Bir Robot-Destekli Rehabilitasyon Sistemi Için Fizik Tedavinin Zorluk Derecesinin Bireyin Duygusal Durumuna Göre Uyarlanması

Program Kodu: 1001

Proje No: 114E614

Proje Yürütücüsü:
Prof. Dr. Duygun EROL BARKANA

Araştırmacı(lar):
Yrd. Doç. Dr. Engin MAŞAZADE

Bursiyerler:
Fatih Özkul
Yunus Palaska

Danışman(lar):
Prof. Dr. Serap İnal

KASIM 2017
İSTANBUL

ÖNSÖZ

Bu rapor TÜBİTAK tarafından desteklenmiş ve Yeditepe Üniversitesi bünyesinde Prof. Dr. Duygun Erol Barkana tarafından yürütülmüş olan 114E614 numaralı Bir Robot-Destekli Rehabilitasyon Sistemi Için Fizik Tedavinin Zorluk Derecesinin Bireyin Duygusal Durumuna Göre Uyarlanması başlıklı proje kapsamında gerçekleştirilen bilimsel çalışmaları anlatmaktadır. Proje 1 Mayıs 2015 tarihinde başlayıp 1 Kasım 2017 tarihinde sona ermiştir. Araştırma projemizde elde edilen bulgularla uluslararası dergi makaleleri değerlendirilmesi için gönderilmiş, uluslararası konferans bildirileri yayınlanmış ve bir yüksek lisans tezi ve doktora tezi tamamlamlanma aşamasına gelmiştir. Bu proje kapsamında alınan mali destek ile Yeditepe Üniversitesi Robotik Araştırma laboratuvarında robot-destekli rehabilitasyon egzersizlerini tamamlarken kişilerin ne hissettiklerini ve kabiliyetlerini göz önünde bulundurarak egzersiz seviyesinin zorluk derecesini gerçek zamanda ayarlayan bir sistem oluşturulmuştur.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ I
İÇİNDEKİLER II
TABLO LİSTESİ IV
ŞEKİL LİSTESİ V
Özet VI
Abstract VI
1. GİRİŞ 1
2. GEREÇ VE YÖNTEM 3
2.1 Robot-Destekli Rehabilitasyon Sistemi, RehabRoby 4
2.2 Fizyolojik Ölçümler ve Öznitelik Çıkarımı 5
2.3 Zorluk Seviyesi Adaptasyonu için Algoritmalar 8
2.3.1 Kısmi Sıralı Küme Yönetici Algoritması 8
2.3.2 Seviye Artma/Azaltma Algoritması 9
2.4 Zorluk Seviyesinin Kapalı Çevrim Karar Mekanizması ile Değişimi 10
2.5 Meyve Toplama Oyunu 13
3. DENEYLER VE BULGULAR 14
3.1 Deney 1 14
3.1.1 Denekler: 14
3.1.2 Deney Prosedürü: 14
3.1.3 Öznitelik Seçimi 16
3.1.4 Niceliksel Analiz 17
3.1.5 Öznel Değerlendirme 17
3.2 Deney 2 19
3.2.1 Denekler: 19
3.2.2 Deney Prosedürü: 20
3.2.3 İstatiksel Analiz 20
3.2.4 Niceliksel Analiz 24
3.2.5 Öznel Değerlendirme 24
4. TARTIŞMA/SONUÇ 26

EK 1 DEMOGRAFİK ANKET 28

EK 2 BİLGİLENDİRİLMİŞ İZİN FORMU 29

EK 3 AYDINLATILMIŞ ONAM FORMU 30

EK 4 IET COMPUTER VISION DERGİSİNE GÖNDERİLMİŞ 13 KASIM 2017'de KABUL E-MAILI GELEN MAKALE 1 32

EK 5 IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEM AND REHABILITATION ENGINEERING DERGİSİNE GÖNDERİLMİŞ ŞU AN REVİZYONU YAPILAN MAKALE 2 . 53

KAYNAKLAR 63

TABLO LİSTESİ

Tablo 1. Biyogeribildirim algılayıcıları ve öznitelikler 7
Tablo 2. Gözlem sonuçları için tanımlamalar 10
Tablo 3. Skor ve $Mean_{SC}$' nin birlikte kullanımında gözlem sonuçları için kurallar 12
Tablo 4. A1 ve A2 algoritmalarında değerlik, uyarılma ve baskınlık skalalarının birbiriyle korelasyonu 19
Tablo 5. BVP özniteliklerinin istatiksel analizi 21
Tablo 6. SC özniteliklerinin istatiksel analizi 21
Tablo 7. ST özniteliklerinin istatiksel analizi 21
Tablo 8. BVP, SC ve ST özniteliklerinin etki boyutları 22
Tablo 9. G1, G2 ve G3 gruplarında değerlik, uyarılma ve baskınlık skalalarının birbiriyle korelasyonu 25

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1. Zorluk derecesi uyarlanabilir robot-destekli rehabilitasyon sistem mimarisi 3
Şekil 2. RehabRoby'nin alt düzey denetçisinde admitans filtre ile referans pozisyon oluşturulması 5
Şekil 3. ∆Skor hesabı 10
Şekil 4. Genel mimarinin gerçek zamanlı entegrasyonu 11
Şekil 5. Eşik seviyelerine göre skor ve $Mean_{SC}$ için zorluk bölgeleri 12
Şekil 6. Oyun görsel arayüzü 13
Şekil 7. Deney düzeni 15
Şekil 8. Farklı zorluk seviyeleri 15
Şekil 9. Uyarılma (üst), değerlik (orta) ve baskınlık (alt) duygusal boyutlarının derecelendirilmesinde kullanılan öz değerlendirme anketi 16
Şekil 10. $Mean_{temp}$ seçilen öznitelik 17
Şekil 11. Uyarılma, değerlik ve baskınlık derecelerinin ortalama değerleri 18
Şekil 12. Her seans için değerlik ve uyarılma raporları Russel'ın çembersel modelinde gösterimi (kırmızı yıldız:A1, siyah çember:A2, mavi kare: baseline A1, yeşil dörtgen: baseline A2) 18
Şekil 13. G1, G2, G3 HF değeri 23
Şekil 14. G1, G2, G3 $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ değeri 23
Şekil 15. G1, G2, G3 $Mean_{temp}$ ve $Deriv_{temp}$ değeri 24
Şekil 16. Uyarılma-değerlik dereceleri (siyah yıldız: baseline G1, yeşil yıldız: baseline G2, kırmızı yıldız: baseline G3, siyah üçgen: G1, yeşil üçgen: G2, kırmızı üçgen: G3) 25

Özet

Göreve katılım, hastaların rehabilitasyon programlarına katılımını sürdürmede kilit bir faktördür. Uygun düzeyde zorlayıcı bir rehabilitasyon görevi deneği motive edebilir ve deneklerin rehabilitasyona maksimum zihinsel katılımını sağlayabilir. Bu nedenle rehabilitasyon görevlerinden iyi performans elde etmek için, görev zorluk seviyesinin uygun zorlayıcılıkta olması arzu edilir. Her bir deneğe özgü zorluk seviyesini bulmak için, deneğin duygularını tespit etmek (sıkılmış ya da heyecanlı olma durumu) ve rehabilitasyon görevini, bu duyguları hesaba katarak deneklerin yeteneklerine daha iyi uyacak şekilde değiştirmek önemlidir.

Projenin ilk aşamasında, deneği motive edici rehabilitasyon egzersizleri oluşturmak için, robot destekli rehabilitasyon sistemi RehabRoby için dinamik bir oyun zorluk uyarlama mekanizması tasarlanmıştır. Uyarlama mekanizması için biri geleneksel algoritma (bir defada bir seviye artma/azalma) diğeri kısmi sıralı küme yönetici algoritması olmak üzere iki algoritma kullanılmıştır. Hem fizyolojik sinyaller gibi nesnel ölçülere hem de anket raporları gibi öznel ölçülere dayandırılan, sağlıklı katılımcılar ile yapılan kullanıcı araştırmasının sonuçları, deneklerin gelenekselle karşılaştırıldığında kısmi sıralı küme yönetici algoritmasında ortalama olarak daha yüksek heyecan seviyeleri deneyimlediğini göstermiştir. Görev sırasında kontrolü elinde tutma duygusu olan baskınlık oranları da gelenekselle karşılaştırıldığında kısmı sıralı küme yöneticisi algoritmasında daha yüksek olduğu gözlenmiştir.

Projenin ikinci aşamasında, rehabilitasyon görevinin zorluk seviyesini performansa, fizyolojik sinyale ve performans ile fizyolojik sinyalin her ikisine de dayalı olarak ayarlamak için kısmi sıralı küme yöneticisi algoritmasını kullanılmıştır. Fizyolojik sinyaller gibi öznel ölçüler ve anket raporları gibi nesnel ölçüler temel alınarak sağlıklı katılımcılar ile yapılan kullanıcı çalışmasından elde edilen sonuçlar performans ile fizyolojik sinyalin her ikisinin de uyarlama mekanizmasına dahil edildiğinde deneklerin ortalamada daha yüksek düzeyde heyecan deneyimlediğini göstermiştir.

Abstract

Task involvement is a key factor in sustaining patients' participation in rehabilitation programs. A suitable challenging rehabilitation task can motivate the subject, and cause maximum mental engagement during the rehabilitation. Thus, it is desirable that task difficulty needs to be appropriately challenging to obtain good performance from rehabilitation tasks. In order to find the appropriate challenging level for each subject, it is important to detect the subject's feelings (he/she is either becoming bored or excited), and

then to modify the rehabilitation task to better suit the subjects abilities by taking account their feelings.

At the first phase of the project, we present a dynamic game difficulty adaptation mechanism within the framework of a rehabilitation robotic system, RehabRoby, to create engaging rehabilitation exercises. Two algorithms, which are a traditional algorithm (increment/ decrement one level at a time) and partially ordered set master (POSM) algorithm, are used for adaptation mechanism. The results from a small user study with healthy participants, based on both objective measures, such as physiological signals, and subjective measures, such as survey reports, showed that the subjects experienced higher levels of excitement on average with the adaptive difficulty algorithm (POSM) compared to the traditional one. The ratings of dominance, which is the feeling of being in control during the task, were also higher in the POSM algorithm compared to the traditional one.

At the second phase of the project, we use POSM algorithm to adjust the difficulty level of the rehabilitation task based on the performance, a physiological signal and both performance and physiological signal parameters. The results from a small user study with healthy participants, based on both objective measures, such as physiological signals, and subjective measures, such as survey reports, showed that the subjects experienced higher levels of excitement on average when both performance and physiological signal parameters are included in the adaptation mechanism.

Index Terms—robot-assisted rehabilitation system, human-robot interaction, physiological signals, heath-care

Endeks Terimleri/Anahtar Kelimeler: Robot destekli rehabilitasyon sistemi, insan-robot etkileşimi, fizyolojik sinyaller, sağlık hizmeti

1. GİRİŞ

Tedaviye uyum, rehabilitasyon programının başarısı için önemli bir faktör olarak gösterilmektedir. Motivasyon eksikliği gibi psikolojik faktörler, aktif hasta katılımında en büyük engellerden biri olarak düşünülmektedir. Son yıllarda birçok araştırmacı oyunları, hastaların motivasyonunun devamlılığı, rehabilitasyon egzersizlerine uyumunu geliştirme, ve iyileştirmeye yardımcı olmak amacıyla rehabilitasyon terapileri sırasında kullanımını önermektedir (Wiemeyer ve Schneider, 2012). Ayrıca, oyun kullanımının motor öğrenmenin gelişimine etkisinin olumlu sonuçları daha önce yapılan çalışmalarda da gösterilmiştir (Burke vd., 2009, Radtka vd., 2013; Li vd., 2014; Laver vd., 2012; Saposnik vd., 2010). Daha önce yapılan çalışmalarda oyun egzersizlerinin geleneksel egzersizlere göre kullanıcıları daha uzun süre meşgul ettiği de gösterilmiştir (Leiker vd., 2016). Dolayısıyla, oyunların motivasyonu ve katılımı arttıran bir tedavi edici araç olarak kullanımı hakkında bir fikir birliğinin ortaya çıktığı görülmektedir (Lohse vd., 2013).

Aktif katılım, aktivite sırasında hem duygusal hem bilişsel unsurlara sahip olan psikolojik bir durum olarak tanımlanmaktadır (Leiker vd., 2016; O'Brien ve Toms, 2008). Deneysel kanıtlar, hastaları pozitif olarak zorlayan ve heyecanlandıran bir görev-zorluğu seviyesinde, motor görev öğrenim oranının daha yüksek olduğunu göstermiştir (Guadagnoli ve Lee, 2004). Bireyler, oyun yeterli zorlama sağladığı sürece, oyunu oynamak için motive olabilirler. Zorlama birey için yeterli olmadığında ise oyuna olan ilgileri ve oyunu oynama motivasyonları azalabilir. Örneğin oyun, kişinin oyunla ilgili beceri eksikliğine ya da görev düzeyinin hızına bağlı olarak kullanıcı için çok zor hale gelirse, ilgi seviyesi düşebilir, katılımcı egzersizi bırakmak isteyebilir (Csikszentmihalyi, 1990). Hem az zorlayıcı hem de fazla zorlayıcı durumlar hastaların görevleri tamamlama isteklerini engellemekte ve bu nedenle oyun veya görevin zorluk seviyesini kişiye göre ayarlamak ve ideal zorluğu tanımlamak önem arz etmektedir (Leiker vd., 2016; Zimmerli vd., 2013).

Oyunun ayarlanabilen zorluğunun, hasta katılımında anahtar bir unsur olmasına ek olarak, hastanın duygusal durumlarının da önemli bir etken olduğu düşünülmektedir, çünkü zorlanma bu durumları da uyarmaktadır (Boyle vd., 2012). Örneğin, "akış" psikolojik kavramı (Csikszentmihalyi, 1990) temel alındığında; eğer oyun zorluk seviyeleri, oyunun sunduğu zorluk düzeyi ile kullanıcıların becerilerini dengelerse "akış" duygusal durumu, sonrasında hastanın katılım seviyesini yüksek tutan olumlu bir ruh durumunu ortaya çıkarır. Bu alandaki araştırmaların oldukça kısıtlı olmasına ve duygusal durum göstergelerinin genellikle fizyolojik cevaplarla sınırlı olmasına rağmen (Leiker vd., 2016), yüksek seviyelerde motivasyonu sağlamak için kullanıcıların duygusal durumlarını izlerken birkaç zorluk seviyesi sunan bir oyun tasarımına odaklanmak önemlidir. Bu projede, amacımız uyarılma gibi duygusal

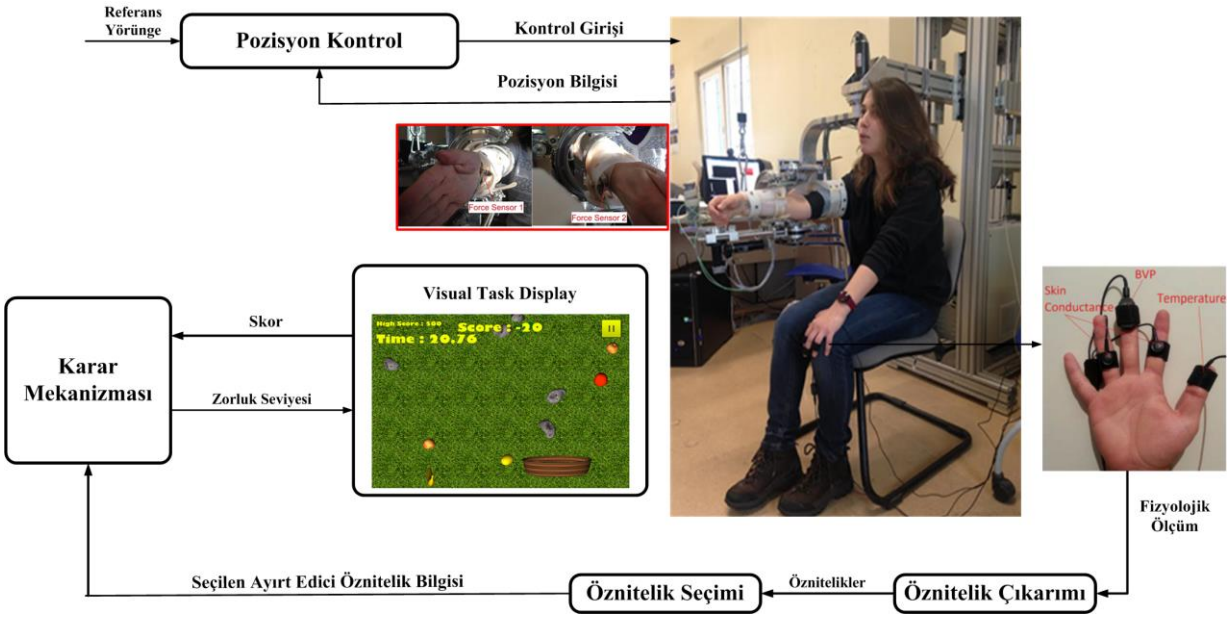
etmenleri gösteren fizyolojik ve davranışsal ölçümleri izlerken, oyunun sunduğu zorlanmayı (az zorlayıcı, zorlayıcı, çok zorlayıcı) hesaba katmaktır. Bu projede amacımız, zorluk seviyelerini önceden tanımlayıp katılımcıya sunmak, ve görevleri katılımcının beceri gelişimine uyum sağlaması için artan zorluk sevileri ile oyunu oynatmaktır. Katılımcının oyun içi performansı ve fizyolojik verisine göre oyun zorluğunu dinamik olarak uyarlayarak oyun zorluğunun uygun seviyesi belirlenir.

Bu projede, ilk aşamada RehabRoby (Ozkul vd., 2012; Barkana ve Ozkul, 2013a; Ozkul ve Barkana, 2013b) olarak adlandırılan dış iskelet temelli üst ekstremite robot destekli rehabilitasyon sisteminin kullanımı sırasında oyun zorluk seviyesini ayarlamak için iki algoritma değerlendirmesi yapıldı. Bu iki algoritma, katılımcının performansına (skor) göre oyunun zorluğunu dinamik olarak değiştirerek uygun bir zorluk seviyesini sağlamaya çalışmaktadır. Bu iki algoritmayı değerlendirmek için çapraz bir çalışma tasarlandı. İlk algoritma (A1), gözlemlerden öğrenen ve uygun zorluk seviyesini tahmin eden kısmi sıralı küme yönetici algoritmasıdır (Ilici vd., 2012). Kısmi sıralı küme algoritması, “daha zor” ilişkisi kuran bir zorluk ayarları kümesine ihtiyaç duyar. Kısmi sıralı küme algoritması üç ana avantajından dolayı seçilmiştir: i) kısmi sıralı küme çevrimdışı eğitime ve deneğin davranışıyla ilgili geçmiş bilgiye ihtiyaç duymaz; ii) kısmi sıralı küme her göreve kolayca entegre edilebilir, ve iii) kısmi sıralı küme uygun ayarı öğrenmeden önce yapabileceği maksimum hata sayısını garanti eder. Diğer algoritma (A2), artımlı/azaltımlı zorluk adaptasyonu olarak isimlendirilen sık kullanılan bir algoritmadır. Bu algoritmada zorluk seviyeleri skor değerlerindeki değişime bakılarak bir seviye arttırma, bir seviye azaltma ya da aynı seviyede tutma şeklinde tanımlanır. Bu projede, her denek için uygun zorluk seviyesini bulan en iyi algoritmayı belirlemek için performans (skor), fizyolojik sinyaller ve öznel rapor (anketler) sonuçları değerlendirilmektedir. Performans, görevin uygulanması sırasında kaydedilmektedir, ve deneklerin duygusal durumlarını göstermek için ise deri iletkenliği, kan hacmi darbesi, ve deri sıcaklığı gibi fizyolojik sinyalleri tespit eden biyogeribildirim algılayıcıları kullanılmaktadır. Bu sinyaller daha önceki çalışmalarda robot destekli yürüyüş rehabilitasyonu sırasında hastaların psikolojik durumunu sınıflandırmak (heyecanlı, sıkılmış vb.) için de kullanılmıştır (Koenig vd., 2011a; Koenig vd., 2011b). Katılımcıların psikolojik durumu (uyarılma-değerlik), rehabilitasyon ortamında fizyolojik cevapların (nabız, deri iletkenliği tepkisi, solunum hızı, deri sıcaklığı) ölçümü yoluyla da ayrıca değerlendirilmiştir (Mihelj vd., 2009). Bu çalışma yukarıda bahsedilen fizyolojik sinyallere ek olarak duygusal durumun öz bildirim ölçümlerini de içermektedir. Likert tipi sınıflandırma şekillerinde, bu öz bildirim ölçümleri bireyin görevi gerçekleştirme sırasındaki öznel duygusu hakkında bilgi sağlamaktadır.

Bu projenin diğer amacı sadece kullanıcının performansına bağlı adaptasyon mekanizması değil kullanıcının fizyolojik verilerini de dikkate alarak oyunun zorluğunu dinamik olarak değiştiren bir algoritmayı RehabRoby sistemine entegre etmektir. Hastanın ne hissettikleri kontrol döngüsünde olduğunda daha verimli ve etkili robot destekli tedavilerin geliştirilmesinin mümkün olduğu daha önce yapılan bir çalışmada gösterilmiştir (Duschau-Wicke vd., 2010). Bu nedenle RehabRoby için, tüm rehabilitasyon görevi süresince kullanıcıların heyecanlı ve motive kalmasını sağlarken dinamik olarak uygun zorlanma seviyesini bulabilen dinamik bir zorluk ayarlama mekanizması geliştirilmiştir. Bu projede, kullanıcının ne hissettiğinin zorluk seviyesi algoritmasına eklenmesinin değerlendirmesi yine fizyolojik sinyallerdeki değişimlere, ve öznel rapor (anketler) sonuçlarına bakılarak yapılmaktadır.

2. GEREÇ VE YÖNTEM

Bu projede oluşturulan sistemin genel mimarisi Şekil 1'de verilmiştir. Şekil 1'de görüldüğü gibi deneklerden RehabRoby'i kullanarak rehabilitasyon görevine benzeyen bir oyunu oynamaları istenmektedir. Oyun sırasında biyogeribildirim algılayıcılardan alınan verilerden deneklerin fizyolojik verileri ölçülmekte, ve bu veriler işlendikten (öznitelik çıkarımı, öznitelik seçimi) sonra farklı duygu durumunu ayırt edici öznitelikler çıkarılmaktadır. Ayırt edici öznitelik değeri ve ve oyun performans (skor) çıkarımları zorluk ayarlama mekanizması ile deneğe uygun bir sonraki zorluk seviyesini belirlemede kullanılmaktadır.



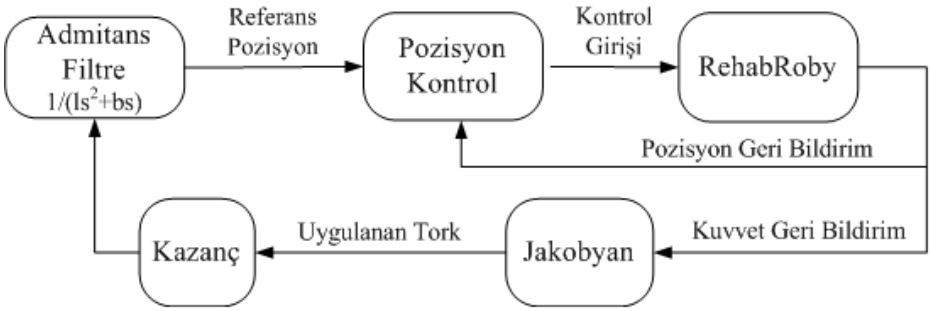
Şekil 1. Zorluk derecesi uyarlanabilir robot-destekli rehabilitasyon sistem mimarisi

2.1 Robot-Destekli Rehabilitasyon Sistemi, RehabRoby

Bu çalışmada dış iskelet (exoskeleton) tip bir robot destekli rehabilitasyon sistemi olan RehabRoby kullanılmaktadır (Şekil 1) (Ozkul ve Barkana, 2013a; Ozkul ve Barkana, 2013b; Ozkul vd., 2016; Ozkul vd., 2012). RehabRoby pasif mod, aktif-yardımlı mod ve dirençli mod terapi uygulayabilecek, farklı boy ve kol uzunluklarındaki insanlar için kolayca ayarlanabilecek, hem sağ hem de sol kol rehabilitasyonu için kullanılabilecek şekilde tasarlanmıştır. RehabRoby omuz hareketleri olan ekstansiyon, fleksiyon, abdüksiyon, adduksiyon, iç ve dış rotasyon; ön kol pronasyon ve süpinasyon ile birlikte günlük yaşam aktiviteleri için gerekli olan hareketlerin kombinasyonlarını sağlayabilmektedir. RehabRoby için hareket aralıkları, eklem torkları, hızları ve ivmeleri iki günlük yaşam aktivitesi (çorba ve kahve içme) sırasında sağlıklı katılımcıların yaptıkları hareketlerin ölçümleri kullanılarak belirlenmiştir.

RehabRoby'ye omuz ve önkolu destekleyen termoplastik bir kol ateli eklenmiştir. Velkro bantlar yardımıyla kola takılan atel, katılımcıların kol uzunluğuna göre ayarlanabilmektedir. Bol geldiği durumda, ilave yumuşak malzeme (plastazote) ile aradaki boşluk giderilerek uyumu sağlanmakta, ve bu şekilde olası hareket kaybı önlenmektedir (Şekil 1). Atelin önkol parçasının dorsal yüzü ile cilt arasına ekstansör kaslar üzerine Kistler marka kuvvet algılayıcısı (9313AA1) yerleştirilmiştir. Kuvvet algılayıcılardan biri dirsek fleksiyon bir diğeride dirsek ekstansiyon sırasında uygulanan kuvvetleri ölçmek için kullanılmıştır. Sistemin güç kaynağına bağlanması ile sistemdeki elektriksel kesintilerden meydana gelebilecek çökmeler engellenerek deneklerin güvenliği sağlanmıştır. RehabRoby'yi herhangi bir anda devre dışı bırakabilmek için ise acil durum düğmesi sisteme dahil edilmiştir.

RehabRoby'nin yazılımında hızlı ve kolay sistem geliştirilmesine imkan sağlayan Matlab Simulink/Realtime Workshop kullanılmıştır. Bilgisayar ve diğer elektriksel donanım arasında gerçek zamanlı iletişimi sağlaması için Humusoft Mf624 model veri toplama kartı kullanılmıştır. RehabRoby'nin eklemlerinin hareketi için Maxon model fırçalı doğru akım motorları tercih edilmiştir. Eklem pozisyon ölçümlerinde yüksek hassasiyet elde edebilmek için yüksek çözünürlüklü dijital artımlı enkoderler DC motorlar ile birleştirilmiştir. RehabRoby'nin alt düzey denetçisi olarak kullanılan iç pozisyon kontrol döngüsünü de içeren admitans kontrol blok şeması Şekil 2'de görülmektedir. Alt düzey denetçi Ozkul ve Barkana (2013a), Ozkul ve Barkana (2013b), Ozkul vd. (2016), Ozkul vd. (2012) referanslarında detaylıca anlatılmıştır.



Şekil 2. RehabRoby'nin alt düzey denetçisinde admitans filtre ile referans pozisyon oluşturulması

2.2 Fizyolojik Ölçümler ve Öznitelik Çıkarımı

Yüz, ses ve / veya jestler daha önce yapılan çalışmalarda kullanıcıların hisselerini belirlemek tespiti için yaygın olarak kullanılmıştır (Koelstra vd., 2012). Ancak bir kişinin konuşma, jest ya da yüz ifadeleri ile hissettiği duyguları tam olarak ifade etmesi bazen mümkün olmayabilir. Bu durumda, fizyolojik sinyallerdeki değişimlere bakılarak duygu durumunun tespitinin daha iyi bir sonuç verebileceği daha önce yapılan çalışmalarda gösterilmiştir. Birçok çalışmada fizyolojik sinyalleri elde etmek, ve insan-bilgisayar etkileşimindeki kişilerinin ne hissettiğini tespit etmek için biyogeribildirim algılayıcıları kullanılmıştır.

Robot-destekli rehabilitasyon çalışmaları sırasında, deri iletkenliği, kan hacmi darbesi, ve deri sıcaklığı algılayıcıları yardımıyla hastaların duygusal durumu (heyecanlı, aşırı stresli, sıkılmış) daha önce yapılan çalışmalarda sınıflandırılmıştır (Koenig vd., 2011a; Koenig vd., 2011b). Fizyolojik ölçümler (kalp atış hızı, deri iletkenliği cevabının frekansı, solunum hızı) daha önce hastaların duygusal durumunu rehabilitasyon ortamında tahmin etmek için kullanılmıştır (Mihelj vd., 2009; Badesa vd., 2012). Deri iletkenliği, psikoloji ve ilişkili disiplinlerde, duygusal süreçler, dikkat ve duygusal uyarılmanın göstergesi olarak daha önceki çalışmalarda kullanılmıştır (Chaouachi vd., 2010). Deri iletkenliği ayrıca kontrollü deneylerde, deneklerin stres, heyecan, sıkılma, kızgınlık gibi çeşitli duygularını ölçmek için de kullanılmıştır (Poh vd., 2010). Bunlara ek olarak, deri iletkenliği ölçümleri kızgınlık ve korku duygularını ayırt etmek için de kullanılmıştır (Ax, 1953). Deri iletkenliği cevabının uyarılmanın duygusal yönüyle doğrusal olarak değiştiği daha önce yapılan bir çalışmada gösterilmiştir (Lang, 1995). Deri iletkenliği cevabı sayısının duygusal zorlanmanın duyarlı bir belirteci olduğu da gösterilmiştir (Boucsein, 2012; Brown ve Macefield, 2014). Deri iletkenliği, görev performansı sürecindeki beklentisel kaygı ve stres üzerine yapılan çalışmalarda bir stres ölçüsü olarak da kullanılmıştır (Boucsein, 2012). Görev talebi düşükten ortaya doğru arttığında, deri iletkenliğinin de arttığı gözlenmiştir (Mackersie ve Cones, 2011). Kan hacmi algılayıcısından elde edilen kalp atış hızının, uyarılma ile de arttığı gösterilmiştir (Swangnetr ve Kaber, 2013). Kan hacmi sinyalinin atım arası aralıkları hesaplanarak elde edilen nabız değişkenliği sinyalinin, hastaların göreceli duygusal durum bilgisini içerdiği gösterilmiştir

(Günther vd. , 2010). Çeşitli görevlerin yerine getirilmesi sırasında, stres, heyecan, gerilim veya diğer duygular geliştiğinde deri sıcaklığının düştüğü belirtilmiştir (Kataoka vd., 1998). Mutlu bir duygu oluşturmaya eğilimli film kliplerinde deri sıcaklığında yükselme, tehditkar kişisel sorulara karşılık ise deri sıcaklığında düşme olduğu gözlemlenmiştir. Bu projede de daha önce literatürde sıkça kullanılan deri iletkenliği, deri sıcaklığı ve kan hacmi algılayıcıları kullanılmış, ve bu algılayıcılardan öznitelikler çıkarılmıştır.

Kan hacmi basıncı orta parmağın üzerine yerleştirilen Şekil 1'de görüldüğü gibi BVP Flex-Pro algılayıcısı kullanılarak kaydedilmiştir. Deri iletkenliği, deri iletkenliği algılayıcısı kullanılarak kaydedilmiştir. Deri iletkenliği algılayıcısında, elektrotlar işaret parmağı ile yüzük parmağının orta kısmına takıldı (Şekil 1). Deri sıcaklığı başparmağın parmak ucuna takılan bir sıcaklık algılayıcısı kullanılarak kaydedilmiştir. Algılayıcılar giyilebilir, hafif, non-invazif ve FDA onaylıdır. Fizyolojik sinyaller Procomp Infiniti Encoder ve MATLAB yazılımı kullanılarak 20 Hz örnekleme alınarak kaydedilmiştir. Ham fizyolojik sinyallerden çeşitli öznitelikler çıkarılmıştır. Deri sıcaklığı algılayıcısından elde edilen öznitelikler genellikle ortalama ve standart sapmayı içerirken, kan hacmi algılayıcısından çıkarılan öznitelikler filtreleme, tepe algılama, interpolasyon ve güç spektral yoğunluk hesaplamasını içermektedir. Bazı sinyaller, kalp atış hızı değişkenliğinin (HRV) bir takım zaman ve frekans alanı özellikleri tarafından karakterize edilen kalp atış hızı (HR) gibi sinyal-spesifik özelliklere sahiptir (Novak vd., 2012). Deri iletkenliği sıklıkla genlik ve deri iletkenliği cevabı ile karakterizedir (Novak vd., 2012). Özniteliklerin bir listesi kaynak Kreibig (2010)' da mevcuttur.

Bu projede çıkarılan ilk öznitelik, dakikadaki atım sayısı olan kalp atış hızıdır (HR), ve kan hacmi algılayıcısından elde edilmiştir. Nabız aralıklarından, atım arası aralıklarının (IBI) ortalama ve standart sapmaları elde edilmiş, ve sırasıyla $Mean_{IBI}$ ve Std_{IBI} olarak isimlendirilmiştir. Ek olarak kan hacmi verisinin ortalama ve varyansı sırasıyla $Mean_{BVP}$ ve Var_{BVP} olarak elde edildi. Ayrıca, ham kan hacmi algılayıcı verisinin türevinin ortalaması bulunmuştur ($Deriv_{BVP}$). Ardından, ardışık nabız tepe aralıkları arasındaki atım arası aralık sayılarak kalp atış hızı değişkenliği (HRV) sinyali elde edilmiş ve HRV spektrumu üç aralığa bölünmüştür (Yijing vd., 2015). 0-0.05 Hz aralığı çok düşük frekans (VLF), 0.05-0.15 Hz aralığı düşük frekans (LF), ve 0.15-0.4 Hz aralığı yüksek frekans (HF) olarak tanımlanmıştır. Sempatik ve parasempatik sistemler arasındaki genel dengeyi gösteren LF/HF ve (VLF+LF)/HF de ayrıca elde edilmiştir. BVP toplam gücü (BVP_{tp}) çok düşük frekans toplam gücüne bölündüğünde çok düşük frekansın yüzde oranı (per_{VLF}) elde edilmiştir. Benzer şekilde, düşük frekansın yüzde oranı (per_{LF}) ve yüksek frekansın yüzde oranı (per_{HF}) da bulunmuştur. Toplam gücün düşük frekansının, toplam gücün düşük-yüksek frekansına oranı düşük frekans normu (LF_{norm}) ve toplam gücün yüksek frekansının toplam gücün düşük-yüksek frekansına oranı yüksek frekans normu (HF_{norm}) olarak tanımlanmıştır. Deri iletkenliği cevabı (SCR), deri iletkenliği algılayıcı sinyalindeki geçici yükselmelerin toplam sayısı olarak

elde edilmiştir. Bu projede, ilk önce deri iletkenliği sinyalinin tüm tepe ve çukurları bulunmuştur. Daha sonra, eğer bir çukurdan, o çukurun ardışık tepesine olan artış 0.05' ten büyükse, bu tepe, geçerli bir deri iletkenliği cevap sayısı olarak hesaplanmış, ve bu cevapların toplam sayısı SCR değerini oluşturmuştur. SC değerinin ortalama ($Mean_{sc}$) ve varyansı (Var_{sc}) 180 saniyelik bir periyotta deri iletkenliği algılayıcısından kaydedilmiştir. Deri iletkenliğinin ilk türevinin ($Deriv_{sc}$) ortalaması da bulunmuştur. Son olarak, ortalama sıcaklık ($Mean_{temp}$), sıcaklık değerinin varyansı (Var_{temp}) ve sıcaklığın ilk türevinin ortalaması ($Deriv_{temp}$) sıcaklık algılayıcısından elde edilmiştir. Biyogeribildirim algılayıcıları ve ilişkili öznitelikleri Tablo 1' de listelenmiştir.

Tablo 1. Biyogeribildirim algılayıcıları ve öznitelikler

Fizyolojik Sinyaller	Türetilen Öznitelikler	Kısaltma
Kan Hacmi Darbesi (BVP)	Kalp Atış Hızı	HR
	Ortalama Atım Arası Aralık (IBI)	$Mean_{IBI}$
	IBI Standart Sapması	Std_{IBI}
	Ortalama (BVP)	$Mean_{bvp}$
	Kan Hacmi Varyansı	Var_{bvp}
	Kan Hacmi Birinci Türevinin Ortalaması	$Deriv_{bvp}$
	Çok Düşük Frekans	VLF
	Düşük Frekans	LF
	Yüksek Frekans	HF
	Frekansların Oranı	(LF/HF)
	Frekansların Toplamının HF' ye Oranı	(VLF + LF)/HF
	Kan Hacmi Toplam Güç	BVP_{tp}
	Çok Düşük Frekansın Yüzde Oranı	per_{VLF}
	Düşük Frekansın Yüzde Oranı	per_{LF}
	Yüksek Frekansın Yüzde Oranı	per_{HF}
	Düşük Frekans Normu	LF_{norm}
	Yüksek Frekans Normu	HF_{norm}
Deri İletkenliği (SC)	Deri İletkenliği Cevabı	SCR
	Ortalama Deri İletkenliği	$Mean_{SC}$
	Deri İletkenliği Varyansı	$Variance_{SC}$
	Deri İletkenliğinin Birinci Türevinin Ortalaması	$Deriv_{SC}$
Deri Sıcaklığı (ST)	Ortalama Deri Sıcaklığı	$Mean_{temp}$

	Deri Sıcaklığı Varyansı	Var_{temp}
	Deri Sıcaklığının Birinci Türevinin Ortalaması	$Deriv_{temp}$

2.3 Zorluk Seviyesi Adaptasyonu için Algoritmalar

Bu projede oyun zorluk seviyesinin adaptasyonu için kısmi sıralı küme yönetici algoritması ve seviye artma/azaltma algoritmaları kullanılmıştır.

2.3.1 Kısmi Sıralı Küme Yönetici Algoritması

Bu projede, kısmi sıralı küme yönetici algoritması egzersiz boyunca yapılan gözlemleri değerlendirerek uygun zorluk ayarlarını tahmin etmek için kullanılmıştır. Kısmi sıralı küme yönetici algoritması birbirleri arasında "daha zor" formunda bir ilişki bulunan zorluk ayar kümesini kullanmaktadır. Bu ilişkinin RehabRoby ile yapılan rehabilitasyon egzersizlerinde tanımlanabilmesinden dolayı bu projede bu algoritma seçilmiştir. Dinamik zorluk ayarlama mekanizmasının girişi kullanıcının performansı (örn. skor), görev zamanı, hareket doğruluğu gibi parametreler olabilir. Kısmi sıralı küme yönetici algoritması deneklerin performansını (skor) değerlendirerek zorluk düzeyini ayarlamak için bu projede ilk algoritma (A1) olarak kullanılmıştır.

Bu projede, kısmi sıralı küme yönetici algoritması diğer yaklaşımlara göre çevrimdışı alıştırma ve deneğin davranışı hakkında arka plan bilgisi gerektirmemesi, algoritmanın farklı oyunlar ve oyun türlerine kolay bir şekilde aktarılabilir olması, ve algoritmanın uygun ayarı öğrenmeden önce yapabileceği maksimum hata sayısı teorik olarak garanti edilmesinden dolayı seçilmiştir (Ilici vd., 2012). Kısmi sıralı küme yönetici algoritmasında zorluk düzeyinin dinamik olarak ayarlanma problemi "yönetici" ve "oyuncu" arasında oynanan oyun olarak tanımlanmıştır. Oyun sırasıyla şu üç adımdan oluşur:

- Yönetici bir zorluk ayarı tahmin eder
- Denek egzersizi belirli bir süre içerisinde bu ayarda gerçekleştirir
- Yönetici bu zorluk seviyesinin deneğe uygunluğu ile ilgili geri bildirim alır.

Bu geri bildirim şu bilgilerden birini içerir, i) sıkılma- tahmin edilen zorluk ayarı yeterli değildir, ii) motive- tahmin edilen zorluk ayarı denek için uygundur, ve iii) aşırı zorlanma- tahmin edilen zorluk ayarı deneğin beceri düzeyinin üzerindedir. Bu adımlar egzersiz sonuna kadar devam eder ve yöneticinin görevi deneği mümkün olduğunca uygun zorluk ayarında tutmaktır.

Kısmi sıralı küme yönetici algoritmasının amacı sonlu sayıdaki kısmi sıralı olası ayarlar kümesinden (K, ≥) doğru ayarı tahmin etmektir. Sıralama $\forall i, j \in K$ için eğer i > j ise i, j' den daha zor olacak şekildedir. Algoritmanın gözlemlediği olası cevaplar şunlardır:

+1 ; zorluk düzeyi "sıkılma" durumunda

0 ; zorluk düzeyi “motive” durumunda

-1 ; zorluk düzeyi “aşırı zorlanma” durumunda

Kısmi sıralı küme yönetici algoritması her bir zorluk ayarının doğruluk katsayısını (w_t) düzenler ve “sıkılma” ya da “aşırı zorlanma” cevaplarını gözlemlediğinde bu katsayıyı günceller. Algoritmanın adımları şunlardır:

Ön tanımlar: β ∈ (0, 1), K zorluk ayarı kümesi, *K* üzerinde kısmi sıralanma ≥, gözlemler dizisi $o_1, o_2, \ldots$

$\forall k \in K$: $w_1(k) = 1$ olsun

1. $\forall k \in K$: $w_1(k) = 1$
2. Döngü t = 1, 2...
3. $\forall k \in K$: $A_t(k) = \sum_{x \in K,\ x \geq k} w_t(x)$
4. $\forall k \in K$: $B_t(k) = \sum_{x \in K,\ x \leq k} w_t(x)$
5. Tahmin $k_t = \text{argmax}_{k \in K} \min\{B_t(k), A_t(k)\}$
6. Gözlem $o_t \in \{-1, 0, 1\}$
7. Eğer $o_t = +1$ ise
8. $\forall k \in K$: $w_{t+1}(k) = \begin{cases} \beta w_t(k), & k \leq k_t \\ w_t(k), & diğer\ koşullarda \end{cases}$
9. Koşul sonu
10. Eğer $o_t = -1$ ise
11. $\forall k \in K$: $w_{t+1}(k) = \begin{cases} \beta w_t(k), & k \geq k_t \\ w_t(k), & diğer\ koşullarda \end{cases}$
12. Koşul sonu
13. Döngü sonu

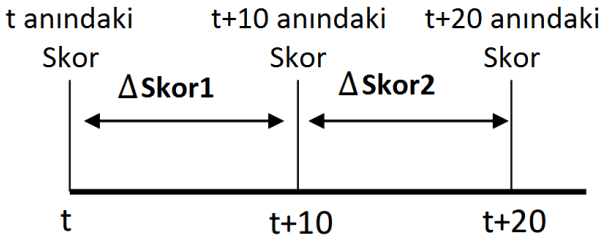
Kısmi sıralı küme yönetici algoritmasının temel hedefi mümkün olduğunca doğruluk katsayısını (w_t) güncellemektir. Satır 3’ te A_t o anki zaman adımındaki geçerli ayarından daha zor olarak bilinen ayarların doğruluk katsayılarının toplamını, ve B_t ise daha kolay olanların toplamını içerir. Tahmin edilecek zorluk seviyesi (*k*) en kötü senaryo güncellemesindeki min{Bt(k),At(k)} en iyiyi verecek şekilde seçilir (satır 5). Eğer gözlem çıktısı “sıkılma” ise, zorluk düzeyi yükseltillir. Önerilen ayar ve ondan daha kolay olan ayarların doğruluk katsayısı güncellenir (satır 8). Eğer gözlem çıktısı “aşırı zorlanma” ise zorluk düzeyi düşürülür, ve önerilen ayar ve ondan daha zor olan ayarların doğruluk katsayısı güncellenir (satır 11).

2.3.2 Seviye Artma/Azaltma Algoritması

Bu projede kullanılan diğer algoritma (A2) ise seviye belirlemede sıklıkla kullanılan skor değerlerindeki değişikliklere bakarak zorluk düzeyini arttırma, azaltma ve aynı seviyede tutmaktır. A2 algoritması önceki 10 saniyelik periyotlardaki skor farklarına bakarak aksiyona karar verir (Tablo 2). $\Delta Skor_1$ t ve t+10 anlarındaki skorların farkı, $\Delta Skor_2$ ise t+10 ve t+20 anlarındaki skorların farkıdır (Şekil 3). ΔSkor’ un 30 puan ve altında olması *Düşük*, 40 ve 60 puanları arasında olması *Orta,* 60 puan ve üzerinde olması ise *Yüksek* anlamına gelmektedir. Bu skor aralıkları genellikle kullanılan aralıklardır, ve isteğe göre değiştirilebilir.

Tablo 2. Gözlem sonuçları için tanımlamalar

$\Delta Skor_1$	$\Delta Skor_2$	Gözlem (A2 için karar)
Düşük	Düşük	-1 (Bir seviye düşür)
Orta	Düşük	
Yüksek	Düşük	
Düşük	Orta	0 (Aynı seviyede kal)
Orta	Orta	
Yüksek	Orta	
Düşük	Yüksek	+1 (Bir seviye arttır)
Orta	Yüksek	
Yüksek	Yüksek	



Şekil 3. ΔSkor hesabı

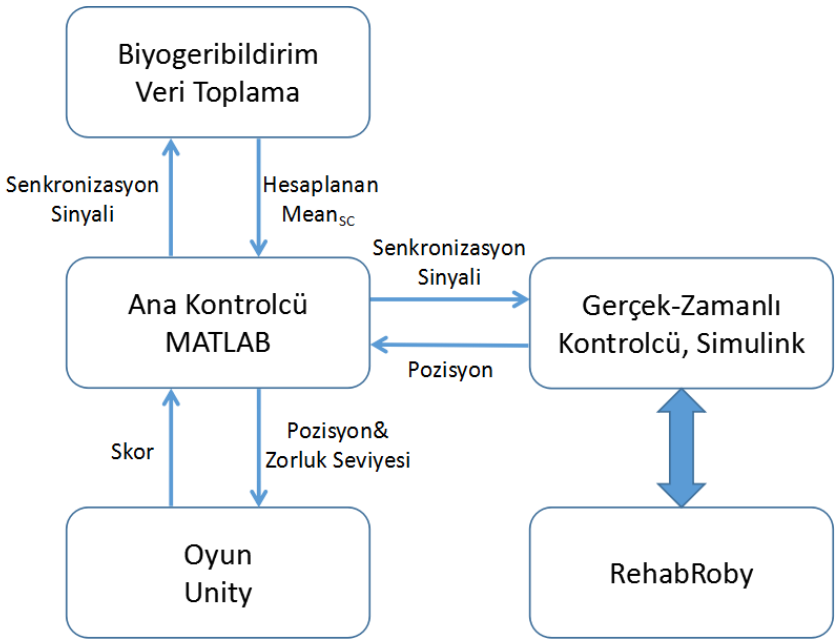
2.4 Zorluk Seviyesinin Kapalı Çevrim Karar Mekanizması ile Değişimi

Bu projenin en son ulaşılması istenen amacı biyogeribildirim sinyallerinin ve skorun gerçek zamanlı olarak değerlendirildiği kapalı çevrim karar mekanizması geliştirmektir. Uyarlanabilir zorluk seviyesi ayarlama için raporun 2.3.1 bölümde detayları verilen sıralı küme yönetici algoritması kullanılmıştır. Kısmi sıralı küme yönetici algoritmasının rehabilitasyon görevinin zorluk seviyesini ayarlaması için skor, fizyolojik sinyal ve skor ile fizyolojik sinyal birlikte olmak üzere 3 farklı geri besleme yöntemi kullanılmıştır. Algoritmada bu geri beslemelerden elde edilen gözlemler değerlendirilerek görevin yeni zorluk seviyesi hesaplanmıştır.

Kısmi sıralı küme yönetici algoritmasının zorluk seviyesine skor değişimine göre karar verdiği ilk geri besleme yönteminde skor tabanlı geri besleme kullanılmıştır (G1). Yüksek eşik (70%) ve düşük eşik (30%) olmak üzere iki eşik düzeyi tanımlanmıştır. Eğer skor değişimi yüksek eşik düzeyinden daha yüksek ise gözlem sonucu, zorluk seviyesinin denek için fazla kolay olduğu anlamını taşıyan +1 değerini almıştır. Skor değişimi düşük eşik değerinden daha düşükse zorluk seviyesi denek için fazla zordur, ve gözlem sonucu -1 değerini almıştır. Her iki durumun dışında ise zorluk seviyesinin denek için uygun olduğu söylenebilir, ve gözlem sonucu 0 değerini almıştır.

Bireyi fizyolojik sinyaller aracılığıyla döngüye entegre etmek önemlidir. Bu sebeple ikinci geri besleme metotunde $Mean_{SC}$ (ortalama deri iletkenliği) geri besleme olarak kullanılmıştır (G2). $Mean_{SC}$ değişimi en iyi gösteren fizyolojik sinyal olupu için seçilmiştir. $Mean_{SC}$' nin gerçek

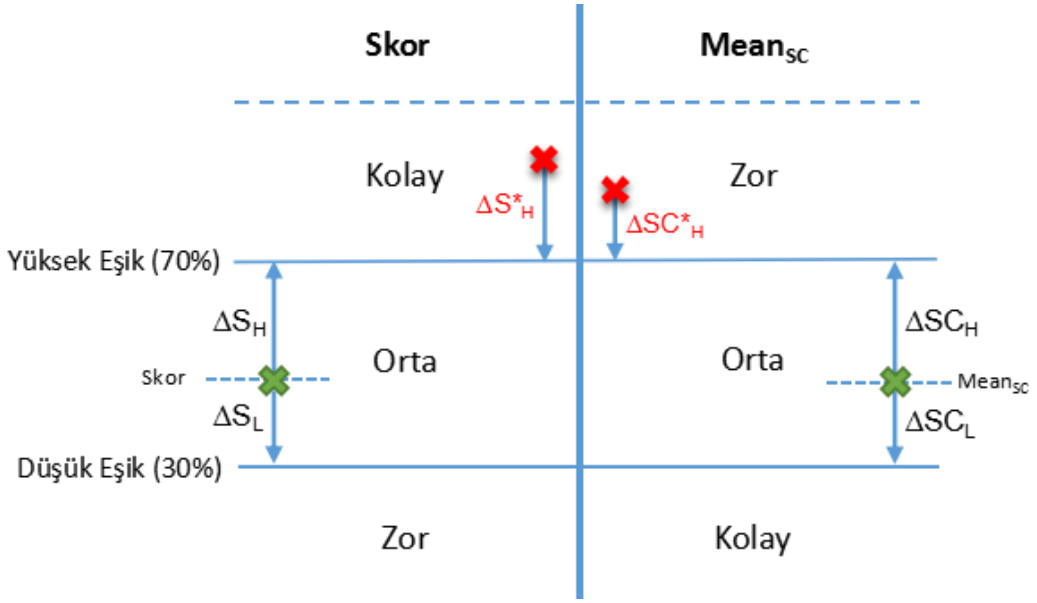
zamanlı geri beslemesini içeren genel mimari Şekil 4' de verilmiştir. Ana kontrolcü tüm sistemdeki sinyal akışı ile zaman senkronizasyonunu koordine eder, ve kısmi sıralı küme yönetici algoritmasını kullanarak yeni zorluk seviyesine karar verir. Biyogeribildirim veri toplama modülü periyot süresince kayıt yapar, ve periyot sonunda kaydı durdurarak $Mean_{SC}$ değerini hesaplar. Ana kontrolcü ve oyun sanal seri port üzerinden haberleşmektedir. Oyun için gerekli pozisyon verisi ana kontrolcü tarafından her 50 ms' de bir güncellenmektedir. Her bir periyot sonunda (3 dakika) zorluk seviyesinin hesaplanması için skor güncellemesi ana kontrolcüye iletilir. $Mean_{SC}$ için yüksek eşik (70%) ve düşük eşik (30%) olmak üzere iki eşik düzeyi tanımlanmıştır. Bu eşik değerlerine deneklerin önceki deneylerde aşırı zorlandığı veya sıkıldığı $Mean_{SC}$ değer aralıklarına bakılarak karar verilmiştir. Eğer $Mean_{SC}$ çok yüksek ise denek görevi fazla zorlayıcı bulduğundan yapılacak işe olan ilgisi azalmış olabilir (Swangnetr ve Kaber, 2013). $Mean_{SC}$ çok düşük ise yine denek görevi fazla kolay bulduğundan işi devam etme motivasyonunu kaybetmiş olabilir. Hesaplanan $Mean_{SC}$ değeri belirlenen yüksek eşik değerinden daha yüksek ise zorluk seviyesi denek için fazla zorlayıcıdır, ve gözlem sonucu -1 değerini almıştır. Eğer $Mean_{SC}$ düşük eşik değerinden daha düşükse zorluk seviyesi denek için fazla kolaydır, ve gözlem sonucu +1 değerini almıştır. Diğer durumlarda ise zorluk seviyesi denek için istenilendir ve gözlem sonucu 0 olmaktadır.



Şekil 4. Genel mimarinin gerçek zamanlı entegrasyonu

Son geri besleme yönteminde ise skor değişimi ve $Mean_{SC}$ değerleri birlikte kısmi sıralı küme yönetici algoritmasında geri besleme olarak kullanılmıştır (G3). Skor değişimi ve $Mean_{SC}$ parametreleri için tahmini zorluk bölgeleri Şekil 5' de verilmiştir. İlgili eşik değerleri ile hesaplanan skor değişimi ve $Mean_{SC}$ arasındaki farkların (ΔS_H , ΔS_L , ΔS_{CH} , ΔS_{CL})

karşılaştırıldığı yeni bir kural kümesi tanımlanmıştır (Tablo 3). Yeşil çarpı işaretleri skor değişimi ve $Mean_{SC}$' nin herhangi bir durumdaki değerlerini temsil etmektedir (Şekil 5). Kırmızılar ise skor sonucunun kolay (zorlayıcı olmayan), $Mean_{SC}$ sonucunun zor (aşırı zorlayıcı) olduğu durumdaki örnek skor değişimini, ve $Mean_{SC}$ değerlerini göstermektedir. Bu durumda eğer skor değişimi ile yüksek eşik değeri arasındaki fark (ΔS^*_H), $Mean_{SC}$ değeri ile yüksek eşik değeri arasındaki farktan (ΔSC^*_H) büyükse gözlem sonucu +1, ters durumda ise -1' dir. Eşitlik durumunda ise gözlem sonucu sıfır değerini almıştır.



Şekil 5. Eşik seviyelerine göre skor ve $Mean_{SC}$ için zorluk bölgeleri

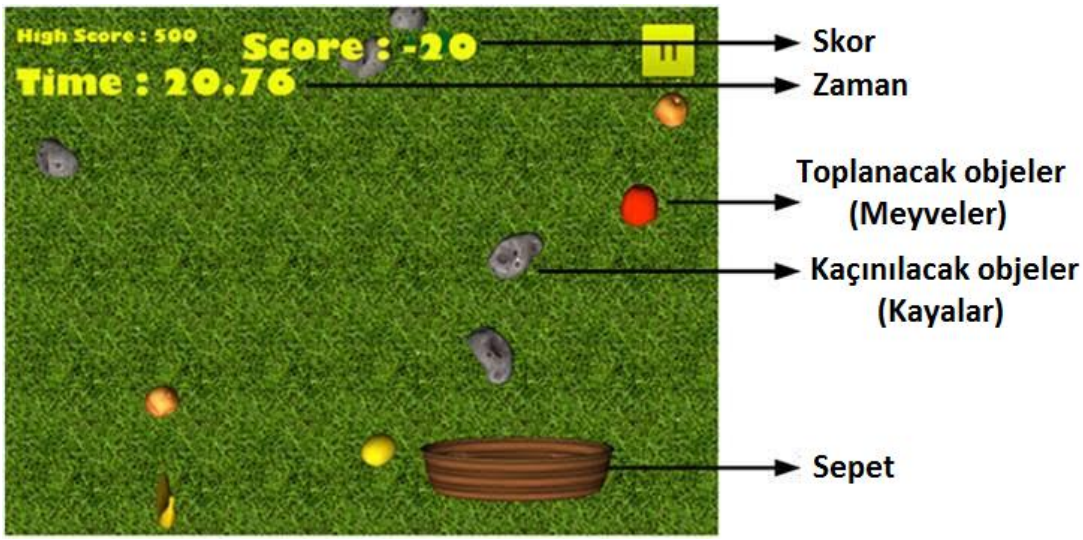
Tablo 3. Skor ve $Mean_{SC}$' nin birlikte kullanımında gözlem sonuçları için kurallar

		Mean$_{sc}$		
		Kolay	***Orta***	***Zor***
Skor	***Kolay***	Gözlem: +1	Eğer $\Delta S_H \geq \Delta SC_L$ Gözlem: +1 Değilse Gözlem: 0	Eğer $\Delta S^*_H > \Delta SC^*_H$ Gözlem: +1 Değilse Eğer $\Delta S^*_H < \Delta SC^*_H$ Gözlem: -1 Değilse Gözlem: 0
	Orta	Eğer $\Delta S_H > \Delta SC_L$ Gözlem: 0 Değilse Gözlem: +1	Gözlem: 0	Eğer $\Delta S_L > \Delta SC_H$ Gözlem: 0 Değilse Gözlem: -1
	Zor	Eğer $\Delta S_L > \Delta SC_L$ Gözlem: -1 Değilse Eğer $\Delta S_L < \Delta SC_L$ Gözlem: +1 Değilse Gözlem: 0	Eğer $\Delta S_L \geq \Delta SC_H$ Gözlem: -1 Değilse Gözlem: 0	Gözlem: -1

2.5 Meyve Toplama Oyunu

Deneğin RehabRoby ile fizik tedavi haraketlerini gerçekleştirebileceği meyve yakalama oyununu tasarlanmıştır ve RehabRoby'e entegre edilmiştir. Meyve yakalama oyunu sepet, meyveler ve kayalar içermektedir. Oyun çeşitli parametrelerden oluşmaktadır. Bu parametreler şunlardır: sepet hızı, sepet büyüklüğü, meyve sayısı, meyvelerin düşüş hızı, kaya sayısı, kayaların düşüş hızı, ortaya çıkmak için bekleme süresi, ve dalga bekleme süresidir. Ek olarak, deneği motive etmek için, deneğe elde ettiği skorlarda ekranda gösterilmiştir. Oyunda deneklerin motivasyonun etkileyecek basitten başlayan giderek zorlaşan farklı seviyeler tanımlanmıştır. Bu zorluk seviyelerini belirlerken yukarıda beliritilen oyun parametrelerin değerleri değiştirilmiştir. Örneğin, seviyeyi zorlaştırmak için kayaların düşüş hızları ve sayısı arttırılmıştır.

Oyunda meyveler ve kayalar sürekli olarak düşmektedir. Şekil 6'da görüldüğü gibi, deneklere meyveleri toplamaları ve kayalardan kaçmaları istenmiştir. Denekler her topladığı meyve karşılığında 10 puan kazanmakta, ve her topladığı kaya karşılığında 20 puan kaybetmektedir. Denek, RehabRoby robotunda dirsek fleksiyon ve ekstansiyon hareketini yaparak meyve yakalama oyunundaki sepetin hareketini gerçekleştirmiştir. Denekler RehabRoby robotunda fleksiyon hareketini gerçekleştirdiğinde oyunda sepet sola doğru hareket etmektedir. Aynı şekilde, denekler RehabRoby robotunda ekstansiyon hareketini gerçekleştirdiğinde, oyundaki sepet sağa doğru hareket etmektedir. Başlangıçta, sepet monitörün tam ortasında yer almaktadır. Bu yüzden, denekler oyuna başladıklarında RehabRoby sisteminde kollarının konumu 45^o lik açıdadır, ve oyuna bu şekilde başlamışlardır. İnsan anatomisi gereği deneklerin kolları 0^o ile 90^o arasında hareket etmektedir. Örneğin; deneğin kolu 0^o ise oyundaki sepetin konumuda en solda bulunmaktadır.



Şekil 6. Oyun görsel arayüzü

3. DENEYLER VE BULGULAR

Bu bölümde proje döneminde yapılmış deneyler, ve bu deneylerin bulguları anlatılmaktadır.

3.1 Deney 1

Bu deneyde bölüm 2.3'de detayları verilen zorluk seviyesi adaptasyonu için sunulan iki algoritmadan hangisinin deneklere uygun zorluk seviyesi belirlediğine karar verilmiştir.

3.1.1 Denekler:

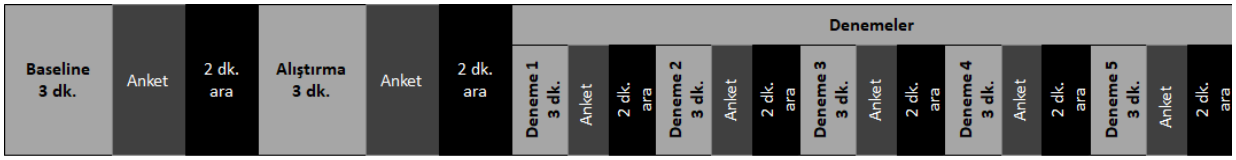
Bu çalışmaya yaşları 20 ila 37 arasında değişen 20 denek (10 kadın, 10 erkek) katılmıştır. Denekler para, ders kredisi yada herhangi bir teşvik almadılar. Deneklerin robot destekli rehabilitasyon sistemleri, ve bilgisayar oyunları ile ilgili önceki tecrübeleri hakkında bilgi edinmek için bir anket hazırlanmıştır. Anket aynı zamanda cinsiyet ve yaş bilgilerinin edinilmesini sağlayacak demografik soruları da içermektedir (EK1). Tüm denekler sağ elini kullanmaktadır, ve bu çalışmayı etkileyecek herhangi bir hastalık geçmişine sahip olmayıp sağlıklıdırlar. Anket sonuçlarına göre deneklerden birinin robot destekli rehabilitasyon sistemleri ile ilgili, 8 deneğin bilgisayar oyunları ile ilgili deneyimi olduğu gözlenmiştir. Tüm bu deneylerin gerçekleştirilebilmesi için Sabancı Üniversitesi Etik Kurul onayı alınmıştır. Etik Kurul başvurusunda deneylerin tüm dataları raporlanmış, ve deneklerin bu deneylere katıldığında sağlık ve güvenliklerinin hiç bir şekilde tehlikeye atılmayacağı özellikle vurgulanmıştır (EK2). Deney prosedürünü ve deneğin buradaki rolünü açıklayan detaylı bir onam formu hazırlanmıştır (EK3). İmzalı onam formu alındıktan sonra deneklerin deneylere katılmalarına izin verilmiştir.

3.1.2 Deney Prosedürü:

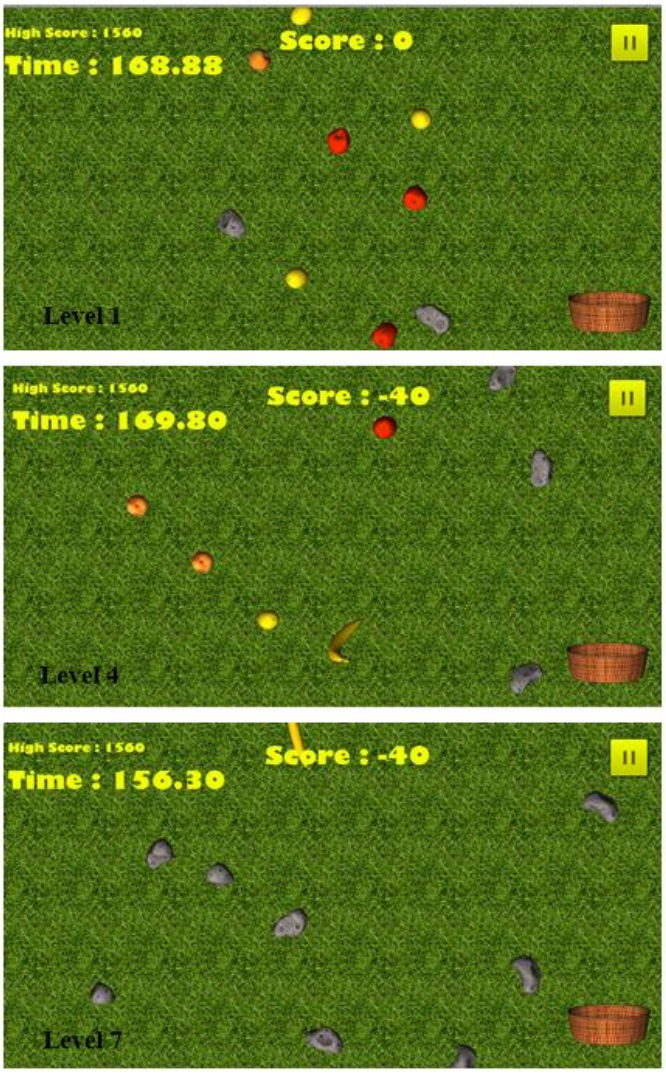
Her bir deneğe bir alıştırma uygulaması ve daha sonra 5 deneysel çalışma yaptırılmıştır (Şekil 7). Zorluk seviyesi deneklerin elde ettiği skora göre güncellendiğinden her bir deneysel çalışma diğerinden farklı olacak şekilde tasarlanmıştır (Şekil 8). Deneklere deneyler esnasında hangi zorluk seviyesinde oldukları söylenmemiştir.

Laboratuvara girildikten sonra deneklerde öncelikle onam formunu doldurmaları istenmiştir, ve deneyin amacı hakkında bilgi verilmiştir. Talimatlar sözlü olarak açıklandıktan sonra BioGraph Infiniti ile kaydedilen kan hacmi, deri iletkenliği ve deri sıcaklığı algılayıcılarından bazal verileri elde etmek için deneklerden rahatlamaları, ve gözlerini 3 dakika kapatmaları istenmiştir. Ardından deneklerden ekranda görüntülenen (Şekil 9) Öz Değerlendirme (Self-Assessment Manikin, SAM) anketini tamamlamaları istenmiştir. Deneklerden 9 noktalı skalaya kendi psikolojik durumlarını en iyi temsil eden numarayı seçerek cevap vermeleri istendi. 1 değeri en düşük değerlik ("memnun değil"), uyarılma ("pasif") ve baskınlığı ("çaresiz"), 9 değeri ise en yüksek değerlik ("çok mutlu"), uyarılma ("heyecanlı") ve baskınlığı ("her şey kontrolünde") temsil etmektedir.

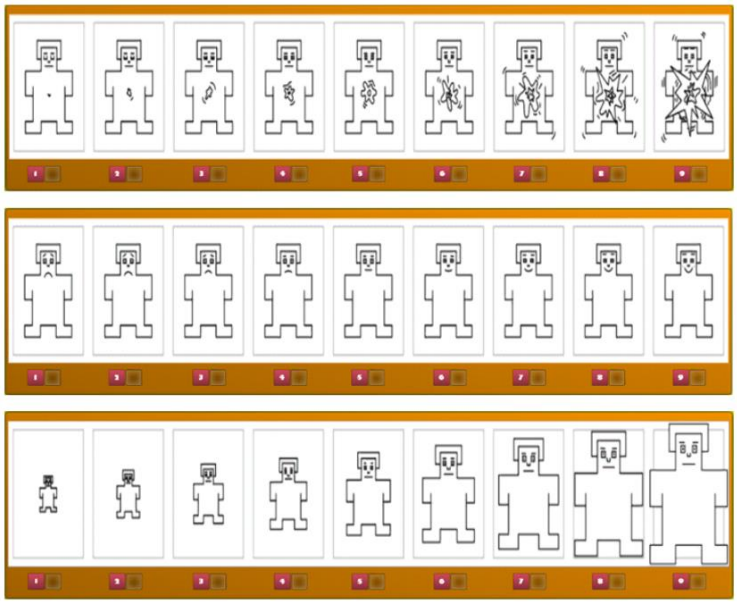
SAM anketi tamamlandıktan sonra 2 dakika ara verildi, ve alıştırma uygulaması başlatılmıştır (Şekil 7). Alıştırma uygulaması deneklerin sistem ve göreve aşina olmaları için ilk önce yaptırılmıştır. Bu esnada kan hacmi, deri iletkenliği ve deri sıcaklığı algılayıcılarından ölçülen fizyolojik sinyaller de kaydedilmiştir. Alıştırma uygulamasını tamamladıktan sonra deneklerden SAM anketini tamamlamaları istenmiştir, ve 2 dakika ara verilmiştir. Sonra deneklerden aynı görevi 5 kez yapmaları istenmiştir (Şekil 7). Her bir görev 3 dakika sürmektedir. Her bir deneme bittikten sonra SAM anketinin ve 2 dakika aranın tamamlanmasından sonra otomatik olarak diğer deneme başlatılmıştır.



Şekil 7. Deney düzeni



Şekil 8. Farklı zorluk seviyeleri

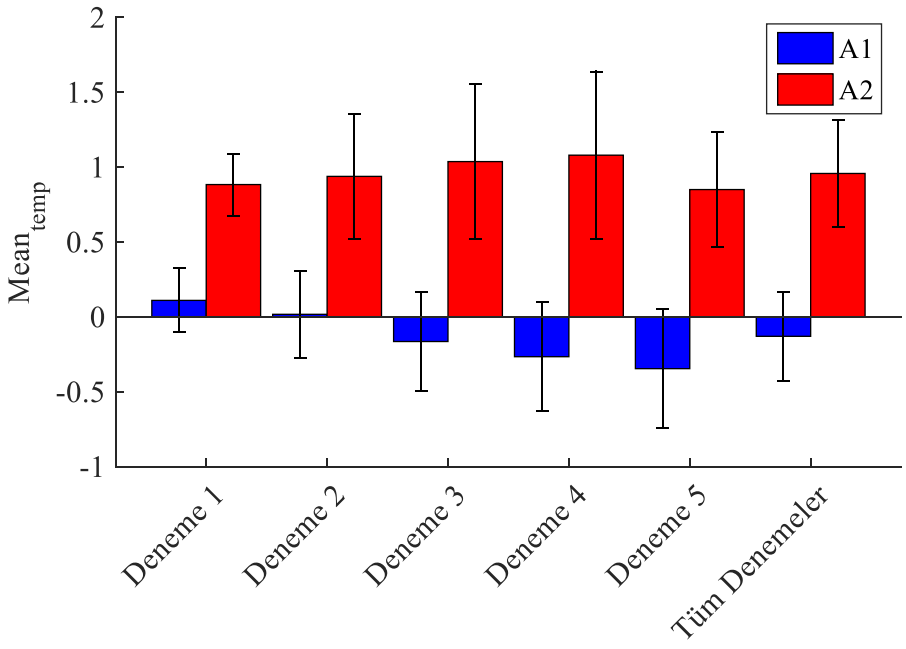


Şekil 9. Uyarılma (üst), değerlik (orta) ve baskınlık (alt) duygusal boyutlarının derecelendirilmesinde kullanılan öz değerlendirme anketi

Bölüm 2.3' te tanımlanan A1 ve A2 algoritmalarını değerlendirmek için çapraz bir çalışma tasarlanmıştır. 10 denek (5 kadın, 5 erkek) ilk hafta A1 algoritmasını kullanarak ikinci hafta A2 algoritmasını kullanarak deneyleri tamamlamıştır. Diğer 10 denek (5 kadın, 5 erkek) ilk hafta A2 algoritması ve ikinci hafta A1 algoritması ile deneyleri tamamlamıştır.

3.1.3 Öznitelik Seçimi

Kan hacmi, deri iletkenliği ve deri sıcaklığı verilerinden elde edilen tüm özniteliklerin ortalama değerleri arasındaki farklılıklarına bakılmıştır. Tüm analizler için, tekrarlı ölçümlerde tek yönlü ANOVA ve ihtiyaç olduğunda Bonferroni düzeltmesi ile çoklu karşılaştırma testleri kullanılmıştır. Çıkarılan özellikler her iki algoritma için A1 ve A2 şeklinde sınıflandırılmıştır (p değeri 0.05 olarak belirlendi). Elde edilen verilere göre tek ayırt edici özellik $Mean_{temp}$ olarak bulunmuştur. A1 ve A2 arasında $Mean_{temp}$ özniteliği belirgin olarak farklılık göstermektedir ($F=5.51$, $p=0.0245$). Her denemedeki ortalama sıcaklık değerlerine bakıldığında ise görev A1 algoritması kullanılarak tamamlandığında, deri sıcaklığının bazal seviyeden (denemeler başlamadan önceki sıcaklık) daha düşük olduğu gözlenmiştir (Şekil 10). Bu durum, ilgili literatüre dayanılarak (Kataoka vd. (1998)' de olduğu gibi), deneklerin A1 algoritması ile işleri tamamlarken daha heyecanlı oldukları gözlenmiştir.



Şekil 10. $Mean_{temp}$ seçilen öznitelik

3.1.4 Niceliksel Analiz

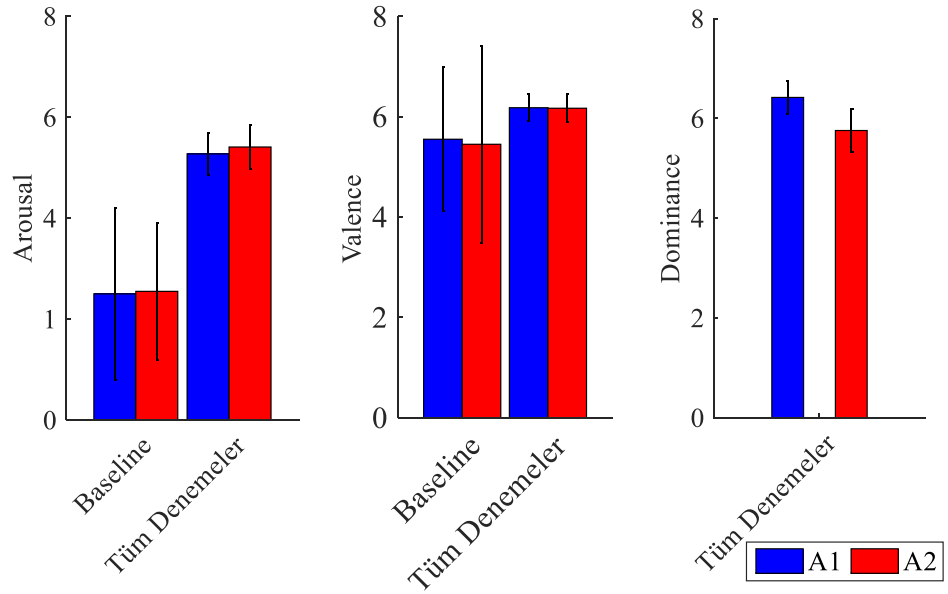
İki algoritmanın zorluk seviyeleri arasındaki fark araştırıldı. 20 denek için, yapılan her deneyin her bir seviyesinin (Seviye 1- Seviye 7) toplam sayısı hesaplanmıştır. Seviyelerin, A1 algoritmasında A2 algoritmasına göre daha iyi dağılım gösterdiği gözlenmiştir. A1 algoritmasının görevin uygulanması sırasındaki gözlemlerden öğrenmiş ve denekler için uygun zorluk ayarını A2 algoritmasından daha iyi tahmin ettiği gözlenmiştir. Ayrıca, A2 algoritmasında deneklerin rehabilitasyon görevini genellikle seviye 6 ve seviye 7' nin altında uygulamak istediği gözlenmiştir, ve bu durum deneklerin görevi A2 ile daha zahmetli buldukları anlamına gelmektedir.

3.1.5 Öznel Değerlendirme

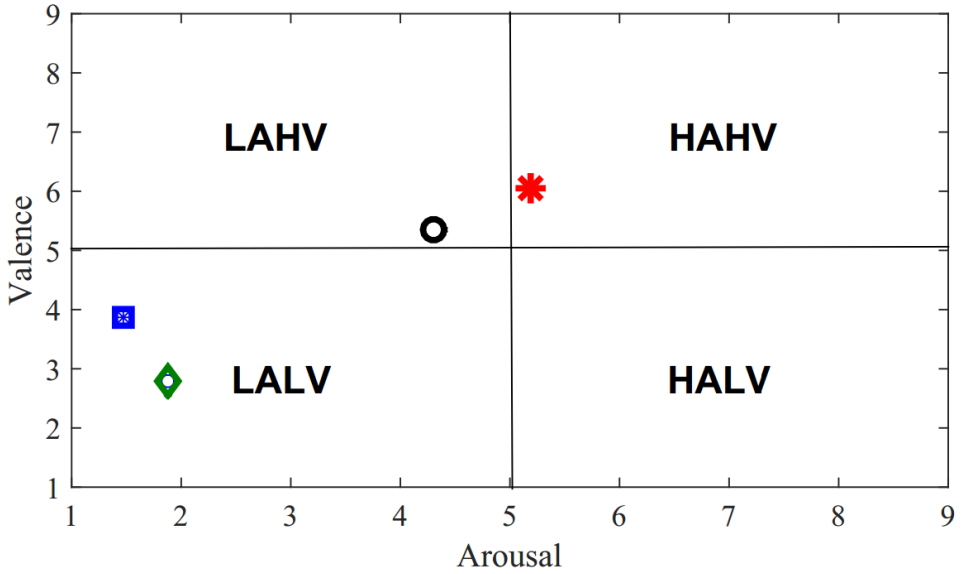
Uyarılma, değerlik ve baskınlık derecelerinin ortalama değerleri Şekil 11'de gösterilmiştir. Uyarılma, değerlik ve baskınlık derecelerini bakıldığında aslında çok gözle görülür bir farklılık olmadığı gözlenmiştir. Ancak, deneklerin rehabilitasyon görevini A1 algoritmasını kullanarak gerçekleştirdiklerinde, baskınlık derecesinin A2 algoritmasına göre biraz daha yüksek olduğu görülmektedir. Psikoloji literatürü bu pozitif duygusal değerlik sinyallerini, bireyin verilen bir görevdeki erişilebilir hedefleri benimsemesi olarak değerlendirmektedir (Fishbach ve Labroo, 2007; Harlé vd., 2013).

Russel değerlik-uyarılma ölçeğini çizmek için Şekil 9'da verilen anketin sonuçları kullanıldı (Russell, 1980). Değerlik- uyarılma boşluğu, düşük uyarılma/ düşük değerlik (LALV), düşük uyarılma/ yüksek değerlik (LAHV), yüksek uyarılma/ düşük değerlik (HALV) ve yüksek uyarılma/ yüksek değerlik (HAHV) olarak adlandırılan dört çeyreğe bölünür. Beş deneyde de

her bir algoritma için (A1 ve A2) normalize edilmiş değerlik ve uyarılma değerleri ortalama değerin standart sapmaya bölünmesiyle hesaplanmıştır. Şekil 12'de normalize edilmiş uyarılma-değerlik dereceleri düzlemde gösterilmektedir. Deneklerin başlangıçlarıyla karşılaştırıldığında, rehabilitasyon görevi A1 algoritması kullanılarak gerçekleştirmesi uyarılmada büyük bir artış, değerlikte ise hafif bir artışla ilişkilendirilebilir. A1' deki deneklerin derecelerinin HAHV çeyreğinde olduğu görülebilir ki bu, deneklerin yapılan işe motive oldukları anlamına gelmektedir.



Şekil 11. Uyarılma, değerlik ve baskınlık derecelerinin ortalama değerleri



Şekil 12. Her seans için değerlik ve uyarılma raporları Russel'ın çembersel modelinde gösterimi (kırmızı yıldız:A1, siyah çember:A2, mavi kare: baseline A1, yeşil dörtgen: baseline A2)

Farklı derecelerin birbirleriyle korelasyonu da ayrıca araştırıldı (Tablo 4). Spearman korelasyon yöntemine göre anlamlı korelasyon ($p<0.05$) olanlar yıldızla gösterilmiştir. Tablo 4'de R değerleri sunulmuştur. A1' de uyarılma ve değerlik arasında, ayrıca baskınlık ve değerlik arasında yüksek pozitif korelasyon gözlemlenmiştir. Deneklerin heyecanlı olduklarında ve oyunu kontrol edebildiklerinde pozitif bir duyguya sahip oldukları görülmektedir. Ayrıca, A1' de değerlik ve baskınlık arasında yüksek pozitif korelasyon gözlemlendi ki, bu da oyunu kontrol edebildiklerinde deneklerin mutlu oldukları anlamına gelmektedir. A2 algoritmasında hiçbir skala arasında yüksek korelasyon bulunmamıştır.

Tablo 4. A1 ve A2 algoritmalarında değerlik, uyarılma ve baskınlık skalalarının birbiriyle korelasyonu

Algoritma	Ölçek	Uyarılma	Değerlik	Baskınlık
A1	Uyarılma	1	0.81*	0.41
	Değerlik		1	0.71*
	Baskınlık			1
A2	Uyarılma	1	0.53	0.39
	Değerlik		1	0.53
	Baskınlık			1

3.2 Deney 2

Bu projenin ikinci deneyinde bölüm 2.3'de detayları verilen zorluk seviyesi adaptasyonu için sunulan üç farklı geri besleme yöntemin (G1,G2,G3) hangisinin deneklere uygun zorluk seviyesi belirlediğine karar verilmiştir.

3.2.1 Denekler:

Bu çalışmaya yaşları 21 ila 27 arasında değişen 20 denek (9 kadın, 11 erkek) katılmıştır. Denekler yine para, ders kredisi ve ya herhangi bir teşvik almadılar. Cinsiyet ve yaş bilgilerinin edinilmesini sağlayacak demografik soruları da içeren bir anket yapılmıştır (EK1). Çalışmaya katılan denekler bu çalışmayı etkileyecek herhangi bir hastalık geçmişine sahip olmadığı belirlenmiştir. Anket sonuçlarına göre deneklerden dördünün robot destekli rehabilitasyon sistemleri ile ilgili, 11 deneğin bilgisayar oyunları ile ilgili deneyimi olduğu gözlenmiştir. Tüm bu deneylerin gerçekleştirilebilmesi için Sabancı Üniversitesi Etik Kurul onayına alınmıştır. Etik Kurul başvurusunda deneylerin tüm dataları raporlanmış, ve deneklerin bu deneylere katıldığında sağlık ve güvenliklerinin hiç bir şekilde tehlikeye atılmayacağı özellikle vurgulanmıştır (EK2). Deney prosedürünü ve deneğin buradaki rolünü açıklayan detaylı bir onam formu alındıktan sonra deneklerin deneylere katılmalarına izin verilmiştir (EK2).

3.2.2 Deney Prosedürü:

Her bir deneğe bir alıştırma uygulaması ve daha sonra 5 deneysel çalışma yaptırılmıştır (Şekil 7). Zorluk seviyesi deneklerin elde ettiği skora ve ortalama deri iletkenliğine göre güncellendiğinden her bir deneysel çalışma diğerinden farklı olacak şekilde tasarlanmıştır (Şekil 8). Deneklere deneyler esnasında hangi zorluk seviyesinde oldukları söylenmemiştir.

Laboratuvara girildikten sonra deneklerden öncelikle onam formunu doldurmaları istenmiş, ve deneyin amacı hakkında bilgi verilmiştir. Talimatlar sözlü olarak açıklandıktan sonra BioGraph Infiniti ile kaydedilen kan hacmi, deri iletkenliği ve deri sıcaklığı algılayıcılarından bazal verileri elde etmek için deneklerden rahatlamaları, ve gözlerini 3 dakika kapatmaları istenmiştir. Ardından deneklerden ekranda görüntülenen anketi (Şekil 9) tamamlamaları istenmiştir. SAM anketi tamamlandıktan sonra 2 dakika ara verilmiştir. Aranın ardından, alıştırma uygulaması başlatılmıştır (Şekil 7). Alıştırma uygulaması deneklerin sisteme ve göreve aşina olmaları için yaptırılmıştır. Bu esnada kan hacmi, deri iletkenliği ve deri sıcaklığı algılayıcılarından ölçülen fizyolojik sinyaller de kaydedilmiştir. Alıştırma uygulamasını tamamladıktan sonra deneklerden SAM anketini tamamlamaları istenmiştir, ve 2 dakika ara verilmiştir. Sonra deneklerden 5 kez oyunu (verilen görevi) oynaması istenmiştir (Şekil 7). Her bir görev 3 dakika sürmektedir. Her bir deneme bittikten sonra SAM anketinin ve 2 dakika aranın tamamlanmasından sonra otomatik olarak diğer deneme başlatılmıştır.

Bölüm 2.4' te tanımlanan üç farklı yapıyı değerlendirmek için çapraz bir çalışma tasarlanmıştır. 7 denek (3 kadın, 4 erkek) G1 yöntemini kullanarak, 7 denek (2 kadın, 5 erkek) G2 yöntemini kullanarak ve 6 denek (4 kadın, 2 erkek) G3 yöntemini kullanarak ilk haftayı tamamlamıştır. İkinci hafta, 8 denek (4 kadın, 4 erkek) G1 yöntemini kullanarak, 6 denek (4 kadın, 2 erkek) G2 yöntemini kullanarak ve 6 denek (1 kadın, 5 erkek) G3 yöntemini kullanarak tamamlamıştır. Son hafta, 5 denek (2 kadın, 3 erkek) G1 yöntemini kullanarak, 7 denek (3 kadın, 4 erkek) G2 yöntemini kullanarak ve 8 denek (4 kadın, 4 erkek) G3 yöntemini kullanarak belirlenen görevleri tamamlamışlardır.

3.2.3 İstatiksel Analiz

G1, G2 ve G3 gruplarının ilgilenilen tüm özellikleri istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır. Tüm analizler için yaklaşımımız değer testi yerine etki boyutlarını araştırmaktı çünkü güncel olarak ilgilendiğimiz herkes için genelleme değil, üç farklı gruptaki (G1, G2 ve G3) özelliklerin gerçek ortalamaları arasındaki farklılıkları belirlemektir (Neill, 2008). Her bir özniteliğin ortalama, standart sapma ve G1, G2 ve G3'ün birbiri ile olan korelasyon boyutları Tablo 5, 6 ve 7'de verilmiştir.

Tablo 5. BVP özniteliklerinin istatiksel analizi

Oznitelik Ad	Grup	Ortalama	N	Standart Sapma	Standart Hata Ortalama	Kolerasyon (G1)	Kolerasyon (G2)	Kolerasyon
HR	G1	91.86	20	8.23	1.84	1	-	-
	G2	89.27	20	9.25	2.07	0.65	1	-
	G3	94.44	20	7.81	1.75	0.64	0.39	1
$Mean_{IBI}$	G1	0.66	20	0.06	0.01	1	-	-
	G2	0.68	20	0.07	0.02	0.65	1	-
	G3	0.64	20	0.05	0.01	0.61	0.35	1
Std_{IBI}	G1	0.073	20	0.047	0.011	1	-	-
	G2	0.071	20	0.025	0.006	0.34	1	-
	G3	0.065	20	0.037	0.008	0.91	0.23	1
$Mean_{bvp}$	G1	-0.37	20	0.64	0.14	1	-	-
	G2	-0.48	20	0.71	0.16	0.16	1	-
	G3	-0.38	20	0.46	0.10	0.19	0.01	1
Var_{bvp}	G1	10.25	20	5.96	1.33	1	-	-
	G2	10.55	20	6.67	1.49	0.23	1	-
	G3	9.15	20	5.42	1.21	0.56	0.16	1
$Deriv_{bvp}$	G1	-0.0003	20	0.0031	0.0007	1	-	-
	G2	-0.0011	20	0.0033	0.0007	0.13	1	-
	G3	-0.0003	20	0.0034	0.0008	0.26	-0.12	1
VLF	G1	0.89	20	0.75	0.17	1	-	-
	G2	0.79	20	0.52	0.12	0.33	1	-
	G3	0.70	20	0.52	0.12	0.74	0.27	1
LF	G1	1.07	20	1.54	0.34	1	-	-
	G2	1.01	20	0.77	0,17	0.27	1	-
	G3	0.87	20	0.92	0.21	0.88	0.17	1
HF	G1	1.67	20	3.77	0.84	1	-	-
	G2	1.25	20	1.45	0.32	0.16	1	-
	G3	1.09	20	2.12	0.47	0.98	0.05	1
(LF/HF)	G1	1.16	20	0.50	0.11	1	-	-
	G2	1.16	20	0.54	0.12	0.40	1	-
	G3	1.35	20	0.64	0.14	0.68	0.48	1
$(VLF+LF)/HF$	G1	2.71	20	1.96	0.44	1	-	-
	G2	2.20	20	0.98	0.22	0.44	1	-
	G3	2.81	20	1.63	0.36	0.57	0.70	1
BVP_{tp}	G1	3.63	20	5.89	1.32	1	-	-
	G2	3.06	20	2.63	0.59	0.22	1	-
	G3	2.66	20	3.37	0.75	0.96	0.09	1
per_{VLF}	G1	31.88	20	11.41	2.55	1	-	-
	G2	28.57	20	7.42	1.66	0.30	1	-
	G3	31.09	20	11.72	2.62	0.59	0.47	1
per_{LF}	G1	32.95	20	6.57	1.47	1	-	-
	G2	35.11	20	7.51	1.68	0.35	1	-
	G3	35.73	20	8.07	1.80	0.58	0.33	1
per_{HF}	G1	35.17	20	10.72	2.40	1	-	-
	G2	36.32	20	9.03	2.02	0.40	1	-
	G3	33.18	20	11.52	2.58	0.70	0.49	1
LF_{norm}	G1	49.49	20	9.34	2.09	1	-	-
	G2	49.68	20	10	2.24	0.48	1	-
	G3	53.04	20	11.08	2.48	0.73	0.52	1
HF_{norm}	G1	50.51	20	9.34	2.09	1	-	-
	G2	50.32	20	10	2.24	0.48	1	-
	G3	46.96	20	11.08	2.48	0.73	0,52	1

Tablo 6. SC özniteliklerinin istatiksel analizi

Oznitelik Ad	Grup	Ortalama	N	Standart Sapma	Standart Hata Ortalama	Kolerasyon (G1)	Kolerasyon (G2)	Kolerasyon (G3)
SCR	G1	14.23	20	10.08	2.25	1	-	-
	G2	9.35	20	8.41	1.88	0.69	1	-
	G3	13.19	20	10.02	2.24	0.60	0.85	1
$Variance_{sc}$	G1	0.09	20	0.15	0.03	1	-	-
	G2	0.05	20	0.05	0.01	0.79	1	-
	G3	0.07	20	0.09	0.02	0.80	0.83	1
$Deriv_{sc}$	G1	0.0015	20	0.0018	0.0004	1	-	-
	G2	0.0007	20	0.0007	0.0002	0,67	1	-
	G3	0.0011	20	0.0007	0.0002	0.22	0.08	1

Tablo 7. ST özniteliklerinin istatiksel analizi

Oznitelik Ad	Grup	Ortalama	N	Standart Sapma	Standart Hata Ortalama	Kolerasyon (G1)	Kolerasyon (G2)	Kolerasyon (G3)
$Mean_{temp}$	G1	2.39	20	1.68	0.38	1	-	-
	G2	2.03	20	1.51	0.34	0.32	1	-
	G3	1.33	20	1.34	0.30	0.07	-0.26	1
$Variance_{temp}$	G1	0.024	20	0.022	0.005	1	-	-
	G2	0.024	20	0.032	0.007	0.54	1	-
	G3	0.030	20	0.033	0.007	0.21	-0.11	1
$Deriv_{temp}$	G1	0.0004	20	0.0020	0.0004	1	-	-
	G2	0.0003	20	0.0015	0.0003	0,14	1	-
	G3	-0.0008	20	0.0019	0.0004	-0.53	0.23	1

G1, G2 ve G3' ün etki boyutları da Tablo 8'de verilmiştir. Etki boyutu, standart sapmaya bölünmüş iki değişken (örn. G1 ve G2' de BVP_{tp}) arasındaki ortalama fark olarak hesaplanmaktadır (Cohen, 1988). Etki boyutu, 0.5'e eşit veya 0.5'den büyükse "büyük", 0.3 ve 0.5 arasındaysa "orta", 0.3 ve 0.1 arasındaysa "küçük" olarak kategorize edilmektedir (Morris ve DeShon, 2002). Bu çalışmanın denekler içi karşılaştırma olduğuna dikkat edilmelidir. Bu nedenle bu projede etki boyutları hesaplanmış, ve yüksek etki boyutu olan öznitelikler (koyu ile gösterilenler) detaylıca değerlendirilmiştir (Tablo 8).

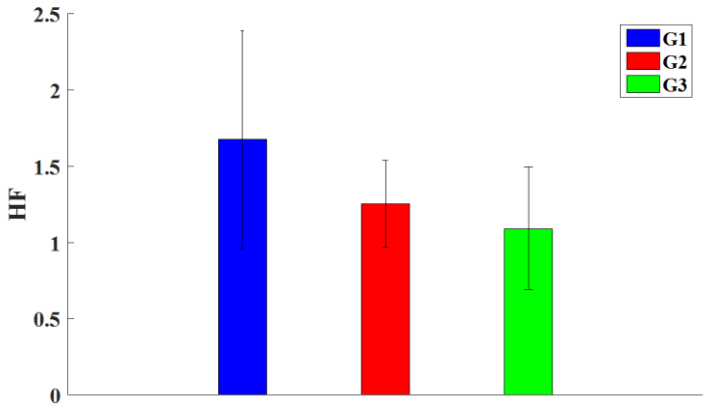
Tablo 8. BVP, SC ve ST özniteliklerinin etki boyutları

Öznitelik Ad	Grup	G1	G2	G3
HR	G1	-	-	-
	G2	-0.35	-	-
	G3	-0.38	**-0.55**	-
$Mean_{IBI}$	G1	-	-	-
	G2	-0.37	-	-
	G3	0.39	**0.56**	-
Std_{IBI}	G1	-	-	-
	G2	0.04	-	-
	G3	0.41	0.15	-
$Mean_{bvp}$	G1	-	-	-
	G2	0.12	-	-
	G3	0.01	-0.12	-
$Variance_{bvp}$	G1	-	-	-
	G2	-0.04	-	-
	G3	0.20	0.18	-
$Deriv_{bvp}$	G1	-	-	-
	G2	0.20	-	-
	G3	0.01	-0.16	-
VLF	G1	-	-	-
	G2	0.13	-	-
	G3	0.41	0.15	-
LF	G1	-	-	-
	G2	0.04	-	-
	G3	0.32	0.13	-
HF	G1	-	-	-
	G2	0.12	-	-
	G3	**0.99**	0.07	-
(LF/HF)	G1	-	-	-
	G2	-0.01	-	-
	G3	-0.44	-0.32	-
$(VLF + LF)/HF$	G1	-	-	-
	G2	0.33	-	-
	G3	-0.06	**-0.60**	-
BVP_{tp}	G1	-	-	-
	G2	0.11	-	-
	G3	**0.70**	0.10	-
per_{VLF}	G1	-	-	-
	G2	0.30	-	-
	G3	0.08	-0.26	-
per_{LF}	G1	-	-	-
	G2	-0.27	-	-
	G3	-0.42	-0.07	-
per_{HF}	G1	-	-	-
	G2	-0.11	-	-
	G3	0.23	0.30	-
LF_{norm}	G1	-	-	-
	G2	-0.02	-	-
	G3	-0.47	-0.33	-
HF_{norm}	G1	-	-	-
	G2	0.02	-	-
	G3	0.47	0.33	-

Öznitelik Ad	Grup	G1	G2	G3
SCR	G1	-	-	-
	G2	**0.67**	-	-
	G3	0.12	**-0.77**	-
$Variance_{sc}$	G1	-	-	-
	G2	**0.67**	-	-
	G3	0.36	-0.34	-
$Deriv_{sc}$	G1	-	-	-
	G2	**0.78**	-	-
	G3	0.22	-0.47	-

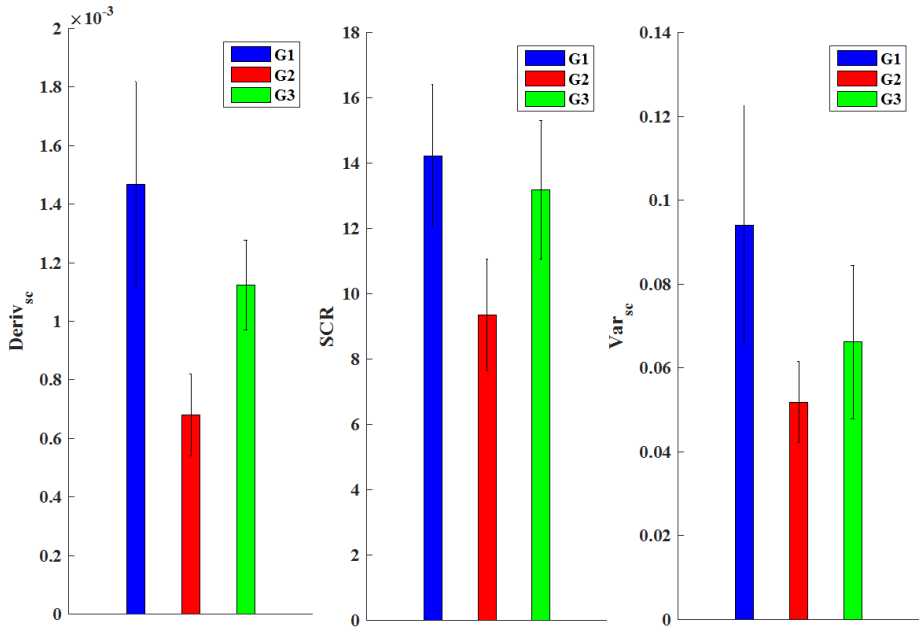
Öznitelik Ad	Grup	G1	G2	G3
$Mean_{temp}$	G1	-	-	-
	G2	0.20	-	-
	G3	**0.52**	0.31	-
$Variance_{temp}$	G1	-	-	-
	G2	-0.02	-	-
	G3	-0.18	-0.12	-
$Deriv_{temp}$	G1	-	-	-
	G2	0.04	-	-
	G3	0.34	**0.50**	-

Öznitelikler içinde ortalamaları arasında en geniş fark olan HF (Cohen'in etki boyutu değeri (d=.99)) bulunmuştur (Tablo 8). HF' ye G1, G2 ve G3 için genel olarak da bakıldığında deneklerin görevi G3 kullanarak gerçekleştirdiklerinde, HF'nin G1 ve G2' den düşük olduğu gözlemlenmiştir (Şekil 13). G1 ve G2'de ise deneklerin strese bağlı olarak HF değerlerinin G3'e göre daha yüksek olduğu gözlenmiştir (Murakami ve Ohira, 2007).



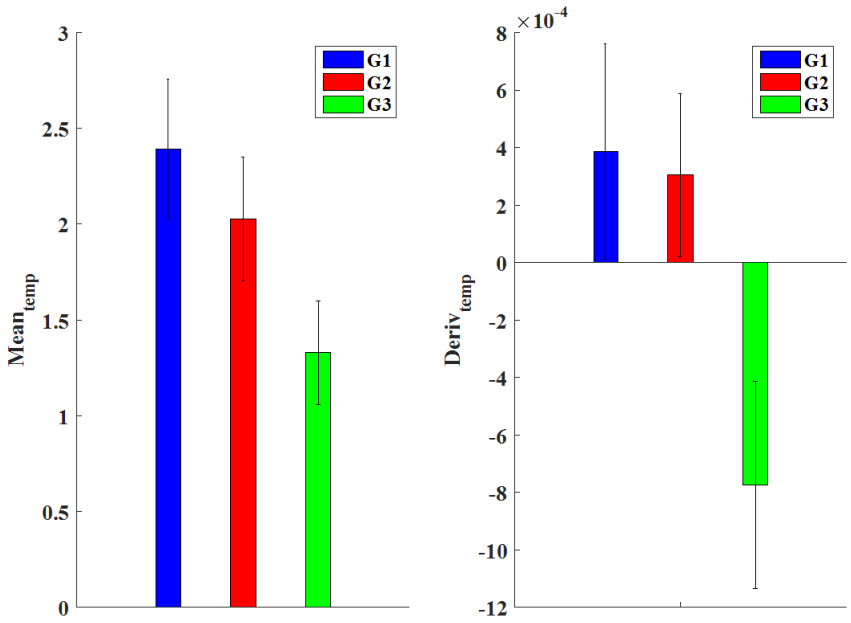
Şekil 13. G1, G2, G3 HF değeri

$Deriv_{sc}$'nin de orta-yüksek etki boyutuna (d=.78) sahip olduğunu gözlenmiştir. Ayrıca, SCR' de orta-yüksek etki boyutu (d = .77) bulunmuştur. Ek olarak, $Variance_{sc}$' de orta-yüksek etki boyutu (d=.67) gözlenmiştir. $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ G2 ve G3' teki deneylerle karşılaştırıldığında G1'de daha yüksek olduğu belirlenmiştir (Şekil 14). İlgili literatüre (Mackersie ve Cones, 2011) dayanılarak bu bulgular, deneklerin G1 ile görevi daha zorlayıcı bulduğunu göstermektedir.



Şekil 14. G1, G2, G3 $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ değeri

$Mean_{temp}$‘ te orta etki boyutu (d = .52) ve $Deriv_{temp}$’ te orta etki boyutu (d = .50) gözlenmiştir. İlgili literatüre (Kreibig, 2010) dayandırılarak, bu bulgular, deneklerin heyecan seviyesinin G3 sırasında, G1 ve G2 ile karşılaştırıldığında daha yüksek olduğu şeklinde yorumlanabilir.



Şekil 15. G1, G2, G3 $Mean_{temp}$ ve $Deriv_{temp}$ değeri

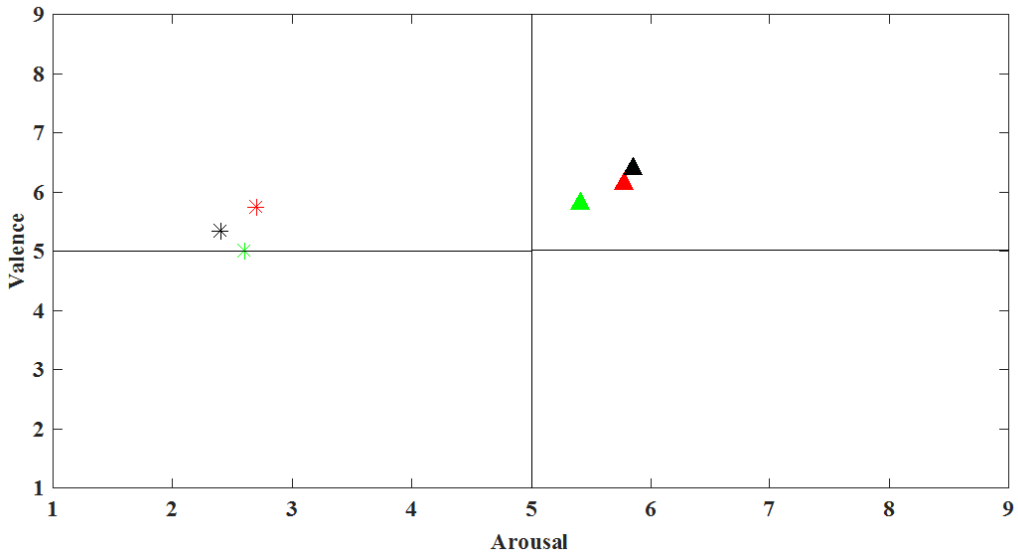
3.2.4 Niceliksel Analiz

20 denek için her çalışmadaki her seviyenin (Seviye 1-seviye 7) toplam sayısı hesaplanmıştır. Seviyelerin G3’ de G1 ve G2’ye göre eşit bir şekilde dağıldığı gözlenmiştir (Şekil 16). Daha önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, rehabilitasyon görevi zorluğunu, deneği zorlayacak ama motivasyonunu kırmayacak şekilde dinamik olarak ayarlamak bu projenin asıl amacıdır. Kısmi Sıralı Küme Yönetici algoritması görevin uygulanması sırasında yapılan gözlemlerden öğrenmiş, ve denekler için uygun zorluk ayarını hem skor oranı hem de $Mean_{sc}$ baz alınarak adaptasyon yapıldığında (G3), G1 ve G2’ dekinden daha iyi tahmin ettiği gözlenmiştir. Adaptasyon, skor oranı baz alınarak yapıldığında (G1), deneklerin rehabilitasyon görevini genellikle seviye 7 de yaptıkları ve dolayısıyla görevi daha zorlayıcı buldukları gözlenmiştir (bölüm 3.2.3’de $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ ile de benzer durum gözlenmiştir). Ek olarak, adaptasyon sadece $Mean_{sc}$ baz alınarak yapıldığında (G2), deneklerin genellikle rehabilitasyon görevini seviye 1 civarında yaptıkları ve dolayısıyla görevi daha az zorlayıcı buldukları gözlenmiştir (bölüm 3.2.3’de $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ ile de benzer durum gözlenmiştir).

3.2.5 Öznel Değerlendirme

Anket sonuçları kullanarak Russells değerlik-uyarılma ölçeği çizilmiştir (Russell, 1980). Normalleştirilmiş değerlik ve uyarılma değerleri 5 çalışma için her G1, G2 ve G3’ te ortalama değerin standart sapmaya bölünmesiyle hesaplanmıştır. Şekil 16 normalleştirilmiş uyarılma-

değerlik oranlarını düzlemde göstermektedir. Deneklerin derecelendirmelerinin G1, G2 ve G3' te yüksek uyarılma ve yüksel değerlik çeyreğinde olduğu gözlenmiştir, ve bu durum deneklerin hem G1,hem G2 hemde G3 de heyecanlı ve mutlu olduğu anlamına gelmektedir. Ancak, G1 ve G3' te G2' den daha motive oldukları da gözlenmektedir.



Şekil 16. Uyarılma-değerlik dereceleri (siyah yıldız: baseline G1, yeşil yıldız: baseline G2, kırmızı yıldız: baseline G3, siyah üçgen: G1, yeşil üçgen: G2, kırmızı üçgen: G3)

Farklı derecelendirmelerin birbirleriyle korelasyonuna da bakılmıştır (Tablo 9). Spearman korelasyon yöntemine göre anlamlı bulunan ($p < 0.05$) korelasyonlar yıldızla işaretlenmiştir. Tablo 9'da R değerleri sunulmuştur. G1' de uyarılma ve değerlik arasında, G1, G2 ve G3'te baskınlık/hakimiyet ve değerlik arasında yüksek pozitif korelasyon gözlenmiştir. Buda deneklerin heyecanlı ve işe motive olduklarında olumlu bir duyguya sahip olduklarını ve oyunu kontrol edebildiklerini göstermiştir. Ek olarak tüm gruplarda değerlik ve hakimiyet arasında yüksek pozitif korelasyon gözlemlenmiştir ki buda deneklerin oyunu kontrol edebildiklerinde mutlu oldukları anlamına gelmektedir.

Tablo 9. G1, G2 ve G3 gruplarında değerlik, uyarılma ve baskınlık skalalarının birbiriyle korelasyonu

Algoritma	Ölçek	Uyarılma	Değerlik	Baskınlık
G1	Uyarılma	1	0.59*	0.45
	Değerlik		1	0.79*
	Baskınlık			1
G2	Uyarılma	1	0.12	0.11
	Değerlik		1	0.55 *
	Baskınlık			1
G3	Uyarılma	1	0.45	0.50
	Değerlik		1	0.61 *
	Baskınlık			1

4. TARTIŞMA/SONUÇ

Oyun zorluğunun çevrimiçi (gerçek zamanlı) adaptasyonu rehabilitasyon oyunları üzerine olan çalışmaların odak noktası haline gelmeye başlamıştır. Genellikle oyun seansı süresince zorluk seviyesini kademeli olarak arttırmayı amaçlayan ve artan zorluk adaptasyonu üzerine çalışmalar yapılmıştır. Bu projede, ilk olarak robot destekli bir rehabilitasyon sistemi olan RehabRoby ile yapılan rehabilitasyon egzersizleri sırasında deneğin motivasyonunu üst düzeyde tutmak için biri geleneksel diğeri zorluk seviyesini adaptif olarak değiştiren iki algoritmanın karşılaştırması, ve uygun algoritmanın seçimi amaçlanmıştır. Nihai amaç bireylerin değişen ihtiyaçlarına göre kendini ayarlayabilen bir robot destekli rehabilitasyon sistemi kullanmak olduğundan deneklerin egzersizleri aşırı zor ve ya zorlayıcı olarak algılamaması önemlidir. Bu amaçla, fizyolojik sinyallere ve anket sonuçlarına endeksli duygusal durumların öznel raporlarına bakılarak iki farklı zorluk seviyesi adaptasyon algoritması değerlendirilmiştir. Oyun esnasında ölçülen fizyolojik sinyallere bakıldığında iki zorluk seviyesi adaptasyon algoritması arasındaki belirgin tek fark $Mean_{temp}$ (ortalama sıcaklık) değerinde gözlenmiştir. Sonuçlar özellikle $Mean_{temp}$ değerinin tüm denemelerde A2 algoritmasında (seviye artma/azaltma algoritması) A1 algoritmasından (kısmi sıralı küme yönetici algoritması) daha düşük olduğunu göstermektedir. Çoğu rehabilitasyon görevinde belirli bir heyecan düzeyi kabul edilebilir ve bununla birlikte eğer denemeler arası heyecan seviyesi (diğer bir deyişle düşük sıcaklık) oyun tarafından sağlanan artan zorluk seviyesine bağlı ise o zaman denekler aşırı zorlanabilir ve sonunda rehabilitasyon egzersizini bırakabilirler. A1 algoritmasıyla yapılan deneylerde ölçülen daha yüksek vücut sıcaklık değerleri daha kontrollü bir heyecan seviyesini, ve böylelikle bireye özgü zorluk düzeyinin adaptif olarak sağlandığını ortaya koymaktadır. Bu istatiksel değerlendirmeler denekler tarafından yapılan öznel değerlendirmelerle de doğrulanmaktadır. Denekler A1 ve A2 algoritmaları ile deneyleri gerçekleştirdiğinde raporlanan değerlik ve uyarılama düzeylerinde önemli bir fark görülmemesine rağmen, baskınlık derecelerinde ilginç bir fark ortaya çıktığı gözlemlenmiştir. Bulgular A1 ile yapılan denemelerde deneklerin baskınlık düzeylerinin A2 ile yapılanlara kıyasla daha yüksek olduğunu doğrulamaktadır. Buradan, deneklerin A1 kullanılarak gerçekleştirdiği denemelerde A2 ile karşılaştırıldığında işi kontrol edebildikleri hissine sahip oldukları sonucu çıkmaktadır. Deri iletkenliği ölçüm sonuçları da bu potansiyel sonucu işaret etmektedir. Projenin ilk aşamasında yapılan bu çalışmalar zorluk seviyelerinin bireylere sunulma biçiminde farklılık gösteren iki algoritmayı doğrudan karşılaştırarak katkıda bulunmaktadır.

Rehabilitasyon oyunlarının zorluk seviyesinin değişiminde fizyolojik sinyaller aracılığıyla deneklerin duygusal durumlarının değerlendirilmeside önem taşımaktadır. Egzersiz sırasında

deri sıcaklığı gibi fizyolojik göstergeler deneklerin duygusal durumları hakkında bilgi verebilir. Dolayısıyla, projenin ikinci kısmında rehabilitasyon işini yaparken denekleri fiziksel (performans açısından, örn: skor) ve fizyolojik geri besleme sağladığı kapalı döngü içerisine dahil eden zorluk seviyesini dinamik olarak ayarlayabilen robot destekli bir rehabilitasyon sistemi için bir mekanizma tasarlanmıştır. Projenin ilk kısmında karar verilen kısmi sıralı küme yönetici algoritmasında rehabilitasyon görevinin zorluk seviyesini ayarlamak için skor, fizyolojik sinyal ve skor ile fizyolojik sinyal birlikte olmak üzere üç farlı geri besleme kullanılmıştır. Bu geri beslemelerden elde edilen gözlemler değerlendirilerek görevin yeni zorluk seviyesi bulunmuştur. Bu geri besleme sonuçları fizyolojik sinyallere ve anket sonuçları tarafından indekslenen duygusal durumların nesnel raporlarına bakılarak değerlendirilmiştir. Denekler oyunu oynarken ölçülen fizyolojik sinyaller açısından bu üç farklı geri besleme arasındaki en belirgin farkın HF'de (Cohen's d=0.99) olduğu gözlenmiştir. Sonuçlara bakıldığında, işin G3'de tamamlanması durumunda HF'nin G1 ve G2' ye göre daha düşük olduğu, ve dolayısıyla G3'de deneklerin görevi daha rahat tamamladığı gözlenmiştir (Murakami ve Ohira, 2007). Ayrıca, $Deriv_{sc}$, SCR ve $Variance_{sc}$ değerlerinin G1' de G2 ve G3'teki değerlere kıyasla daha yüksek olduğu gözlenmiştir. İlgili literatür temel alındığında (Mackersie ve Cones, 2011) deneklerin G1 ile yapılan görevleri daha zorlayıcı, ve G2 ve G3 ile yapılanları daha kolay buldukları gözlenmiştir. $Mean_{temp}$ değerinin G3'de G1 ve G2'den daha düşük olduğu gözlenmiş dolayısıyla G3 süresince heyecan düzeyinin G1 ve G2 ile kıyaslandığında daha yüksek olduğu belirlenmiştir (Kreibig, 2010). Tüm deneklerin G1, G2 ve G3'de yüksek uyarılma yüksek değerlikte olduğu gözlenmiş, bu da hepsinin işi yaparken heyecanlı ve memnun olduğu anlamına gelmektedir. G1' de uyarılma ve değerlik arasında, G1, G2 ve G3'de değerlik ve işi kontrol etme yetkisinin arasında yüksek pozitif korelasyon gözlemlenmiştir. Sonuç olarak fizyolojik veri ve performansın birlikte kullanılarak zorluk seviyesinin değiştirilmesi durumunda (G3) deneklerin verilen oyunu daha rahat yaptıkları gözlenmiştir. Projenin ikinci aşamasında, robot destekli rehabilitasyon esnasında performans verisi ile birlikte deneklerin duygu durumunu ifade eden fizyolojik sinyalleri de kullanarak görev zorluk düzeyinin kapalı döngü kontrolü içinde değerlendirilmesi gerçek zamanda gerçekleştirilmiştir.

Bu projenin ileride yapılacak çalışmalarında fizyolojik sinyallerin yanında duygu durumunu daha iyi tanımlamak için deneklerin beynindeki elektriksel aktiviteleri anlamaya yardımcı olacak elektroensefalogram (EEG) ölçümleri, görüntü ve ses bilgileri de algoritmaya katılarak zorluk seviyesinin değişimi üzerine çalışmalar yapılacaktır.

EK 1 DEMOGRAFİK ANKET

Yaş:
Cinsiyet: Kadın Erkek
Hangi elinizi kullanıyorsunuz? Sağ Sol
Oyunlar ile ilgili deneyiminiz ne derecededir
Yok Biraz Oldukça Çok
Şu an kullanacağınız robot destekli rehabilitasyon sistemi ile ilgili deneyiminiz ne derecededir?
Yok Biraz Oldukça Çok

EK 2 BİLGİLENDİRİLMİŞ İZİN FORMU

Sayın katılımcı,

Bu araştırmanın amacı, bireylerin hareket halinde oldukları sırada, hareketin zorluk derecesine göre duygu durumlarını tanımlama konusunda ilerleme kaydetmektir. Fizik tedavi yöntemlerini geliştirme amacıyla geliştirilen bu araştırmaya sizi davet etmek istememizin sebebi, istenilen yaş aralığında olmanızdır. Sizden, aşağıda listelediğimiz detayları dikkatlice okumanızı ve katılma kararınızı buna göre vermenizi rica ediyoruz.

Katılım: Bu araştırmaya katılmak tamamen isteğe bağlıdır. Katıldığınız takdirde çalışmanın herhangi bir aşamasında sebep göstermeden çalışmadan ayrılma hakkına sahipsiniz, bu durumun sizin açınızdan hiçbir yaptırımı olmayacaktır. Araştırmayla ilgili sorularınızı istediğiniz zaman bize yöneltebilirsiniz

Uygulama: Bu araştırmaya katılmaya karar verirseniz, sizden bilgisayar programı yardımıyla oynanacak hareketli bir oyun oynamanızı isteyeceğiz. Oyun basitçe, geliştirmekte olduğumuz robot-destekli bir sistemi kullanarak meyve toplama ve taşlardan kaçma görevinden oluşmaktadır. Oyun sırasında duygusal durumunuzu belirlemek için, nabız ölçer türü fizyolojik algılayacılar takmanız istenecektir. Bu algılayıcılar, sizlerin de sıradan medikal prosedürlerden tanıyabileceği standart ekipmanlar olup kesinlikle ağrı ya da acıya yol açmamaktadır. Oyunun sonunda, oyun hakkında hisssettikleriniz ile ilgili (örn., keyif, endişe, stres) kısa bir de anket verilecektir. Bu veriler araştırmacı dışında her türlü erişime kapalı tutulacaktır.

Gizlilik ilkesi: Bu araştırma bilimsel bir amaçla yapılmaktadır, toplanan veriler bilimsel yayın amaçlı kullanılacaktır ve katılımcı bilgilerinin gizliliği esas tutulmaktadır. Adınız ve anlattıklarınız hiçbir şekilde eşleştirilmeyecektir. İncelemeler, bilimsel yayınlarda, kişi düzeyinde değil, katılımcı grubu düzeyinde rapor edilecektir.

İletişim: Bu araştırmanın yürütücüleri Doç Dr Duygun Erol Barkana ve Yunus Palaska'dır. Çalışma hakkında sorularınız olursa kendilerine 0216-5781741 no'lu telefondan ya da duygunerol@yeditepe.edu.tr ulaşabilirsiniz. Eğer katılımcı olarak haklarınızla ilgili sorularınız olursa, Sabancı Üniversitesi Araştırma Etik Kurulu'na 0216- 483 966 no'lu telefondan ulaşabilirsiniz.

İzin Beyanı: Bu çalışmada bize yardımcı olmak isterseniz, lütfen aşağıdaki "İzin Formu'ndaki ilgili kutucuğu doldurup imzalayınız.

Çalışma hakkındaki bilgilendirmeyi okudum ve anladım. Sorularıma cevap aldım.

Çalışmaya katılmak istiyorum. ☐ Çalışmaya katılmak istemiyorum ☐

E-posta: .....

İmza .....

Tarih (gün/ay/yıl):...../...../.....

EK 3 AYDINLATILMIŞ ONAM FORMU

Sayın gönüllü,

Sizi Yeditepe Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü tarafından yürütülen bir araştırmaya katılmaya davet ediyoruz. Bu çalışma tamamen akademik amaçlı olup Yeditepe Üniversitesi ya da araştırma yürütücüsünün bu çalışmadan herhangi bir maddi çıkarı bulunmamaktadır.

Katılımınız durumunda yapılacak olan deney takriben yarım saat sürecektir. Bu çalışmada, sizden, robot-destekli rehabilitasyon sistemi ile bir oyun oynamanız istenecektir. Araştırmanın amacı, robot-destekli yardımın var olduğu durumda iki farklı zorluk seviyesindeki oyun oynanması sırasında kişilerin fizyolojik verilerindeki değişimin izlenmesidir.

Çalışma başlamadan önce, sorumlu araştırmacı size görevi yazılı ve sözel olarak açıklayacaktır. Deney boyunca, sizden oyun performansınız ile ilgili veri toplanacaktır. Oyun esnasında kolunuza ve parmaklarınıza bant formunda beş adet algılayıcı takmanız istenecektir. Bu algılayıcılar, kan hacmi, deri iletkenliği, kas uyarımı ve sıcaklık ölçümleri toplayarak, deney süresince fizyolojik durumunuzun takip edilmesini sağlayacaktır.

Deneyin başlangıcında size demografik bilgilerin toplanması için bir anket verilecektir. Çalışmanın amacına ulaşması için sizden beklenen, görevi size en uygun gelen şekilde tamamlamanızdır.

Deney sürecinde karşılaşacağınız herhangi bir risk, ortaya çıkabilecek bir rahatsızlık ya da kişi sağlığı ve şahsi özellikler bakımından uygun olmayacak bir durum yoktur. Deneyi kontrol eden kişi, gerektiği durumda robotik sistemi devre dışı bırakabilecektir.

Bu çalışmaya katılmak tamamen gönüllülük esasına dayanmaktadır. Şahsınıza maddi ya da manevi bir ödül sağlanmayacaktır. Bu formu okuyup onaylamanız, araştırmaya katılmayı kabul ettiğiniz anlamına gelecektir. Ancak, çalışmaya katılmama veya katıldıktan sonra herhangi bir anda sebep göstermeksizin çalışmayı bırakma hakkına da sahipsiniz. Çalışmaya katılıp katılmamak akademik ya da sosyal olarak sizin açınızdan hiç bir fark yaratmayacaktır. Her durumda, size uygulanmakta olan eğitim kalitesinde hiçbir fark olmayacak ya da eğitim süreciniz aksatılmayacaktır.

Bu çalışmadan elde edilecek bilgiler tamamen araştırma amacı ile kullanılacak olup kişisel bilgileriniz gizli tutulacaktır; ancak verileriniz anonimize edilerek akademik yayın amacı ile kullanılabilir. Çalışmadan elde edilen bilgilerin bilimsel kongrelerde sunulması ya da yayınlanması aşamasında kimliğiniz kesinlikle açığa çıkmayacaktır. İletişim bilgileriniz sadece izninize bağlı olarak araştırmacıların sizinle iletişime geçebilmesi için kullanılacaktır.

Eğer araştırmanın amacı ile ilgili verilen bu bilgiler dışında şimdi veya sonra daha fazla bilgiye ihtiyaç duyarsanız araştırmacıya şimdi sorabilir veya sonradan duygunerol@yeditepe.edu.tr e-posta adresi ve (0)-216-578-1741 numaralı telefondan ulaşabilirsiniz. Araştırma tamamlandığında genel ya da size özel sonuçların sizinle paylaşılmasını istiyorsanız lütfen bu talebinizi araştırmacıya iletiniz.

Onam (Rıza)
Yukarıda yer alan ve araştırmadan önce katılımcıya verilmesi gereken bilgileri okudum ve katılmam istenen çalışmanın kapsamını ve amacını, gönüllü olarak üzerime düşen sorumlulukları anladım. Araştırmaya gönüllü olarak katıldığımı, istediğim zaman gerekçeli veya gerekçesiz olarak araştırmadan ayrılabileceğimi ve kendi isteğime bakılmaksızın araştırmacı tarafından araştırma dışı bırakılabileceğimi biliyorum. Bu araştırmaya katılırken

zorlama, maddi çıkar ve ast üst ilişkisine dayalı herhangi bir baskı olmaksızın bu çalışmaya katıldığımı beyan ederim. Çalışma hakkında yazılı ve sözlü açıklama, aşağıda adı belirtilen araştırmacı/araştırmacılar tarafından yapıldı. Bana, çalışmanın muhtemel riskleri ve faydaları sözlü olarak da anlatıldı. Kişisel bilgilerimin özenle korunacağı konusunda yeterli güven verildi.

Bu koşullarda söz konusu araştırmaya kendi isteğimle, hiçbir baskı ve telkin olmaksızın katılmayı kabul ediyorum.

Katılımcının**:**
Adı-Soyadı:
İmzası:

İletişim Bilgileri:
e-posta: Telefon:

Velayet veya Vesayet Altında Bulunanlar İçin;
Veli veya Vasisinin
Adı-Soyadı:
İmzası:

Araştırmacının
Adı-Soyadı:
İmzası:

Şahidin:
Adı-Soyadı:
İmzası:

EK 4 IET COMPUTER VISION DERGİSİNE GÖNDERİLMİŞ 13 KASIM 2017'de KABUL E-MAILI GELEN MAKALE 1

Vision-based Game Design and Assessment for Physical Exercise in a Robot-Assisted Rehabilitation System

Huseyin Erdogan[1], Yunus Palaska[2], Engin Masazade[2,*], Duygun Erol Barkana[2], Hazım Kemal Ekenel[3]

[1]Informatics Institute, Middle East Technical University, Ankara, 06800, Turkey
[2]Department of Electrical and Electronics Engineering, Yeditepe University, Istanbul, 34755, Turkey
[3]Department of Computer Engineering, Istanbul Technical University, Istanbul, 34469, Turkey
[*]Corresponding author, e-mail: engin.masazade@yeditepe.edu.tr

Abstract: Engagement is a key factor in gaming. Especially, in gamification applications, users engagement levels have to be assessed in order to determine usability of the developed games. In this paper, we first present computer vision based game design for physical exercise. All games are played with gesture controls. We conduct user studies in order to evaluate the perception of the games using a Game Engagement Questionnaire. Participants state that the games are interesting and they want to play them again. Next, as a use case, we integrate one of these games into a robot assisted rehabilitation system. We perform additional user studies by employing Self Assessment Manikin to assess the difficulty levels that can range from boredom to excitement. We observe that with the increasing difficulty level, users' arousal increases. Additionally, we perform psychophysiological signal analysis of the participants during the execution of the game under two distinctive difficulty levels. We derive features from the signals obtained from blood volume pulse, skin conductance, and skin temperature sensors. As a result of analysis of variance and sequential forward selection, we find that, changes in temperature and frequency content of blood volume pulse provides useful information to estimate the players engagement.

1. Introduction

Entertaining world of games has been catching other fields' attention. Boring or challenging activities employ gamification to prevent these problems. As a matter of fact, challenge can boost enjoyment of games [1]. Serious games are designed for a certain purpose rather than entertainment, and they have critical applications in military, healthcare, and education areas. Specifically, in healthcare area, serious games have been designed for surgery, odontology, nursing, cardiology first aid, and dietation [2]. A serious game can help the patients to improve their cognitive capabilities in a rehabilitation therapy [3, 4]. In the literature, serious games for rehabilitation purposes can be played using Kinect, where body gestures and face image are fused [5], or the game can be integrated into a virtual reality environment [6]. The works presented in [3, 4, 6, 5] consider serious games controlled by Kinect or other virtual reality devices, which improve subjects' cognitive capabilities or their certain movements.

In this study, our objective is to design computer vision based games for physical exercise and perform an extensive assessment. Namely, we have first employed a Game Engagement Questionnaire (GEQ) to evaluate the perception of the games. Then, for a use case, we have performed

Self Assessment Manikin (SAM) and psychophysiological signal analysis to assess and monitor the engagement levels of the players. This work is different form the previous works on serious games. For example, in [3, 4], the authors present the fundamental concepts of serious games, and explain the developments on the user interfaces adopted in serious games. As a serious game, they analyze RehaCom which is found to be useful for cognitive rehabilitation. In our work, we focus on game design and assess the subjects engagement levels when the game is presented within a system rehabilitating a certain physical movement. For the rehabilitation of physical movements, in [5], a multimodal affect recognition study has been conducted. In [5], the subjects express different discrete emotions using their body and faces, and the authors propose an approach to recognize these. On the other hand, in our study, we monitor the subjects while they are playing the games and assess their engagement levels. Furthermore, in [6], the authors propose several games for the rehabilitation of gross arm movements where the subjects arm movements are identified using gesture recognition. In order to maximize the engagement level of the patients, a closed loop system has been developed where the game difficulty level can be adopted dynamically based on the game performance of the subject. In our work, we also design our games in a virtual environment using gesture recognition. Using this framework, we integrate one of the designed games into a robot-assisted rehabilitation system and assess the subject's game challenge perception using questionnaires under different difficulty levels. Upon determining an under-challenged and a challenged difficulty level, we try to classify the subject's game engagement using psychophysiological signals collected while playing the game. This additional classification may be useful in future studies where the game difficulty level can be adopted based on both the player's game performance and his/her engagement determined from his/her psychophysiological signals.

In the study, we select the main game theme as maze. In the maze, the player can control an avatar with gestures. Difficulty levels of three minor games change according to progress of the player. Minor games that are placed in the maze are Fruit Game, Music Game, and Box Game. These games can be played with gesture commands. In the Fruit Game, player controls a basket using arm movements and tries to collect fruits and avoid to collapse with rocks. In the Music Game, cubes displaying different gestures come down from the upper side of the game scene and player should do the gestures properly, when these cubes reach a determined area. For the Box Game, there are six gesture cubes in the game scene and when one of them is opened, player should do the gesture, which is defined in the cube. Unity [7] game engine and Kinect are used to develop the game. For the original game, acquired depth images are processed using computer vision methods to interpret and measure the articulated gestures. Kinect is selected due to high accessibility for the players and because of its low price [8]. Control of menu can be compulsive at sometimes in Kinect games. In the game, which contain elements about rehabilitation exercises, the game menu can be controlled by mouse and keyboard. There is a person to help player to control part of the game for such games an applications [9, 10]. However if there is no one to help while playing the game, then keyboard and mouse controls of the menu may not be practical. Therefore, most of the Kinect entertainment games allow players to control the menu with gestures or to use their hands to change the position of the mouse curser. User can control the game character with gestures in a virtual environment in the developed game. Controlling game character with gestures can help to improve the presence of virtual environment. The effectiveness of the developed games is evaluated using Game Engagement Questionnaire (GEQ).

As a use case, we utilize a robot-assisted rehabilitation system, named RehabRoby [11]. In a robot-assisted rehabilitation system, motivation and mental engagement of the patients are recognized as an important factor to improve the outcome of the rehabilitation process and therapy

outcomes [12], [13]. Additionally, motor learning has shown to decrease in the presence of the over-challenging task [14]. The learning rate of a motor task has shown to be maximum at a task difficulty level that positively challenges, and excites patients while not being overstressed or bored [15]. Thus, task difficulty needs to be appropriately challenging to obtain good performance from rehabilitation tasks. Note that, too much challenge may increase workload and similarly, not enough challenge may induce boredom and both these situations may result in less involvement, engagement, and motivation.

In [5], the features obtained from posture and face were fused to recognize effective emotional states, such as anger, fear, happiness, sadness, surprise, and neutral. Psychopsychological signals have been previously used to determine a patient's psychological state (excited, overstressed, bored) during robot-assisted gait rehabilitation [16], [17]. Subject's psychological states in terms of arousal and valence have also been estimated in a rehabilitation environment through measurements of psychophysiological responses such as heart rate, skin conductance response, respiratory rate, and skin temperature [18]. Additionally, biofeedback sensors (pulse, SC, ST) have also been used to dynamically change the complexity of the therapy through real-time displays of a virtual reality system [19]. In our work, we use features derived from psychophysiological signals, and aim to determine the informative features which are distinguishable between two states reflecting boredom and excitement.

A suitable challenging rehabilitation task can motivate and cause maximum mental engagement for the patients. Thus, it is important that a robot-assisted rehabilitation system should be capable of first detecting if the task is under-challenged or challenged for the patient, and then modifying the rehabilitation task to better suit the patients abilities [20, 21]. Specifically for robotic rehabilitation systems, in [22] a reaching and grasping exercise has been offered using a ball game interface, where the robot allows the participant to feel each virtual item. In [17], a box game has been integrated into a robot assisted gait rehabilitation system where in a virtual environment the subject collects objects by increasing effort and avoids objects by decreasing effort. In our work, we integrate the fruit game into RehabRoby, which specifically aims to rehabilitate the elbow flexion/extension movement. By adjusting game parameters, RehabRoby offers subjects tasks with various difficulty levels. In order to monitor the participants perception at each task difficulty, we use patient replies to questionnaires and psychological signals collected from biofeedback sensors. After playing the game with a certain difficulty level, subjects are presented with nine-point arousal and valence scales from the Self-Assessment Manikin (SAM) [23]. These scales allow subjects to rate their level of emotional valence and arousal graphically by choosing the picture that best represents their current mood. In this study, we both use SAM questionnaire and derive multiple features from the psychophysiological signals collected from Blood Volume Pulse (BVP), skin conductance (SC), and skin temperature (ST) bio-feedback sensors to detect the boredom and excitement emotions, which will make us understand if the subject finds the task under-challenging or challenging. As a result of ANOVA and SFS tests, it is found that, changes in temperature and frequency content of blood volume pulse provides useful information to estimate the engagement level of the players.

In summary, the contributions of our paper can be stated as follows:

- We have designed and implemented computer vision-based games for physical exercises, which can be played with gesture controls. Gesture recognition is -based on a real-time, practical rule-based decision tree approach. We have performed Game Engagement Questionnaire to assess the perception of the games.
- We have integrated Fruit Game to a robot-assisted rehabilitation system and assessed the

subjects' engagement levels through Self Assessment Manikin.

- We have further analyzed the subjects' engagement levels by processing their psychophysiological signals and running statistical tests to determine the features that could be useful to monitor the engagement levels of the subjects.

To the best of our knowledge, this study provides the most thorough analysis for assessing the motivation and engagement of the players by employing Game Engagement Questionnaire, Self Assessment Manikin, and psychophysiological signal analysis.

In this article, in Section 2, we first introduce the game design and assess its perception using GEQ. Then, in Section 3, we integrate the fruit game into our robot-assisted rehabilitation system, RehabRoby. We present our numerical results in Section 4. Finally, Section 5 concludes the article and addresses future research directions.

2. Game Design and Implementation

The games are developed using the Unity [7] game engine. Unity [7] is a cross-platform game engine that allows users develop 2D and 3D games. Also, there are several useful and free packages in Asset Store of Unity [7], which facilitates efficient development of games. In this section, we evaluate the users game assessment with Kinect using gesture recognition.

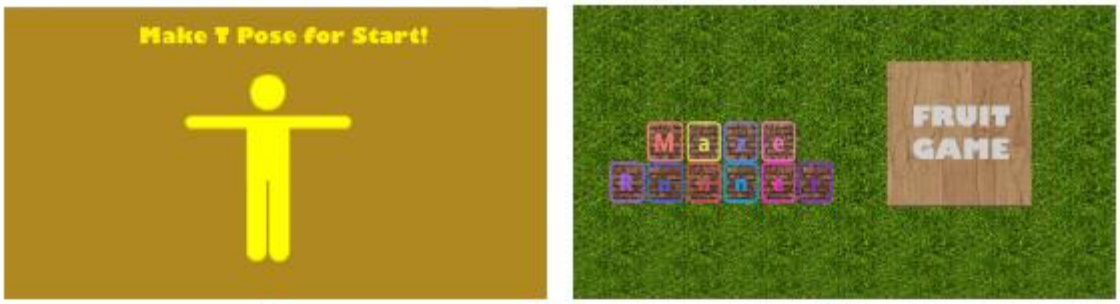
Maze was selected as the main theme of the game. In the game, main goal of the player is escaping from the maze. Developed game can be separated to five parts. These parts are Main Menu, Maze Game, Fruit Game, Music Game, and Box Game.

In order to start playing, player has to do T-Pose, which is raising both arms parallel to floor. A practical problem of such a game is that game may start with whoever in front of the Kinect is. That is, Kinect may recognize unintended persons, while main player waits Kinect to recognize himself/herself to start the game and another person passes in front of the Kinect. For that issue, a check state is added to recognize actual player, who is doing T-Pose. After detection of the player by the system, game will start and player will encounter with the main menu. At the main menu, player will see the menu cube, which has sides with selectable options. Options that can be selected by the user are as following: SOLVE MAZE, FRUIT GAME, MUSIC GAME, BOX GAME, EXIT[1].

Player can turn the main menu cube and select desired side by making hand swipe gesture. Cube will turn left, when hand is swiped left, turn right with right swipe, and up/down by swiping up/down. Player can also control the menu cube with voice commands. Cube will turn right, if recognized tag is "NEXT", turn left if recognized tag is "BACK" and player can select one side of the cube if recognized tag is "CHOOSE". For each tag there are three or four word groups and if one of them is recognized, belonged tag will be marked. For example, "go next", "next option", "go", and "next" are word groups of "NEXT" tag. Start screen and menu screen can be seen at Fig. 1. After selection, player can play the maze game or high scored versions of the minor games.

In the Maze Game, the player can control an avatar with gestures, which are turning left, turning right, and raising both arms. Avatar will turn left and right with the player and move forward, if the player raises both of his/her arms. In this scene, there is also a menu cube, which can be controlled by the player with gestures or voice commands. Controls for the cube is the same as the main menu cube. Player can see the map of the maze, where the avatar is, like at the Fig. 2(a), which shows player as a red sphere, by choosing the MAP option from the menu cube. At the maze,

[1]A supplementary video of the games presented in the paper can be accessed from https://vimeo.com/165582798



(a) (b)

Fig. 1. *(a) Required Gesture for Starting Game, (b) Menu Cube that Allows Selection in Main Menu*



(a) (b) (c)

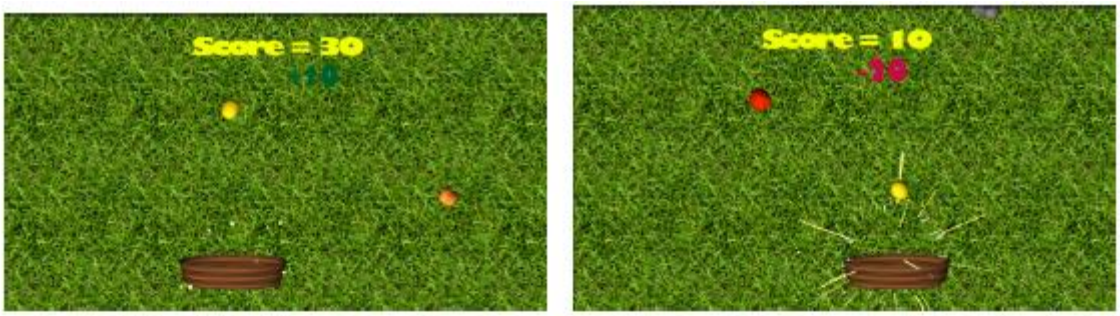
Fig. 2. *Screenshots from Maze Game (a) Top View of Maze in the Game, (b) Mini Game Activation Cube in the Game, (c) Pause Menu Cube that can be Interacted like Main Menu Cube*

there are some game cubes, which prevents avatar to move forward. If the player encounters one of these game cubes, a minor game will be opened and have to be completed in order to proceed in the maze. Minor game will be one of the Fruit, Music, and Box games with a changing difficulty level according to the progress of the player. Some visuals of the maze game can be seen at Fig. 2.

In the Fruit Game, shown in Fig. 3, the player can control a basket with gestures or voice commands. The basket will move left, if the player moves his/her left arm parallel to the ground, move right, if right arm is moved parallel to the ground, and stay still, if both of the arms are at the sides of the body. In addition, voice commands can be used to control the basket. The basket will move left, if the recognized tag is "LEFT", move right if the recognized tag is "RIGHT", and stay still if the recognized tag is "STOP". In the game, the player has to collect fruits to gain points and escape from rocks to avoid losing points.

Music Game, shown in Fig. 4, is another minor game that can be played in the maze game or from the main menu. At the game, there are gesture boxes that come from upper side of the screen. Each of them have a different note that plays, when gesture is performed at the given limits. The player has to do the gesture that is on the box at the specified area in order to gain points. If the gesture is not completed before the gesture box is leaving the screen, the player will lose points. According to our observations in Music Game, gestures that does not include leg movements, had higher recognition rate compared to ones that include leg movements. A screenshot of the game and used gestures can be seen at Fig. 4.

Last minor game, shown in Fig. 5, that is designed in scope of this study is the Box Game. In



(a) (b)

Fig. 3. *Visuals from Fruit Game (a) A Screenshot from Fruit Game, (b) A Screenshot that Shows Losing Point Game Mechanic*



(a) (b)

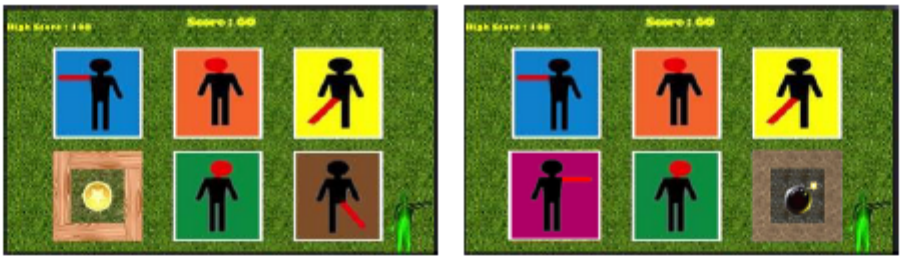
Fig. 4. *Used gestures in Music Game and a View of Game (a) 8 Gestures that are placed on the Boxes, (b) A Screenshot from Music Game*

the game, there are six boxes and each one of them have a gesture illustration on the front faces. Gestures that are used in the game, are "Raise Left Hand", "Raise Right Hand", "Move Head to Left", "Move Head to Right", "Raise Left Leg", and "Raise Right Leg". After a specific amount of time, a box will be opened and stay open for some amount of time, then it will close again and another box will be opened. If the gesture that is on the box is done, while the box is open, player will gain or lose points depending on the content of the box. If there is a coin object in the box, player will gain points and if there is a bomb object in the box, player will lose points.

2.1. Gesture and Speech Recognition

Gesture and speech recognition are based on the data acquired from the Kinect sensor. RGB camera, depth sensing, and multi-array microphone are available in the Kinect. Three dimensional coordinates of 20 body joints can be obtained from the acquired data [24]. Later on, taken joint positions can be used to extract feature vectors for gesture recognition purposes. Kinect also contains a multi-array microphone that can facilitate speech recognition.

Several gesture recognition algorithms were considered in order to find a suitable algorithm for the developed games. These algorithms were based on Hidden Markov Models (HMM), Dynamic



(a) (b)

Fig. 5. *Visuals from Box Game (a) A Screenshot which shows a Coin Object in the Box, (b) A Screenshot which shows a Bomb Object in the Box*

Time Warping (DTW), Support Vector Machines (SVM), and Rule-Based Decision Tree. HMM is a frequently used algorithm for gesture recognition. The acquired gesture data can be trained automatically [25]. However, it requires a significant amount of data for multi-user gesture detection [25], which is not practical for our purposes. DTW can align two signals by calculating distances of all the points on these signals [11]. After calculating the distances, cumulative distance matrix will be formed and two signals will be warped according to optimal path in this matrix [26]. For gesture recognition, after reducing dimension of received skeleton data and converting it to a suitable signal for the algorithm, final distance between signals can be used to compare and classify gestures data, which are taken from users and compared with recorded data. SVM is a very powerful classifier, which enforces a margin, while discriminating different classes. It can also efficiently learn discriminant functions for non-linearly separable data. Similar to the case of HMM, it requires a significant amount of data for training.

The objective of the Rule-Based Decision Tree is to define rules in a tree structure according to the nature of the gestures and utilize these rules for gesture classification. In this approach, according to the movements of the gestures internal nodes are defined. Leaf nodes correspond to the classification outcomes. In this study, we opted for Rule-Based Decision Tree method for gesture recognition for its practicality and speed. Since it only requires a limited amount of observation to set the rules for classification, it does not require significant amount of training data and time to train the classifiers. Moreover, its run time is very fast, which enables real-time processing of the input depth information. Also angles between taken joints, are calculated and used to determine values of internal nodes of the tree. By this means, we adopted system to different body types. Specifically, we have formed feature vectors using the angle values of skeleton joints in different dimensions. The skeleton model and the joint points are the ones defined in Kinect documentation[2]. For example, in the Fruit Game, a system for two gestures, which are raising right arm and left arm, were implemented. For this purpose, angles of joints SPINE SHOULDER, SHOULDER LEFT, ELBOW LEFT and SPINE SHOULDER, SHOULDER RIGHT, ELBOW RIGHT in XY coordinate, were calculated and checked if the values are between certain angles.

Besides vision-based gesture recognition, to have a preliminary analysis of a multimodal approach, we have also performed speech recognition. For speech recognition, we have employed multi-array microphone in the Kinect and benefited from MS-SDK [27], which is a Unity [7] package and also used for integration of Kinect and Unity [7]. In order to detect speech, tags, and attached words to them have to be defined in the GRXML file of the package. When one of the

[2]Illustration and definition of the joint points can be found at https://msdn.microsoft.com/en-us/library/microsoft.kinect.jointtype.aspx

sequence of words for a tag is recognized, system will return recognized tag and it can be used for essential operations such as controlling menu for the game.

2.2. Game Engagement Assessment

We have evaluated the effectiveness of the developed Fruit game using Game Engagement Questionnaire (GEQ) [28]. A group of university students were selected as participants and asked to play the games. The 4th, 5th, and 7th questions of the GEQ were excluded from the test, since these questions are irrelevant for the intent of this study. In GEQ, questions 1, 3, 8, and 9 measure absorption, 6, 10, 11, 12, 15, and 19 measure flow, 2, 13, 14, and 17 measure presence and finally question 18 measures immersion [28]. Participants had five choices to select as answer in GEQ, which are SD — strongly disagree, D — disagree, N — neutral, A — agree, and SA — strongly agree. The aim of applying GEQ to participants is to find answers to the following two questions:

- What effects participants game engagement score more: controlling game menu and playing game with gestures or voice commands?
- Is there a relation between game engagement score and game score of participants?

Eight participants tested the games and half of them controlled the menu with voice commands and half of the participants controlled the menu with gestures, then they played the Fruit Game with the same controls. Game engagement score and game score of the participants were stored to analyse the answers to the aforementioned questions. We can see average GEQ score of the participants at Fig. 6-(a). Some of the participants played the fruit game for a different amount of time, so the total score is limited to the one minute of play for every participant in order to standardize the scores among the participants. After calculating the standardized scores, they are divided to the total GEQ score of the participants, in order to analyse the relation between GEQ score and the game score. Standardized game scores and game scores divided by GEQ scores are given Fig.s 7-(a) and (b), respectively.



Fig. 6. *Average GEQ score of participants*

Average of the game scores of the participants, who controlled the menu with gesture commands is 225 and the average of the game scores of the participants, who controlled the menu with voice commands is 172. It is apparent that participants, who controlled the main menu and played the Fruit Game with gestures performed better than participants, who used the voice commands. This indicates that visual information provides a better interaction for gaming. Besides, GEQ

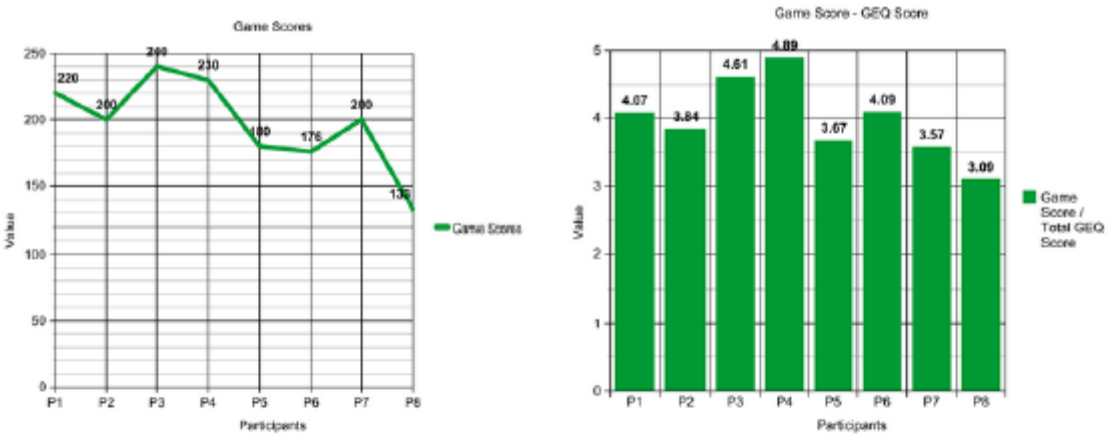


Fig. 7. *(a) Standardized game scores of participants (b) Bar graph of game score divided by total GEQ score.*

evaluation, we have also conducted another questionnaire to analyse the perception of the games by the players. Again, there were eight participants in the age range of 20 to 25. Asked questions and obtained results can be seen at Table 1. Results of the user experiment test shows that users have difficulties at the beginning, however, after some amount of time, they adapt the games. Also most of the participants stated that the games were interesting and they want to play the game again. It might be due to the fact that, it is fun to have gesture control that can move game avatar in a virtual environment [29]. Vision-based interaction has been found more entertaining than interacting via voice commands. Also, the participants, who controlled the main menu and played the game with gestures performed better than participants, who used the voice commands.

3. Robot-Assisted Rehabilitation System, RehabRoby

In this section, we integrate the fruit game into a robot assisted rehabilitation system called RehabRoby. RehabRoby is an exoskeleton-based upper-extremity robot-assisted rehabilitation system as shown in Fig. 8. RehabRoby is an active, back-drivable robotic exoskeleton device that provides active motion assistance to upper extremities, and is able to produce shoulder flexion/extension, shoulder rotation, elbow flexion/extension, and forearm pronation/supination upper-extremity movements [11, 30, 31]. It is possible for RehabRoby to provide only one movement (such as only shoulder abduction/adduction) or combinations of these movements that are necessary for the tasks and activities of daily living (ADL). RehabRoby can be adjusted to accommodate subjects of different heights and arm lengths. RehabRoby was designed in such a way that it can implement passive exercise, in which the subject remains passive and the robot moves the limb, as well as active-assisted exercise, in which subjects actively move their limb, although some assistance of the device may be provided. We implement two force sensors (Kistler - 9313AA1; Kistler France, Les Ulis, France) into RehabRoby. One of the force sensors is used to measure the applied forces during elbow flexion, and the other one is used to measure the applied forces during elbow extension. The admittance control with an inner robust position control loop is used as the

Table 1 Used Test Questionnaire and Results (1: Totally Disagree, 5: Totally Agree)

	Game was interesting	Menu was clear	I figure out how the game can played without help	Next time, I can play the game easily	I want to play the game again
Participant 1	4	3	2	4	5
Participant 2	4	4	3	5	5
Participant 3	5	3	1	5	5
Participant 4	5	4	2	4	4
Participant 5	5	4	2	5	5
Participant 6	4	2	1	4	5
Participant 7	5	3	3	5	4
Participant 8	5	4	2	5	5
Averages	4,6	3,4	2	4,6	4,8

low-level controller of RehabRoby [32].

3.1. Integration of the Fruit Game into RehabRoby

The fruit game that has been described in Section 2 has been modified and integrated into RehabRoby. The levels of difficulty have been ranged from boredom caused by an easy game such as higher spawn wait time to overstressed caused by a highly difficult game such as higher rock speed. The difficulty is related to the basket size (BS), fruit number (FN), fruit speed (FS), rock number (RN), rock speed (RS), spawn wait time (SWT), and wave wait time (WWT). The fruits and rocks falls continuously in the game. The subjects are instructed to collect the fruits and avoid the rocks within a given time. The goal of the game is to collect the fruits, and get away from the rocks by shifting the basket. When the subject collects the fruits s/he earns 10 points, and when the subject collects the rocks s/he looses 20 points. Subjects perform elbow flexion and extension movements with RehabRoby robot to move the basket. The basket moves towards to the left direction when the subject performs elbow flexion. The basket moves towards to the right direction when the subject performs elbow extension. Initially, the basket is in the middle bottom of the monitor. Each subject starts the task within 45 degrees of elbow flexion position. The Fruit Picker game has +/-45 degrees working range that is appropriate for the human anatomy.

Subjects are asked to complete a self-assessment manikin (SAM) survey that has been displayed on the screen when they complete the game with a certain difficulty level (Fig. 9). Subjects are asked to respond to a 9-point scale by selecting a number which best represented their current psychological state. The value of 1 represents the lowest valence (unpleasant) and arousal (inactive), and 9 represents the highest valence (very happy), and arousal (excited).

An initial study has been performed to decide the difficulty levels to be used in the experiments. The participants are under-challenged, as all fruits were easily collected in the first three levels (Level 1 (L1), Level 2 (L2), and Level 3 (L3)). Participants are challenged by varying the fruit,

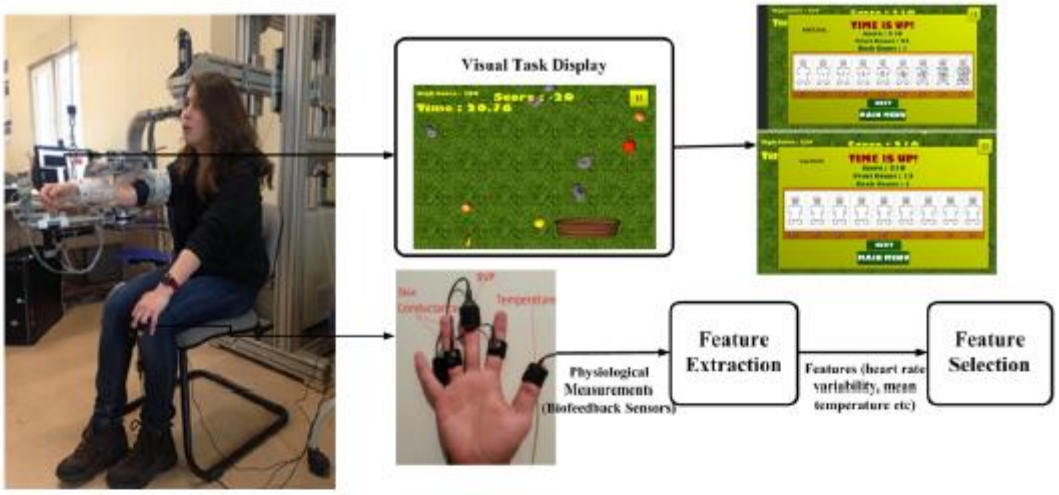


Fig. 8. *Control Architecture of RehabRoby*

Table 2 Game Parameters of Nine Difficulty Levels

Parameters									
Parameters Name	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9
BS(m/s)	20	20	20	19	18	17	16	15	14
BSS	3	2.8	2.6	2.5	2.2	2	1.7	1.6	1.5
FN	6	7	8	6	6	6	8	7	6
FS(m/s)	3	4	5	6	6.5	7	7.5	8	9
RN	6	7	8	7	8	9	10	12	14
RS(m/s)	3	4	5	6	6.5	7	7.5	8	9
SWT(s)	2	1.5	1	0.9	0.85	0.8	0.7	0.6	0.5
WWT(s)	3	2	1.5	1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5

rock, spawn, and wave in the second three levels (Level 4 (L4), Level 5 (L5), and Level 6 (L6)) so that only 80%-90% of fruits could be collected. Additionally, participants are over-challenged by changing BS, FN, FS, RN, RS, SWT, and WWT parameters to reduce the score to less than 50% of maximum possible score in the last three levels (Level 7 (L7), Level 8 (L8), and Level 9 (L9)). Table 2 introduces the detailed settings for the difficulty level adjustments.

3.2. Psychophysiological Signal Recording During Game Play

While the participants are engaged with the fruit game, we simultaneously collected their bio-signals to determine whether the proposed difficulty levels incur any significant change on their psychophysiological signal. In order to quantify the changes on the raw bio-signals, features need to be extracted. Note that based on the acquired biosignals, it is important to know which features are distinctive to properly detect how participants feel. We have used 30 features from psychophysiological signals collected from Blood Volume Pulse (BVP), Skin Conductance (SC) and Skin Temperature (ST) sensors, which are listed in Table 3.

In the literature the features that are extracted from the BVP sensor, such as heart rate (HR),



Fig. 9. *Subject Questionnaire measuring the perceived Arousal and Valence*

spectral features of heart rate variability (HRV) have shown to be related with arousal and stress [33]. It has previously shown that increased values of HR implies increased arousal, and valence [34]. Additionally, HR has shown to correlate positively with valence [35]. Higher levels of cognitive load has shown to be associated with decreased power in the low frequency (LF) band of the HRV spectrum [36]. HRV has previously been interpreted to provide information on the relative emotional state of the patient [37]. SC (or skin conductance response (SCR)) has shown to be a good indicator for arousal [35], [38], [39]. SC has been found to increase during demanding tasks compared to rest periods [40]. SCR has been associated with cognitive load especially with arousal accompanied by cognitive effort [41], [42], [43], and the number of SCR has shown to be a sensitive indicator for emotional strain [44]. Moreover, mean temperature, average derivative of temperature and final temperature are also extracted from skin temperature (ST) raw signal. ST has shown to decrease during mental work stress [45].

The first feature heart rate (HR) in beats per minute (BPM) is obtained from the BVP sensor.

Mean and standard deviation of inter-beat intervals (IBI) are also obtained from pulse intervals and labeled as $mean_{IBI}$ and std_{IBI}, respectively. Heart Rate Variability (HRV) signal [46] has been obtained by counting the inter-beat interval between subsequent pulse peak intervals. Extraction of HRV involves careful filtering, peak detection, interpolation and power spectral density calculation. Unfortunately there is no certain agreement to which features should be extracted from each psychophysiological signal. However some features have become fairly common [20] such as the mean and standard values of a signal over a certain time period, minimum and maximum values as well as mean absolute derivatives over a time period. Some signals have signal-specific features such as HR is generally characterized by a number of time-domain, and frequency-domain features of HRV [20]. Lomb-Scargle periodogram (plomb) spectrum of the HRV signal has been taken, and HRV spectrum has been divided into three intervals [47], [48]. The $0-0.04$ Hz interval corresponds to very low frequency (VLF) interval, $0.04-0.15$ Hz interval corresponds to low frequency (LF) interval, and $0.15-0.4$ Hz interval corresponds to high frequency (HF) interval. LF/HF ratio feature which indicates the overall balance between sympathetic and parasympathetic systems [49] and the ratio between the total sum of VLF and LF to HF has also been obtained as $(VLF+LF)/HF$ [47]. The percentage ratio of the very low frequency (per_{VLF}) is obtained when BVP total power (BVP_{tp}) is divided by very low frequency total power. Similarly, the percentage ratio of the low frequency (per_{LF}), and high frequency (per_{HF}) are also obtained. Ratio of low frequency of total power and low-high frequency total power gives low frequency norm (LF_{norm}), and ratio of high frequency of total power and low-high frequency total power gives high frequency norm (HF_{norm}). Moreover, mean value and variance of BVP sensor ($Mean_{bvp}$), (Var_{bvp}), mean value and variance of filtered BVP sensor ($Filteredmean_{bvp}$), ($Filteredvar_{bvp}$), and the first derivative of the blood volume pulse ($Deriv_{bvp}$) are obtained from the BVP sensor.

Skin Conductance (SC) is often characterized by its amplitude, and the frequency of Skin Conductance Response (SCR) [20]. Average skin conductance (Avg_{sc}) value, and the variance of skin conductance value (Var_{sc}) are recorded for a given period of 60 seconds from the SC sensor. Average skin conductance value ($Filteredavg_{sc}$), and the variance of skin conductance value ($Filteredvar_{sc}$) are also obtained from the filtered SC raw data. Skin conductance response (SCR) is obtained as the total number of temporary increases in the skin conductivity signal [50]. In this study, first all peaks and valleys of the SC signal are found. Then, if the increase from one valley to its subsequent peak is greater than 0.03, then the peak is selected as a valid SC response number. Then the total number of such responses form the SCR value. Data was taken from the SC sensor to evaluate the mean first derivative of skin conductance ($Deriv_{sc}$). Finally, mean temperature ($Mean_{temp}$), variance of temperature (Var_{temp}), filtered mean temperature ($Filteredmean_{temp}$), filtered variance of temperature ($Filteredvar_{temp}$), and the first derivative of the temperature ($Deriv_{temp}$) are obtained from the temperature sensor.

Extraction of features from skin temperature (ST) generally involves the raw data mean, filtered raw data mean, raw data variance, filtered raw data variance and mean absolute derivative over a certain time period. Since the raw data from the ST sensor are noisy, there is a need to use a filter. A Savitzky-Golay filter is used to filter the raw data from ST. A list of features can be found in [51], and their computational methods to calculate these features can be found in [52],[53].

When multiple psychophysiological responses are measured, then a large number of features will be extracted. As the number of features (dimensionality) increases, the feature space grows, and the size of the required training data set grow which may be hard to classify the emotions using the classification methods. Thus, it is desirable to reduce the number of features prior to classification. In this study, similar to [54], we use analysis of variance (ANOVA) and sequential

Table 3 Features derived from Psychophysiological Signals

Sensor	Feature No.	Feature Name	Feature Label
SC	1	Skin conductance response	SCR
	2	Average Skin Conductance	Avg_{sc}
	3	Filtered Average Skin Conductance	Filteredavg_{sc}
	4	Variance of Skin Conductance	Var_{sc}
	5	Filtered Variance of Skin Conductance	Filteredvar_{sc}
	6	First derivative of skin conductance	Deriv_{sc}
BVP	7	Heart rate	HR
	8	Mean IBI	mean_{IBI}
	9	Standard deviation of IBI	std_{IBI}
	10	BVP total power	BVP_{tp}
	11	Very low frequency	VLF
	12	Low frequency	LF
	13	High frequency	HF
	14	Ratio of frequencies	LF/HF
	15	Perc. ratio of the very low frequency	per_{VLF}
	16	Perc. ratio of the low frequency	per_{LF}
	17	Perc. ratio of the high frequency	per_{HF}
	18	Low frequency norm	LF_{norm}
	19	High frequency norm	HF_{norm}
	20	Ratio of frequencies	$(VLF + LF)/HF$
	21	Mean BVP	Mean_{bvp}
	22	Filtered Mean BVP	$\text{Filteredmean}_{bvp}$
	23	Variance BVP	Var_{bvp}
	24	Filtered Variance BVP	Filteredvar_{bvp}
	25	First derivative of BVP	Deriv_{bvp}
ST	26	Mean temperature	Mean_{temp}
	27	Filtered mean temperature	$\text{Filteredmean}_{temp}$
	28	Variance of temperature	Var_{temp}
	29	Filtered variance of temperature	$\text{Filteredvar}_{temp}$
	30	First derivative of temperature	Deriv_{temp}

forward selection (SFS) to determine the informative features which change significantly between different game difficulty levels, addressing an under-challenging task, and a challenging task.

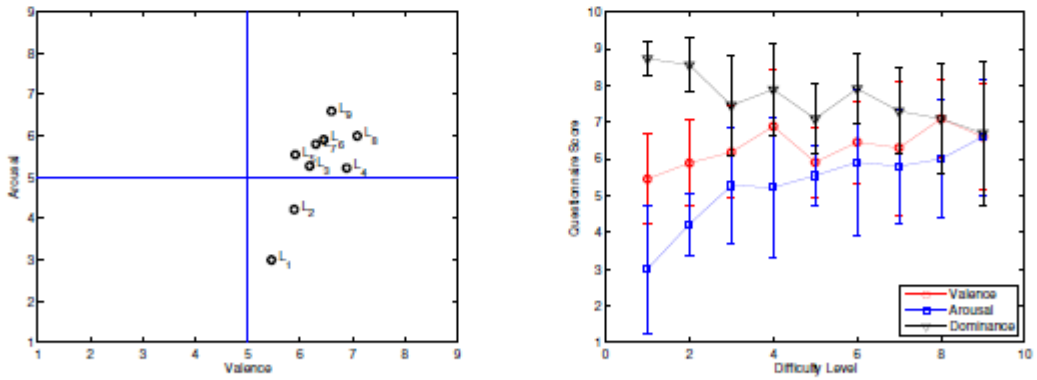
4. Experimental Results

In this section, we first present the SAM results to evaluate the engagement of people when fruit game is played, then we present the results related with the biosignal analysis.

4.1. Evaluation of Game Engagement with RehabRoby

31 subjects (8 female and 23 male), whose ages were in the range of 23-36, participated in this study. The Institutional Review Board of Sabanci University approval is sought, and received for conducting all these experiments. All subjects are right handed. All the subjects are healthy and have no background of any diseases that might affect the study. Subjects are allowed to participate in the experiment only after their consent have been obtained through a signed consent form, which have been also acquainted the subjects with the experimental procedure and their role in it.

Initially subjects become familiar with the effects of their movements upon the RehabRoby system, and the task by performing the task under Level 1 (L1) and Level 9 (L9). Then subjects are requested to respond to the self-assessment manikin (SAM). Participants are asked to respond to a 9-point scale by selecting a number which best represented their current emotion. The value of 1 represented the lowest valence ("unpleasant"), arousal ("inactive") and dominance ("helpless"), and 9 represented the highest valence ("very happy"), arousal ("excited") and dominance ("in control of everything"). When practice time is completed then three randomly selected difficulty levels of the task are presented to the subjects, each with duration of 60 seconds. The subjects are not aware of at which level they are performing the task. When the task is completed then SAM questions are displayed on the screen.



(a) (b)

Fig. 10. *(a) Mean SAM Questionnaire Scores on Valence and Arousal coordinates (b) Mean and Standard Deviation of SAM Questionnaire Scores at each Difficulty Level*

Fig. 10-(a) shows the average participant arousal and valence rating for each of the difficulty levels presented in Table 2. Additionally, Fig. 10-(b) shows the mean and standard deviations

of the arousal, valence and dominance ratings after participants played the fruit game with RehabRoby. According to survey results, after playing each difficulty level, the participants are generally pleased where their valence score is relatively high. As the difficulty level increases, the game becomes challenging and the level of arousal increases. Similarly, as the difficulty level increases the participants tend to loose their control of the game which resulted decreased dominance.

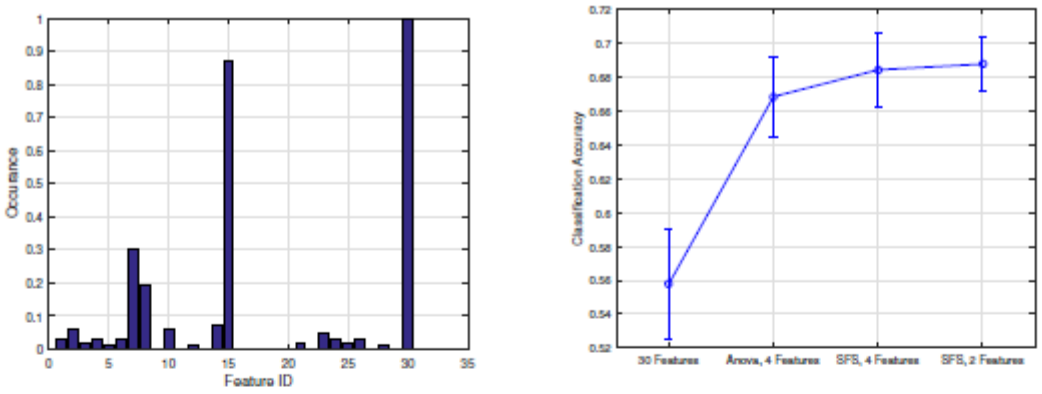
On the other hand, since Level 1 (L1) has been targeted to be an easy task, L1 does not challenge the participant much and yields a lower arousal score. As expected, difficulty level, L9, challenges the participants the most. Note that, L8 also challenges the participants due to its highest valence score and yields a relatively high arousal score. Therefore, from the survey results, we can claim that L8 is the most challenging difficulty level reflecting excitement and L1 is the most under challenged difficulty level reflecting boredom.

4.2. Bio-signal Analysis and Feature Selection under Different Game Difficulty Levels

In the previous subsection, based on the SAM results, we have determined an under-challenging and a challenging difficulty levels. In this subsection, we seek to analyze these two difficulty levels based on the features derived from the psychophysiological signals as described in Section 3.2.

35 subjects (15 female and 20 male), who did not take part in the experiments presented in Fig. 10, participate to the experiments. The ages of the subjects are in the range of 22-26. The subjects are right handed, healthy and had no background of any diseases. The subjects are asked complete the task as in the given order for two difficulty levels: i) 60 seconds baseline: psychophysiological signals are recorded with the BioGraph Infiniti without the execution of the tasks, ii) practice time: subjects became familiar with the effects of their movements upon the RehabRoby system, and iii) two difficulty levels of the same task (L1 and L8) are presented to the subjects in random order, each with duration of sixty seconds, and BVP, SC and ST were recorded using the BioGraph Infiniti. Upon determining the features defined in Table 3, the features are normalized by subtracting their mean value and dividing to their range (difference between the features maximum and the minimum values).

For the ANOVA test, the p value is selected as 0.05. Our results show that, between difficulty levels L1 and L8, four features listed in Table 3 have p values less than 0.05. In an ascending order, feature 15 (perVLF with p=0.0024), feature 30 (Derivtemp with p=0.0089), feature 17 (perHF with p=0.0428), and feature 14 ((VLF+LF)/HF with p=0.0428) are found. We then use sequential forward selection (SFS) and also determine the features segregating the difficulty levels between L1 and L8. We execute SFS in 100 different runs and recorde the selected features at each run. Fig. 11-(a) shows the occurrence ratio of the features at each SFS run. Similar to ANOVA resuls, feature 15 and feature 30 who have the least p-values, are also heavily selected in SFS trials. Then feature 7 (Heart Rate) and feature 8 (Mean Inter beat Interval, inverse of feature 7) are selected considerably as compared to remaining features. Finally, Fig 11-(b) shows the classification results on the test data when all the features and the selected informative features were used. We use linear discriminant analysis (LDA) for classification. Among 70 participant data, 60 participant data are used for training and rest of the data are used for testing. Numerical results in 11-(b) show that when all the features in Table 3 are considered, the classification accuracy is around 56%. When 4 informative features determined by ANOVA and SFS are considered, the classification accuracy improves as compared to selecting all the features. Furthermore, when only two informative features (features 15 and features 30) are selected, the accuracy reaches up to 70%.



(a) (b)

Fig. 11. *(a) Occurrence ratio of the features selected by SFS (b) Classification accuracy on the test data with respect to number of selected features.*

5. Conclusions

In this paper, we have presented computer vision based games, which enables practice of physical exercises in a gamified way. In addition, we have evaluated the game by using Game Engagement Questionnaire where most of the participants stated that the game was interesting and they want to play the game again.

We next embedded the fruit game into a robot based rehabilitation system. We conducted SAM tests and assessed the participants valence, arousal and dominance while playing the game under different difficulty levels. We then determined two distinctive difficulty levels, which reflect an under-challenging task and a challenging task. Then, in terms of psychophysiological signal analysis of the subjects, we aim to assess, if the subject found the task under-challenging or challenging using the features derived from the BVP, SC and temperature biofeedback sensors. As an initial result, we found that two distinctive features can be used to estimate if the subject found the task under-challenged (boredom) or challenged (excitement). The long-term goal of this work is to perform a closed loop task difficulty level control during the robot-assisted rehabilitation process to stimulate a desired level of mental engagement during rehabilitation. For the closed loop system, the game play difficulty level of the rehabilitation process can be dynamically adopted based on the subject's game performance, an his/her emotional state detected from not only his/her psychophysiological signals but also his/her face and gestures as well.

We believe that gamification of physical therapy movements and automated emotion recognition while executing these tasks would make the repetitive boring exercises fun, causing individuals to spend more time with their exercises, hence, leading healthier lives [55]. As a future work, upon achieving a closed loop system, the system needs to be tested with actual patients. In our current work, we did not seek any clinical support that can justify the effectiveness of the proposed games on actual patients. On the other hand for a real therapy, the clinical objective and constraints should be first determined, the game addressing such objectives and constraints need to be designed, and then the engagement level of patients need to be measured using bio-feedback sensors and/or questionnaires.

6. Acknowledgments

This work is supported by the Scientific and Technological Research Council of Turkey (TUBITAK) under Grants 113E067 and 114E614 and by a Marie Curie FP7 Integration Grant within the 7th EU Framework Programme.

7. References

[1] C. Wang, Z. Liu, and S. Fels, "Everyone can do magic: An interactive game with speech and gesture recognition," in *International Conference on Entertainment Computing*. Springer, 2010, pp. 32–42.

[2] F. Ricciardi and L. T. D. Paolis, "A comprehensive review of serious games in health professions," *International Journal of Computer Games Technology*, vol. 2014, p. 9, 2014.

[3] P. Rego, P. M. Moreira, and L. P. Reis, "Serious games for rehabilitation: A survey and a classification towards a taxonomy," in *5th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*, June 2010, pp. 1–6.

[4] P. A. Rego, P. M. Moreira, and L. P. Reis, "Natural user interfaces in serious games for rehabilitation," in *6th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2011)*, June 2011, pp. 1–4.

[5] A. Psaltis, K. Kaza, K. Stefanidis, S. Thermos, K. C. Apostolakis, K. Dimitropoulos, and P. Daras, "Multimodal affective state recognition in serious games applications," in *2016 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, Oct 2016, pp. 435–439.

[6] J. W. Burke, M. McNeill, D. K. Charles, P. J. Morrow, J. H. Crosbie, and S. M. McDonough, "Optimising engagement for stroke rehabilitation using serious games," *The Visual Computer*, vol. 25, no. 12, p. 1085, 2009.

[7] Unity. Game engine, tools and multiplatform. [Online]. Available: https://unity3d.com/unity

[8] S.-H. Lee and S.-H. Oh, "A kinect sensor based windows control interface," *International Journal of Control and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 113–124, 2014.

[9] Virtualware. (2014) Virtual rehabilitation software. [Online]. Available: http://www.virtualrehab.info/

[10] Jintronix. Kinect rehabilitation software. [Online]. Available: http://www.jintronix.com/

[11] D. Erol Barkana and F. Ozkul, "A robot-assisted rehabilitation system–rehabroby," *Interdisciplinary Mechatronics*, pp. 145–162, 2013.

[12] N. Maclean and P. Pound, "A critical review of the concept of patient motivation in the literature on physical rehabilitation," *Social Science and Medicine*, vol. 50, no. 4, pp. 495–506, 2000.

[13] A. Kaelin-Lang, L. Sawaki, and L. G. Cohen, "Role of voluntary drive in encoding an elementary motor memory," *Journal of Neurophysiology*, vol. 93, no. 2, pp. 1099–1103, 2005.

[14] J. A. Taylor and K. A. Thoroughman, "Motor adaptation scaled by the difficulty of a secondary cognitive task," *PLoS One*, vol. 3, no. 6, p. e2485, 2008.

[15] M. A. Guadagnoli and T. D. Lee, "Challenge point: A framework for conceptualizing the effects of various practice conditions in motor learning," *Journal of Motor Behavior*, vol. 36, no. 2, pp. 212–224, 2004.

[16] A. Koenig, X. Omlin, L. Zimmerli, M. Sapa, C. Krewer, M. Bolliger, F. Müller, and R. Riener, "Psychological state estimation from physiological recordings during robot-assisted gait rehabilitation," *Journal of Rehabilitation Research and Development*, vol. 48, no. 4, pp. 367–86, 2011.

[17] A. Koenig, D. Novak, X. Omlin, M. Pulfer, E. Perreault, L. Zimmerli, M. Mihelj, and R. Riener, "Real-time closed-loop control of cognitive load in neurological patients during robot-assisted gait training," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 19, no. 4, pp. 453–464, 2011.

[18] M. Mihelj, D. Novak, and M. Munih, "Emotion-aware system for upper extremity rehabilitation," in *Virtual Rehabilitation International Conference, 2009.* IEEE, 2009, pp. 160–165.

[19] F. J. Badesa, R. Morales, N. Garcia-Aracil, J. M. Sabater, C. Perez-Vidal, and E. Fernandez, "Multimodal interfaces to improve therapeutic outcomes in robot-assisted rehabilitation," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 42, no. 6, pp. 1152–1158, 2012.

[20] D. Novak, M. Mihelj, and M. Munih, "A survey of methods for data fusion and system adaptation using autonomic nervous system responses in physiological computing," *Interacting with Computers*, vol. 24, no. 3, pp. 154–172, 2012.

[21] R. Riener and M. Munih, "Guest editorial special section on rehabilitation via bio-cooperative control," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 4, no. 18, pp. 337–338, 2010.

[22] D. Novak, M. Mihelj, J. Ziherl, A. Olensek, and M. Munih, "Psychophysiological measurements in a biocooperative feedback loop for upper extremity rehabilitation," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 19, no. 4, pp. 400–410, Aug 2011.

[23] M. M. Bradley and P. J. Lang, "Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential," *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry*, vol. 25, no. 1, pp. 49–59, 1994.

[24] H. Chizari, "Combining voice and gesture for human computer interaction," Master's thesis, Freiburg University, 2013.

[25] A. D. Wilson and A. F. Bobick, "Hidden markov models for modeling and recognizing gesture under variation," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 15, no. 01, pp. 123–160, 2001.

[26] G. A. ten Holt, M. J. Reinders, and E. Hendriks, "Multi-dimensional dynamic time warping for gesture recognition," in *Thirteenth annual conference of the Advanced School for Computing and Imaging*, vol. 300, 2007.

[27] R. Solutions. Kinect with ms-sdk. [Online]. Available: https://www.assetstore.unity3d.com/en/#!/content/7747

[28] J. H. Brockmyer, C. M. Fox, K. A. Curtiss, E. McBroom, K. M. Burkhart, and J. N. Pidruzny, "The development of the game engagement questionnaire: A measure of engagement in video game-playing," *Journal of Experimental Social Psychology*, vol. 45, no. 4, pp. 624–634, 2009.

[29] B. Herbelin, J. Ciger, and A. L. Brooks, "Customization of gaming technology and prototyping of rehabilitation applications," in *Proceedings of the 7th international conference on disability, virtual reality and associated technologies with ArtAbilitation*, 2008, pp. 8–11.

[30] F. Ozkul, D. E. Barkana, S. B. Demirbas, and S. Inal, "Evaluation of elbow joint proprioception with rehabroby: a pilot study," *Acta orthopaedica et traumatologica turcica*, vol. 46, no. 5, pp. 332–338, 2012.

[31] F. Ozkul and D. E. Barkana, "Upper-extremity rehabilitation robot rehabroby: Methodology, design, usability and validation," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, pp. 1–13, 2013.

[32] F. Ozkul, E. D. Barkana, and E. Masazade, "Admittance filter parameter adjustment of a robot-assisted rehabilitation system (rehabroby)," in *Proceedings 2nd Int. Conf. on Mechatronics and Robotics Engineering*, 2016.

[33] P. J. Lang, M. K. Greenwald, M. M. Bradley, and A. O. Hamm, "Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions," *Psychophysiology*, vol. 30, no. 3, pp. 261–273, 1993.

[34] M. Swangnetr and D. B. Kaber, "Emotional state classification in patient–robot interaction using wavelet analysis and statistics-based feature selection," *Human-Machine Systems, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 1, pp. 63–75, 2013.

[35] M. Chaouachi, P. Chalfoun, I. Jraidi, and C. Frasson, "Affect and mental engagement: towards adaptability for intelligent systems," in *Proceedings of the 23rd International FLAIRS Conference, Daytona Beach, FL*, 2010.

[36] A. Niculescu, Y. Cao, and A. Nijholt, "Stress and cognitive load in multimodal conversational interactions," in *International Conference on Human-Computer Interaction*, 2009, pp. 891–895.

[37] A. Günther, O. Witte, and D. Hoyer, "Autonomic dysfunction and risk stratification assessed from heart rate pattern," *The open neurology journal*, vol. 4, p. 39, 2010.

[38] L. M. Hirshfield, P. Bobko, A. Barelka, S. H. Hirshfield, M. T. Farrington, S. Gulbronson, and D. Paverman, "Using noninvasive brain measurement to explore the psychological effects of computer malfunctions on users during human-computer interactions," *Advances in Human-Computer Interaction*, vol. 2014, p. 2, 2014.

[39] R. Gokay, E. Masazade, C. Aydin, and D. Erol-Barkana, "Emotional state and cognitive load analysis using features from bvp and sc sensors," in *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. IEEE, 2015, pp. 178–183.

[40] M. E. Dawson, A. M. Schell, and D. L. Filion, "Chapter 7 - the electrodermal system," *Handbook of psychophysiology*, vol. 159, 2007.

[41] J. L. Andreassi, *Psychophysiology: Human behavior & physiological response.* Psychology Press, 2000.

[42] G. Mulder, L. J. Mulder, T. F. Meijman, J. B. Veldman, and A. M. van Roon, "A psychophysiological approach to working conditions," *Engineering Psychophysiology: Issues and Applications*, pp. 139–159, 2000.

[43] J. G. Rousselle, J. Blascovich, and R. M. Kelsey, "Cardiorespiratory response under combined psychological and exercise stress," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 20, no. 1, pp. 49–58, 1995.

[44] W. Boucsein, *Electrodermal activity.* Springer Science & Business Media, 2012.

[45] M. Ohsuga, F. Shimono, and H. Genno, "Assessment of phasic work stress using autonomic indices," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 40, no. 3, pp. 211–220, 2001.

[46] J. Jo, Y. Lee, and H. S. Shin, "Real-time analysis of heart rate variability for a mobile human emotion recognition system," in *Recent Advances in Electrical and Computer Engineering*, online access: 2015-03-15. [Online]. Available: http://www.wseas.us/e-library/conferences/2013/CambridgeUSA/ELIT/ELIT-27.pdf

[47] J. A. Healey, "Wearable and automotive systems for affect recognition from physiology," Ph.D. dissertation, Massachusetts Institute of Technology, 2000.

[48] G. D. Clifford, "Signal processing methods for heart rate variability," Ph.D. dissertation, Department of Engineering Science, University of Oxford, 2002.

[49] J. V. Freeman, F. E. Dewey, D. M. Hadley, J. Myers, and V. F. Froelicher, "Autonomic nervous system interaction with the cardiovascular system during exercise," *Progress in Cardiovascular Diseases*, vol. 48, no. 5, pp. 342–362, 2006.

[50] M. T. Fung, A. Raine, R. Loeber, D. R. Lynam, S. R. Steinhauer, P. H. Venables, and M. Stouthamer-Loeber, "Reduced electrodermal activity in psychopathy-prone adolescents." *Journal of Abnormal Psychology*, vol. 114, no. 2, p. 187, 2005.

[51] S. D. Kreibig, "Autonomic nervous system activity in emotion: A review," *Biological Psychology*, vol. 84, no. 3, pp. 394–421, 2010.

[52] K. H. Kim, S. Bang, and S. Kim, "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 42, no. 3, pp. 419–427, 2004.

[53] P. Rani, N. Sarkar, C. A. Smith, and L. D. Kirby, "Anxiety detecting robotic system–towards implicit human-robot collaboration," *Robotica*, vol. 22, no. 01, pp. 85–95, 2004.

[54] H. K. Ekenel and B. Sankur, "Feature selection in the independent component subspace for face recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 12, pp. 1377–1388, 2004.

[55] K. Lin, F. Xia, W. Wang, D. Tian, and J. Song, "System design for big data application in emotion-aware healthcare," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 6901–6909, 2016.

TÜBİTAK

EK 5 IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEM AND REHABILITATION ENGINEERING DERGİSİNE GÖNDERİLMİŞ ŞU AN REVİZYONU YAPILAN MAKALE 2

Exploring dynamic difficulty adjustment mechanism for rehabilitation exercises using physiological measures and subjective ratings

Duygun Erol Barkana[1], Yunus Palaska[1], Fatih Ozkul[1], Nilanjan Sarkar[2]
[1]Department of Electrical and Electronics Engineering, Yeditepe University, Istanbul, 34755, Turkey
[2]Department of Mechanical Engineering, Vanderbilt University, Nashville, TN 37203-5721, USA
Email:duygunerol@yeditepe.edu.tr, yunuspalaska@gmail.com,
fatihozkul85@gmail.com,nilanjan.sarkar@vanderbilt.edu

***Abstract*—Task engagement is a key factor in sustaining patients' participation in rehabilitation programs. One way to promote patient adherence is to use engaging therapeutic games since such games have shown to influence positive therapy outcomes through increasing engagement and positive affect. In this paper, we present a dynamic game difficulty adaptation mechanism within the framework of a rehabilitation robotic system, RehabRoby, to create engaging rehabilitation exercises for stroke rehabilitation. The effectiveness of this approach is demonstrated by comparing a traditional algorithm (increment/decrement one level at a time) with an adaptive algorithm called partially ordered set master (POSM) that changes the difficulty levels adaptively for each individual. The results from a small user study with n healthy participants, based on both objective measures, such as physiological signals, and subjective measures, such as survey reports, showed that the subjects experienced higher levels of excitement on average with the adaptive difficulty algorithm (POSM) compared to the traditional one. The ratings of dominance, which is the feeling of being in control during the task, were also higher in the POSM algorithm compared to the traditional one. While preliminary such results are encouraging and requires further exploration.**

***Index Terms*—robot-assisted rehabilitation system, emotion in human-robot interaction, physiological signals, heath-care**

I. Introduction

Adherence to therapy is listed as a significant factor to the success of any rehabilitation program. Psychological factors, such as lack of motivation is considered to be one of the major barriers in active patient involvement. The key question then becomes how to achieve persistence in therapy in order to reach the desired level of behavioral improvement.

In recent years several researchers have suggested the use of games as a means to maintain patients' motivation, improve compliance with rehabilitation exercises, and assist recovery [1]. Use of games have shown to have positive rehabilitation outcomes, such as being effective in cases of stroke recovery [2] and improvement of motor learning [3], [4], [5], [6]. Previous studies have shown that game exercise can engage users for a longer period as compared to traditional exercises [7]. Thus, there seems to be an emerging consensus on the use of games as a legitimate therapeutic tool; one that increases motivation and engagement [8].

Active engagement is defined as a psychological state during activity that has both emotional and cognitive components [7], [9]. Empirical evidence has shown that motor task learning rate is higher at a task-difficulty level that positively challenges, and excites patients [10]. Individuals could be motivated to play a game as long as the game offers adequate challenge. When the challenge is not enough for the individual, the participants may not be engaged anymore, thus motivation is reduced. Alternatively, if the game becomes too difficult for the user, engagement level may drop and the user may become frustrated and quit the exercise [11]. Clearly both under-challenge and over-challenge cases are sub-optimal and interfere with the patients' capacity to become fully engaged in the task. Therefore, it is important to define the optimum challenge by adjusting the difficulty level of the game or task [7], [12].

In addition to adaptive difficulty of the game as being a key contributor to engagement, emotional states (or affect) of the patient is also thought to be an important factor because challenge induce these states [13]. For example, based on the psychological concept of "flow" [11], if the game difficulty levels balance the challenges offered by the game with the users' skills the emotional state of "flow" introduces a positive mood which in turn keeps the engagement level high for the patient. Even though the research in this area is limited and emotional state indices are generally limited to physiological responses (e.g., [7]), it is important to focus a game design that offers several challenge levels while tracking the emotional states of the users to sustain high levels of motivation. In the present study, it is our aim to take into account the challenge offered by the game while tracking physiological and behavioral measures that index affective factors, such as arousal.

Even though engagement is considered an important component in therapy compliance and optimal challenge generates engagement, there is a paucity of research to embed adaptive difficulty adjustment mechanism for enhancing engagement in rehabilitation engineering literature. Two prominent works in this area that motivated our research were [14] where the robot selects desired behaviors to present the task at children's preferred liking level that was learned with regard

to the game configuration, and [15] where it was shown that machine-learning algorithms can dynamically adjust difficulty to the desired level with a higher accuracy. While these studies demonstrated the need and usefulness of adaptive task difficulty adjustment, the proposed study systematically explores how different difficulty adjustment algorithms could impact task engagement.

In this study, two algorithms have been explored to adjust the difficulty level of a game during the use of an exoskeleton-based upper extremity robot-assisted rehabilitation system, which is called RehabRoby [16], [17], [18]. These two algorithms attempt to maintain an appropriate level of challenge by dynamically altering the difficulty of the game according to the participant's performance (score). A crossover study is designed to evaluate these two algorithms. The first algorithm (A1) is the partially ordered set master (POSM) algorithm [19], which learns from observations, and predicts the appropriate difficulty setting. POSM algorithm requires a set of difficulty settings that form a "more difficult than" relation. POSM algorithm is selected because it has three main advantages: i) POSM requires no off-line training and no background knowledge about the behavior of the subject; ii) it can be easily ported to any task; and iii) POSM guarantees the maximum number of mistakes that it can make before learning the suitable setting. The other algorithm (A2) is a commonly used one which is called incremental/decremental difficulty adaptation where the difficulty levels are defined considering the increment one level up and decrement one level down or stay in the same level by looking at the changes in the score values.

The best algorithm that finds the suitable challenge level for each subject are decided by looking at performance (score), physiological signals and subjective reports (survey). Performance are recorded during the execution of the task and biofeedback sensors are used to detect the physiological signals such as skin conductance (SC), blood volume pulse (BVP),and skin temperature (ST) to index the emotional state of the subjects. Such signals have been used in prior studies to classify a patients' psychological state (excited, bored etc.) during robot-assisted gait rehabilitation [20], [21]. Users' psychological state (arousal-valence) has also been estimated in a rehabilitation environment through measurements of physiological responses (HR, SCR, respiratory rate (RR), ST) [22]. The present study also includes self-report measures of emotional state in addition to the physiological signals described above. In the form of Likert-type ratings, such self-report measures may provide information on the subjective sense of the individual while performing the task.

All in all, research on robot-assisted systems that are capable of not only detecting the patient's performance but also detecting patient's emotions, and then dynamically adjusting the difficulty level of the rehabilitation task to better suit the patients emotions and abilities have gained momentum in the recent years. It has previously been shown that it is possible to develop more efficient and effective robot-assisted treatments when the patient's feelings are in the control loop [23]. Thus, with this study a dynamic difficulty adjustment mechanism is developed for RehabRoby that can dynamically find the suitable challenge level while keeping the patients excited and motivated throughout the entire duration of the rehabilitation task. To our knowledge, such a dynamic adjustment mechanism has not been explored in rehabilitation robotics before. We believe that such an adjustment mechanism can be used for other robot-assisted rehabilitation systems, and can easily be integrated into other rehabilitation games. The main contributions of the current study are: 1) augmenting a rehabilitation robotic system that can provide dynamic difficulty adjustment mechanism to potentially enhance engagement in subject, and 2) testing how this augmented system works, and how one can explore the impact of different dynamic difficulty adjustment algorithms using this augmented system where current rehabilitation robotic system do not have this capability.

The paper is organized as follows. Section II gives a summary of an exoskeleton-based upper-extremity robot-assisted rehabilitation system, which is called RehabRoby, the measurement of physiological signals, the process of feature extraction from these physiological signals and the algorithms used to dynamically adjust the level of the games. Section III discusses the game and experiments. In Section IV the results of the experiments are presented. Discussion and conclusion are given in Section V. Section VI presents the limitations and future work of the presented study.

II. Materials and Methods

The control architecture of the developed system is given in Fig. 1.

A. Robot-Assisted Rehabilitation System, RehabRoby

An exoskeleton-based upper-extremity robot-assisted rehabilitation system, which is called RehabRoby, has been used in this study (Fig. 1). RehabRoby, which was developed by the first author [16], [17], [18], is an active, back-drivable robotic exoskeleton device that provides active motion assistance to upper extremities, and is able to produce shoulder flexion/extension, shoulder rotation, elbow flexion/extension, and forearm pronation/supination upper-extremity movements. It is also possible for RehabRoby can be used to provide only one movement (such as only shoulder abduction/adduction) or combinations of these movements that are necessary for the tasks and activities of daily living (ADL) and can be adjusted to accommodate subjects of different heights and arm lengths. RehabRoby has been designed in such a way that it can the capability to implement passive exercise (in which the subject remains passive and the robot moves the limb) as well as, and active-assisted exercise (in which subjects actively move their limb, although some assistance of the device may be provided). Two force sensors (Kistler - 9313AA1; Kistler France, Les Ulis, France) are integrated to RehabRoby. One of the force sensors is used to measure the applied forces during elbow flexion, and the other one is used for measuring the applied forces during elbow extension are placed on RehabRoby.The admittance control with an inner robust position control loop, which is used as the low-level controller of RehabRoby, is given in (Fig. 1) [24].

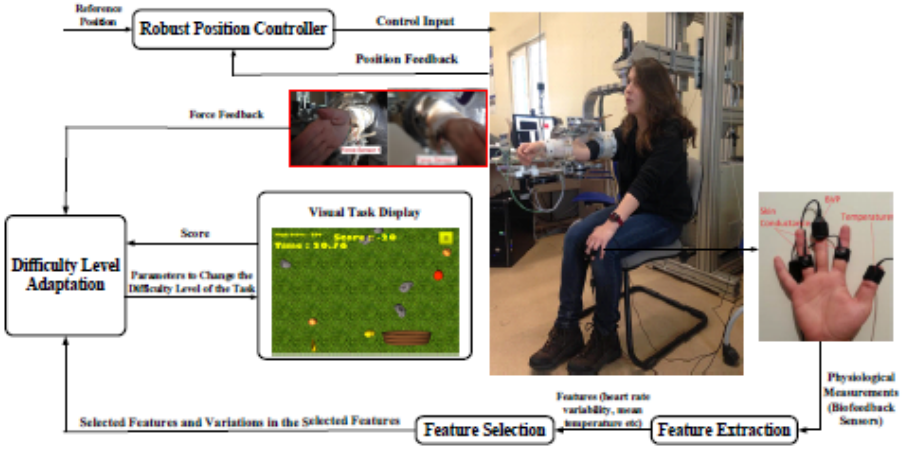


Fig. 1: The general control architecture of the proposed system

B. Physiological Measurements

SC has been used to serve as indicators of affective processes, attention and emotional arousal [25], [26], and to differentiate anger and fear emotions [27]. Skin conductance response (SCR) had also been found to change with the emotional aspect of arousal [28]. The number of SCR has shown to be a sensitive indicator for emotional strain [29], [30]. SC has been shown to increase when the task demand increased from low to medium [31]. Heart rate (HR), which is extracted from the BVP sensor, has been shown to increase with arousal [32] and to correlate positively with valence [25]. HRV signal, which is obtained by computing the inter-beat-intervals of the BVP signal, has been used to recognize emotional state of the patients [33]. ST has shown to fall when stress, excitement, tension occur during execution of various tasks [34]. In this study, lightweight, wearable SC, BVP and ST biofeedback sensors from Thought Technology Ltd. are used. BVP is recorded using BVP Flex-Pro sensor which is placed on the left hand middle finger (Fig. 1). SC are measured using skin conductance sensor (sc-flex pro) (Fig. 1). The electrodes of SC are placed on the middle phalanx of index finger, and ring finger. ST is recorded using a skin type sensor that is placed on the finger tip of the thumb. Physiological signals are sampled at 100Hz using Procomp Infinite Encoder and MATLAB software.

A number of features are extracted from the raw physiological signals. SC is often characterized by the amplitude, and SCR [35]. A list of features are available in [36]. The first feature heart rate (HR) in beats per minute (BPM) is obtained from the BVP sensor. Mean and standard deviation of inter-beat intervals (IBI) are also obtained from pulse intervals, and labeled as $Mean_{IBI}$ and Std_{IBI}, respectively. Additionally, the mean and variance of BVP data are obtained as $Mean_{bvp}$ and Var_{bvp}, respectively. Furthermore, the mean of derivative of raw BVP sensor data is found and labeled as $Deriv_{bvp}$. Heart Rate Variability (HRV) signal is obtained by counting the inter-beat interval between subsequent pulse peak intervals. Fourier transform of the HRV signal are taken, and HRV spectrum spectrum is divided into three intervals [37] which are i) the $0 - 0.05$ Hz interval - very low frequency (VLF) interval, ii) $0.05 - 0.15$ Hz interval - low frequency (LF) interval, and iii) $0.15 - 0.4$ Hz interval - high frequency (HF) interval. LF/HF and $(VLF + LF)/HF$ are also obtained which indicate the overall balance between sympathetic and parasympathetic systems. The percentage ratio of the very low frequency (per_{VLF}) is obtained when BVP total power (BVP_{tp}) is divided by very low frequency total power. Similarly, the percentage ratio of the low frequency (per_{LF}), and high frequency (per_{HF}) are also obtained. Ratio of low frequency of total power and low-high frequency total power gives low frequency norm (LF_{norm}), and ratio of high frequency of total power and low-high frequency total power gives high frequency norm (HF_{norm}). The peaks and valleys of the SC signal are found, and subsequently if the increase from one valley toits subsequent peak is greater than 0.05, then the peak is selected as a SC response number and SCR is found as the total number of such responses. Average ($Mean_{sc}$) and variance (Var_{sc}) of SC value have been recorded for a given period of 180 seconds from the SC sensor. The mean of first derivative of skin conductance ($Deriv_{sc}$) is also found. Finally, mean temperature ($Mean_{temp}$), variance of temperature value (Var_{temp}), and the mean of first derivative of temperature ($Deriv_{temp}$) are obtained from the temperature sensor. The biofeedback sensors and their related features are listed in Table I.

C. Algorithms for Difficulty Level Adaptation

1) Partially Ordered Set Master Algorithm: Partially Ordered Set Master Algorithm (POSM) algorithm learns from observations made during the task, and predicts the appropriate difficulty setting. The input to the dynamic difficulty adjustment mechanism can be user's performance (e.g. score), time on tasks, movement accuracy. The POSM is used as the first algorithm (A1) to adjust the difficulty level considering the

TABLE I: The Biofeedback Sensors and Features

Signals	Features Derived
BVP	Heart rate (HR)
	Mean IBI ($Mean_{IBI}$)
	Standard deviation of IBI (Std_{IBI})
	Mean BVP ($Mean_{bvp}$)
	Variance BVP (Var_{bvp})
	Mean of First Derivative BVP ($Deriv_{bvp}$)
	Very low frequency (VLF)
	Low frequency (LF)
	High frequency (HF)
	Ratio of frequencies ((LF/HF))
	Ratio of total frequencies to HF ($(VLF + LF)/HF$)
	BVP total power (BVP_{tp})
	Percentage ratio of the very low frequency (per_{VLF})
	Percentage ratio of the low frequency (per_{LF})
	Percentage ratio of the high frequency (per_{HF})
	Low frequency norm (LF_{norm})
	High frequency norm (HF_{norm})
SC	Skin conductance response (SCR)
	Mean SC ($Mean_{sc}$)
	Variance SC ($Variance_{sc}$)
	Mean of first derivative of SC ($Deriv_{sc}$)
ST	Mean ST ($Mean_{temp}$)
	Variance ST (Var_{temp})
	Mean of first derivative of ST ($Deriv_{temp}$)

performance (score) of the subjects. POSM models a "more difficult than" relation where the dynamic difficulty adjustment problem is defined as a game played between a "master" and a "player" on a finite partially ordered set of difficulty settings. The game is played following these three stages: in the first stage, the master predicts a difficulty setting, and in the second stage the subject performs the task in the defined difficulty setting for a period of time, and in the last stage the master receives a feedback, which includes one of the following information, to understand how the defined difficulty setting fits the subject. These steps repeat until the task ends.

- under-challenged if the predicted difficulty setting has not been hard enough for the subject
- challenged if the predicted difficulty setting has been appropriate for the subject
- over-challenged if the predicted difficulty setting has been above the skill level of the subject

The aim of the master is to provide the subject with the suitable difficulty setting regularly. POSM algorithm predicts the proper difficulty setting from a finite partially ordered set $(K, \geq)$ of possible settings. The order is such that $\forall i, j \in K$, $i > j$ if i is more difficult than j. The possible responses o_t that the algorithm observes are i) +1 if the difficulty setting is under-challenged, ii) 0 if it is challenged, and iii) -1 if it is over-challenged. POSM keeps the belief w_t about the correctness of each difficulty setting and updates the setting when the observed response is either under-challenged or over-challenged. The steps of POSM are as follows [38]:

Require: $\beta \in (0, 1)$, K difficulty settings, a partial order $\succeq$ on K, a sequence of observations o_1, o_2,
$\forall k \in K$: let $w_1(k) = 1$
for $t = 1, 2, \ldots$ do
$\forall k \in K$: let $A_t(k) = \sum_{x \in K,\, x \geq k} w_t(x)$
$\forall k \in K$: let $B_t(k) = \sum_{x \in K,\, x \leq k} w_t(x)$
Predict $k_t = \arg\max_{k \in K} \min\{B_t(k), A_t(k)\}$

TABLE II: The Mechanism of A2 Algorithm

Action	$\Delta Score1$	$\Delta Score2$
Decrement One Level	Low	Low
	Medium	Low
	High	Low
Stay At Same Level	Low	Medium
	Medium	Medium
	High	Medium
Increment One Level	Low	High
	Medium	High
	High	High

Observe $o_t \in \{-1, 0, 1\}$
if $o_t = +1$ then

$$\forall k \in K\text{: let } w_{t+1}(k) = \begin{cases} \beta w_t(k), & k \leq k_t \\ w_t(k), & \text{otherwise} \end{cases}$$

end if
if $o_t = -1$ then

$$\forall k \in K\text{: let } w_{t+1}(k) = \begin{cases} \beta w_t(k), & k \geq k_t \\ w_t(k), & \text{otherwise} \end{cases}$$

end if
end for

A_t collects the belief for all difficulty settings that are more difficult than the current setting at the current time step and B_t collects the belief for all difficulty settings that are easier than the current setting. If the observation output is under-challenged, then it means that the difficulty level must be increased and the belief of the proposed setting as well as all settings easier than the proposed one are updated. If the observation output is over-challenged, it means that the difficulty level must be decreased, and the belief of the proposed setting as well as all settings harder than the proposed one are updated. Difficulty level (k) to be predicted is chosen to give the best worst case update $minB_t(k), A_t(k)$ in the algorithm [38].

2) Increment/Decrement One Level Algorithm: The other algorithm (A2) increment one level up and decrement one level down or stay in the same level by looking at the changes in the score. A2 algorithm looks at the difference in the scores in previous 10s period, and decides the action (Table II). The $\Delta Score1$ is the difference between the score at $t + 10$ and score at t, and $\Delta Score2$ is the difference between the score at $t + 20$ and score at $t + 10$. Low means $\Delta Score$ is 30 and lower, Medium means $\Delta Score$ is between 40 and 60 points, and high means $\Delta Score$ is bigger than 60 points. These score ranges are chosen as initial best estimate but can be changed.

III. Application- Fruit Picker Task

A single player Fruit Picker task, which provides elbow flexion/extension task with various difficulty levels, was chosen as the exercise task. The Fruit Picker game contains a basket, fruits and rocks (Fig.2). Various parameters of the game such as basket speed, basket size, level time (sec), fruit number, fruit speed, rock number, rock speed, spawn wait time (sec), wave wait time (sec) are manipulated systematically to produce different difficulty levels. The score of the subject is also shown to the subjects during execution of the game to

motivate them. The game was developed using the Unity [39] game engine.

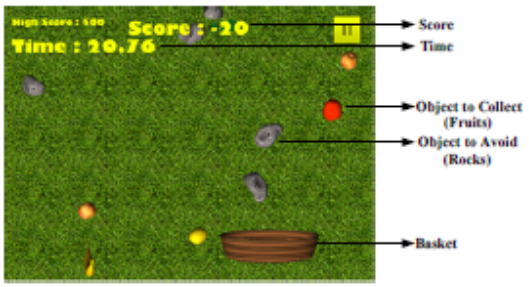


Fig. 2: Visual Display of the Task

A. Task Description

The fruit picker task mimicks elbow flexion/extension exercises which are often needed in patients with cerebral palsy, stroke, or traumatic brain injury. The fruits and rocks falls continuously from above in the game. The subjects are instructed to collect the fruits and avoid the rocks within a given time (Fig.2). The goal of the game is to collect the fruits, and get away from the rocks by shifting the basket to the left and right. When the subject collects the fruits s/he earns 10 points, and when the subject hits the rocks s/he looses 20 points. Subjects perform elbow flexion and extension movements with RehabRoby robot to move the basket. When the subject performs elbow flexion, the basket moves towards the left, and when the subject performs elbow extension, the basket moves towards the right. At the beginning, the basket is in the right side of the monitor, therefore each subject starts within 90° elbow extension position, and the game has a working range from 0° to 90° which is appropriate for the human anatomy.

7 difficult levels (Level 1-Level 7) are defined. Level 1 is easy (under-challenged), Level 4 is the medium (challenged), and Level 7 is the difficult (over-challenged). Selection of adaptation game parameters depend on the objective of the rehabilitation program. The goal of the rehabilitation program with RehabRoby is to improve the interval between the appearance/dispersion of targets. Thus, the falling range of fruits and rocks are increased to make the task challenging, and subjects are required to move in a wider range to collect fruits and to avoid rocks. Additionally, rock number and rock speed are raised to increase the difficulty level. Fruit number, fruit speed and basket size are kept same for all 7 difficulty levels.

B. Experiments

1) Subjects: 20 unimpaired subjects (10 female and 10 male), whose ages were in the range of 20-37, participated in this study. They did not receive money, course credit, or any other in-centive. A questionnaire was prepared to collect information on the subject's previous experience with the robot-assisted rehabilitation systems and computer games. The questionnaire also consisted of demographic questions designed to solicit knowledge about gender and age. All subjects were right handed. All subjects were healthy and had no background of any diseases that might have affected the study. Only one of the subjects had experience with robot-assisted rehabilitation systems, and only eight subjects have computer games experience. The Institutional Review Board of Sabanci University approval was sought and received for conducting all these experiments. The study was approved by the of the authors' university. A detailed consent form was also drafted that acquainted the subjects with the experimental procedure and their role in it. Subjects were allowed to participate in the experiment only after their consent had been obtained through a signed consent form.

2) Experimental Procedure: Each subject received one practice trial and five experimental trials, and all five were slightly different from one another because the difficulty level was modified according to the score that subjects obtained (Fig.3). Thus, the subjects do not know at which difficulty level he/she was doing the task in all trials. After admission into the laboratory, the subjects first filled a consent form and were informed about the purpose of the experiment. After the instructions were verbally explained, the subjects were first asked to relax and to close their eyes for 3-minutes to obtain baseline data from BVP, SC and ST sensors. Then, subjects were asked to complete a self-assessment manikin (SAM) survey that was displayed on the screen (Fig.4). Subjects were asked to respond to a 9-point scale by selecting a number which best represented their current psychological state. The value of 1 represented the lowest valence ("unpleasant"), arousal ("inactive") and dominance ("helpless"), and 9 represented the highest valence ("very happy"), arousal ("excited") and dominance ("in control everything"). After completion of the SAM survey, a 2-minute break was given to the subjects, and practice trial started (Fig.3). A practice trial was initially presented to each subject to familiarize him/her with the system and the task. Physiological signals from BVP, SC and ST sensors were also recorded. Once the subjects finished the practice trial, subjects were asked to complete the SAM, and a 2-minute break was given to the subjects. Then, subjects were asked to do the same task 5 times (Fig.3).Each task took 3 minutes. When a trial was over, another trial started automatically after 2-minute break, and the completion of the SAM survey. A crossover study was designed to evaluate the A1 and A2 algorithms described in Section II-C. 10 subjects (5 female and 5 male) completed the experiment using A1 in the first week, and using A2 in the second week. The other 10 subjects (5 female and 5 male) completed the experiment using A2 in the first week, and using A1 in the second week which were randomly assigned.

IV. Results

A. Statistical Analysis

We compared A1 and A2 algorithms statistically in all features of interest. Our approach was to investigate effect sizes instead of significance testing for all the analysis because our current interest was not in generalizing for the whole

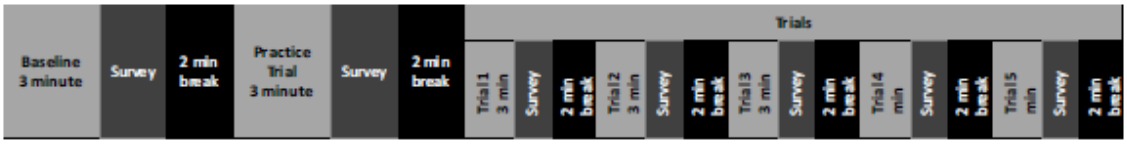


Fig. 3: The order of the trials



Fig. 4: Self-assessment manikin (SAM) used to rate the affective dimensions of arousal (top), valence (middle), and dominance (bottom)

population but rather in the difference between the actual means in the features in two different algorithms (A1 and A2) [40]. Means and standard deviations of the features of interest, and the effect sizes of both A1 and A2 algorithms had been calculated. We only presented the features that had high and moderate to high effect size in Tabl III. Effect size was the mean difference between two variables (for example BVP_{tp} in A1 and A2 algorithms) divided by standard deviation [41]. Effect size is categorized as large if it is equal or bigger than 0.5, as medium if it is between 0.3 and 0.5, and small if it is between 0.1 and 0.3. Note that this study is a within-subjects comparison. It is desirable to correct for dependence among means to compare effect sizes from between-subjects studies directly for within-subjects studies. Thus, there is a need to use correlation between the two means. We used equation 8 given in [42] to compute the effect size.

The largest difference between the means among the feature set is the $Mean_{temp}$. Among the participants (N = 20), there was a statistically significant difference between A1 and A2 algorithms in terms of $Mean_{temp}$, A1 (Mean = -0.13, Standard deviation = 1.29) and A2 (Mean = 0.96, Standard Deviation = 1.55), t(19) = -2.16, CI (-2.14; -0.30); ($p < 0.05$). Further, Cohen's effect size value (d = .50) suggested a moderate to high practical significance. We also looked at the mean temperature in each trial for $Mean_{temp}$ (Fig.5). It was observed that ST was lower than the base-line (temperature before the trials began) when they performed the task using A1 algorithm (Fig.5). Based on the relevant literature, such as [34]), this could be interpreted as the subjects's excitement level increased during A1 trials when compared to A2 trials.

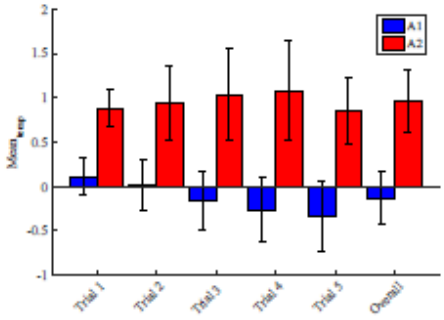


Fig. 5: $Mean_{temp}$ Selected Feature

We also noticed that per_{LF} had moderate to high effect size, A1 (Mean = 31.35, Standard deviation = 7.078) and A2 (Mean = 33.94, Standard Deviation = 8.51), t(19) = -1.79, CI (-5.63; 0.44); ($p = 0.089$) (Table III). Additionally, it was observed that LF had moderate effect size, A1 (Mean = 0.84, Standard deviation = 0.85) and A2 (Mean = 1.13, Standard Deviation = 1.27), t(19) = -1.48, CI (-0.71; 0.12); ($p = 0.156$). It was observed that per_{LF} and LF was lower when they performed the task using A1 algorithm (Fig.6). A report on anxiety indicate increased LF [43] which could be interpreted as the subjects's anxiety level increased during A2 trials when compared to A1 trials.

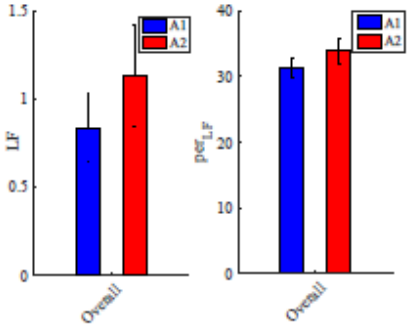


Fig. 6: LF and per_{LF} Features

Even though there were no statistically significant differences for $Mean_{sc}$, (Fig.7) depicts that $Mean_{sc}$ were higher in A2 algorithm results compared to the trials in A1. Based on

TABLE III: Statistical Analysis of Features

Feature Name	Algorithm	Mean	N	Standard Deviation	Standard Error Mean	Correlation	Effect Size
LF	A1	0.84	20	0.85	0.19	0.73	**-0.38**
	A2	1.13	20	1.27	0.29		
per_{LF}	A1	31.35	20	7.078	1.62	0.68	**-0.42**
	A2	33.94	20	8.51	1.95		
$Mean_{temp}$	A1	-0.13	20	1.29	0.29	-0.18	**-0.50**
	A2	0.96	20	1.55	0.36		

the relevant literature [31] this finding points to the possibility that the subjects found the task with A2 algorithm more demanding.

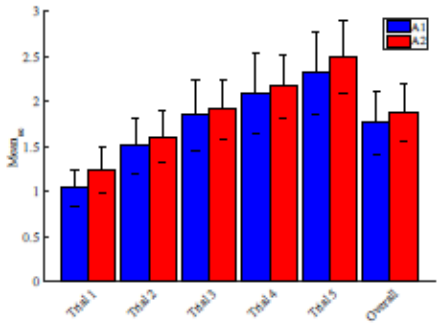


Fig. 7: $Mean_{sc}$ Feature

B. Quantitative Analysis

Next, differences between the difficulty levels in the two algorithms were explored. The total number of each level (Level 1-Level 7) in each trial for 20 subjects were calculated. It was noticed that the levels were distributed in a better way in A1 algorithm than A2 algorithm. As it had been mentioned in Section II-C) that A1 algorithm (POSM algorithm) aimed to dynamically adjust the rehabilitation task difficulty in such a way that the subject was challenged but not overwhelmed [19]. A1 algorithm learned from observations made during the execution of the task, and predicted the appropriate difficulty setting for the subjects better than A2 algorithm. It could also be noticed that in A2 algorithm subjects were generally ask to execute the rehabilitation task under Level 6 and Level 7 which meant they found the task with this algorithm more demanding (which had also been observed in Section IV-A with $Mean_{sc}$, LF and per_{LF}).

C. Subjective Evaluation

The mean values of arousal, valence and dominance rating had been shown in Fig.8. It could be noticed that when subjects performed the rehabilitation task using A1 algorithm they had a higher valence (positive feeling), and a feeling of empowerment because of higher values in dominance ratings. The psychological literature puts that positive affective valence signals that an individual adopts an accessible goal in a given task [44]. That is, individuals engaged in a given task are engaged in successful inhibitory control [45] which results in higher positivity.

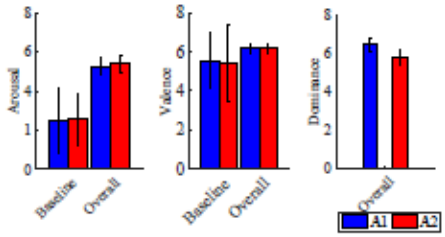


Fig. 8: Mean Values of Arousal Ratings, Valence Ratings and Dominance Ratings

We had also looked at the effect size for the mean comparisons of the arousal, valence and dominance ratings. Among these self-report based ratings, there was only moderate effect size in the dominance ratings (Cohen's d=0.25). Means and standard deviations of the features of interest, and the effect sizes of arousal, valence and dominance ratings had been given in Table IV.

SAM survey results had been used to draw Russells valence-arousal scale [46]. The valence-arousal space are subdivided into 4 quadrants, namely low arousal/low valence (LALV), low arousal/high valence (LAHV), high arousal/low valence (HALV) and high arousal/high valence (HAHV). Normalized arousal and valence values had been calculated by taking the mean value divided by the standard deviation for all 5 trials for each algorithm (A1 and A2). Fig.9 demonstrated the normalized arousal-valence ratings on the plane. When compared to subjects' baseline, the execution of the rehabilitation task using A1 algorithm could be associated with a large increase in arousal and only a moderate increase in valence. It could be noticed that ratings of the subjects in A1 are in HAHV quadrant which meant they are excited and pleasured (which had also been shown in Section IV-A with $Mean_{temp}$).

The correlation of the different ratings with each other had also been investigated (Table V). Significant correlation ($p < 0.05$) according to Spearman correlation method were indicated by stars. We observed high positive correlations between arousal and valence, and between dominance and valence in A1. Seemingly, subjects had positive feeling when they were excited and were able to control the game. Additionally, high positive correlation was observed between valence and dominance in A1, which meant subjects were happy when they could control the game.

V. Discussion and Conclusion

The game difficulty adaptation, which mainly use incremental difficulty adaptation that progressively increase the

TABLE IV: Statistical Analysis of Subjective Ratings

Rating Name	Algorithm	Mean	N	Standard Deviation	Standard Error Mean	Correlation	Effect Size
Arousal	A1	5.27	20	1.81	0.41	0.06	-0.06
	A2	5.41	20	1.92	0.44		
Valence	A1	6.18	20	1.16	0.27	-0.05	0.01
	A2	6.17	20	1.21	0.28		
Dominance	A1	6.42	20	1.47	0.34	-0.25	**0.25**
	A2	5.76	20	1.89	0.43		

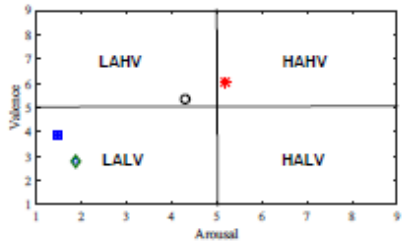


Fig. 9: Valence and arousal reports for each session are overlaid on Russells circumplex model. Normalized Arousal-Valence Ratings (Red dot:A1, Black circle:A2, Blue square:baseline A1, Green diamond:baseline A2)

TABLE V: Correlations Between the Scales of Valence, Arousal, Dominance

Algorithm	Scale	Arousal	Valence	Dominance
A1	Arousal	1	0.81*	0.41
	Valence		1	0.71*
	Dominance			1
A2	Arousal	1	0.53	0.39
	Valence		1	0.53
	Dominance			1

difficulty level during the game session, has become the focus of many studies on rehabilitation games. Only a few dynamic difficulty adaptation techniques have been proposed to increase and/or decrease the difficulty during the rehabilitation game. The aim of this study is to investigate how a robot-assisted rehabilitation system with dynamic difficulty level adjustment can be useful to improve engagement and compliance etc. To our knowledge this study is the first one that provides a framework for integrating dynamic difficulty level adjustment mechanism in a robot-assisted rehabilitation system, and evaluates the impact of two dynamic difficulty level adjustment algorithms with unimpaired subjects. We assess two adaptation algorithms by looking at the physiological signals, and subjective reports of emotional state as indexed by SAM survey results. We overview and interpret the main findings below.

With regards to the physiological signals detected while subjects were performing the game, the only significant difference between the two algorithms was observed in the $Mean_{temp}$ (Cohen's d=0.5). Specifically, our results show that the A2 $Mean_{temp}$ was lower than that of A1 across all trials. A key finding from the research literature on physiological outcomes of the affective states suggests that a lower body temperature means that arousal/excitement level is high [34]. A certain level of excitement is welcome in most rehabilitation tasks. However if the excitement level (i.e., low temperature) across the trials is due to the increasing difficulty provided by the game, the subjects then may feel over-challenged and eventually drop out of the rehabilitation exercises. We also noticed that per_{LF} had moderate to high effect size (Cohen's d=0.42), and LF (Cohen's d=0.38) had moderate effect size. It had previously been mentioned in the literature that anxiety indicates increased LF [43], and our results show that A2 LF and per_{LF} was higher than that of A1 as an overall. The higher body temperature across the tasks in A1 seem to demonstrate a more controlled level of excitement, and the lower LF and per_{LF} across the tasks in A1 seem to demonstrate a more controlled level of anxiety, and therefore providing an adaptive level of challenge for the individual.

This interpretation is also confirmed by the subjective ratings provided by the subjects. Even though there were no significant differences in the reported valence and arousal levels when subjects were performing under A1 and A2, an interesting difference emerges in the dominance ratings (Cohen's d=0.25). The findings yield that under A1, subjects feel their dominance level is higher when compared to when they were performing with A2. This leads to the conclusion that with changing levels of difficulty the subjects have the subjective sense of being in control during the game in A1 when compared to A2 (recall that in A2, the difficulty levels are preset; i.e. increasing with each trial). Clearly, the subjects do not feel they can control the tasks in this situation. Skin conductance results also hint at this potential conclusion. Looking at the $Mean_{sc}$ values -even though the differences between A1 and A2 is not significant- the A1 algorithm mean values are lower than the ones in A2; suggesting the subjects feel that A1 is less demanding (lower) than the A2 algorithm. We know from the literature that feelings of control provided by individually determined challenge levels should lead to higher levels of engagement. The present study contributes to those findings by directly comparing two algorithms that differ in the way the difficulty levels are presented to the individual.

A particular strength of the present findings is that they come from a within-subjects design; that is, it is the same participants who played the game with both A1 and A2. Therefore, even though the differences between the two algorithms are small, participants control for many variables may confound the findings in other between-subjects designs, such as age, gender, skill level, etc.

Another novel aspect of the present study is that it not only takes objective measures into account but also subjective states

of the subjects. Typically rehabilitation game literature does not include measurement of subjects' emotional states through physiological signals in the study design. They generally include objective measures such as the game score, movement range etc. As reviewed above, engagement has both emotional and cognitive components. The decision by the individual to stay in the rehabilitation exercise -the game- or not is ultimately determined by a subjective evaluation. Physiological indices such as the body temperature may provide information about the affective states however information on what those states mean for the individual is possible by asking the subjects to reflect on their experience. In the present case, $Mean_{temp}$, which is frequently interpreted as indexing excitement levels, did not translate into the subjective evaluation of the arousal level, but into the level of dominance/control. This piece of information is critical for the purposes of this study which was to compare the two algorithms, one with traditional and one with adaptive levels of difficulty in order to keep the subjects' motivation level high. Since the ultimate aim is to use a robot-assisted rehabilitation system that adjusts itself to the changing needs of the individuals, it is important that the subjects do not perceive the tasks as too difficult or as challenging.

VI. Limitations and Future Work

The results from the presented study, while encouraging, should be treated with caution because of the inherent limitations. In particular, there are two main limitations of the present study. First, the experiments are conducted only with healthy subjects. This study is the first step to evaluate the proposed system, the safety and the usability. We are aware that manual dexterity, physiological signal response to affect changes, and the appropriateness and level of games are all potentially different for target clinical populations, i.e., people with upper limb sensorimotor impairment (for example, caused by stroke or cerebral palsy (CP)). Second, there is a need to design experiments to observe motor learning because confounding factors such as general sensory acuity decrease (e.g., vision of older persons), and communication and cognitive impairment are the issues that need to be thought when evaluating the proposed system with patients.

Note also that this is a preliminary study to explore how the difficulty adjustment in a rehabilitation task increase engagement. Once demonstrated that such an approach works, future tasks will embed force field, distortion etc. to align the training with therapeutic goals. In this study, the goal was not to improve mobility or strength, rather to explore whether engagement could be improved. Furthermore, the long-term goal of this study is to perform closed-loop control of difficulty level of the task during robot-assisted rehabilitation automatically to stimulate a desired level of engagement during rehabilitation by using not only performance but also physiological signals.

Acknowledgment

This study is supported by the Scientific and Technological Research Council of Turkey (TUBITAK) under Grant 114E614. We acknowledge the help of Prof. Serap Inal, who is in the Physiotherapy and Rehabilitation Department of the Faculty of Health Sciences Bahcesehir University, for her feedback during the design of rehabilitation task. Additionally, we acknowledge the help of Prof. Cagla Aydin Baysal, who is in the Psychology Department at Sabanci University, for her feedback about subjective evaluation.

References

[1] J. Wiemeyer and P. Schneider, "Applying serious games to motor learning in sport," *International Journal of Game-Based Learning (IJGBL)*, vol. 2, no. 4, pp. 61–73, 2012.

[2] J. W. Burke, M. McNeill, D. K. Charles, P. J. Morrow, J. H. Crosbie, and S. M. McDonough, "Optimising engagement for stroke rehabilitation using serious games," *The Visual Computer*, vol. 25, no. 12, pp. 1085–1099, 2009.

[3] S. Radtka, R. Hone, C. Brown, J. Mastick, M. E. Melnick, and G. A. Dowling, "Feasibility of computer-based videogame therapy for children with cerebral palsy," *GAMES FOR HEALTH: Research, Development, and Clinical Applications*, vol. 2, no. 4, pp. 222–228, 2013.

[4] C. Li, Z. Rusák, I. Horváth, and L. Ji, "Influence of complementing a robotic upper limb rehabilitation system with video games on the engagement of the participants: a study focusing on muscle activities," *International Journal of Rehabilitation Research*, vol. 37, no. 4, pp. 334–342, 2014.

[5] K. Laver, S. George, J. Ratcliffe, S. Quinn, C. Whitehead, O. Davies, and M. Crotty, "Use of an interactive video gaming program compared with conventional physiotherapy for hospitalised older adults: a feasibility trial," *Disability and rehabilitation*, vol. 34, no. 21, pp. 1802–1808, 2012.

[6] G. Saposnik, M. Mamdani, M. Bayley, K. Thorpe, J. Hall, L. Cohen, and R. Teasell, "Effectiveness of virtual reality exercises in stroke rehabilitation (evrest): rationale, design, and protocol of a pilot randomized clinical trial assessing the wii gaming system," *International Journal of Stroke*, vol. 5, no. 1, pp. 47–51, 2010.

[7] A. M. Leiker, M. Miller, L. Brewer, M. Nelson, M. Siow, and K. Lohse, "The relationship between engagement and neurophysiological measures of attention in motion-controlled video games: A randomized controlled trial," *JMIR serious games*, vol. 4, no. 1, 2016.

[8] K. Lohse, N. Shirzad, A. Verster, N. Hodges, and H. M. Van der Loos, "Video games and rehabilitation: using design principles to enhance engagement in physical therapy," *Journal of Neurologic Physical Therapy*, vol. 37, no. 4, pp. 166–175, 2013.

[9] H. L. O'Brien and E. G. Toms, "What is user engagement? a conceptual framework for defining user engagement with technology," *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 59, no. 6, pp. 938–955, 2008.

[10] M. A. Guadagnoli and T. D. Lee, "Challenge point: a framework for conceptualizing the effects of various practice conditions in motor learning," *Journal of motor behavior*, vol. 36, no. 2, pp. 212–224, 2004.

[11] C. Flow, "The psychology of optimal experience," *Harper&Row, New York*, 1990.

[12] L. Zimmerli, M. Jacky, L. Lünenburger, R. Riener, and M. Bolliger, "Increasing patient engagement during virtual reality-based motor rehabilitation," *Archives of physical medicine and rehabilitation*, vol. 94, no. 9, pp. 1737–1746, 2013.

[13] E. A. Boyle, T. M. Connolly, T. Hainey, and J. M. Boyle, "Engagement in digital entertainment games: A systematic review," *Computers in Human Behavior*, vol. 28, no. 3, pp. 771–780, 2012.

[14] C. Liu, K. Conn, N. Sarkar, and W. Stone, "Online affect detection and robot behavior adaptation for intervention of children with autism," *IEEE transactions on robotics*, vol. 24, no. 4, pp. 883–896, 2008.

[15] N. Shirzad and H. M. Van der Loos, "Evaluating the user experience of exercising reaching motions with a robot that predicts desired movement difficulty," *Journal of motor behavior*, vol. 48, no. 1, pp. 31–46, 2016.

[16] F. Ozkul, D. E. Barkana, S. B. Demirbas, and S. Inal, "Evaluation of elbow joint proprioception with rehabroby: a pilot study," *Acta orthopaedica et traumatologica turcica*, vol. 46, no. 5, pp. 332–338, 2012.

[17] D. Erol Barkana and F. Ozkul, "A robot-assisted rehabilitation system–rehabroby," *Interdisciplinary Mechatronics*, pp. 145–162, 2013.

[18] F. Ozkul and D. E. Barkana, "Upper-extremity rehabilitation robot rehabroby: Methodology, design, usability and validation," *Internationa Journal of Advanced Robotic Systems*, pp. 1–13, 2013.

[19] L. Ilici, J. Wang, O. Missura, and T. Gärtner, "Dynamic difficulty for checkers and chinese chess," in *Computational Intelligence and Games (CIG), 2012 IEEE Conference on*. IEEE, 2012, pp. 55–62.
[20] A. Koenig, X. Omlin, L. Zimmerli, M. Sapa, C. Krewer, M. Bolliger, F. Müller, and R. Riener, "Psychological state estimation from physiological recordings during robot-assisted gait rehabilitation," *J Rehabil Res Dev*, vol. 48, no. 4, pp. 367–86, 2011.
[21] A. Koenig, D. Novak, X. Omlin, M. Pulfer, E. Perreault, L. Zimmerli, M. Mihelj, and R. Riener, "Real-time closed-loop control of cognitive load in neurological patients during robot-assisted gait training," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 19, no. 4, pp. 453–464, 2011.
[22] M. Mihelj, D. Novak, and M. Munih, "Emotion-aware system for upper extremity rehabilitation," in *Virtual Rehabilitation International Conference, 2009*. IEEE, 2009, pp. 160–165.
[23] A. Duschau-Wicke, A. Caprez, and R. Riener, "Patient-cooperative control increases active participation of individuals with sci during robot-aided gait training," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 7, no. 43, pp. 1–13, 2010.
[24] F. Ozkul, D. E. Barkana, and E. Maşazade, "Admittance filter parameter adjustment of a robot-assisted rehabilitation system (rehabroby)," in *Mechatronics and Robotics Engineering for Advanced and Intelligent Manufacturing*. Springer, 2017, pp. 87–96.
[25] M. Chaouachi, P. Chalfoun, I. Jraidi, and C. Frasson, "Affect and mental engagement: towards adaptability for intelligent systems," in *Proceedings of the 23rd International FLAIRS Conference, Daytona Beach, FL. http://citeseerx. ist. psu. edu/viewdoc/download*. Citeseer, 2010.
[26] M.-Z. Poh, N. C. Swenson, and R. W. Picard, "A wearable sensor for unobtrusive, long-term assessment of electrodermal activity," *IEEE transactions on Biomedical engineering*, vol. 57, no. 5, pp. 1243–1252, 2010.
[27] A. F. Ax, "The physiological differentiation between fear and anger in humans." *Psychosomatic medicine*, vol. 15, no. 5, pp. 433–442, 1953.
[28] P. J. Lang, "The emotion probe: Studies of motivation and attention." *American psychologist*, vol. 50, no. 5, p. 372, 1995.
[29] W. Boucsein, *Electrodermal activity*. Springer Science & Business Media, 2012.
[30] R. Brown and V. G. Macefield, "Skin sympathetic nerve activity in humans during exposure to emotionally-charged images: sex differences," *Frontiers in physiology*, vol. 5, 2014.
[31] C. L. Mackersie and H. Cones, "Subjective and psychophysiological indexes of listening effort in a competing-talker task," *Journal of the American Academy of Audiology*, vol. 22, no. 2, pp. 113–122, 2011.
[32] M. Swangnetr and D. B. Kaber, "Emotional state classification in patient–robot interaction using wavelet analysis and statistics-based feature selection," *Human-Machine Systems, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 1, pp. 63–75, 2013.
[33] A. Günther, O. Witte, and D. Hoyer, "Autonomic dysfunction and risk stratification assessed from heart rate pattern," *The open neurology journal*, vol. 4, p. 39, 2010.
[34] H. Kataoka, H. Kano, H. Yoshida, A. Saijo, M. Yasuda, and M. Osumi, "Development of a skin temperature measuring system for non-contact stress evaluation," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 1998. Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE*, vol. 2. IEEE, 1998, pp. 940–943.
[35] D. Novak, M. Mihelj, and M. Munih, "A survey of methods for data fusion and system adaptation using autonomic nervous system responses in physiological computing," *Interacting with computers*, vol. 24, no. 3, pp. 154–172, 2012.
[36] S. D. Kreibig, "Autonomic nervous system activity in emotion: A review," *Biological psychology*, vol. 84, no. 3, pp. 394–421, 2010.
[37] Z. Yijing, D. Xiaoping, L. Fang, J. Xiaolu, and W. Bin, "The effects of guided imagery on heart rate variability in simulated spaceflight emergency tasks performers," *BioMed Research International*, 2015.
[38] O. Missura and T. Gärtner, "Predicting dynamic difficulty," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011, pp. 2007–2015.
[39] Unity, "Game engine, tools and multiplatform," https://unity3d.com/unity, 2017.
[40] J. Neill, "Why use effect sizes instead of significance testing in program evaluation," *Retrieved January*, vol. 2, p. 2008, 2008.
[41] J. Cohen, "Statistical power analysis for the behavioral sciences . hilsdale," *NJ: Lawrence Earlbaum Associates*, vol. 2, 1988.
[42] S. B. Morris and R. P. DeShon, "Combining effect size estimates in meta-analysis with repeated measures and independent-groups designs." *Psychological methods*, vol. 7, no. 1, p. 105, 2002.
[43] H. Murakami and H. Ohira, "Influence of attention manipulation on emotion and autonomic responses," *Perceptual and motor skills*, vol. 105, no. 1, pp. 299–308, 2007.
[44] A. Fishbach and A. A. Labroo, "Be better or be merry: how mood affects self-control." *Journal of personality and social psychology*, vol. 93, no. 2, p. 158, 2007.
[45] K. M. Hariš, P. Shenoy, and M. P. Paulus, "The influence of emotions on cognitive control: feelings and beliefswhere do they meet?" 2013.
[46] J. A. Russell, "A circumplex model of affect." *Journal of personality and social psychology*, vol. 39, no. 6, p. 1161, 1980.



Duygun Erol Barkana received her B.Sc. degree in Department of Electrical and Engineering, Eskisehir Osmangazi University, Eskisehir, Turkey,in 2001, and the M.Sc. and Ph.D. degrees in Electrical Engineering and from Vanderbilt University, Nashville, TN, USA, in 2003 and in 2007, respectively. She is currently a Professor in Department of Electrical and Engineering at Yeditepe University, Istanbul, Turkey. She is the director of Robotics Research Laboratory in Yeditepe University. Her research interests include in dynamics, control, robot-assisted rehabilitation systems, emotion recognition, cognitive robotics, eye-tracking systems, human-robot interaction, surgical interface.



Yunus Palaska received his B.Sc.degree in Department of Electrical and Engineering, Yeditepe University, Istanbul, Turkey in 2014. He is now a master student in the same department at Yeditepe University. His research interests include machine learning and signal processing.



Fatih Ozkul received his B.Sc.degree in Department of Electrical and Engineering, Anadolu University, Eskisehir, Turkey in 2008, and the M. Sc. degree in Department of Electrical and Engineering Department, Yeditepe University, Istanbul, Turkey in 2011. He is now a PhD student in the same department at Yeditepe University. His research interests include robot-assisted rehabilitation systems, machine learning and signal processing.



Nilanjan Sarkar received Ph.D. in mechanical engineering and applied mechanics from the University of Pennsylvania, Philadelphia, in 1993. After a Postdoctoral Fellowship at Queen's University, Canada, he joined the University of Hawaii as an Assistant Professor in mechanical engineering. In 2000, Dr. Sarkar joined Vanderbilt University, Nashville, TN, where he is currently a Professor of mechanical engineering and electrical engineering and computer science. His current research interests include human-robot interaction, affective computing, dynamics, and control. Dr. Sarkar is a Fellow of American Society of Mechanical Engineers. He served as an associate editor for the IEEE Transactions on Robotics.

KAYNAKLAR

Ax, A. F. 1953. “The physiological differentiation between fear and anger in humans”, Psychosomatic Medicine, 15(5), 433-442.

Badesa, J., Morales, R., Garcia-Aracil, N., Sabater, J. M., Perez-Vidal, C., Fernandez, E. 2012. “Multimodal interfaces to improve therapeutic outcomes in robot-assisted rehabilitation”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 42(6), 1152–1158.

Barkana, D. E., Ozkul, F. 2013. “A robot-assisted rehabilitation system - rehabroby”, Interdisciplinary Mechatronics, 145-162.

Boucsein, W. 2012. Electrodermal Activity. New York: Springer Science & Business Media.

Boyle, E. A., Connolly, T. M., Hainey, T., Boyle, J. M. 2012. “Engagement in digital entertainment games: A systematic review”, Computers in Human Behavior, 28(3), 771-780.

Brown R., Macefield, V. G. 2014. “Skin sympathetic nerve activity in humans during exposure to emotionally-charged images: sex differences”, Frontiers in Physiology, 5.

Burke, J. W., McNeill, M., Charles, D. K., Morrow, P. J., Crosbie, J. H., McDonough, S. M. 2009. “Optimising engagement for stroke rehabilitation using serious games”, The Visual Computer, 25(12), 1085-1099.

Chaouachi, M., Chalfoun, P., Jraidi, I., Frasson, C. 2010. “Affect and mental engagement: towards adaptability for intelligent systems”, Proceedings of the Twenty-Third International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, May 19-21, 2010, Daytona Beach, Florida.

Cohen, J. 1988. “Statistical power analysis for the behavioral sciences” hilsdale NJ: Lawrence Earlbaum Associates, vol. 2.

Csikszentmihalyi, M. 1990. Flow: The Psychology of Optimal Experience. New York, Harper Collins.

Duschau-Wicke, A., Caprez, A., Riener, R. 2010. “Patient-cooperative control increases active participation of individuals with sci during robotaided gait training”, Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 7(43), 1-13.

Fishbach, A., Labroo, A. A. 2007. “Be better or be merry: how mood affects self-control”, Journal of Personality and Social Psychology, 93(2), 158.

Guadagnoli, M. A., Lee, T. D. 2004. “Challenge point: a framework for conceptualizing the effects of various practice conditions in motor learning”, Journal of motor behavior, 36(2), 212-224.

Günther A., Witte, O., Hoyer, D. 2010. “Autonomic dysfunction and risk stratification assessed from heart rate pattern”, The Open Neurology Journal, 4(39).

Harlé, K. M., Shenoy, P., Paulus, M. P. 2013. “The influence of emotions on cognitive control: feelings and beliefs where do they meet?”, Frontiers in Human Neuroscience, 7, 24-39.

Ilici, L., Wang, J., Missura, O., Gärtner T. 2012. “Dynamic difficulty for checkers and chinese chess”, IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), 55-62.

Kataoka, H., Kano, H., Yoshida, H., Saijo, A., Yasuda, M., Osumi, M. 1998. “Development of a skin temperature measuring system for non-contact stress evaluation”, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2, 940-943.

Koelstra, S., Muhl, C., Soleymani, M., Lee, J.-S., Yazdani, A., Ebrahimi, T., Pun, T., Nijholt, A., Patras, I. 2012. “Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals”, IEEE Transactions on Affective Computing, 3(1), 18-31.

Koenig, A., Omlin, X., Zimmerli, L., Sapa, M., Krewer, C., Bolliger, M., Müller, F., Riener, R. 2011a. “Psychological state estimation from physiological recordings during robot-assisted gait rehabilitation”, J Rehabil Res Dev, 48(4), 367-86.

Koenig, A., Novak, D., Omlin, X., Pulfer, M., Perreault, E., Zimmerli, L., Mihelj, M., Riener, R. 2011b. “Real-time closed-loop control of cognitive load in neurological patients during robot-assisted gait training”, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 19(4), 453-464.

Kreibig, S. D. 2010. “Autonomic nervous system activity in emotion: A review”, Biological Psychology, 84(3), 394-421.

Lang, P. J. 1995. “The emotion probe: Studies of motivation and attention”, American Psychologist, 50(5), 372.

Laver, K., George, S., Ratcliffe, J., Quinn, S., Whitehead, C., Davies, O., Crotty, M. 2012. “Use of an interactive video gaming program compared with conventional physiotherapy for hospitalised older adults: a feasibility trial”, Disability and Rehabilitation, 34(21), 1802-1808.

Leiker, A. M., Miller, M., Brewer, L., Nelson, M., Siow, M., Lohse, K. 2016. “The relationship between engagement and neurophysiological measures of attention in motion-controlled video games: A randomized controlled trial”, JMIR Serious Games, 4(1).

Li, C., Rusak, Z., Horvath, I., Ji, L. 2014. “Influence of complementing a robotic upper limb rehabilitation system with video games on the engagement of the participants: a study focusing on muscle activities”, International Journal of Rehabilitation Research, 37(4), 334-342.

Lohse, K., Shirzad, N., Verster, A., Hodges, N., Van der Loos, H. M. 2013. “Video games and rehabilitation: using design principles to enhance engagement in physical therapy”, Journal of Neurologic Physical Therapy, 37(4), 166-175.

Mackersie, C. L., Cones, H. 2011. “Subjective and psychophysiological indexes of listening effort in a competing-talker task”, Journal of the American Academy of Audiology, 22(2), 113-122.

Mihelj, M., Novak, D., Munih, M. 2009. “Emotion-aware system for upper extremity rehabilitation”, IEEE International Conference on Virtual Rehabilitation, 160-165.

Morris, S.B., DeDhon R.P. 2002. “Combining effect size estimates in meta-analysis with repeated measures and independent-groups designs.””, Psychological methods, 7(1), 105.

Murakami, H., Ohira, H. 2007. “Influence of attention manipulation on emotion and autonomic responses” Perceptual and motor skills, 105(1), 299–308.

Neill, J. 2008. “Why use effect sizes instead of significance testing in program evaluation” Retrieved January, vol. 2, 2008.

Novak, D., Mihelj, M., Munih, M. 2012. “A survey of methods for data fusion and system adaptation using autonomic nervous system responses in physiological computing”, Interacting with Computers, 24(3), 154-172.

O’Brien, H. L., Toms, E. G. 2008. “What is user engagement? a conceptual framework for defining user engagement with technology”, Journal of the American Society for Information Science and Technology, 59(6), 938-955.

Ozkul, F., Barkana, D. E., Demirbas, S. B., Inal, S. 2012. “Evaluation of elbow joint proprioception with rehabroby: a pilot study”, Acta Orthopaedica et Traumatologica Turcica, 46(5), 332-338.

Ozkul, F., Barkana, D. E. 2013a. “Upper-extremity rehabilitation robot rehabroby: Methodology, Design, Usability and Validation”, International Journal of Advanced Robotic Systems, 10(401), 1-13.

Ozkul, F., Barkana, D. E. 2013b. “A Robot-Assisted Rehabilitation System-RehabRoby”, Interdisciplinary Mechatronics: Engineering Science and Research Development. Editörler: Habib, M. K., Paulo Davim, J. London: Wiley-ISTE.

Ozkul, F., Barkana, D. E., Masazade, E. 2016. “Admittance filter parameter adjustment of a robot-assisted rehabilitation system (RehabRoby)”, Proceedings 2nd Int. Conf. on Mechatronics and Robotics Engineering.

Poh, M.-Z., Swenson, N. C., Picard, R. W. 2010. “A wearable sensor for unobtrusive, long-term assessment of electrodermal activity”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 57(5), 1243–1252.

Radtka, S., Hone, R., Brown, C., Mastick, J., Melnick, M. E., Dowling, G. A. 2013. “Feasibility of computer-based videogame therapy for children with cerebral palsy”, Games for Health: Research, Development, and Clinical Applications, 2(4), 222-228.

Russell, J. A. 1980. “A circumplex model of affect”, Journal of Personality and Social Psychology, 39(6), 1161.

Saposnik, G., Mamdani, M., Bayley, M., Thorpe, K., Hall, J., Cohen, L., Teasell, R. 2010. “Effectiveness of virtual reality exercises in stroke rehabilitation (evrest): rationale, design, and protocol of a pilot randomized clinical trial assessing the wii gaming system”, International Journal of Stroke, 5(1), 47-51.

Swangnetr, M., Kaber, D. B. 2013. “Emotional state classification in patient–robot interaction using wavelet analysis and statistics-based feature selection”, IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 43(1), 63-75.

Wiemeyer, J., Schneider, P. 2012. “Applying serious games to motor learning in sport”, International Journal of Game-Based Learning (IJGBL), 2(4), 61-73.

Yijing, Z., Xiaoping, D., Fang, L., Xiaolu, J., Bin, W. 2015. “The effects of guided imagery on heart rate variability in simulated spaceflight emergency tasks performers”, BioMed Research International.

Zimmerli, L., Jacky, M., Lünenburger, L., Riener, R., Bolliger, M. 2013. “Increasing patient engagement during virtual reality-based motor rehabilitation”, Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 94(9), 1737–1746.

TÜBİTAK
PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje Yürütücüsü:	Prof. Dr. DUYGUN EROL BARKANA
Proje No:	114E614
Proje Başlığı:	Bir Robot-Destekli Rehabilitasyon Sistemi Için Fizik Tedavinin Zorluk Derecesinin Bireyin Duygusal Durumuna Göre Uyarlanması
Proje Türü:	1001 - Araştırma
Proje Süresi:	30
Araştırmacılar:	ENGİN MAŞAZADE
Danışmanlar:	HABİBE SERAP İNAL
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi:	YEDİTEPE Ü.
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri:	01/05/2015 - 01/11/2017
Onaylanan Bütçe:	278317.0
Harcanan Bütçe:	182242.31
Öz:	Göreve katılım, hastaların rehabilitasyon programlarına katılımını sürdürmede kilit bir faktördür. Uygun düzeyde zorlayıcı bir rehabilitasyon görevi deneği motive edebilir ve deneklerin rehabilitasyona maksimum zihinsel katılımını sağlayabilir. Bu nedenle rehabilitasyon görevlerinden iyi performans elde etmek için, görev zorluk seviyesinin uygun zorlayıcılıkta olması arzu edilir. Her bir deneğe özgü zorluk seviyesini bulmak için, deneğin duygularını tespit etmek (sıkılmış ya da heyecanlı olma durumu) ve rehabilitasyon görevini, bu duyguları hesaba katarak deneklerin yeteneklerine daha iyi uyacak şekilde değiştirmek önemlidir. Projenin ilk aşamasında, deneği motive edici rehabilitasyon egzersizleri oluşturmak için, robot destekli rehabilitasyon sistemi RehabRoby için dinamik bir oyun zorluk uyarlama mekanizması tasarlanmıştır. Uyarlama mekanizması için biri geleneksel algoritma (bir defada bir seviye artma/azalma) diğeri kısmi sıralı küme yönetici algoritması olmak üzere iki algoritma kullanılmıştır. Hem fizyolojik sinyaller gibi nesnel ölçülere hem de anket raporları gibi öznel ölçülere dayandırılan, sağlıklı katılımcılar ile yapılan kullanıcı araştırmasının sonuçları, deneklerin gelenekselle karşılaştırıldığında kısmi sıralı küme yönetici algoritmasında ortalama olarak daha yüksek heyecan seviyeleri deneyimlediğini göstermiştir. Görev sırasında kontrolü elinde tutma duygusu olan baskınlık oranları da gelenekselle karşılaştırıldığında kısmi sıralı küme yöneticisi algoritmasında daha yüksek olduğu gözlenmiştir. Projenin ikinci aşamasında, rehabilitasyon görevinin zorluk seviyesini performansa, fizyolojik sinyale ve performans ile fizyolojik sinyalin her ikisine de dayalı olarak ayarlamak için kısmi sıralı küme yöneticisi algoritmasını kullanılmıştır. Fizyolojik sinyaller gibi öznel ölçüler ve anket raporları gibi nesnel ölçüler temel alınarak sağlıklı katılımcılar ile yapılan kullanıcı çalışmasından elde edilen sonuçlar performans ile fizyolojik sinyalin her ikisinin de uyarlama mekanizmasına dahil edildiğinde deneklerin ortalamada daha yüksek düzeyde heyecan deneyimlediğini göstermiştir.
Anahtar Kelimeler:	Robot destekli rehabilitasyon sistemi, insan-robot etkileşimi, fizyolojik sinyaller, sağlık hizmeti
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu Mu?:	Hayır
Projeden Yapılan Yayınlar:	1- Bir Robot Destekli Rehabilitasyon Sisteminin Admitans Filtre Parametrelerinin Adaptif Olarak Ayarlanması (Bildiri - Ulusal Bildiri - Sözlü Sunum), 2- Admittance Filter Parameter Adjustment of a Robot-Assisted Rehabilitation System (RehabRoby) (Bildiri - Uluslararası Bildiri - Sözlü Sunum), 3- Distinguishing Levels of Challenge from Physiological Signals for the Robot-Assisted Rehabilitation System, RehabRoby (Bildiri - Uluslararası Bildiri - Sözlü Sunum),

TÜBİTAK