyun sırasında bir genel kronometre bir görev kronometresi olmak üzere iki adet kronometre kullanılmaktadır. Hasta sırasıyla hedeflere topu göndermeye çalışır. Bu sırada görev kronometresi çalışır. Hasta hedefe atabilirse kronometre sıfırlanır ve ekranda “Başarılı” yazar. Her başarılı atış sonrasında katılımcı puan kazanır ve yeni bir görev verilir. Genel kronometre sonlandığında kullanıcıya kazanmış olduğu toplam puanı gösterilir. Şekil 41’de futbol oyunu akış diyagramı, Şekil 42,43,44 ve 45’de oyun içi ekran görüntüsü bulunmaktadır.



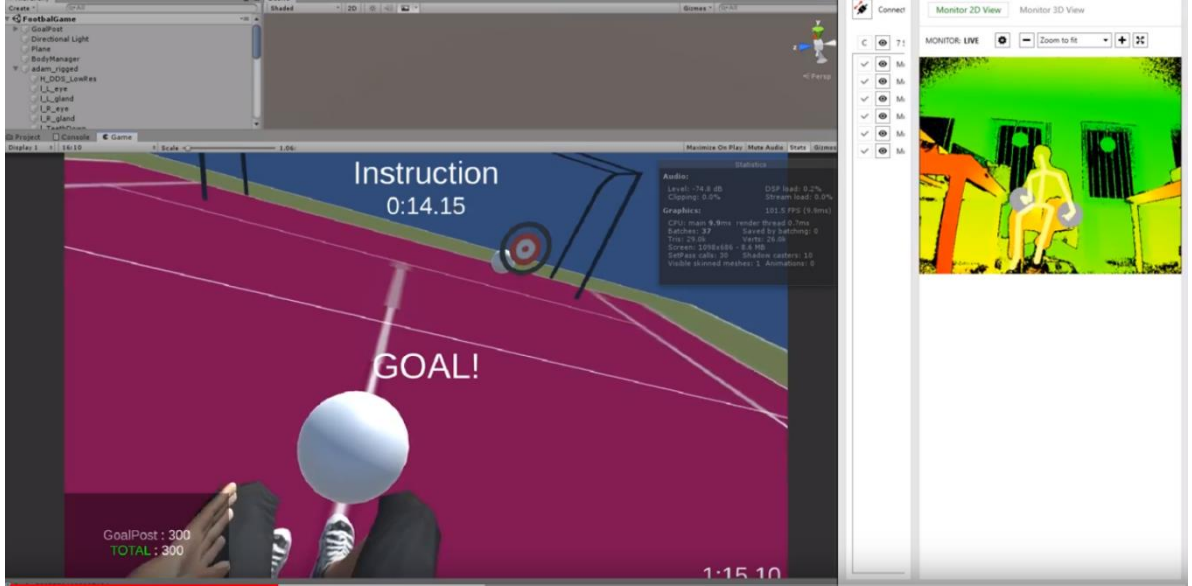
Şekil 41: Futbol Oyunu Akış diyagramı



Şekil 42: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri



Şekil 43: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)



Şekil 44: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)



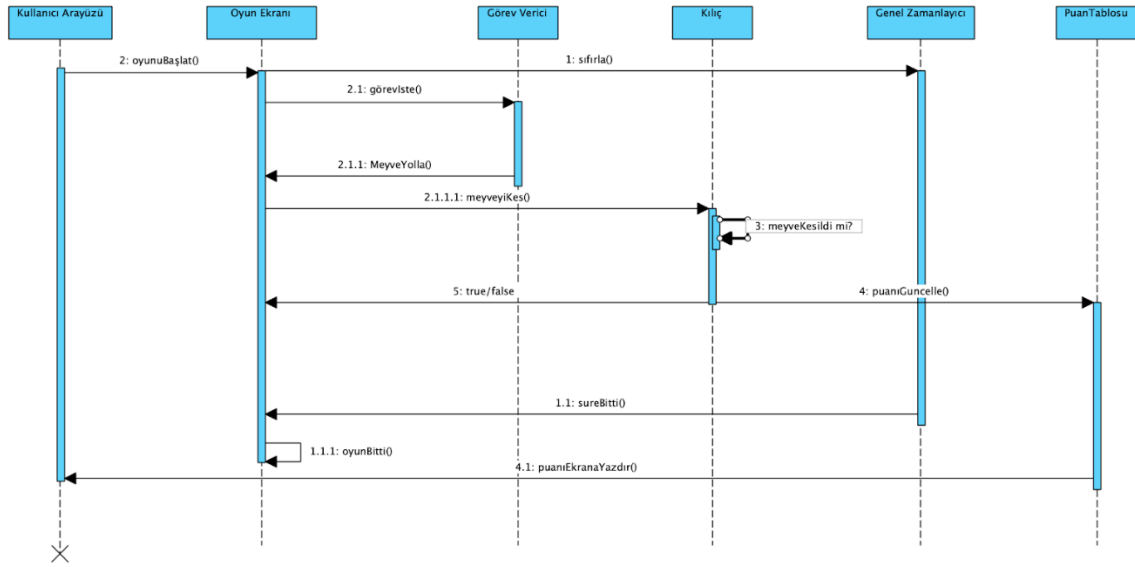
Şekil 45: Futbol Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)

Rehab Ninja

Bu oyun popüler Fruit Ninja oyununun bir türevi olarak dirsek dezartikülasyonu ve transhumeral amputasyon sonrasında uzuv kaybı yaşayan bireylerde fantom ekstremitenin hareket ettirilmesini sağlamak ve fantom ekstremita ağrısını azaltmak amacıyla tasarlanmıştır. Ampute birey oyun sırasında ekranda gördüğü sanal kolunu hareket ettirerek ekranda çıkan meyveleri kesmeyi hedefler. Meyveleri kesmek amacıyla bıçağı yukarı kaldırdığı sırada dirsek ekleminde fleksiyon hareketi; meyveleri keserken bıçağı indirdiği sırada dirsek ekleminde ekstansiyon hareketi sağlanmaktadır. Bıçağın harekete hazırlandığı esnada

biceps brachii kasında; meyveyi kesme işlemi esnasında ise triceps kasında aktivasyon gerçekleşir.

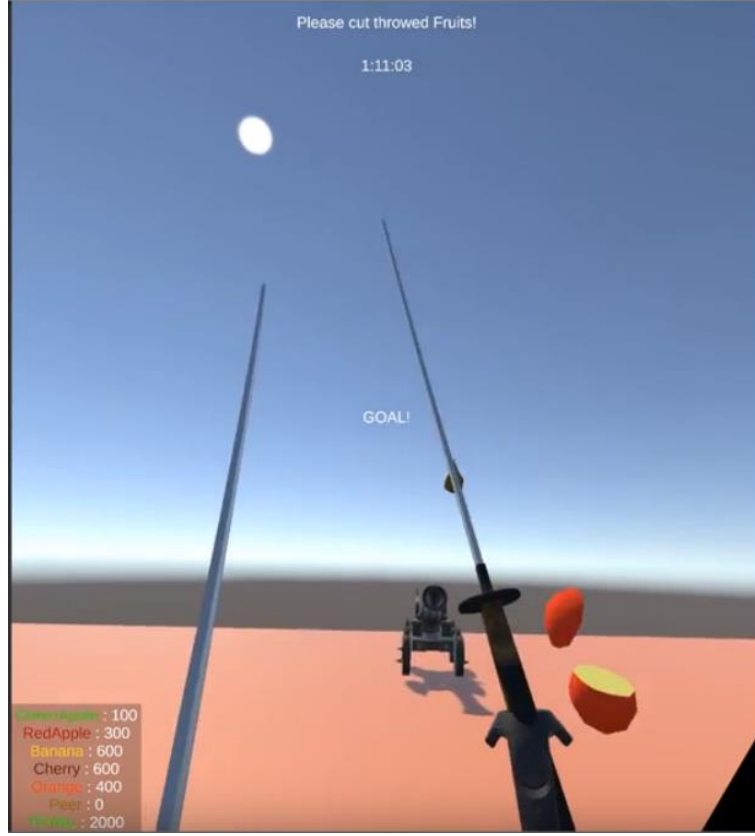
Oyun sırasında bir genel kronometre çalışmaktadır. Hasta sırasıyla ardı ardına gelen meyveleri kesmeye çalışır. Ampute birey meyveleri kestiğinde ekranda “Başarılı” yazar ve kullanıcı puan kazanır. Genel kronometre sonlandığında kullanıcıya kazanmış olduğu toplam puanı gösterilir. Şekil 46’da rehab ninja oyunu akış diyagramı, Şekil 47,48 ve 49’da oyun içi ekran görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 46: Rehab Ninja Oyunu Akış diyagramı



Şekil 47: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri



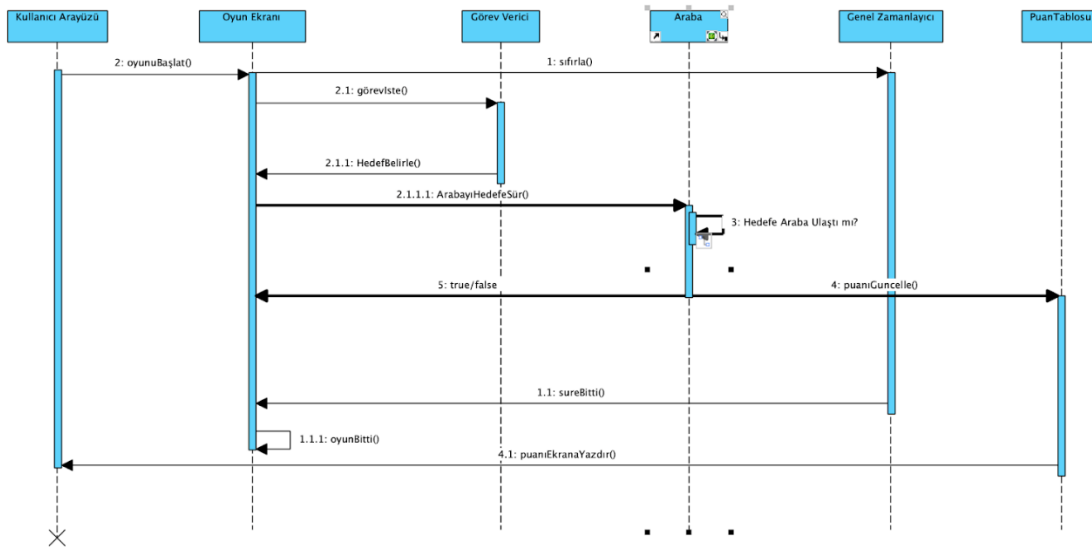
Şekil 48: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)



Şekil 49: Rehab Ninja Oyun içi ekran görüntüleri (devamı)

Bu oyunun amacı ayak bileği dezartikülasyonu ve transtibial amputasyon sonrası uzuv kaybı yaşayan bireylerin fantom ayağının hareket ettirilmesini sağlamak ve amputasyondan sonra kayıp uzuvda duyulan ağrıyı azaltmaktır. Ampute birey oyun sırasında ekranda gördüğü sanal ayağı ile gaz ve frene basarak bir arabayı kullanmayı hedefler. Gaz veya frene basmak amacıyla sanal ayak bileğinin yukarı kaldırılmaya hazırlanması esnasında ayak bileğinin dorsifleksiyonu; gaz veya frene basma sırasında ise ayak bileğinin plantar fleksiyonu sağlanmaktadır. Fantom ayak bileğinin yukarı hareketi primer olarak tibialis anterior kasının aktivasyonunu sağlarken gaz veya frene basma hareketi esnasında gastrocnemius ve soleus kasları primer olarak aktive olur. Bu çalışma ile normalde ayak bileği olmadığı için aktive edilemeyen ayak bileği kasları fantom ekstremitenin sanal olarak ekranda görülmesi ve çalıştırılması ile aktive edilmiş olur.

Oyun içinde direksiyon da bulunur ve ampute bireyden arabaya olduğu gibi hakim olması beklenir. Oyun sırasında hasta bir arazide araba kullanmaktadır. Şekil 50’de araba oyunu akış diyagramı bulunmaktadır. Şekil 51,52 ve 53’de oyun içi ekran görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 50: Araba oyunu akış diyagramı



Şekil 51: Araba oyunu ekran görüntüsü



Şekil 52: Araba Oyunu Ekran Görüntüsü (devam)

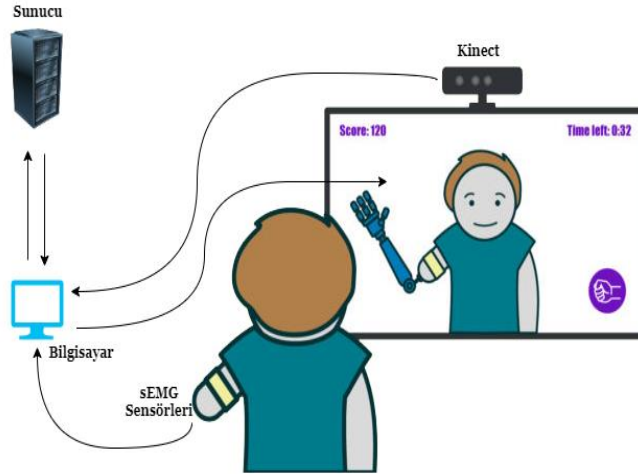


Şekil 53: Araba oyunu ekran görüntüsü (devam)

3.2.2 Artırılmış Gerçeklik Ortamının Geliştirilmesi

Artırılmış gerçeklik tabanlı rehabilitasyon sistemi sEMG verilerini toplamak için giyilebilir bir sensör, fantom hareketlerini tanımak için gerçek zamanlı sınıflandırıcı, artırılmış gerçeklik temelli terapatik oyunlar ve sistemin farklı modüllerini iletmek için web servisleri olmak üzere 4 bölümden oluşmaktadır. Fantom ekstremita ağrısının tedavisinde kullanılmak üzere geliştirilen artırılmış gerçeklik oyunları, Unity 3D platformu kullanılarak geliştirilmiştir. Unity 3D, geliştiricilerin popüler sanal gerçeklik cihazları da dahil olmak üzere çeşitli platformlar için oyunlar oluşturmasını sağlayan bir oyun motorudur. Unity 3D'deki insan modeline bireylerden alınan gerçek zamanlı hareket verilerini transfer etmek amacıyla Kinect sensörü kullanılmıştır. Kinect kamera, kızılötesi, derinlik sensörü ve sıcaklık sensöründen elde edilen eklem konum verilerini kullanarak insan hareketini tespit edebilen ve monitörde kişinin fiziksel görüntüsünü yaratan bir sensördür. Hareketi algılamada başarı oranı yüksektir, çünkü birçok sensörden alınan verileri harmanlamaktadır. Kinect'ten veri almak için Kinect stüdyosu kullanılmıştır. Kinect'in Unity 3D'ye entegrasyonu, Microsoft'un Kinect için paylaştığı Yazılım Geliştirme Kiti (SDK) ile sağlanmıştır. Katılımcının hareketi ile ekranda görülen insan modelinin hareketi arasındaki tutarsızlıkları önlemek amacıyla, eklemler arasındaki açı hesaplanmış ve oyunda 3D insan modeline aktarılmıştır.

Kinect sensöründen elde edilen verilerin oyunda akıcı bir görüntü sağlaması için 30-60 FPS gerekir. Kinect'in birçok sensöründen elde edilen hibrit verileri düzene sokmak ve modüle etmek için Lineer enterpolasyon (Lerp) kullanılmıştır. Lerp, iki dijital verinin ara verilerini doğrusal olarak ileterek veri akıcılığını elde etme işlemidir. Kinect ayrıca el ve ayak gibi ekstremitelerden yanlış veriler alabilir. Bu noktada, veri bütünlüğünü bozan anlamsız verileri çıkartan bir yöntem olan Kalman filtresi kullanılmıştır. Kalman filtresi basitçe gelen verileri dinamik olarak hesaplanan bir eşiğe göre günceller. Her yeni veri alındığında, eşik değeri bu gelen değere göre güncellenir. Böylece daha doğru veriler elde edilir. Projede kinect sensöründen alınan veriler bilgisayara gönderilmektedir. Bu veriler sayesinde hastanın duruşu ve pozisyonu hakkında bilgi alınıp, oyundaki karaktere bu bilgiler aynen aktarılır. Böylece hastanın amputé edilmiş organı hariç, diğer tüm vücudu oyun ile senkronize edilmiş olur. Bu işlem sırasında kinect sensör verisinin sunucuya gitmesine gerek duyulmaz çünkü standart bir bilgisayar bu senkronizasyonu kolaylıkla sağlayabilir. Kayıp uzvun hareketleri için ise sEMG sensörlerinden veri alınır. Bu verileri bilgisayar düzenler ve sunucuya iletir. Sunucu verilere bakarak, hastanın hangi hareketi yapmaya çalıştığına karar verir ve geri cevap yollar. Bu cevaba göre bilgisayar, gerekli animasyonu oynatır. Böylece hasta kayıp uzvunu arttırılmış gerçeklik ortamında kullanabilir. Burada bilgisayar aynı zamanda kayıp uzvun düzgün bir biçimde hastaya oturtulmasını sağlar. Çünkü doğru yerleştirilmeyen uzuvlar, inandırıcılığın kaybedilmesinde büyük rol oynamaktadır. Bu yaklaşıma ait mimari Şekil 54'de gösterilmektedir.



Şekil 54: Yansima yaklaşımli artırilmış gerçeklik

Artırılmış gerçeklik temelli rehabilitasyon sisteminin amacı amputasyona uğramış uzvun görüntüsünün 3D model olarak tamamlanarak kullanıcının kendi uzvunu sağlam olarak ekranda görmesi ve o ekstremitenin motor hareketlerini görerek ekranda yer alan hedefleri vurması yoluyla kortikal temsil alanının korunması ve fantom ekstremita ağrısının tedavi edilmesidir. Bu amaçla amputée birey sanal uzvu ile ekranda çıkan hedefleri vurmaya çalışırken bombalardan da kaçınmaya çalışır. Vurduğu her hedef için puan alırken bombalara temas ettiği anda oyun sonlanır. Bu oyun alt ekstremitede transtibial amputasyon, ayak bileği dezartikülasyonu, diz dezartikülasyonu ve transfemoral amputasyon için uygundur.

Geliştirme Faaliyetleri

Artırılmış gerçeklik oyununun gereksinim analizi, Fonksiyonel ve Fonksiyonel olmayan gereksinimleri aşağıda listelenmiştir.

Fonksiyonel gereksinimler:

- Sistem hem sol hem de sağ bacak amputasyonu ile çalışmalıdır.
- Sistem cinsiyet seçimi için bir seçenek ekranına sahip olmalıdır.
- Sistem, oyun için Artırılmış Gerçeklik ayarında olmalıdır.
- Sistem, puanlama sistemi için bir zamanlayıcı ve isabet sayacı içermelidir.
- Sistem bir karakter seçimi içermelidir.
- Sistem kullanıcının bacağını 5 saniyeden uzun tutması için puan kazanmasına izin vermemelidir.
- Sistem anormallikler için Kalman filtresi kullanmalıdır.

Fonksiyonel Olmayan Gereksinimler:

- Sistem, Windows 10 işletim sisteminde çalışacaktır.
- Menü arayüzleri arka plan görüntüsüne sahip olmalıdır.
- Seçenek düğmelerinin rengi turuncu olacaktır.

- Sistem, puanı bir metin dosyasına kaydetmelidir.
- Oyunda nesneler ses efektleri içermelidir.
- Kullanıcı Kinect cihazından 2,5 metre uzakta oturacaktır.
- Kinect cihazı odadaki diğer nesneler tarafından engellenmemelidir.
- Kullanıcı Kinect cihazının vuruşunu tanıması için bacağını 70 derece açıyla kaldırmalıdır.
- Oyun, arka plan müziği çalacaktır.

Video oyununu Unity'deki ana sahnemizi oluşturarak geliştirmeye başladık. Ana sahnede, projemize uygun olan insan modellerini seçtik. Projemiz bacak amputasyonlu PLP hastalarına odaklandığından, sadece bir kısmını gösteren insan modellerimiz bacağını oluşturuyor, insan vücudu modeli dokularının diğer kısımları kaldırılıyor. İnsan vücudu model varlığımızdaki diğer insan vücudu parçalarını sökerek diğer parçaları çıkardık. İnsan vücudunun diğer kısımları Kinect tarafından yakalanır ve oyuna dahil edilir. Bunu yapmak için Unity'ye Kinect SDK V2 eklentisini ekledik. Bu, Birlik Kinect'i çalıştırmak için gerekli varlıkları ve komut dosyalarını ekler. Modelin ayağı bacağın seçim menüsünde oyuna başlamadan önce değiştirilebilir. Oyun ortamının arka planı, hastalar Kinect tarafından da ele geçirilen gerçek ortamdır.

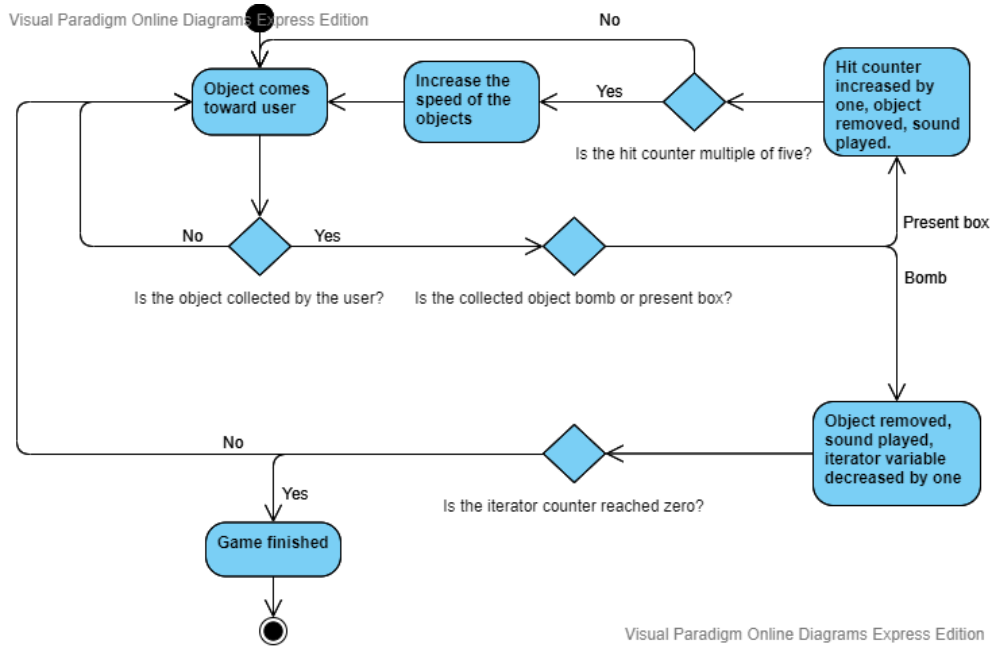
Vücudun bir diğer bileşeni *Rigidbody* nesnesidir. *Rigidbody*, *gameobject*'in fizikten etkilenmesini ve nesne hareketlerini gerçekçi kılmasını sağlar. *Rigidbody* bileşeni *Çarpıştırıcı* (*collider*) ile birlikte kullanılır. Bizim durumumuzda oyun içi kutuların ve bombaların etkileşimi öncelikli olarak hedeflenmiştir. Mevcut kutular ve bombalar kullanıcı tarafından toplanır. Kullanıcı mevcut kutuları toplayarak puan kazanır. Kullanıcı üç bomba vurursa oyun biter. Nesneleri toplamak için (mevcut kutular veya bombalar) kullanıcı bacağındaki hareketi kaldırır ve oyunda sanal bacağı buna göre hareket eder. Kullanıcı bacağını 3 saniyeden fazla yukarı konumda tutarsa puan kazanmaz. Bu, tedaviye yardımcı olmak için kullanıcıları daha fazla bacak hareketi yapmaya teşvik etmek için uygulanır.

Diğer sahneler, ana menü, cinsiyet seçimi menüsü, karakter seçimi menüsü ve bacak seçimi menüsü olan birkaç menüden oluşur. Oyun bittikten sonra menüye de oyun dahil ettik. Ana menüde hoş geldin metnine sahip iki seçenek vardır. "Oynat" butonu kullanıcıyı cinsiyet seçim menüsüne götürür ve "Çık" butonu oyundan çıkmanıza izin verir. Cinsiyet seçim menüsünde kullanıcı düğmelerini kullanarak cinsiyetini seçer ve her iki düğme de kullanıcıyı karakter seçim menüsüne götürür. Karakter seçim menüsünde, kullanıcı çeşitli karakter seçeneklerinden birini seçebilir. Karakter seçim menüsü, kullanıcıların seçtiği cinsiyet seçeneğiyle birlikte değişir. Karakter seçtikten sonra kullanıcı oyuna "Oynat" düğmesine basarak başlayabilir. Tüm menü düğmeleri komut dosyaları *UnityEngine* kütüphanelerini ve *UnityEngine.SceneManagement* kütüphanelerini kullanır. *SceneManager.LoadScene()*

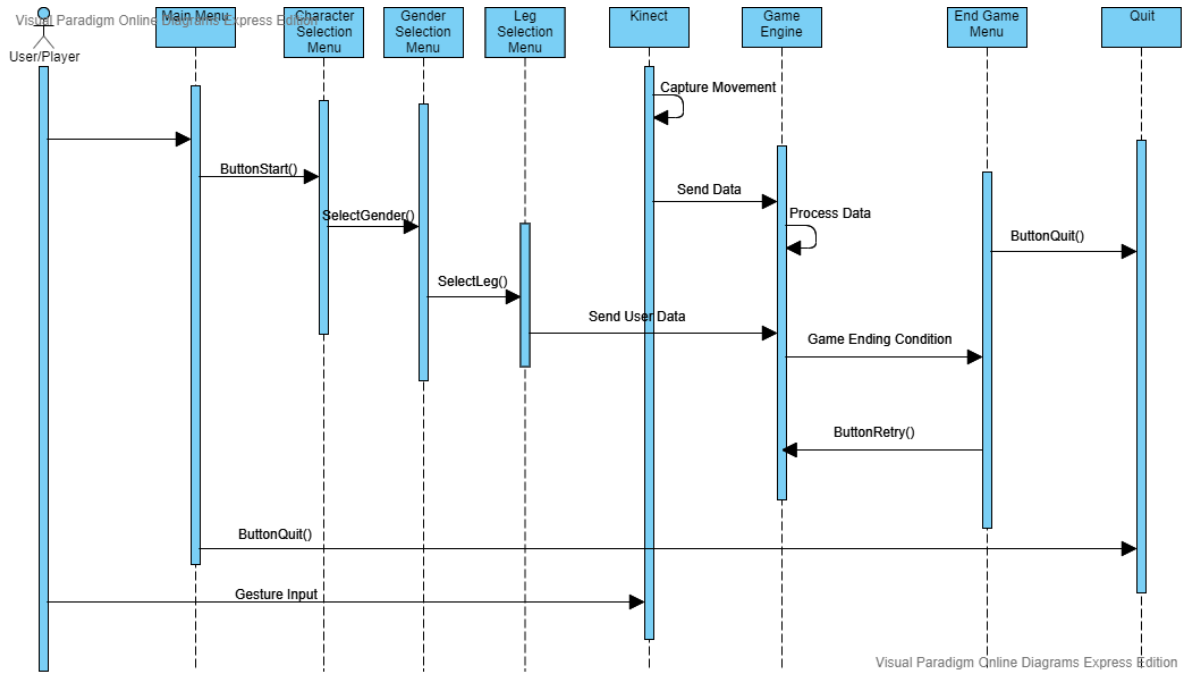
işlevini *UnityEngine.SceneManagement*, kullanıcı ilgili düğmeyi tıkladığında farklı sahnelere geçmek için yönetilir. Fizyoterapist sahnelerden herhangi birinde “Çık” düğmesini tıklarsa, *Application.Quit()* işlevi oyunu sonlandırır.

Diğer nesnelerin hareketlerini (mevcut kutular ve bombalar) çalıştırmak için, nesneleri x ekseninde kullanıcıya doğru hareket ettirmek için uygulanan "*movement*" adlı bir komut dosyası kullanılır. Bu komut dosyası ayrıca nesnelerin hızını ayarlamak için değişken olan bombalar için ses efekti ve animatör içerir. Bu etkileri elde etmek için *UnityEngine* kütüphanesindeki *Animator* tipi ve *AudioSource* tipi değişkenleri, bombaları ve hediye kutularını toplamak için genel bir ses efektleri ile uygulandı. Kullanıcı nesnelerden birini topladıktan sonra, *UnityEngine* kütüphaneleri *Instantiate()* işlevi tarafından başlatılan ilgili efektler toplandıktan sonra, ilgili oyun nesnesi sahneden *SetActive (false)* işlevi ile kaldırılır ve ses *Play()* işleviyle birlikte uygulanan Ses Kaynağı türü değişkeni tarafından oynatılır. Toplanan nesne bir bomba ise, yinelemeli bir değişken azalır. Üç kez azalırsa oyun biter. Toplanan nesne mevcut bir kutu ise, bombaların etkisiyle aynı işlemler meydana gelir, ancak bu kez bir UI bileşeni isabet sayacı bir artırılır. Bu UI bileşeni *UnityEngine.UI* kütüphanesini kullanır.

UnityEngine.UI kütüphanesini kullanan bir diğer bileşen “*Timer*” scriptidir. Ana sahnedeki bu komut dosyası bir UI öğesi metin kutusu olarak belirir. Bu metin kutusu, oyun başlangıcında sıfırdan başlayan ve her karede dakika ve saniyeyi artıran ve ardından onu metin kutusu öğesine basan bir script bileşenine sahiptir. Komut, UI'yi işlemek için *UnityEngine.UI* kütüphanesini içerir. Oyunun çalışma detayları Şekil 55 ve 56’da gösterilmektedir.



Şekil 55: Aktivite Diyagramı



Şekil 56: Sıra Diyagramı

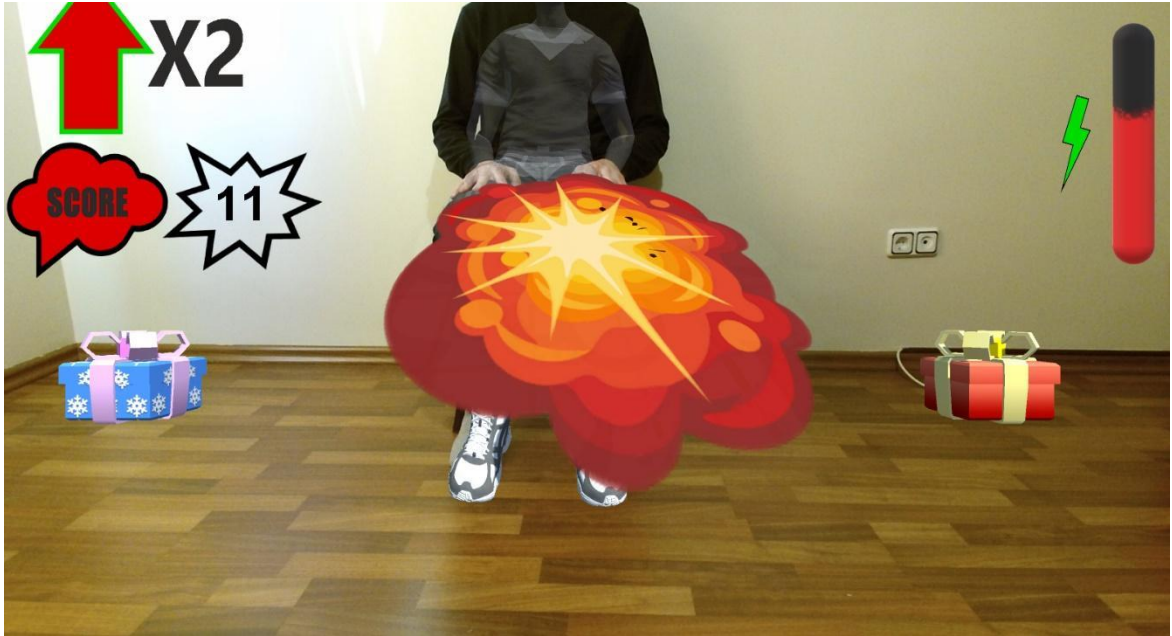
Oyun içi ekran görüntüleri



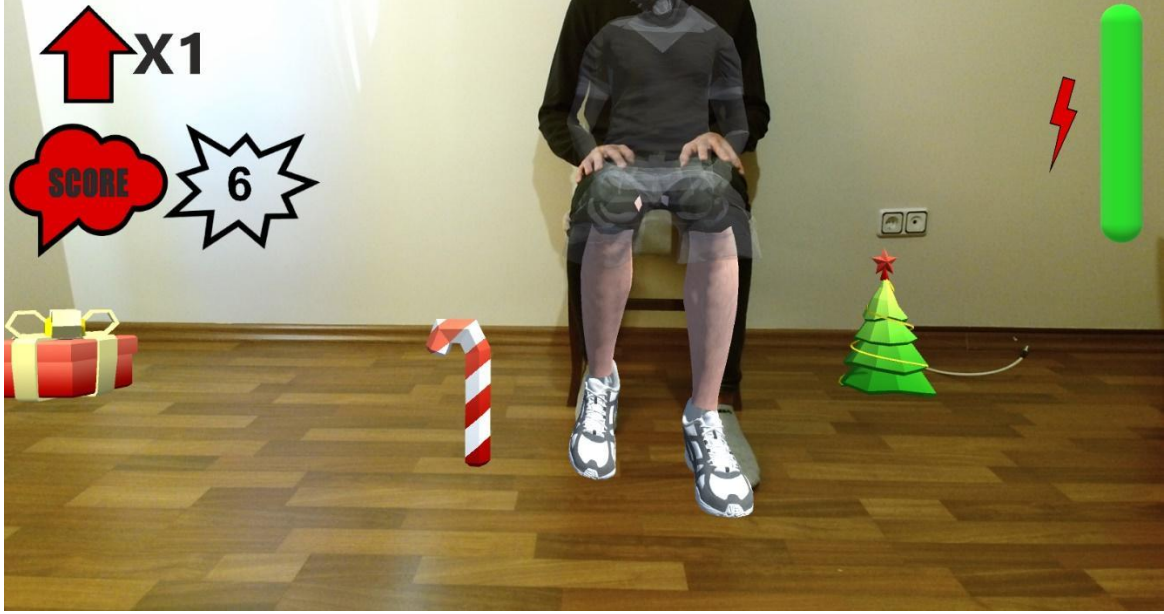
Şekil 57: Ekran içi görüntü 1



Şekil 58: Ekran içi görüntü 2



Şekil 59: Ekran içi görüntü 3



Şekil 60: Ekran içi görüntü 4

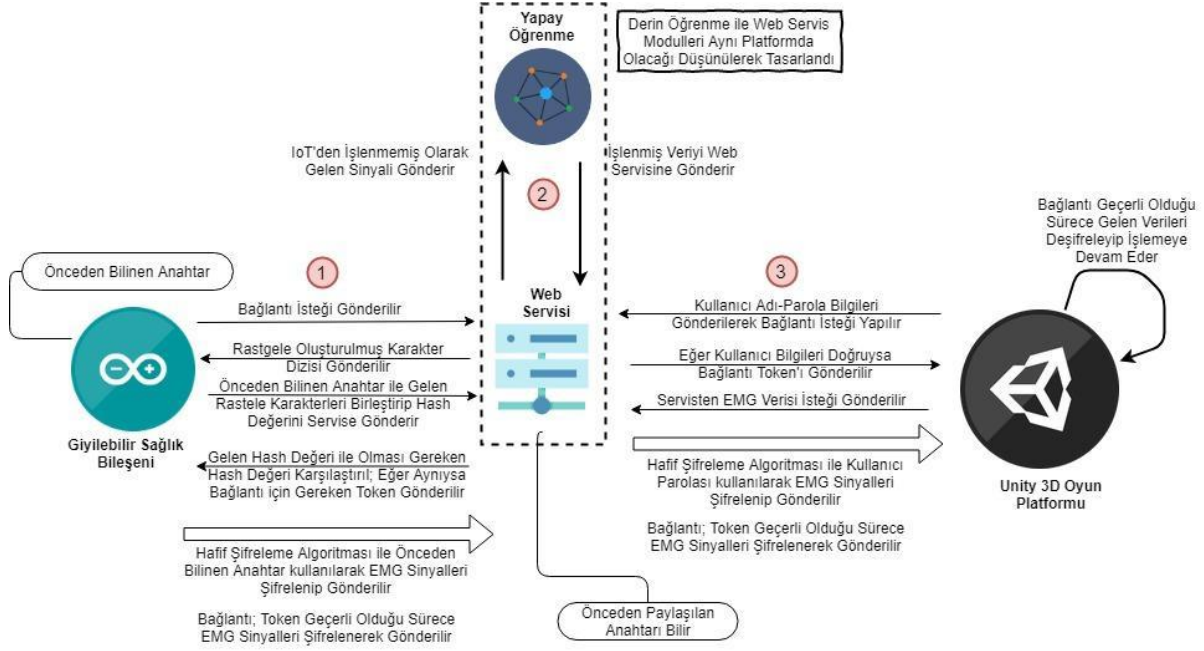
3.3 Veri iletim güvenlik mekanizmasının geliştirilmesi

Kablosuz iletişim yapan giyilebilir sağlık bileşenin yaptığı ölçümlerin güvenliğinin sağlanması amacıyla hafif (lightweight) şifreleme algoritması önerilmiştir. Mevcut bilindik DES/3DES, AES, SHA vb. algoritmaların kullanımı yüksek hacimli veri üreten sensörümüz için uygun olmadığı için, daha küçük ileti izi oluşturacak algoritmalar araştırılmış ve yapılan araştırma sonrasında ihtiyacımıza yönelik bir öneride bulunulmuştur. İP8 kapsamında Doç. Dr. Akhan AKBULUT, Doç. Dr. Muhammed Ali AYDIN ve bursiyer Sezer TOPRAK geliştirmelerde bulunmuşlardır.

Haberleşme Mimarisi

Genel olarak bakıldığında proje farklı modüllerin haberleşmesi sonucunda anlamlı ve amaca uygun çalışacak şekilde tasarlanmıştır. Ayrı olarak konumlandırılmış bu farklı modüllerin temel görevleri de farklılık göstermektedir. Bu farklılıkların yönetilmesi ve iletişimin güvenliğinin sağlanması açısından modüler yapı tasarlanmıştır. Bu yapı temel olarak dört bileşenden oluşmaktadır;

- Giyilebilir Sağlık Bileşeni (IoT, EMG Sinyal)
- Yapay Öğrenme Bileşeni (Hareketlerin Tanınması)
- Web Servisi (Web Uygulaması, Durum Takibi)
- 3D Oyunlar (VR, Hareket İzleme)



Şekil 61: Rehabilitasyon sistemi iletişim mimarisi

Şekil 54'de gösterilen modüller arasındaki iletişim yapısı verilmiştir. IoT sensör cihaz ile Web Servisi arasındaki iletişimde (Şekil 61'deki 1 Numaralı Kısım) hafif şifreleme algoritması kullanılmaktadır. Bu şekilde cihazdaki enerji tüketimi düşürmek ve verimliliği arttırmak amaçlanmıştır. Bu iki modül arasındaki iletişim önceden paylaşılmış anahtarlar ile sağlanmaktadır. Gerçek zamanlı gerçekleşen bu veri alışverişi Web Soket kullanılarak yapılmaktadır. Cihazdan gelen kas sinyalleri gerçek zamanlı şifrelenerek Web Servise gönderilmektedir.

Görselde gösterilen 2 numaralı iletişim Web Servisi ile Yapay Öğrenme modülleri arasında gerçekleşmektedir. Bu iletişim aynı cihaz üzerinde gerçekleştiği ve dışarıya bir veri gönderilmediği için şifrelenmeden yapılmaktadır. Web servise şifrelenmiş olarak gelen kas sinyali verileri çözülerek Derin Öğrenme modülüne iletilir. Burada kas sinyali grubunun hangi kas hareketini gerçekleştirdiği belirlendikten sonra bu veri Web servise geri gönderilir.

Görselde gösterilen 3 numaralı iletişim Web Servisi ile Unity-VR (Virtual Reality) arasında gerçekleşmektedir. Bu iletişim hafif şifreleme algoritması kullanarak şifrelenmektedir. Bu şekilde cihazdaki enerji tüketimi düşürmek ve verimliliği arttırmak amaçlanmıştır. Burada şifreleme sırasında kullanılan anahtar sistemi kullanan kullanıcıların parolası olarak belirlenmiştir. Gerçek zamanlı gerçekleşen bu veri alışverişi Web Soket kullanılarak yapılmaktadır. Web Servisten gelen kas hareketi bilgisi gerçek zamanlı şifresi çözülerek Unity-VR modülüne gönderilir.

Önerilen Yaklaşım

Önerilen şifreleme algoritması (LWE) IoT cihazlara kolayca kullanması uygun olan basit yapıda ama gerekli düzeyde güvenlik ve verimlilik sağlayabilecek bir yapıda olacak şekilde

tasarlanmıştır. Diğer şifreleme algoritmalarında kullanılan yöntemlerin avantajları ve geliştirilmesi gereken yönleri incelenerek ihtiyaçları karşılayan bir çalışma ortaya koyulmaya çalışıldı. İyi bilinen blok şifreleme algoritmaları olan AES, PRESENT, SAFER, Square algoritmaları Substitution-Permutation (SP) ağı kullanmaktadır. SPN ağı açık metnin bir bloğunu ve anahtarı girdi olarak alır ve şifreli metin bloğunu üretmek için yerleştirme kutularının (S-box) ve permütasyon kutularının (P-box) birkaç alternatif "turunu" veya "katmanını" uygular. Ayrıca bu uygulamalar Shannon'un karıştırma ve yerine yerleştirme prensiplerini yerine getirmektedir. S-box ve P-box, giriş bitlerinin (alt) bloklarını çıkış bitlerine dönüştürür. Bu dönüşümlerin, XOR ve bit yönünde döndürme gibi donanımda gerçekleştirilmesi verimli olan işlemler olması yaygındır. Anahtar, her turda, genellikle ondan türetilen "round keys" biçiminde verilir. Diğer iyi bilinen Blowfish, DES, 3DES, Simon, TEA, RC6 şifreleme algoritmaları Feistel ağı yapısını kullanmaktadır. Feistel ağı, şifrenin mevcut iç durumunu iki parçaya bölen ve şifreleme veya şifre çözme işlemlerinin her bir turunda yalnızca tek bir kısımda çalışan çok yönlü bir şifredir. Turlar arasında, iç devletlerin sol ve sağ tarafları taraf değiştirir. Feistel ağının en büyük yararı, aynı yapının şifreleme ve şifre çözme için kullanılabilmesidir. Bu iki yaklaşımı bir arada kullanarak ortaya çıkarılan çalışma sonucunda hedeflenen amaç iki yaklaşımın da iyi yönlerini kullanarak yeterli olabilecek seviyede şifreleme gücü ve düşük enerji tüketiminin yanı sıra hafızada az alan tüketmesi hedeflenmektedir.

LWE blok şifreleme algoritması 64-bit blokları 64-bit anahtarla simetrik şifreleme yöntemiyle şifrelemektedir. Simetrik şifrelemelerde şifreleme işlemleri turlardan oluşur ve her turda karıştırma ve yerleştirme işlemlerinin yanı sıra matematiksel işlemler (XOR, XNOR, Bit Shift) yapılmaktadır. Şifreleme işleminin daha güvenli olması için kullanılan tur sayısının artırılması bir noktaya kadar güvenliği arttırmaktadır. Fakat tur sayısının artması harcanan enerjiye etkisi direk olduğu için bu noktada amacımız olduğunca az tur sayısı kullanmaktır. Önerilen algoritma tasarımında toplam üç adet tur kullanılarak şifreleme ve şifre çözme işlemleri yapılacaktır. Her turdaki feistel ağı içerisinde karıştırma ve yerleştirme işlemlerinde 32bit ve 4bit halinde veriler işlenerek işlemler yapılmaktadır.

Anahtar Oluşturma

Simetrik şifreleme algoritmaların en önemli elementi şifreleme ve deşifrelemede kullanılan anahtardır. Bilginin gizlenmesi tamamen bu anahtara bağlı olduğu için saldırganlar tarafından erişilmesini önlemek için güvenliği artırıcı tedbirler alınmalıdır. Feistel yapısı kullanan algoritmalar bir çok döngü ve her döngüde farklı anahtarlar kullanarak bu gizliliği sağlamayı amaçlar. Bununla birlikte döngülerde Substitution-Permutation işlemleri de kullanarak şifreleme gücünün artırılması hedeflenmiştir. Anahtarın elde edilmesi için uygulanan kaba kuvvet

saldırılarından etkilenmemesi için anahtar bit uzunluğunun olabildiğince yüksek olması önerilse de bu durum kısıtlı donanım üzerinde çalışacak olan algoritmalar için çok fazla enerji tüketilmesi anlamına gelmektedir. Bu yüzden orta düzeyde güvenlik sağlayacak 64 bit anahtar uzunluğu kullanılması 2⁶⁴-1 farklı anahtar deneme ihtimali oluşturarak şifreli metin içerisinde yer alan verinin kullanılabilir zaman dışında kırılarak elde edilmesini önleyecektir. Anahtar genişletme bloğunun mimarisi, Şekil 63'de gösterilmiştir. Blok, dikkatlice tasarlanmış Khazad blok şifresinden etkilenen bir F-fonksiyonu kullanır. Khazad bir feistel algoritması değildir ve geniş deneme stratejisini izler. Geniş deneme stratejisi, çıktı bitlerinin girdi bitlerine bağımlılığını karmaşık bir şekilde sağlayan birkaç doğrusal ve doğrusal olmayan dönüşümden oluşur. Ayrıca Şekil 62'de verilen S-Fonksiyonu ile Substitution işlemlerinde kullanılarak döngülerde kullanılan anahtarların benzerliğini düşürmesi amaçlanmıştır.

- İlk adımda 64 bitlik anahtar 4 bitlik parçalara ayrılarak 16 tane parça Şekil 63'de gösterildiği gibi oluşturulur.
- 16 tane 4 bitlik parçalar Figür-1'de gösterilen şekilde alınılarak 2 tane 32 bitlik parça oluşturulur.
- 32 bit parçalar üzerinde işlem yapabilen S-Fonksiyonu kullanılarak dağıtma ve karıştırma işlemi yapılır. K_p ifadesi açıkmetin olarak 32 bit haldeki anahtardır. S fonksiyonu sonucunda K_s i değeri elde edilmektedir.

$$K_s i = s(K_p i)$$

- Her bir tablo 16 değerden (4 bit) oluşmaktadır. 4 farklı tablo Şekil 62'deki gibi yerleştirilerek S-Fonksiyonunu oluşturur.
- S-Fonksiyonu lineer ve non-lineer değişimleri K,L,M ve N tabloları kullanarak sağlamaktadır.
- 4 Farklı S-box farklı şekillerde birbirine bağlanarak 32 bitlik S-Fonksiyonunu oluşturmaktadır.

Tablo 44: K-Table

i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
K(i)	12	3	10	8	9	1	6	7	7	11	14	0	13	4	2	5

Tablo 45: L-Table

i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
K(i)	9	10	12	0	3	8	7	6	14	13	1	5	15	2	11	4

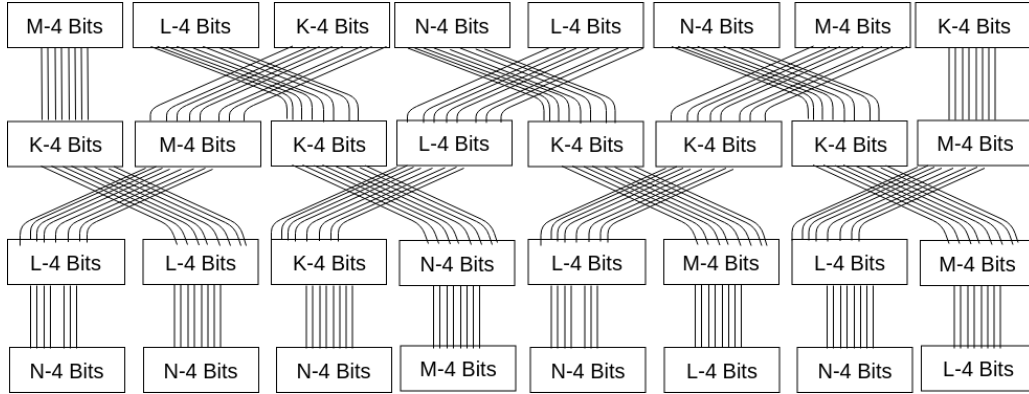
Tablo 46: M-Table

i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
K(i)	2	4	9	3	1	10	11	14	12	8	13	0	15	5	7	6

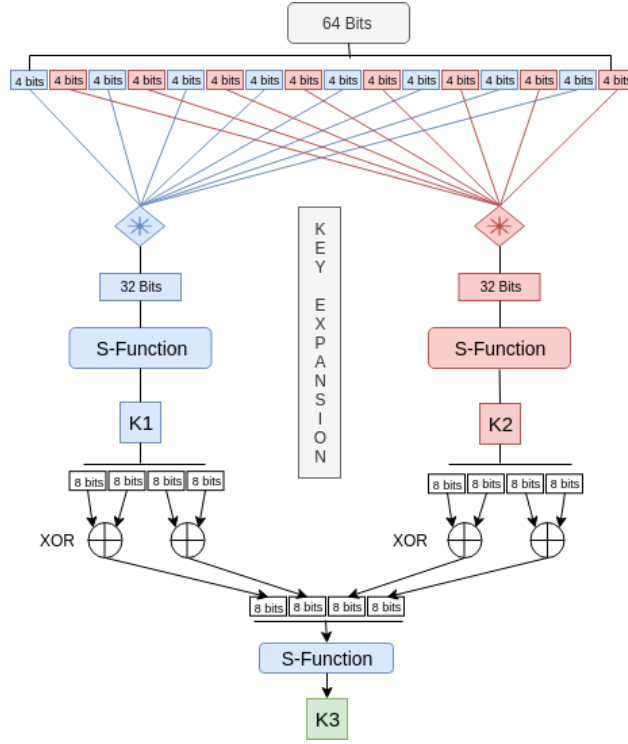
Tablo 47: N-Table

i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
K(i)	7	6	5	8	11	0	3	10	4	14	2	12	15	1	9	13

- Bu şekilde 64 bitlik ana anahtar kullanarak permutasyon ve S-Fonkiyonu sonucunda iki farklı 32 bitlik döngü anahtarları oluşturulmuştur.
- 16 tane 4 bitlik parçalar Şekil 62'da gösterilen şekilde alınılanarak 2 tane 32 bitlik parça oluşturulur.
- Son döngü anahtarı; önceki oluşturulan döngü anahtarlarının farklı 8 bitlik bölümleri ile XOR işlemi ve permutasyon işlemi yapıp elde edilen 32 bitlik zincir S-Fonksiyonundan geçirilerek son halini alır.



Şekil 62: S-Fonksiyonu akışı



Şekil 63: Anahtar Oluşturma Yapısı

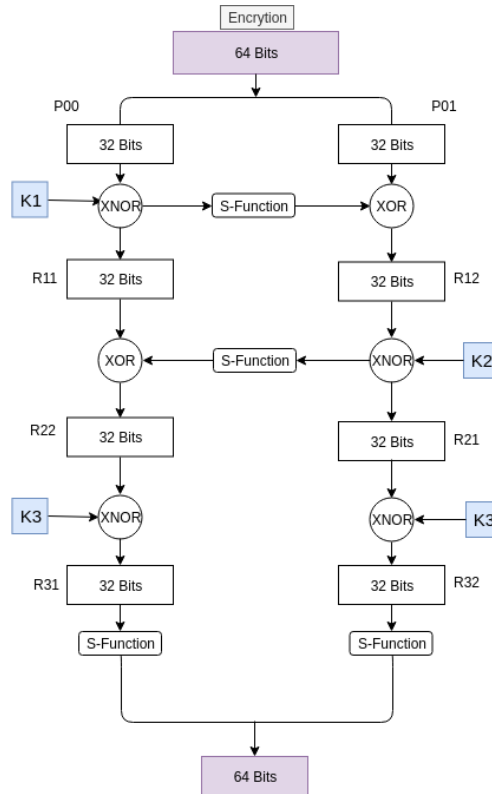
Şifreleme

Şifreleme işlemi hem Feistel ağı ve SP (Substitution-Permutation) yapısını bir arada kullanarak ikisinin de özelliklerinden faydalanmak amaçlanmıştır. Anahtar oluşturma aşamasında elde edilen anahtarlar Feistel ağı içerisinde farklı üç döngüde kullanılmıştır. Döngü içerisinde elde edilen bit zincirleri S-Fonksiyonlarında geçirilerek anahtar-şifrelenmiş metin arasındaki benzerliğin azaltılması amaçlanmıştır. Şifreleme işlemlerinin akışı Şekil 64’de gösterilmiştir.

$\oplus \Rightarrow$ XOR Operasyonu
 $\neg \oplus \Rightarrow$ XNOR Operasyonu
 $+$ $\Rightarrow$ Bit Zinciri Birleştirme

Fig. 3: Şifreleme İşlemi

$$\begin{aligned}
 R_{1,1} &= P_{0,0} \neg \oplus K1 \\
 R_{1,2} &= P_{0,1} \oplus S(R_{1,1}) \\
 R_{2,1} &= R_{1,2} \neg \oplus K2 \\
 R_{2,2} &= R_{1,1} \oplus S(R_{2,1}) \\
 R_{3,1} &= S(R_{2,2} \neg \oplus K3) \\
 R_{3,2} &= S(R_{2,1} \neg \oplus K3) \\
 \text{Şifrelenmiş Metin} &= R_{3,2} + R_{3,1}
 \end{aligned}$$



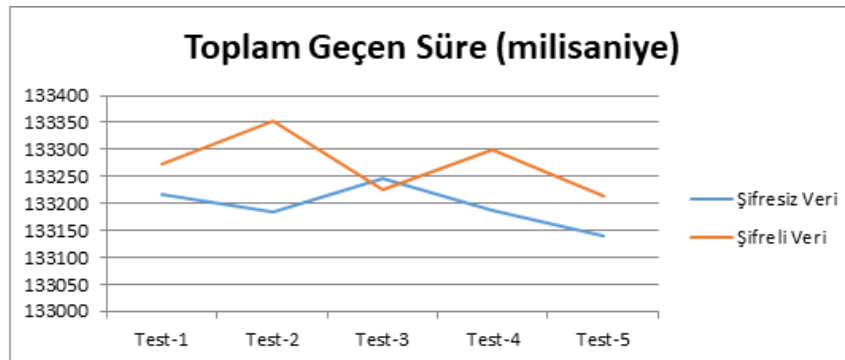
Şekil 64: Şifreleme

Toplamda 1200 adet verinin iletimi sırasında şifreleme algoritmasının kullanılmasının etkisi incelenmiştir. Bu veriler açıkmetin olarak incelendiğinde 578399 byte alan kapladığı görüldü. Şifrelendiğinde ise 585600 byte alan kapladığı ve bunun nedeninin ise algoritmada yer alan padding işlemi olduğu tespit edilmiştir. Tek bir işlemde ise şifrelenmemiş metin için 481 byte kullanılırken şifreli iletilen verinin boyutu 488 byte olduğu gözlemlenmiştir. Kullanılan algoritma 64-bit blok şifreleme algoritması olduğu için eksik veriler 64-bit'e tamamlanarak iletilmiştir ve şifre çözme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu veri artışı %1.24 olarak hesaplanmıştır ve kullanılan bantgenişliği ihtiyacını da %1.24 KBps (Kilobyte per second) oranında arttırdığı görüldü.

Tablo 48: Veri / Bantgenişliği Analizi

Gönderilen Veri/ Bantgenişliği	Toplam İletilen Bytes	Gereken Hız	Tek İşlemdede İletilen Bytes	Gereken Hız
Açık metin olarak gönderilen veri	578399	564.84 KBps	481	481 Bps
Şifrelenerek gönderilen veri	585600	571.87 KBps	488	488 Bps

Şifreleme algoritmasının performansa etkisini ölçmek için şifreleme sırasında geçen zaman, verinin ağda iletilmesi sırasında geçen zaman ve şifreli metnin çözümü sırasında geçen zaman değerleri dikkate alınmıştır. Round-Trip-Time süresi olarak hesaplanan bu süre şifreli metnin oluşturulmasından şifresi çözülmesine kadar geçen toplam süreyi hesaplamak olarak tanımlanabilir. 1200 adet verinin iletimi sırasında yaşanan toplam gecikmeler değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında milisaniye cinsinden gecikmelerin yaşandığı görülmektedir. Aşağıdaki grafik incelendiğinde şifreleme algoritmasının 100ms-150ms bir gecikmeye sebep olduğu görülmüştür ki; bu değer başarı ölçütleri tablosundaki 8 numaralı kriteri karşılamaktadır.



Şekil 66: Veri iletimi için geçen süre

4. BULGULAR

Proje kapsamında geliştirdiğimiz sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı sistemin ampute bireyler için kullanılabilirliğinin değerlendirilmesi amacıyla 12 ampute, 4 farklı amputasyon bölgesi için hazırlanmış olan oyunlardan kendi amputasyon seviyelerine uygun oyunları oynadı ve geri bildirimleri alındı. Katılımcılara, sistemin kullanımı öncesinde demografik ve amputasyona yönelik bilgilerinin sorgulandığı “Ampute Birey Değerlendirme Formu” uygulandı (EK-1). Hastaların demografik ve amputasyona yönelik bilgilerinden elde edilen veriler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 49: Ampute bireylerin demografik ve klinik bilgileri

		Ampüte katılımcılar (n=12) Ort±SS / n (%)
Yaş (yıl)		41,18±12,85
VKI (kg/m ²)		24,54±4,15
Cinsiyet	Kadın	2 (16,67)
	Erkek	10 (83,33)
Medeni durum	Evli	5 (41,67)
	Bekar	7 (58,33)
Sigara kullanımı	Kullanıyor	5 (41,67)
	Kullanmıyor	7 (58,33)
Alkol kullanımı	Kullanıyor	3 (25)
	Kullanmıyor	9 (75)
Ampütasyon süresi		7,41±5,17
Ampütasyon nedeni	Diyabet	5 (41,7)
	Travma (trafik kazası vb.)	3 (25)
	Dolaşım bozuklukları	2 (16,7)
	Diğer	2 (16,7)
Ampütasyon öncesi ağrı	Var	5 (41,67)
	Yok	7 (58,33)
Fantom hissi	Var	7 (58,33)
	Yok	5 (41,67)
Fantom ekstremité ağrısı	Var	4 (33,33)
	Yok	8 (66,67)
Güçük boyu	Kısa	6 (50)
	Normal	6 (50)
Ampüte taraf	Sağ	8 (66,67)
	Sol	4 (33,33)
Ampütasyon seviyesi	Transfemoral	2 (16,67)
	Transtibial	10 (83,33)

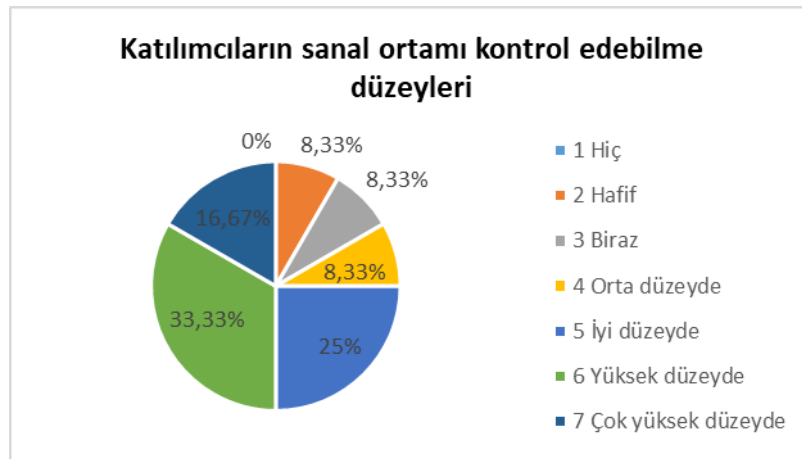
Ort: Ortalama, SS: Standart sapma, n: Kişi sayısı, %: Yüzde, kg: kilogram, m²: metrekare

Sistemi deneyen ampute bireylerin 2’si kadın, 10’u erkek ve yaş ortalamaları 41,18±12,85 yıl idi. Katılımcıların 10’u transtibial amputasyona sahipken 2 tanesinde transfemoral amputasyon mevcuttu. Amputasyon yılı ortalama 7,41±5,17 iken, amputasyon nedeni olarak en fazla görülen durumlar diyabet ve travma idi. Güçük boyu amputelerin 6’sında kısa iken 6 bireyde normal uzunlukta idi. Katılımcıların hiçbirinde güçük ağrısı mevcut değildi.

Katılımcıların 5'inde çeşitli nedenlere bağlı olarak (diyabetik, vasküler ağrı vb.) amputasyon öncesinde ağrı mevcuttu. Fantom ekstremitte hissi bireylerin 7'sinde varken, 5 birey fantom ekstremitte hissi olmadığını ifade etti. Fantom ekstremitte ağrısı amputé bireylerin 4'ünde mevcutken, 8 bireyde fantom ekstremitte ağrısı yoktu.

Ampüté bireyler detaylı klinik değerlendirmenin ardından oyunları deneyimledi. Sonrasında sistem ile ilgili görüşlerini ifade ettikleri ve değerlendirici tarafından hazırlanmış olan formun sorularını yanıtladı (EK-2). Bu formda katılımcılar, sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı oyunlar ile ilgili memnuniyet, sistemin gerçekçiliği, doğallığı, dalma seviyesi, fantom uzvu kontrol etme becerisi, kassal yorgunluk gibi bileşenlerin gerçekleşme düzeyini ölçen sorulara 1 (hiç) ile 7 (çok yüksek düzeyde) arasında bir puan verdi. Katılımcıların sistemin kullanılabilirliğine yönelik sorulara 4 değerini vermesi o bileşen için %50'lik memnuniyeti ifade ederken 4 ve üzerindeki her puanlama değerlendirilen parametre için %50'lik memnuniyet hedefinin sağlandığının göstergesi olarak tanımlanmıştır. Hastaların sistemin kullanılabilirliğine yönelik sorulara verdiği yanıtlardan elde edilen veriler soru bazında analiz edilmiştir (Şekil 67-78).

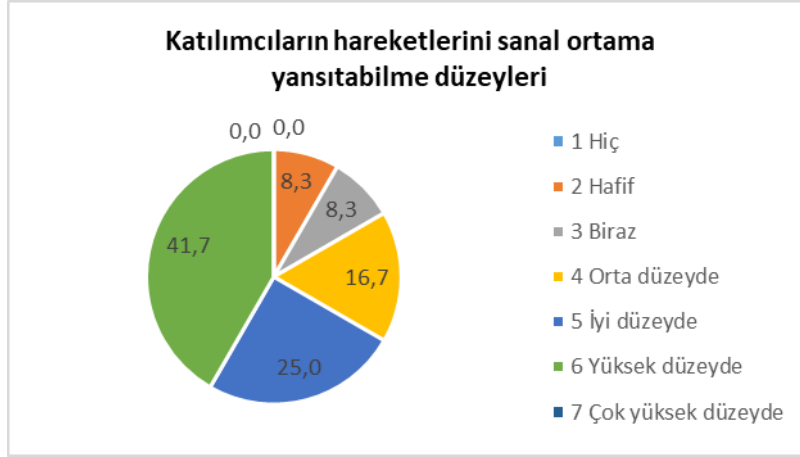
Oyunlara yönelik oluşturulan formda, ilk olarak katılımcıların sanal ortamı kontrol edebilme düzeyleri sorgulandı. Katılımcıların 4'ü sanal ortamı yüksek düzeyde kontrol edebildiğini ifade ederken, 3'ü iyi düzeyde ve 2'si çok iyi düzeyde kontrol edebildiklerini belirtti. Diğer 3 katılımcıdan her biri ise orta düzeyde, biraz veya hafif düzeyde sanal ortamı kontrol edebildiğini bildirdi. Ampüté bireylerin verdiği cevaplar neticesinde büyük bir çoğunluğunun sanal ortamı oldukça iyi kontrol edebildiği görülmektedir. Şekil 67'de katılımcıların sanal ortamı kontrol edebilme düzeyleri yüzde olarak verilmiştir.



Şekil 67: Katılımcıların sanal ortamı kontrol edebilme düzeyi (yüzdeleri)

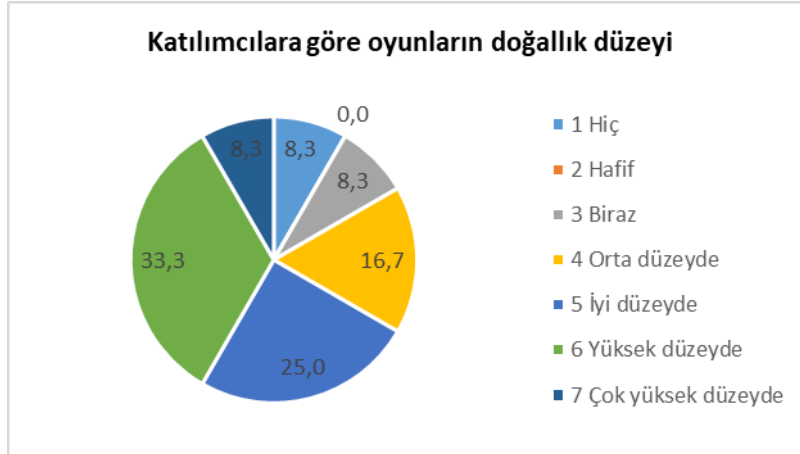
İkinci soruda katılımcıların hareketlerini oyun içine yansıtabilme düzeyleri sorgulandı. Katılımcıların 5'i hareketlerini sanal ortamın içine yüksek düzeyde yansıtabildiğini ifade

ederken, 3'ü iyi düzeyde ve 2'si orta düzeyde hareketlerini sanal ortamın içine yansıtabildiğini bildirdi. Diğer 2 katılımcıdan her biri ise biraz veya hafif düzeyde hareketlerini sanal ortamın içine yansıtabildiğini ifade etti. Ampüte bireylerin, oyun oynarken yaptığı hareketleri sistem aracılığıyla sanal ortamın içine büyük ölçüde yansıtabildiği görülmektedir (Şekil 68).



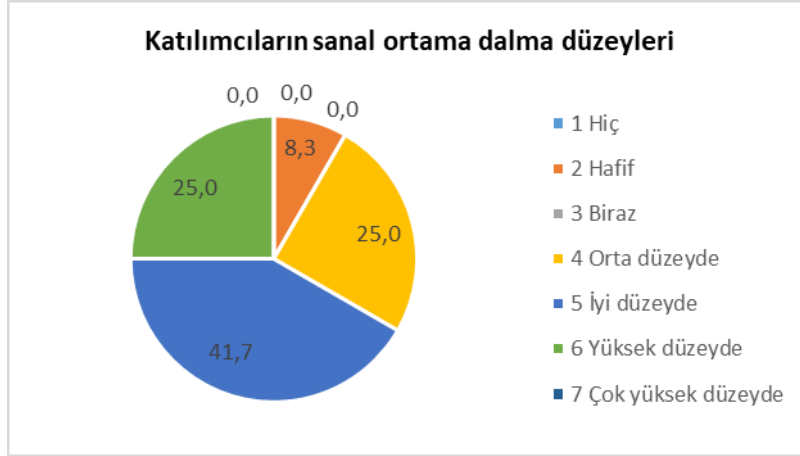
Şekil 68: Katılımcıların hareketlerini sanal ortama yansıtabilme düzeyi (yüzdeleri)

Üçüncü soruda oyunların katılımcılar açısından doğallık düzeyi sorgulandı. Katılımcıların 4'ü oyunları yüksek düzeyde doğal bulunduğunu ifade ederken, 3'ü iyi düzeyde, 2'si orta düzeyde ve 1'i çok yüksek düzeyde oyunları doğal bulunduğunu bildirdi. Diğer 1 katılımcı oyunları biraz doğal bulunduğunu ifade ederken 1 katılımcı ise oyunları doğal bulmadığını belirtti. Ampüte bireylerin büyük bir çoğunluğunun oyunları doğal bulduğu görülmektedir (Şekil 69).



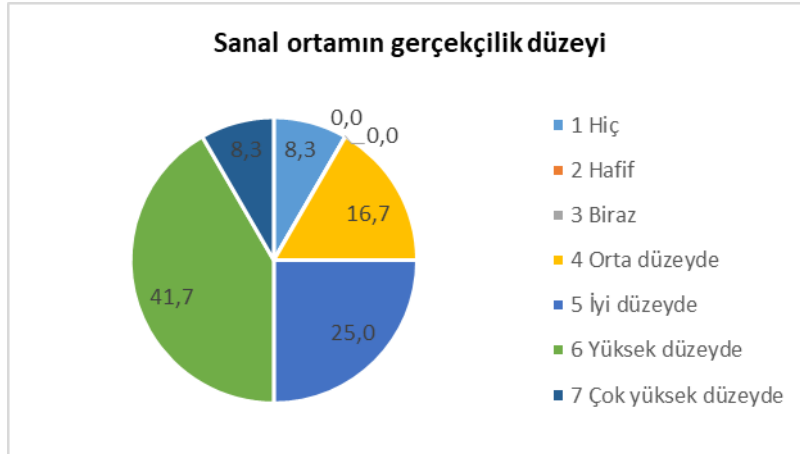
Şekil 69: Katılımcılara göre oyunların doğallık düzeyi (yüzdeleri)

Dördüncü soruda katılımcıların gerçek dünyadan soyutlanıp sanal ortama dalma düzeyleri sorgulandı. Katılımcıların 3'ü sanal ortama dalma düzeyinin yüksek olduğunu ifade ederken, 5'i iyi düzeyde, 3'ü orta düzeyde ve 1'i hafif düzeyde sanal ortama daldığını bildirdi. Ampüte bireylerin istenilen düzeyde gerçek dünyadan soyutlanarak kendini sistem içinde kurgulanan ortamda hissetmesinin sağlanabildiği görülmektedir (Şekil 70).



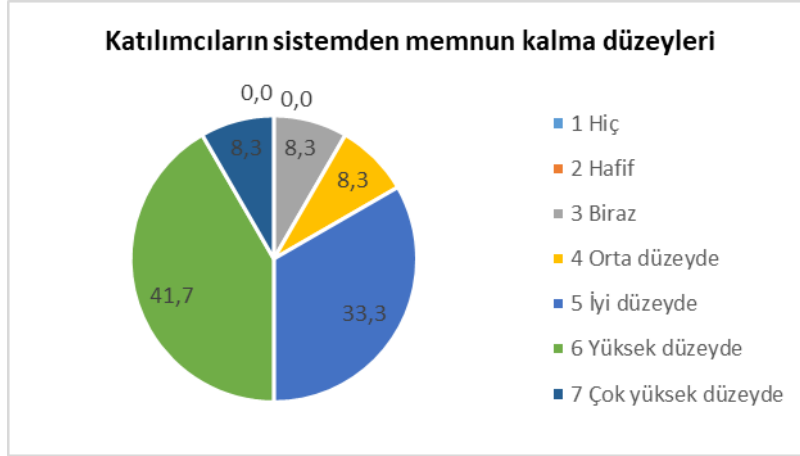
Şekil 70: Katılımcıların sanal ortama dalma düzeyi (yüzdeleri)

Beşinci soruda sanal ortamın gerçekçilik düzeyi sorgulandı. Katılımcıların 5'i sanal ortamı yüksek düzeyde gerçekçi bulurken, 3'ü iyi düzeyde, 2'si orta düzeyde ve 1'i çok yüksek düzeyde sanal ortamı gerçekçi bulduğunu bildirdi. 1 ampüte birey ise sanal ortamı gerçekçi bulmadığını belirtti. Ampüte bireylerin sanal ortamı önemli bir oranda gerçekçi buldukları görülmektedir (Şekil 71).



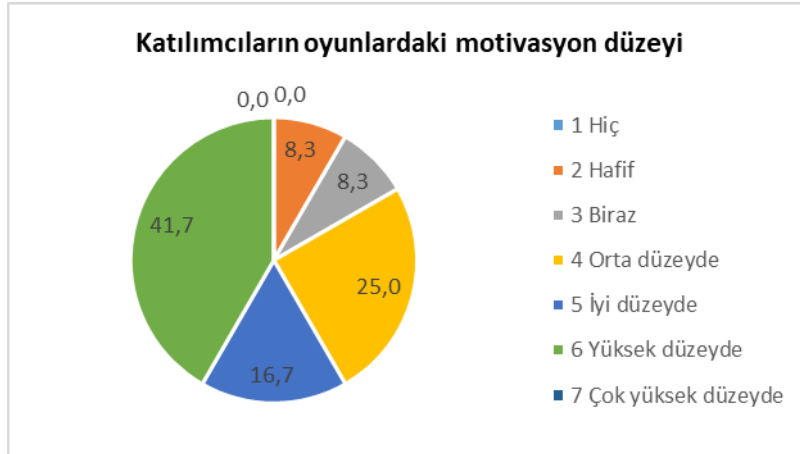
Şekil 71: Katılımcılara göre sanal ortamın gerçekçilik düzeyi (yüzdeleri)

Altıncı soruda katılımcıların sistem ve oyunlara yönelik memnuniyet düzeyi sorgulandı. Katılımcıların 5'i sistemden yüksek düzeyde memnunken, 4'ü iyi düzeyde, 1'i orta düzeyde ve 1'i çok yüksek düzeyde sistemden memnun olduğunu bildirdi. 1 ampüte birey ise sanal ortam ve sistem memnuniyetini hafif düzeyde olarak belirtti. Ampüte bireylerin verdiği cevaplar neticesinde katılımcıların sistemden ve oyunlardan yüksek düzeyde memnun oldukları görülmektedir (Şekil 72).



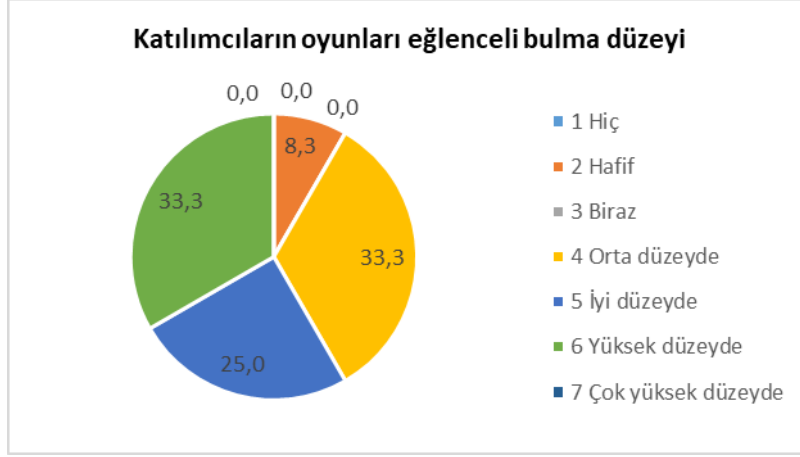
Şekil 72: Katılımcıların sistemden memnun kalma düzeyleri (yüzdeleri)

Yedinci soruda katılımcıların oyunlardaki motivasyon düzeyi sorgulandı. Katılımcıların 5'i oyunların kendilerini yüksek düzeyde motive ettiklerini belirtirken 2'si iyi düzeyde, 3'ü orta düzeyde ve 1'i hafif düzeyde motive olduğunu bildirdi. 1 ampüte birey ise sanal ortamdan biraz motive olduğunu ifade etti. Oyunların ampüte bireyleri yüksek düzeyde motive ettiği görülmektedir (Şekil 73).



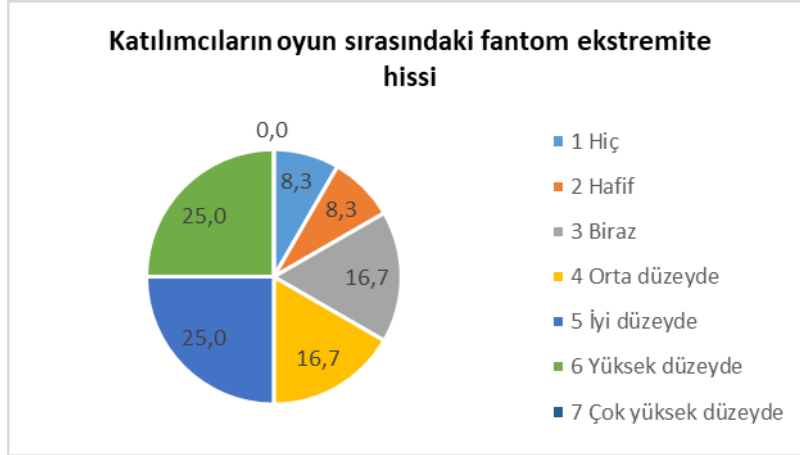
Şekil 73: Katılımcıların oyunlardaki motivasyon düzeyi (yüzdeleri)

Sekizinci soruda katılımcıların oyunları ne düzeyde eğlenceli buldukları sorgulandı. Katılımcıların 4'ü oyunları yüksek düzeyde eğlenceli bulurken 3'ü iyi düzeyde, 4'ü orta düzeyde ve 1'i hafif düzeyde eğlenceli olduğunu bildirdi. Ampüte bireylerin verdiği cevaplar neticesinde katılımcıların oyunları yüksek düzeyde eğlenceli bulunduğu görülmektedir (Şekil 74).



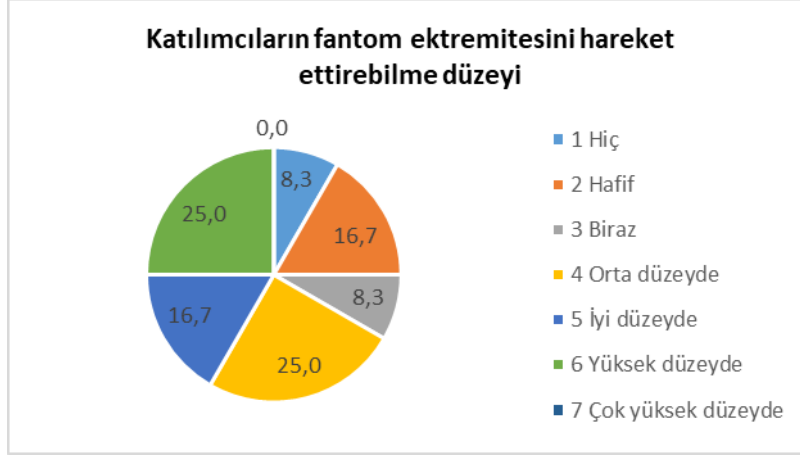
Şekil 74: Katılımcıların oyunları eğlenceli bulma düzeyi (yüzdeleri)

Dokuzuncu soruda katılımcıların oyun içinde ampüte uzvu varmış gibi hissetme (fantom ekstremitte hissi) düzeyleri sorgulandı. Katılımcıların 3'ü yüksek düzeyde ampüte uzvu varmış gibi hissederken 3'ü iyi düzeyde, 2'si orta düzeyde, 2'si hafif düzeyde ve 1'i biraz fantom ekstremitte hissi olduğunu bildirdi. 1 ampüte ise oyun sırasında fantom ekstremitte hissi olmadığını ifade etti. Ampüte bireylerin verdiği cevaplar neticesinde, katılımcıların oyunlar sırasında çeşitli düzeylerde fantom ekstremitte hissi yaşadıkları görülmektedir (Şekil 75).



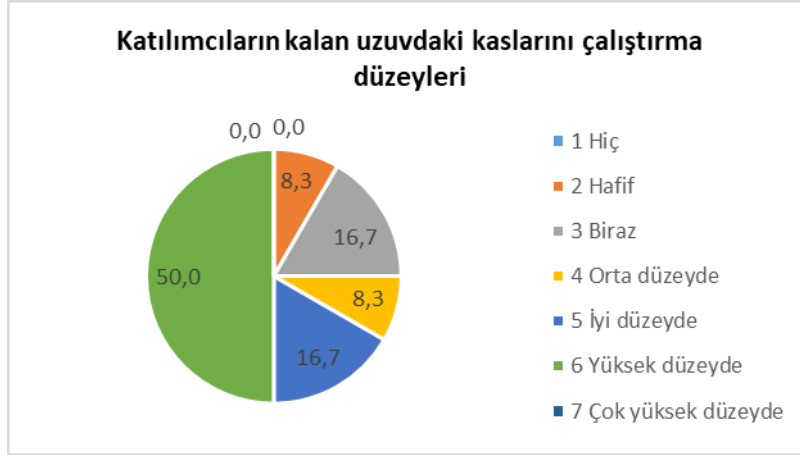
Şekil 75: Katılımcıların oyun sırasındaki fantom ekstremitte hissi

Onuncu soruda katılımcıların oyun içinde fantom ekstremitteyi ne düzeyde hareket ettirebildikleri sorgulandı. Katılımcıların 3'ü yüksek düzeyde ampüte uzvu hareket ettirebilirken 2'si iyi düzeyde, 3'ü orta düzeyde, 2'si hafif düzeyde ve 1'i biraz fantom ekstremitteyi hareket ettirebildiğini bildirdi. 1 ampüte ise oyun sırasında fantom ekstremitteyi hareket ettiremediğini ifade etti. Ampüte bireylerin oyunlar sırasında sanal ortamda varmış gibi kullandıkları fantom ekstremitteyi çeşitli düzeylerde hareket ettirebildiklerini hissettikleri görülmektedir (Şekil 76).



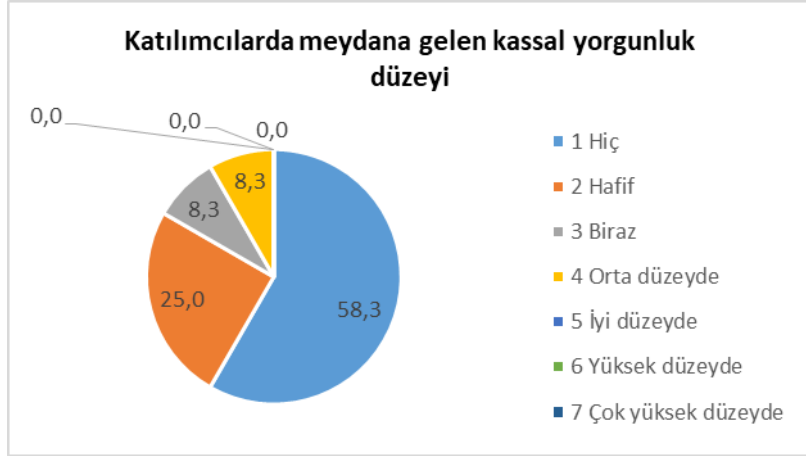
Şekil 76: Katılımcıların fantom ekstremitelerini hareket ettirebilme düzeyi (yüzdeleri)

On birinci soruda katılımcıların oyunlar sayesinde güdükte kalan kaslarını ne düzeyde çalıştırabildikleri sorgulandı. Katılımcıların 6'sı kalan uzuvdaki kaslarını oyunlar ile yüksek düzeyde çalıştırabildiğini ifade ederken 2'si iyi düzeyde, 1'ü orta düzeyde, 2'si biraz ve 1'i hafif düzeyde kalan kasları çalıştırabildiğini bildirdi. Ampüte bireylerin verdiği cevaplar neticesinde katılımcıların oyunlar sırasında kalan uzuvdaki kasları önemli ölçüde çalıştırabildiği ve oyunların kasların kullanımına katkı sağladığını görülmektedir (Şekil 77).



Şekil 77: Katılımcıların kalan uzuvdaki kaslarını çalıştırma düzeyleri (yüzdeleri)

On ikinci soruda oyunlar sırasında katılımcılarda meydana gelen kassal yorgunluk düzeyi sorgulandı. Katılımcıların 7'si hiç kassal yorgunluk yaşamadığını ifade ederken 3'ü hafif düzeyde, 1'i biraz ve 1'i orta düzeyde kassal yorgunluk yaşadığını bildirdi. Ampüte bireylerin verdiği cevaplar neticesinde katılımcıların oyunlar sırasında kalan kaslarını önemli ölçüde kullanmalarına rağmen önemli düzeyde kassal yorgunluk yaşamadıkları görülmektedir (Şekil 78).



Şekil 78: Katılımcılarda meydana gelen kassal yorgunluk düzeyi (yüzdeleri)

Katılımcıların 8'i oyunları deneyimledikten sonra kalan uzva egzersiz yaptırmak amacıyla sanal gerçeklik oyunlarını tercih edebileceğini ifade ederken 2 hasta oyunları sıkıcı bulunduğunu bildirdi. Oyun sırasında 1 hastada, sanal gerçeklik gözlüğünden kaynaklı olarak baş dönmesi meydana geldi.

Sanal gerçeklik oyunları ile ilgili sorulara verilen yanıtlar neticesinde sistemin amputé bireyler için kontrol edilebilir, doğal, eğlenceli, dalma seviyesi yüksek, fantom ekstremitayı hareket ettirmelerini sağlayan, kalan uzuvdaki kasların çalışmasına katkıda bulunan ve kassal yorgunluk oluşturmeyen bir rehabilitasyon aracı olabileceği, iyi bir değerlendirme sonrasında sistemin kullanımı ile ilgili herhangi bir şikayeti olmayan amputé bireyler tarafından rahatlıkla kullanılabileceği ve yüksek memnuniyet düzeyine sahip olduğu görülmektedir.

5. TARTIŞMA/SONUÇ

Ampüte bireylerin rehabilitasyonunda kullanılan geleneksel yöntemlerin limitasyonlarını ortadan kaldırmak ve klinikte elde edilen faydayı arttırmada teknolojiye yararlanmak amacıyla geliştirdiğimiz projede, sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı rehabilitasyon sistemi ile ampüte bireylerin fantom ekstremitelerini tamamlanmış olarak gördüğü ve çeşitli oyunlar aracılığıyla fantom ekstremiteler hareketlerini oyunların içinde kullanabildiği bir ortam oluşturuldu. Bu sayede amputasyon sonrasında görülebilecek olan kasal imbalansın, fantom ağrısının, protez kullanımındaki adaptasyon sorunlarının, postüral problemlerin ve günlük yaşam aktivitelerindeki kısıtlılıkların önüne geçmek ve amputé bireyin kalan uzvunu maksimum fayda ile kullanabilmesini sağlamak hedeflendi. Geliştirdiğimiz sistem amputé bireyler tarafından deneyimlendikten sonra oyunların kullanılabilirliği değerlendirildi ve amputé bireylerin büyük bir çoğunluğu sistemi kontrol edilebilir, gerçekçi, doğal, motive edici, fantom hareketleri sağlayan, kasal yorgunluk oluşturmeyen ve eğlenceli olarak tanımladı.

Sistemin geliştirilme aşamasında, amputé bireylerden fantom ekstremiteler hareketleri yapmaları istendi ve bu sırada güdükte kalan kaslarda meydana gelen aktivasyondan elde edilen sinyaller sEMG ile toplandı ve sınıflandırıldı. Literatürde miyoelektrik örüntü tanıma yöntemi ile projemizle benzer şekilde fantom ekstremiteler hareketlerini sınıflandıran çalışmalar mevcuttur (Powell vd. (2013), Jarrassé vd. (2016), Ghazaei vd. (2017), Ortiz-Catalan vd. (2013)). Bu çalışmalarda, kişinin fantom hareketleri sırasında rezidüel kaslardaki aktivasyon tanınarak protez kullanımının kontrol edilmesi veya fantom ekstremiteler ağrısının azaltılması gibi amaçlarla miyoelektrik örüntü tanıma kullanılmış ve hedef olarak çoğunlukla tek bir amputasyon bölgesi tercih edilmiştir. Projemizde literatürdeki çalışmalardan farklı olarak tek bir hedef amputasyon tipi yerine **birçok farklı amputasyon bölgesindeki fantom hareketlerin sinyali alındı ve sınıflandırıldı** (Akbulut vd. (2019a)). Fantom hareketlerin tanınması ve sınıflandırılması ile sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı oyunlarda fantom hareketlerin simultane tahmin edilmesi ve oyun içine yansıtılması sağlandı. Literatürde çevrimdışı (offline) sınıflandırılan fantom hareketler ile gerçek zamanlı sınıflandırma da karşılaştırılmış; çevrimdışı sınıflandırılmanın gerçek zamanlı (çevrimiçi / online) sınıflandırmaya kıyasla fantom hareketi tanıma daha az başarılı olduğu ifade edilmiştir (Ortiz-Catalan vd. (2015)). Bu bilgiler referans alınarak çalışmamızda **gerçek zamanlı sınıflandırma yapıldı**. Bu kapsamda **PhantomMovementsDataset** ismini verdiğimiz 46 ampute ve 25 sağlıklı bireylerden toplanan etiketlenmiş fizyolojik sinyaller (EMG) verisini oluşturduk ve çevrim içi sistemin sınıflandırmasını gerçekleştirecek yapay öğrenme modellerini eğitmede kullandık. Gereç ve Yöntem (3) bölümünde detaylandırıldığı üzere **rasal orman** (random forest) **algoritması ile** **sağlıklılarda %88,94 ve amputelerde %77,71 oranında fantom hareketlerin tanınmasını**

sağlayan yapay öğrenme modelleri ile hem sanal gerçeklik hem de artırılmış gerçeklik tabanlı rehabilitasyon oyunlarının kullanımı mümkün olmuştur.

Proje kapsamında geliştirilen ve amputé bireyin cinsiyetine, amputasyon seviyesine ve bölgesine, amputasyon tarafına uygun olarak kullanılabilen sistemin içerisinde araba sürme, futbol, basketbol ve rehab ninja gibi çeşitli rehabilitatif oyunlar yer aldı. Literatürde, projemizle benzer amaçlarla amputé bireyler için sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik temelli ortamların kullanıldığı çalışmalar mevcuttur (Kuttuva vd. (2005), Murray vd. (2007), Cole vd. (2009), Ambron vd. (2018)). Önceki çalışmalarda, sanal ortamın amputasyon seviyesine göre çeşitlenmediği ve oyunlaştırma ile tedavinin nadiren kullanıldığı görülmektedir. Proje kapsamında **4 adet sanal gerçeklik ve 3 adet artırılmış gerçeklik oyunu** ile dahil edilen tüm amputasyon seviyeleri için farklı çözümler içermesi açısından üstünlük göstermektedir (Akbulut vd. (2019b)).

Sistemin bütünü değerlendirildiğinde, bahsi geçen oyunların oynatılmasında ön uç bileşen olarak çalışan **bir giyilebilir sensör sistemi tasarımı yapılmış ve emtia cihazlar ile gerçekleştirilmiştir** (Akbulut vd. (2018)). Giyilebilir sensör sistemin ölçümlediği ham verinin korunmasına yönelik yoğun olmayan kript algoritmalarından faydalanılmıştır. **LWE ismini verdiğimiz şifreleme algoritması önerisi ile ham verinin bileşenler arası fazla kaynak tüketmeyecek şekilde korunarak aktarılması yöntemi ile veri mahremiyeti sağlanmıştır** (Toprak ve Akbulut vd. (2020)). Ham verinin bulut ortamına aktarılmasını takiben, yapay öğrenme modeli sınıflandırmayı yaparak aktif rehabilitasyon seansındaki sanal modelleri güncellemektedir. Tüm hastalara ait **rehabilitasyon süreçlerinin yönetilebilmesini sağlayan bir yazılım-olarak-servis (SaaS) hizmet modelinde web portal geliştirilmiştir**. Fizyoterapistlerin hasta gelişimlerini takip edebildikleri bu web tabanlı uygulama diğer bileşenlere erişim için web servislerinden faydalanmaktadır.

Sonuç olarak; amputé bireyler, geliştirilen sistem içerisinde kendi amputasyon seviyelerine uygun oyunları oynadıktan sonra sistemin kullanılabilirliğine yönelik soruları yanıtladıkları formda, oyunları çoğunlukla motivasyon sağlayan, eğlenceli, fantom ekstremite hareketini ve kalan uzuvdaki kassal aktivasyonu teşvik eden, doğal ve gerçekçi bir yöntem olarak bulduklarını ifade etti. Oyunların içinde amputelerin görüş ve ifadeleri doğrultusunda renk, şekil, alan genişliği gibi konularda iyileştirmeler yapıldı. Yalnızca bir katılımcıda sanal gerçeklik gözlüğünün kullanımı baş dönmesine neden oldu. Sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik tabanlı oyunları oynayan bireylerde vestibüler sistemle alakalı bir problem varsa sanal gerçeklik gözlüğünün kullanımı hareket hastalığı (motion sickness) gibi durumları ya da vestibüler disfonksiyona ait semptomları (baş dönmesi, vertigo, bulantı, kusma vb.) tetikleyebilir. Bu nedenle, bireyler sorun oluşturabilecek ek bir problemin varlığı açısından sistemin kullanımı öncesinde detaylı olarak sorgulanmalıdır.

6. KAYNAKÇA

- Akbulut, A., Aşçı, G., Tarakçı, E., Aydın, M. A., & Zaim, A. H. (2018, September). A wearable device for virtual cyber therapy of phantom limb pain. In *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)* (pp. 1-5). IEEE.
- Akbulut, A., Güngör, F., Tarakçı, E., Çabuk, A., & Aydın, M. A. (2019, October). Immersive Virtual Reality Games for Rehabilitation of Phantom Limb Pain. In *2019 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)* (pp. 1-4). IEEE.
- Akbulut, A., Aşçı, G., Güngör, F., Tarakci, E., Aydın, M. A., & Zaim, A. H. (2019, October). Deep Learning Approaches for Phantom Movement Recognition. In *2019 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)* (pp. 1-4). IEEE.
- Ambron, Elisabetta, Alexander Miller, Katherine J Kuchenbecker, Laurel J Buxbaum, and H Coslett. 2018. 'Immersive low-cost virtual reality treatment for phantom limb pain: Evidence from two cases', *Frontiers in neurology*, 9: 67.
- Anderson-Barnes, Victoria C, Caitlin McAuliffe, Kelley M Swanberg, and Jack W Tsao. 2009. 'Phantom limb pain—a phenomenon of proprioceptive memory?', *Medical hypotheses*, 73: 555-58.
- Barbin, Jessie, Vanessa Seetha, Jean-Marie Casillas, Jean Paysant, and Dominic Perennou. 2016. 'The effects of mirror therapy on pain and motor control of phantom limb in amputees: a systematic review', *Annals of physical and rehabilitation medicine*, 59: 270-75.
- Borghi, Battista, Marco D'addabbo, Paul F White, Pina Gallerani, Letizia Toccaceli, William Raffaeli, Andrea Tognù, Nicola Fabbri, and Mario Mercuri. 2010. 'The use of prolonged peripheral neural blockade after lower extremity amputation: the effect on symptoms associated with phantom limb syndrome', *Anesthesia & Analgesia*, 111: 1308-15.
- Chan, Brenda L, Richard Witt, Alexandra P Charrow, Amanda Magee, Robin Howard, Paul F Pasquina, Kenneth M Heilman, and Jack W Tsao. 2007. 'Mirror therapy for phantom limb pain', *New England Journal of Medicine*, 357: 2206-07.
- Chau, Brian, Ivan Phelan, Phillip Ta, Sarah Humbert, Justin Hata, and Duc Tran. 2017. 'Immersive virtual reality therapy with myoelectric control for treatment-resistant phantom limb pain: case report', *Innovations in clinical neuroscience*, 14: 3.
- Chien, George C Chang, and Robert Bolash. 2017. 'Phantom Limb Pain.' in, *Treatment of Chronic Pain Conditions* (Springer).
- Cole, Jonathan, Simon Crowle, Greg Austwick, and David Henderson Slater. 2009. 'Exploratory findings with virtual reality for phantom limb pain; from stump motion to agency and analgesia', *Disability and rehabilitation*, 31: 846-54.
- Collins, Kassondra L, Hannah G Russell, Patrick J Schumacher, Katherine E Robinson-Freeman, Ellen C O'conor, Kyla D Gibney, Olivia Yambem, Robert W Dykes, Robert S

- Waters, and Jack W Tsao. 2018. 'A review of current theories and treatments for phantom limb pain', *The Journal of clinical investigation*, 128: 2168-76.
- Desmond, Deirdre M, Kieran O'Neill, Annraoi De Paor, Gary McDarby, and Malcolm MacLachlan. 2006. 'Augmenting the reality of phantom limbs: three case studies using an augmented mirror box procedure', *JPO: Journal of Prosthetics and Orthotics*, 18: 74-79.
- Dunn, Justin, Elizabeth Yeo, Parisah Moghaddampour, Brian Chau, and Sarah Humbert. 2017. 'Virtual and augmented reality in the treatment of phantom limb pain: a literature review', *NeuroRehabilitation*, 40: 595-601.
- Flor, Herta. 2002. 'Phantom-limb pain: characteristics, causes, and treatment', *The Lancet Neurology*, 1: 182-89.
- Flor, Herta, Thomas Elbert, Werner Mühlhnickel, Christo Pantev, Christian Wienbruch, and Edward Taub. 1998. 'Cortical reorganization and phantom phenomena in congenital and traumatic upper-extremity amputees', *Experimental brain research*, 119: 205-12.
- Foell, J, R Bekrater-Bodmann, M Diers, and H Flor. 2014. 'Mirror therapy for phantom limb pain: brain changes and the role of body representation', *European journal of pain*, 18: 729-39.
- Ghazaei G, Alameer A, Degenaar P, Morgan G, Nazarpour K. Deep learning-based artificial vision for grasp classification in myoelectric hands. *Journal of neural engineering*. 2017;14(3):036025.
- Hasanzadeh Kiabi, Farshad, Mohammad Reza Habibi, Aria Soleimani, and Amir Emami Zeydi. 2013. 'Mirror therapy as an alternative treatment for phantom limb pain: a short literature review', *The Korean journal of pain*, 26: 309-11.
- Herrador Colmenero, Laura, Jose Manuel Perez Marmol, Celia Martí-García, María de los Ángeles Querol Zaldivar, Rosa María Tapia Haro, Adelaida María Castro Sánchez, and María Encarnación Aguilar-Ferrándiz. 2018. 'Effectiveness of mirror therapy, motor imagery, and virtual feedback on phantom limb pain following amputation: a systematic review', *Prosthetics and orthotics international*, 42: 288-98.
- Ichinose, Akimichi, Yuko Sano, Michihiro Osumi, Masahiko Sumitani, Shin-ichiro Kumagaya, and Yasuo Kuniyoshi. 2017. 'Somatosensory feedback to the cheek during virtual visual feedback therapy enhances pain alleviation for phantom arms', *Neurorehabilitation and neural repair*, 31: 717-25.
- Jarrassé N, Nicol C, Touillet A, Richer F, Martinet N, Paysant J, vd. Classification of phantom finger, hand, wrist, and elbow voluntary gestures in transhumeral amputees with sEMG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2016;25(1):71-80.
- Jensen, Troels S, Børge Krebs, Jørn Nielsen, and Peter Rasmussen. 1985. 'Immediate and long-term phantom limb pain in amputees: incidence, clinical characteristics and relationship to pre-amputation limb pain', *Pain*, 21: 267-78.

- Kikkert, Sanne, Heidi Johansen-Berg, Irene Tracey, and Tamar R Makin. 2018. 'Reaffirming the link between chronic phantom limb pain and maintained missing hand representation', *Cortex*.
- Kuttuva, Manjuladevi, Grigore Burdea, James Flint, and William Craelius. 2005. 'Manipulation practice for upper-limb amputees using virtual reality', *Presence: Teleoperators & Virtual Environments*, 14: 175-82.
- Lendaro, Eva, Liselotte Hermansson, Helena Burger, Corry K Van der Sluis, Brian E McGuire, Monika Pilch, Lina Bunketorp-Käll, Katarzyna Kulbacka-Ortiz, Ingrid Rignér, and Anita Stockselius. 2018. 'Phantom motor execution as a treatment for phantom limb pain: protocol of an international, double-blind, randomised controlled clinical trial', *BMJ open*, 8: e021039.
- Lendaro, Eva, Enzo Mastinu, Bo Håkansson, and Max Ortiz-Catalan. 2017. 'Real-time classification of non-weight bearing lower-limb movements using EMG to facilitate phantom motor execution: engineering and case study application on phantom limb pain', *Frontiers in neurology*, 8: 470.
- Levendoglu, Funda, Cemile Ö Ögün, Önder Özerbil, Tunç C Ögün, and Hatice Ugurlu. 2004. 'Gabapentin is a first line drug for the treatment of neuropathic pain in spinal cord injury', *Spine*, 29: 743-51.
- Luo, Yong, and Thomas A Anderson. 2016. 'Phantom limb pain: a review', *International anesthesiology clinics*, 54: 121-39.
- Makin, Tamar R, Jan Scholz, Nicola Filippini, David Henderson Slater, Irene Tracey, and Heidi Johansen-Berg. 2013. 'Phantom pain is associated with preserved structure and function in the former hand area', *Nature communications*, 4: 1570.
- Mercier, Catherine, and Angela Sirigu. 2009. 'Training with virtual visual feedback to alleviate phantom limb pain', *Neurorehabilitation and neural repair*, 23: 587-94.
- Murray, Craig D, Stephen Pettifer, Toby Howard, Emma Patchick, Fabrice Caillette, and Joanne Murray. 2009. 'Virtual solutions to phantom problems: Using immersive virtual reality to treat phantom limb pain.' in, *Amputation, Prosthesis Use, and Phantom Limb Pain* (Springer).
- Murray, Craig D, Stephen Pettifer, Toby Howard, Emma L Patchick, Fabrice Caillette, Jai Kulkarni, and Candy Bamford. 2007. 'The treatment of phantom limb pain using immersive virtual reality: three case studies', *Disability and rehabilitation*, 29: 1465-69.
- Nikolajsen, L., and T. S. Jensen. 2001. 'Phantom limb pain', *British Journal of Anaesthesia*, 87: 107-16.
- Ortiz-Catalan M, Brånemark R, Håkansson B. BioPatRec: A modular research platform for the control of artificial limbs based on pattern recognition algorithms. Source code for biology and medicine. 2013;8(1):11.

- Ortiz-Catalan M, Rouhani F, Brånemark R, Håkansson B, editors. Offline accuracy: a potentially misleading metric in myoelectric pattern recognition for prosthetic control. 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC); 2015: IEEE.
- Ortiz-Catalan, Max, Rannveig A Guðmundsdóttir, Morten B Kristoffersen, Alejandra Zepeda-Echavarria, Kerstin Caine-Winterberger, Katarzyna Kulbacka-Ortiz, Cathrine Widehammar, Karin Eriksson, Anita Stockselius, and Christina Ragnö. 2016. 'Phantom motor execution facilitated by machine learning and augmented reality as treatment for phantom limb pain: a single group, clinical trial in patients with chronic intractable phantom limb pain', *The Lancet*, 388: 2885-94.
- Ortiz-Catalan, Max, Nicholas Sander, Morten B Kristoffersen, Bo Håkansson, and Rickard Brånemark. 2014. 'Treatment of phantom limb pain (PLP) based on augmented reality and gaming controlled by myoelectric pattern recognition: a case study of a chronic PLP patient', *Frontiers in neuroscience*, 8: 24.
- Osumi, M, A Ichinose, M Sumitani, N Wake, Y Sano, A Yozu, S Kumagaya, Y Kuniyoshi, and S Morioka. 2017. 'Restoring movement representation and alleviating phantom limb pain through short-term neurorehabilitation with a virtual reality system', *European journal of pain*, 21: 140-47.
- Perry, Briana N, Aimee L Alphonso, Jack W Tsao, Paul F Pasquina, Robert S Armiger, and Courtney W Moran. 2013. "A Virtual Integrated Environment for phantom limb pain treatment and Modular Prosthetic Limb training." In *2013 International Conference on Virtual Rehabilitation (ICVR)*, 153-57. IEEE.
- Powell MA, Kaliki RR, Thakor NV. User training for pattern recognition-based myoelectric prostheses: Improving phantom limb movement consistency and distinguishability. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2013;22(3):522-32.
- Raffin, Estelle, Nathalie Richard, Pascal Giroux, and Karen T Reilly. 2016. 'Primary motor cortex changes after amputation correlate with phantom limb pain and the ability to move the phantom limb', *Neuroimage*, 130: 134-44.
- Rothgangel, Andreas, Susy Braun, Bjorn Winkens, Anna Beurskens, and Rob Smeets. 2018. 'Traditional and augmented reality mirror therapy for patients with chronic phantom limb pain (PACT study): results of a three-group, multicentre single-blind randomized controlled trial', *Clinical rehabilitation*: 0269215518785948.
- Schipper, Sivan, and Konrad Maurer. 2017. 'Phantom Limb Pain.' in, *Pain Medicine* (Springer).
- Sherman, Richard A, Crystal J Sherman, and Laura Parker. 1984. 'Chronic phantom and stump pain among American veterans: results of a survey', *Pain*, 18: 83-95.

- Sumitani, M, S Miyauchi, CS McCabe, M Shibata, L Maeda, Y Saitoh, T Tashiro, and T Mashimo. 2008. 'Mirror visual feedback alleviates deafferentation pain, depending on qualitative aspects of the pain: a preliminary report', *Rheumatology*, 47: 1038-43.
- Toprak, S., Akbulut, A., Aydın, M. A., & Zaim, A. H. (2020). LWE: An Energy-Efficient Lightweight Encryption Algorithm for Medical Sensors and IoT Devices. *Electrica*, 20(1), 71-81.
- Vaso, Apostol, Haim-Moshe Adahan, Artan Gjika, Skerdi Zahaj, Tefik Zhurda, Gentian Vyshka, and Marshall Devor. 2014. 'Peripheral nervous system origin of phantom limb pain', *PAIN®*, 155: 1384-91.
- Wake, Naoki, Yuko Sano, Reishi Oya, Masahiko Sumitani, Shin-ichiro Kumagaya, and Yasuo Kuniyoshi. 2015. "Multimodal virtual reality platform for the rehabilitation of phantom limb pain." In *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 787-90. IEEE.
- Weeks, Sharon R, Victoria C Anderson-Barnes, and Jack W Tsao. 2010. 'Phantom limb pain: theories and therapies', *The neurologist*, 16: 277-86.
- Wolff, Andre, Eric Vanduynhoven, Maarten van Kleef, Frank Huygen, Jason E Pope, and Nagy Mekhail. 2011. '21. Phantom pain', *Pain Practice*, 11: 403-13.
- Zanfir, Ana-Maria, Domnita Ilea Georgescu, Sergiu Cristian Turturica, Mihaela Eczedi, and Aurel Mironiuc. 2017. 'Immersive VR in phantom limb pain therapy of amputee patients due to critical limb ischemia', *Acta Medica Marisiensis*, 63: 115-20.

EK-1

AMPÜTE BİREY DEĞERLENDİRME FORMU

Tarih: __/__/__

DEMOGRAFİK BİLGİLER

Hastanın Adı-Soyadı:

Telefon:

Cinsiyet: Kadın ☐ Erkek ☐

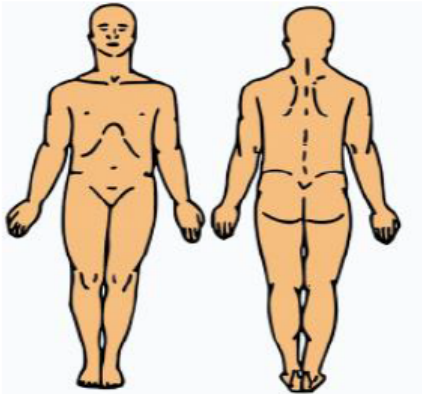
Semt:

1. Yaş:	2. Boy:	3. Kilo:	4. Medeni Durum: Evli ☐ Bekar ☐	5. Meslek:
6. Eğitim: İlkokul ☐ Ortaokul ☐ Lise ☐ Önisans ☐ Lisans ☐ Lisansüstü ☐			7. Sigara: Kullanıyorum ☐ Kullanmıyorum ☐ Bıraktım ☐ Alkol: Kullanıyorum ☐ Kullanmıyorum ☐ Bıraktım ☐	

AMPÜTASYONA İLİŞKİN BİLGİLER

8. Ampütasyon yılı:	9. Ampütasyon nedeni: *Diyabet ☐ *Kronik enfeksiyon ☐ *Travma ☐ *Tümör ☐ *Konjenital nedenler ☐ *Periferik vasküler has. ☐ Diğer nedenler:	
10. Ampütasyon öncesi ağrı: Var ☐ Yok ☐ Var ise sıklığı: Sürekli ☐ Aralıklı ☐	11. Protez kullanımı: Var ☐ Yok ☐ Var ise süresi:	
12. Ampütasyon seviyesi : SAĞ SOL *El Bileği Dezartikülasyonu ☐ ☐ *Dirsekaltı Ampütasyon ☐ ☐ *Dirsek Dezartikülasyonu ☐ ☐ *Dirseküstü Ampütasyon ☐ ☐ *Ayak Bileği Dezartikülasyonu ☐ ☐ *Diz altı Ampütasyon ☐ ☐ *Diz Dezartikülasyonu ☐ ☐ *Diz üstü Ampütasyon ☐ ☐	13. Fantom hissi: Var ☐ Yok ☐ Fantom ekstremitte hareket ettirilebiliyor mu? Evet ☐ Hayır ☐ 14. Fantom ağrısı: Var ☐ Yok ☐ Var ise sıklığı: Sürekli ☐ Aralıklı ☐ Aralıklı ise: Günde ☐ Saatte ☐ kez 15. Teleskop belirtisi: Var ☐ Yok ☐ Kesilen uzvu hala var ama kısalmış gibi hissediyor musunuz?	
16. Güdük boyu: Çok kısa ☐ Kısa ☐ Normal ☐ Uzun ☐	17. Güdük ağrısı: Var ☐ Yok ☐	
Ek Hastalıklar:		

FANTOM EKSTREMİTE AĞRISINA YÖNELİK BİLGİLER

• Şuanda fantom ağrınız var mı? (Evet ise diğer soruları cevaplayın, hayır ise boş bırakın) • Ağrı şiddetiniz 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 Ağrı yok Dayanılmaz ağrı		
• Ağrınız: Derinde mi? ☐ Yüzeyde mi? ☐		
• Ağrının yoğunluğu: *Hafif: ☐ *Rahatsız edici: ☐ *Şiddetli: ☐ *Çok şiddetli: ☐ *Dayanılmaz: ☐	• Ağrının niteliği *Zonklayıcı ☐ *Sızlayıcı ☐ *Batıcı/Delici ☐ *Elektrik çarpması ☐ *Yanıcı ☐ *Diğer: ☐	

EK-2

Tarih: .../.../...

VR ve AR OYUNUNLARINA YÖNELİK SORULAR:

	1 Hiç	2 Hafif	3 Biraz	4 Orta düzeyde	5 İyi düzeyde	6 Yüksek düzeyde	7 Çok yüksek düzeyde
1. Oyun içinde sanal ortamı ne düzeyde kontrol edebildiniz?							
2. Sanal ortam ne düzeyde hareketlerinizi oyun içerisine yansıtabildi?							
3. Oynadığınız oyundaki ortam size göre ne derece doğaldı?							
4. Oyun sırasında gerçek dünyadan tamamen soyutlanıp ne derece sanal ortama dahil oldunuz (dalma seviyesi)?							
5. Sanal ortam ne derece gerçekçiydi?							
6. Oyun oynarken memnuniyetiniz ne düzeydeydi?							
7. Oyun oynarken motivasyonunuz ne düzeydeydi?							
8. Oyunlar ne derece eğlenceliydi?							
9. Oyun sırasında ampute uzvunuzu ne derece varmış gibi hissettiniz?							
10. Oyun sırasında olmayan uzvu hareket ettirmeyi ne düzeyde başarabildiniz?							
11. Oynadığınız oyun kalan kaslarınızı çalıştırmanıza ne düzeyde katkı sağladı?							
12. Oyun sırasında ne düzeyde kassal yorgunluk oluştu?							

13. Oyun oynarken sıkıldınız mı?

14. Ampute uzvunuza egzersiz yaptırmak ve kalan kasları kuvvetlendirmek için sanal gerçeklik oyunlarını tercih eder misiniz?

Evet ☐ Hayır ☐

15. Sanal gerçeklik oyunlarının ampute uzvunuzu kuvvetlendirerek protez kullanımını daha iyi hale getirebileceğini düşünüyor musunuz?

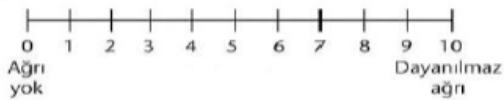
Evet ☐ Hayır ☐

16. Oyun sırasında olumsuz bir deneyim (bulantı, kusma, baş dönmesi, kulak çınlaması vb.) yaşadınız mı? (Evet ise belirtiniz.)

17. Oyun sonrasında fantom ağrınız var mı?

Evet ☐ Hayır ☐

(Evet ise şiddeti)



GÖRÜŞ VE ÖNERİLERİNİZ:

TÜBİTAK
PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje Yürütücüsü:	Doç. Dr. AKHAN AKBULUT
Proje No:	117E579
Proje Başlığı:	Hayalet Uzun Sendromu Tedavisi İçin Sanal Gerçeklik Ve Arttırılmış Gerçeklik Temelli Sistemin Geliştirilmesi
Proje Türü:	1003 - Öncelikli Alanlar (2. Aşama)
Proje Süresi:	24
Araştırmacılar:	ABDÜL HALİM ZAİM, ELA TARAKCI, MUHAMMED ALİ AYDIN
Danışmanlar:	
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi:	İSTANBUL KÜLTÜR Ü.
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri:	15/06/2018 - 15/06/2020
Onaylanan Bütçe:	233490.0
Harcanan Bütçe:	172235.81
Öz:	Hayalet uzun sendromu (Fantom ekstremitte ağrısı-FEA), amputasyon sonrasında bireylerin birçoğunda görülen ve yaşam kalitesini azaltarak hayatlarını olumsuz yönde etkileyen yaygın bir amputasyon sekeleridir. Kaybedilen uzvun beyinde temsil edildiği kortikal alanların, uzun kaybindan dolayı duysal girdiden yoksun kalması ve komşu duysal girdilere açık hale gelmesinin kayıp uzun ile ilgili ağırlı temsillere neden olduğu öne sürülmektedir. FEA'yı tedavi etmeye yönelik birçok farklı uygulama bulunmakla birlikte; etkinliği en fazla gösterilen ve en yaygın kullanılan terapötik yaklaşım ayna terapisi. Ayna terapisi, sağlam ekstremitte ile yapılan hareketlerin yansıma aldatmacasını kullanarak kayıp uzvu beyine varmış gibi gösterip, ağrının azaltılarak bireyin rahatlatılmasını hedeflemektedir. Proje kapsamında, benzer bakış açısıyla ve ayna terapisinin limitasyonlarını ortadan kaldırarak FEA'nın rehabilitasyonunda kullanılmak üzere, 4 farklı amputasyon bölgesi için sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik teknolojilerinin yer aldığı 7 (4 SG, 3 AG) oyun geliştirilmiş; katılımcıların ampute bölgelerinden ölçülen EMG sinyallerinin karşılığı olan fantom hareketler belirlenerek interaktif oyunlar içerisindeki modellere yansıtılması yöntemi ile rehabilitasyon seansları gerçekleştirilmiştir. Fantom hareketlerin yüksek doğrulukla sınıflandırılması için 71 kişiden toplanan özgün bir veriseti oluşturulmuş ve sistemin kullandığı yapay öğrenme modelinin eğitilmesinde kullanılmıştır. Farklı yapay öğrenme algoritmaları ile yapılan deneylerde en yüksek başarıyı sunan modeller, ilk örnekleme entegre edilmiş ve sistem %88,94'e varan doğrulukla hareketleri sınıflandırmıştır. Proje konusu, fizyolojik sinyallerin ölçümünde gündelik hareketleri etkilemeden kullanılabilecek giyilebilir bir sensör cihazın geliştirilmesi, sağlık verisinin az kaynak tüketerek güvenli bir şekilde aktarılması ve fizyoterapistlerin hasta takibini yapabileceği web uygulamalarının geliştirmesini de kapsamaktadır. Önerilen sistemin ilk örnekleme 12 hasta ile test edilmiş; yapılan kullanım analizi ve geribildirimler neticesinde sistemin ampute bireyler için kontrol edilebilir, doğal, eğlenceli, dalma seviyesi yüksek, fantom ekstremitteyi hareket ettirmelerini sağlayan, kalan uzuvdaki kasların çalışmasına katkıda bulunan ve kassal yorgunluk oluşturmeyen bir rehabilitasyon aracı olabileceği, iyi bir değerlendirme sonrasında sistemin kullanımı ile ilgili herhangi bir şikayeti olmayan ampute bireyler tarafından rahatlıkla kullanılabileceği ve yüksek memnuniyet düzeyine sahip olduğu görülmüştür.
Anahtar Kelimeler:	Sanal Gerçeklik, Artırılmış Gerçeklik, Bulut Bilişim, EMG, Sinyal İşleme, Derin Öğrenme, e-sağlık
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu Mu?:	Hayır

Projenin Yapılan Yayınlar:	1- LWE: An Energy-Efficient Lightweight Encryption Algorithm for Medical Sensors and IoT Devices (Makale - Diğer Hakemli Makale), 2- A Wearable Device for Virtual Cyber Therapy of Phantom Limb Pain (Bildiri - Uluslararası Bildiri - Sözlü Sunum), 3- Immersive Virtual Reality Games for Rehabilitation of Phantom Limb Pain (Bildiri - Ulusal Bildiri - Sözlü Sunum), 4- Deep Learning Approaches for Phantom Movement Recognition (Bildiri - Ulusal Bildiri - Sözlü Sunum),
----------------------------	---

TÜBİTAK