

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**E-SPOR OYUNCULARINDA FİZİKSEL AKTİVİTE ETKİLERİNİN
HRV TABANLI ANALİZİ**

Ceyhun ÇELEBİ

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

KASIM 2024

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ



E-SPOR OYUNCULARINDA FİZİKSEL AKTİVİTE ETKİLERİNİN
HRV TABANLI ANALİZİ

Ceyhun ÇELEBİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

KASIM 2024

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

E-SPOR OYUNCULARINDA FİZİKSEL AKTİVİTE ETKİLERİNİN
HRV TABANLI ANALİZİ

Ceyhun ÇELEBİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu tarafından 122R013
nolu proje ile desteklenmiştir.

KASIM 2024

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

E-SPOR OYUNCULARINDA FİZİKSEL AKTİVİTE ETKİLERİNİN
HRV TABANLI ANALİZİ

Ceyhun ÇELEBİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez 29/ 11/ 2024 tarihinde jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Övünç POLAT (Danışman)

Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU

ÖZET

E-SPOR OYUNCULARINDA FİZİKSEL AKTİVİTE ETKİLERİNİN HRV TABANLI ANALİZİ

Ceyhun ÇELEBİ

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Övünç POLAT

Kasım 2024; 42 sayfa

Kalp hızı değişkenliği çeşitli nedenlerle vücutta meydana gelen fizyolojik değişikliklerin bir göstergesi olarak kullanılabilir. Bu tez çalışmasında e-spor oyunlarından önce ve sonra aktif video oyun sistemi oyunlarının kalp hızı değişkenliğinde meydana getirdiği değişikliklerin analizi ile yapılan fiziksel aktivite etkileri anlaşılmaya çalışılmıştır. Ayrıca elde edilen veriler yardımı ile farklı grupların sınıflandırıcı başarımları ölçülerek gruplar arası ayrımı en etkili ortaya çıkarabilen öznitelikler ve bu ayrımı tespit edebilen sınıflandırıcı modelleri bulunmaya çalışılmıştır. Bu amaçla e-spor oturumları arasında iki farklı aktif video oyun sistemi oyunlarından (exergame) birinin oynatıldığı, ikisinin de birlikte oynatıldığı ya da hiçbirinin oynatılmadığı dört farklı grup oluşturularak katılımcılardan toplanan kalp hızı değişkenliği verilerinin analizi gerçekleştirilmiştir. Kalp hızı değişkenliği verilerinin analizinde zaman alanı özniteliklerinden RR ortalaması, RMSSD ve SDNN kullanılmıştır. Frekans alanında ise LF/HF özniteliği kullanılmıştır. Ayrıca stres indeksi ve Poincare tekniği parametrelerinde elips alanı ve SD1/SD2 değerlerinden yardım alınmıştır. Çalışma sonunda exergame oyunları oynamanın katılımcıların otonom sinir sistemi dengesini parasempatik aktivite yönünde değiştirebileceği ayrıca stres indekslerini de iyileştirebileceği yönünde bulgulara ulaşılmıştır. Exergame oyunlarının oluşturduğu etkileri en fazla ortaya koyan öznitelikler ise sınıflandırıcılarda en yüksek başarımlarına ulaşan RMSSD ve SD1/SD2 öznitelikleri olmuştur. Sınıflandırıcı modellerinde ise naive bayes ve basit gauss DVM sınıflandırıcılar e-spor oturum verilerinde başarılı sınıflandırıcılar arasında yer almıştır.

ANAHTAR KELİMELE: E-spor, Exergame, HRV, Sınıflandırıcılar, VR

JÜRİ: Doç. Dr. Övünç POLAT

Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU

ABSTRACT

HRV-BASED ANALYSIS OF PHYSICAL ACTIVITY EFFECTS IN E-SPORTS PLAYERS

Ceyhun ÇELEBİ

MSc Thesis in Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Övünç POLAT

November 2024; 42 pages

Heart rate variability can be used as an indicator of physiological changes that occur in the body for various reasons. In this thesis study, it was tried to understand the effects of physical activity by analyzing the changes in heart rate variability caused by virtual reality-based exercise games before and after e-sports games. In addition, with the help of the obtained data, the classifier performances of different groups were measured and the features that can most effectively reveal the distinction between the groups and the classifier models that can detect this distinction were tried to be found. For this purpose, four different groups were formed between e-sports sessions, where one of two different virtual reality exercise games (exergame) was played, both were played in a hybrid way, and neither was played. Then the heart rate variability data collected from the participants were analyzed. In the analysis of heart rate variability data, RR average, RMSSD and SDNN were used from the time domain features. In the frequency domain, LF/HF feature was used. In addition, from the Poincare technique parameters ellipse area and SD1/SD2 values were used. Besides these, stress indexes of participants were calculated. At the end of the study, it was found that playing virtual reality exercise games can change the autonomic nervous system balance in the direction of parasympathetic activity and improve participants stress indexes. The features that reveal the effects of virtual reality exercise games the most are RMSSD and SD1/SD2 features that reached the highest success rates in the classifiers. Naive bayes and simple gaussian SVM classifiers were among the successful classifiers in e-sports session data.

KEYWORDS: Classifiers, E-sports, Exergame, HRV, VR

COMMITTEE: Assoc. Prof. Dr. Övünç POLAT

Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

Assoc. Prof. Dr. Serdar GÜNDOĞDU

ÖNSÖZ

Çalışmalarım sırasında benden desteklerini esirgemeyerek yolumu aydınlatan başta değerli danışman hocam Doç. Dr. Övünç POLAT ve kıymetli hocam Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK olmak üzere tüm hocalarıma saygı ve sevgilerimi sunar, teşekkür ederim.

Hayatımın her alanında sabır ve sevgiyle yanımda olan, en başından beri bana güvenen ve büyük fedakarlıklar yapan aileme verdikleri destek ve güç için minnettarım. Ayrıca samimi desteklerini esirgemeyen, fikirleriyle bana yol gösteren değerli arkadaşlarıma da teşekkürü bir borç bilirim.



İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÖNSÖZ	iii
AKADEMİK BEYAN	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK TARAMASI.....	3
2.1. Sempatik ve Parasempatik Aktivite.....	3
2.2. Sporcularda ve Oyunculara HRV Verilerinin Analizi.....	4
2.3. Sınıflandırıcılar Üzerine Yapılan Çalışmalar	5
2.4. HRV Metrikleri ile Stres Üzerine Çalışmalar	5
3. MATERYAL VE METOT	7
3.1. Çalışmada Kullanılan Kalp Hızı Değişkenliği Verileri.....	7
3.1.1. Katılımcılar ve grupların özellikleri	7
3.1.2. Ölçüm cihazı ve verilerin alınması	9
3.2. Öznitelik Çıkarımı ve Verilerin Analizi	9
3.3. Çalışmada Kullanılan Sınıflandırıcı Modelleri	10
3.3.1. Karar ağaçları.....	11
3.3.2. Diskriminant analizi.....	11
3.3.3. Naive Bayes sınıflandırıcı.....	11
3.3.4. Yapay sinir ağları.....	12
3.3.5. Destek vektör makineleri	12
3.3.6. K-en yakın komşuluk.....	12
3.4. Grupların Sınıflandırılması ve Etkin Özniteliklerin Tespiti	13
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	14
4.1. Grupların ve Senaryoların Karşılaştırılmasından Elde Edilen Bulgular	14
4.2. Sınıflandırıcılardan Elde Edilen Bulgular	20
4.2.1. Grupların e-spor oyunu oturum verileri ile sınıflandırılma sonuçları.....	21
4.2.2. Grupların exergame oturum verileri ile sınıflandırılma sonuçları	24

5. SONUÇLAR	26
6. KAYNAKLAR	29
7. EKLER.....	34
ÖZGEÇMİŞ	



AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “E-Spor Oyuncularında Fiziksel Aktivite Etkilerinin HRV Tabanlı Analizi” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

29/11/2024

Ceyhun ÇELEBİ

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

A_{mo}	: Mod genliği
b	: Sinir ağı kayma katsayısı
c_i	: Diskriminant katsayısı
D_i	: Diskriminant skoru
d_e	: Öklid mesafesi
E	: Entropi
$f(\lambda)$	: RR aralığının güç spektrumu
G	: Gini safsızlığı
HF	: Yüksek frekans bileşeni
Hz	: Frekans birimi Hertz
LF	: Düşük frekans bileşeni
ms	: Milisaniye
Mo	: Sinyalin modu
M_xDM_n	: Varyasyon kapsamı
p_i	: Bir i olayının olma olasılığı
RR_i	: İki kalp atımı arasında geçen süre
S	: Poincare elips alanı
$SD1$	: Poincare elipsi kısa yarıçap değeri
$SD2$	: Poincare elipsi uzun yarıçap değeri
w_i	: Ağırlık katsayısı
X_i	: Analizi gerçekleştirilen veri
Z	: Sinir ağı aktivasyon değeri
λ	: Frekans değeri

Kısaltmalar

BPM	: Dakikadaki atım sayısı
EKG	: Elektrokardiyogram
E-Spor	: Elektronik spor oyunu
HRV	: Kalp hızı değışkenliğı
PPG	: Fotopletismogram
RMSSD	: Başarılı RR aralıklarının etkin değeri
SDNN	: NN aralıklarının standart sapması
SI	: Stres indeksi
SNR	: Sinyalin gürültüye oranı

Tezde ondalık yazımlar mevcuttur ve ondalık yazımlar virgül ayıracı ile kullanılmıştır (Örn. “3,14”).

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Grup 1 senaryoları ve oyun süreleri	7
Şekil 3.2. Grup 2 senaryoları ve oyun süreleri	8
Şekil 3.3. Grup 3 senaryoları ve oyun süreleri	8
Şekil 3.4. Grup 4 senaryoları ve oyun süreleri	9
Şekil 3.5. E-spor oturumuna ait örnek HRV verisi	9
Şekil 4.1. Farklı gruplarda ve senaryolarda ortalama RR değerleri	14
Şekil 4.2. Farklı gruplarda ve senaryolarda RMSSD değerleri	15
Şekil 4.3. Farklı gruplarda ve senaryolarda SDNN değerleri	16
Şekil 4.4. Farklı gruplarda ve senaryolarda Poincare elips alanları	17
Şekil 4.5. Farklı gruplarda ve senaryolarda SD1/SD2 oranları	18
Şekil 4.6. Farklı gruplarda ve senaryolarda stres indeksi değerleri	19
Şekil 4.7. Farklı gruplarda ve senaryolarda LF/HF oranları	20

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Çalışmada kullanılan sınıflandırıcılar ve alt modelleri.....	13
Çizelge 4.1. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında özniteliklerin başarıları.....	21
Çizelge 4.2. Grup 1, 2, ve 4'ün e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları.....	22
Çizelge 4.3. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları.....	23
Çizelge 4.4. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumları ile sınıflandırılmasında özniteliklerin başarıları.....	24
Çizelge 4.5. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları.....	25
Çizelge 7.1. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1.....	34
Çizelge 7.2. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2.....	35
Çizelge 7.3. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarda 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3.....	36
Çizelge 7.4. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1.....	37
Çizelge 7.5. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2.....	38
Çizelge 7.6. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3.....	39
Çizelge 7.7. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1.....	40
Çizelge 7.8. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2.....	41
Çizelge 7.9. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3.....	42

1. GİRİŞ

Kalpте meydana gelen elektriksel aktivitelerin ölçülebilmesi üzerine çalışmalar 19.yy'a dayanmaktadır. Ancak sistematik olarak kalp potansiyellerinin ölçülebilmesi Willem Einthoven tarafından telli galvanometrenin icadıyla ve sonrasında 1903 yılında elektrokardiyografi cihazının icadıyla sağlanmıştır. (Arora ve Mishra, 2021). İlerleyen yıllarda elektrokardiyogram cihazının geliştirilmesi ve daha hassas ölçümler yapılabilmesiyle birlikte kalp hızı değişkenliği ölçülebilir olmuş ve bu konuda da araştırmalar yürütülebilmektedir.

Kalp hızı değişkenliği genellikle elektrokardiyogram verisinden türetilen ve kalbin sinüs ritim dalgalarının bölümlerinden biri olan R noktaları yardımı ile iki kardiyak ritim arası süresinin ölçülmesiyle elde edilen bir veri grubudur. HRV verileri çeşitli nedenlerle kalp atımlarında gerçekleşen değişikliklerin tespit edilebilmesinde sıklıkla kullanılabilmektedirler (Malik vd., 1996; Orini vd., 2023). Kalp atımlarında gözlemlenen bu tür değişiklikler genel olarak otonom sinir sisteminde meydana gelmekte ve stres, kardiyolojik hastalıklar, fiziksel aktivite ya da dinlenme durumuna geçiş gibi etkiler sonucunda meydana gelebilmektedir (Orini vd., 2023; Salai vd., 2016).

Yıllar içinde gelişen teknolojiyle birlikte fotopletizmogram gibi sensörler keşfedilmiş ve kalp hızı değişkenliği verilerinin ölçülebilmesi daha maliyetsiz ve ulaşılabilir bir hale gelmiştir. Fotopletizmogram sensörleri genel olarak dokuya gönderilen ışınlar ve dokudan geri yansıyan ışınlar arasında optik hesaplamalar yaparak kalp atımlarıyla oluşan kan hacim değişikliklerini tespit edebilmekte ve böylece kalp atım verilerini toplayabilmektedir (Castaneda vd., 2018). Ölçümler genellikle parmak ucu ya da el bileğinden yapılabilmektedir. Bu sensörlerin gelişimi ve akıllı saat gibi giyilebilir teknoloji cihazlarına entegrasyonu ile birlikte kalp atımları ve dolayısıyla kalp hızı değişkenliği verileri gündelik yaşamın bir parçası haline gelmiş ve özellikle spor yapan popülasyonda antrenman kontrolünde kullanılabiliirliği tartışılmaya başlanmıştır.

Tüketici elektroniğinin zamanla gelişimiyle birlikte bilgisayar, tablet ya da konsol gibi ortamlarda oynanan oyunların popülerliği her geçen gün artmaktadır. Bu durumu diğer etkinliklere ya da spor dallarına kıyasla daha az yatırım gerektirmesi ve COVID-19 pandemisi nedeniyle birçok etkinliğinin özellikle spor karşılaşmalarının iptal edilmesi ile profesyonel e-spor turnuvalarına ilginin artmasının büyük etkisi olmuştur (Gong vd., 2019; Soares vd., 2022). Günümüzde Counter Strike 2 ve Dota 2 gibi farklı rekabetçi oyunlarda anlık olarak yaklaşık 1,5-2 milyon kişi aktif olarak oyun oynayabilmektedir (Anonim 1, 2024).

Özellikle profesyonel hayatlarında e-spor ile ilgilenen oyuncular zamanlarının büyük bir kısmını gelişimleri için yaptıkları antrenmanlar ve katıldıkları turnuvalar nedeniyle bilgisayar ve konsol gibi elektronik cihazlar karşısında geçirmektedirler. Bu durum oyuncuların uzun süre aynı pozisyonda kalmalarına ve özellikle el ve kol gibi uzuvlarında yer alan kas gruplarında sık tekrar eden hareketler nedeniyle kronik aşırı kullanım yaralanmaları ile karşılaşmalarına sebep olabilmektedir (DiFrancisco-Donoghue vd., 2019). Oyuncuların bu nedenle belirli aralıklarla fiziksel aktiviteler yapmaları sağlıkları açısından önemli olabilmektedir.

Fiziksel aktivitelerin fizyolojiyi, anatomiye ve beyin fonksiyonunu olumlu yönde değiştirebileceği ve bu sayede bilişsel performansta iyileşme ve artış sağlanabileceği bu alanda yapılan çalışmalarda belirtilmiştir (Chang vd., 2012; Hillman vd., 2008). Ayrıca çeşitli egzersizler yardımıyla oyun başarısına etki eden dikkat, bilgi işleme ve hafıza gibi önemli faktörlerin geliştirilebileceği de bilinmektedir (Kramer ve Colcombe, 2018; Toth vd., 2020).

E-spor oyuncularının fiziksel ve bilişsel olarak gelişebilmeleri ve olası sağlık sorunlarını önleyebilmeleri amacıyla özel antrenman programlarına ihtiyaçları olabilmektedir (Martin-Niedecken ve Schättin, 2020). Literatürde de yer alan bu özel antrenman ihtiyacının karşılanmasına katkıda bulunmak amacıyla aktif video oyun sistemi (Exergame) yaklaşımlarının e-sporcularda oluşturabileceği fizyolojik değişimler ve stres göstergelerine olası etkisi kalp hızı değişkenliği verileri yardımı ile bu tez çalışmasında araştırılmıştır.

Aktif video oyun sistemi tüm vücudun oyuna katılımını sağlayarak fiziksel ve bilişsel aktiviteleri oyun deneyimiyle birleştirebilmektedir. Bu tür oyunlarda oyuncunun görevleri başarılı tamamlayabilmesi için oyun içi uyaranlara tepki vermesi bunun için de gerçek dünyada bir takım fiziksel hareketler yapması gerekmektedir. Yapılan çalışmalarda Eco Arena, Beat Saber ve Exercube gibi sanal gerçeklik ve artırılmış gerçeklik ortamlarında spor yapmanın fiziksel ve bilişsel becerileri arttırdığı ve bu sayede oyuncuların e-spor başarılarının olumlu yönde etkilendiği gözlemlenmiştir (Herold vd., 2018; Martin-Niedecken vd., 2019).

Fiziksel aktiviteler vücutta bir takım fizyolojik değişiklikler yaratabilmektedir. Bu değişikliklerden biri de kalpte meydana gelir. Örneğin, yorgunluk veya stres nedeniyle kalp atışı hızlanarak atımlar arası aralıklar kısalabilir (Segerstrom ve Nes, 2007; Taelman vd., 2009). Bu tez çalışmasında e-spor seanslarından önce ve sonra exergame oynamanın oyunculara oluşturduğu sempatik ve parasempatik aktivite değişimleri ve stres gibi fizyolojik etkilerin araştırılması kalp hızı değişkenliği verileri yardımı ile gerçekleştirilmiştir. Aynı zamanda bu ve benzeri çalışmalara yol gösterebilmesi amacıyla grupların sınıflandırılabilmesinde başarılı olan öznitelikler ve sınıflandırıcı modellerinin araştırılması da gerçekleştirilerek başarılı öznitelikler ve öznitelik çiftlerinin belirlenmesi ve yüksek sınıflandırma başarısına sahip sınıflandırıcı modellerinin de tespit edilmesi bu tez çalışmasının kapsamında yapılmıştır.

E-spor oyunlarından önce ve sonra exergame yardımıyla fiziksel aktivite yapmanın oyuncular üzerinde oluşturduğu fizyolojik değişikliklerin kalp ritimleri üzerinden araştırılabilmesi amacıyla TÜBİTAK tarafından desteklenen 122R013 nolu “E-spor oyuncularında fizyolojik ve mental problemlerin önlenmesi ve performanslarının artırılması odağında fiziksel aktivite tabanlı senaryoların analizi ve değerlendirilmesi” isimli proje kapsamında toplanan kalp hızı değişkenlik verileri bu tez çalışmasında kullanılmıştır. Kalp hızı değişkenliği verilerinin analizinde kullanılan yöntemler ve öznitelikler materyal ve metod bölümünde, Analizler sonunda gözlemlenen etkiler ve sınıflandırıcı algoritmalarının farklı özniteliklerde elde ettikleri başarımlar ise bulgular ve tartışma bölümünde sunulmuştur.

2. KAYNAK TARAMASI

2.1.Sempatik ve Parasempatik Aktivite

Otonom sinir sistemi vücut sıcaklığı, sindirim sistemi, kalp hızı ve kan basıncı gibi vücutta meydana gelen çeşitli otonom aktivitelerin kontrolünden sorumludur. Bu aktiviteleri kontrol edebilmesi için vücutta yer alan hemen hemen tüm organ ve sistemlerle bir bağlantısı bulunmaktadır. Genellikle savaş ya da kaç, dinlen ve sindir gibi durumları kontrol ettiği bilinse de bu sistem aslında birçok farklı durum karşısında insan bedeninin düzgün çalışabilmesi ve gerekli tepkileri verebilmesi amacıyla ilgili organlara ve sistemlere gerekli komutları göndermektedir. Otonom sinir sisteminin etki alanının çok geniş olması nedeniyle ilgilenilen organ ya da sistem üzerinden bu sistemin aktivitelerinin incelenmesi gerekmektedir (Gibbons, 2019).

Otonom sinir sisteminin alt üyelerinden olan sempatik ve parasempatik aktivite egzersiz, stres, yorgunluk ya da kalp rahatsızlıkları nedeniyle kalp atımını sağlayan sinüs düğümünün uyarım periyodunda değişikliğe neden olabilmektedir. Bu durum da kalp atımlarının periyodunu değiştirmektedir. Sempatik aktivite savaş ya da kaç tepkisinde baskın hale gelmektedir ve bu durum kalp hızının ve kan basıncının artmasıyla gözlemlenebilir. Parasempatik aktivite ise dinlenme ve sindirim süreçlerinde daha baskın olmaktadır. Bu süreç ise kan basıncının ve kalp atım hızının düşmesi ile gözlemlenebilmektedir (Waxenbaum vd., 2024).

Kalp hızı değişkenliği verileri, otonom sinir sistemi aktivitesinin vücuda zarar vermeyen yöntemlerle tespitinde yaygın kullanılan veri tipleri arasında yer almaktadır (Malik vd., 1996; Sassi vd., 2015). Genellikle sempatik aktivite kalp hızı değişikliğinde düşük frekans (0.04 - 0.15 Hz) bileşenlerini etkilerken parasempatik aktivite ise yüksek frekans (0.15 - 0.4 Hz) bileşenlerini etkilemektedir (Billman, 2011). Bu nedenle sempatik ve parasempatik aktivitenin otonom sinir sistemi üzerindeki etkilerinin incelenmesinde kalp hızı değişkenliği parametrelerinden olan LF/HF oranına bakılabilmektedir. Bu oran sempatik ve parasempatik aktivite arasında yer alan denge durumunu gösterebilmektedir. Genel olarak sempatik aktivitenin baskın olduğu durumlarda LF bileşeninin genlik ve güç değeri azalmakta, parasempatik aktivitenin baskın olduğu durumlarda ise yüksek frekans bileşeninin güç değeri artabilmektedir (Shaffer vd., 2014). Ayrıca kalp hızı değişkenliği verilerinden çıkartılan RMSSD ve SDNN gibi parametrelerin de parasempatik aktivite ile ilişkili olduğu bu alanda yapılan çalışmalarda belirtilmiştir (Bartels ve Peçanha, 2020; Bigger vd., 1989; Machado vd., 2022).

Kalp hızı değişkenliği verilerinin e-spor oyuncularının otonom sinir sistemi aktivitelerinin takibinde kullanıldığı çalışmalar da literatürde yer almaktadır. Bir araştırmada e-spor oyunlarının zihinsel yükü ve anksiyete düzeyini arttırabileceği dolayısı ile sempatik tonda da artış gözlemlenebileceği belirtilmiştir. Ayrıca video oyunları sırasında ventriküllerde yer alan aksiyon potansiyelinin azalabileceğini ve bu durumun da kardiyak aritmiye neden olabileceği belirtilmiştir (Yamagata vd., 2022). Başka bir çalışmada ise e-spor turnuvasına katılan oyuncuların HRV parametreleri üzerinden fizyolojik değişiklikler araştırılmış ve bu çalışmada da benzer şekilde rekabetçi e-spor oyunlarının sempatik tonu arttığı bulgulara belirtilmiştir (Thomas Andre vd., 2020).

2.2.Sporcularda ve Oyunculara HRV Verilerinin Analizi

Sempatik ve parasempatik dengenin bir göstergesi olarak kalp hızı değişkenliği genel popülasyonda ve yüksek performanslı sporcularda antrenman kontrolünde önemli bir parametre olarak kullanılmaktadır (Jaime Gallo, 2020). Yapılan bir çalışmada uzun mesafe koşularının HRV ve arteriyel sertlik üzerindeki etkilerini incelenmiştir. Çalışmada HRV açısından, parasempatik aktivite göstergesi olarak kabul edilen çoğu değişkenin anlamlı bir şekilde azaldığı ve otonom dengenin vagal tonun azalmasıyla birlikte sempatik baskınlığa kaydığı gözlemlenmiştir (Calleja-Romero vd., 2022). Bisikletçiler üzerine yapılan bir çalışmada ise antrenman planlamasında HRV verilerinin kullanımının etkileri araştırılmıştır. Bu çalışmada vagal tonun göstergesi olarak RMSSD değerleri incelenerek antrenman programları yapılmıştır. Çalışma sonucunda HRV parametrelerinin kullanıldığı grubun klasik antrenman programlaması yapılan gruba göre performanslarının iyileştiği görülmüştür (Javaloyes vd., 2019).

E-spor oyuncularının HRV parametrelerinin incelenmesi üzerine yapılan bir çalışmada HRV parametrelerinin kaybeden takımlarda kazanan takımlara kıyasla daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Ayrıca oyuncu bazında yapılacak çalışmalardan birinden fazla oyuncu verilerinin yer aldığı takım bazında çalışma yürütmenin SNR oranını artırdığı ve bu sayede dinlenme ve e-spor seanslarının HRV parametreleri üzerinden ayırt edilebilmesinin daha verimli olduğu belirtilmiştir (Bennett vd., 2022). Başka bir çalışmada dinlenme ve Fortnite e-spor oyunu oturumlarında e-spor HRV parametreleri toplanmıştır. Verilerin analizi pearson korelasyonu kullanılarak gerçekleştirildiğinde e-spor oturumlarına ait HRV parametrelerinin ortalama ve maksimum değerlerinin dinlenme süresinde alınan HRV parametrelerine kıyasla istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir (Valladao vd., 2020).

Rekabetçi e-spor oyunlarında oyuncuların stres göstergelerindeki değişikliklerin incelendiği bir çalışmada kalp atışında ve solunumda artış gözlemlenmiştir. Ayrıca bu parametrelerin kaybeden takıma kıyasla kazanan takımda anlamlı derecede daha yüksek olduğu da gözlemlenmiştir (Koshy vd., 2020). Farklı bir çalışmada ise HRV göstergelerindeki değişiklikler e-spor seansında takip edilmiş ve e-spor oynamanın bilişsel becerileri geliştirebileceği, değişen LF/HF oranının bilişsel iyileşme eğilimini göstermede bir bakış açısı sunabileceği gözlemlenmiştir (Hisatsune vd., 2021). Bunlara ek olarak Gündoğdu ve arkadaşları (2021) yaptıkları çalışmada tetris oyununun insanlar üzerindeki sempatik ve vagal aktivite etkilerini araştırmışlardır. Yapılan çalışmada kalp hızı değişkenliği ve galvanik deri yanıtı birlikte değerlendirilmiş ve analiz sonuçlarında katılımcıların bazılarında stres bazılarında ise heyecan ağırlıklı duygusal durum olduğu gözlemlenmiştir (Gündoğdu vd., 2021).

Sanal gerçeklik teknolojisinin gelişmesiyle birlikte klasik oyunların yanında sanal gerçeklik ortamlarında egzersiz yapılabilmesine olanak sağlayan oyunlar da oyun platformlarında yerlerini almıştır. Bu ortamlarda oynanan exergame oyunlarının klasik fiziksel antrenmanların yerine geçebilme potansiyelleri üzerine HRV metrikleri yardımı ile yapılan çeşitli araştırmalar literatürde mevcuttur. Bu araştırmalar sonucunda exergame oyunlarının klasik antrenmanlar kadar etkili olduğu hatta yaşlı yetişkin gruplarında daha verimli olduğu yönünde bulgulara ulaşılmıştır (Ketelhut vd., 2022; Rebsamen vd., 2019).

2.3.Sınıflandırıcılar Üzerine Yapılan Çalışmalar

Vücutta gerçekleşen fizyolojik değişimlerin araştırılması ve tespit edilmesinde sınıflandırıcı modellerinden sıklıkla yardım alınmaktadır. Örneğin bir çalışmada sınıflandırıcılar yardımıyla EKG tanılarının daha etkin yapılabilmesi üzerine araştırma yürütülmüştür. Çalışma sonucunda sınıflandırıcı algoritmaları yardımıyla EKG tanılarının konulmasında performansın iyileştirebileceği belirtilmiştir (Eltrass vd., 2022). Kanseri hastalarıyla yapılan bir çalışmada ise kanser ve vagus siniri arasındaki ilişki yardımı ile sağlıklı ve kansere yakalanmış bireylerin sınıflandırıcı algoritmaları ile tespit edilebileceği ve hatta kanser tanısı yapılabileceği gösterilmiştir (Vigier vd., 2021). Ayrıca stres tahmini üzerine yapılan başka bir çalışmada öznelik seçimi ve öznelik kümesinde boyut azaltımı ile sınıflandırıcı başarı oranlarının iyileştirilebileceği yönünde sonuçlara ulaşılmıştır (Chatterjee vd., 2023).

Gündelik hayatın olağan akışında yer alan uyku, uyanıklık, egzersiz yapma dinlenme, yürüme ve yemek yeme gibi farklı aktivitelerin ve durumların otonom sinir sistemi dolayısı ile kalp hızı değişkenliği verileri üzerinde meydana getirdiği değişikliklerin araştırılması üzerine yapılan bir araştırma nöral sinir ağı algoritmaları yardımı ile yapılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen bulgular aktiviteler arası farklılıkların sınıflandırıcılar tarafından tespit edilebildiği ve aktivitelerin başarılı bir şekilde kategorizasyonlarının yapılabildiğini göstermiştir (Matta vd., 2018).

Egzersiz süresince alınan kalp hızı değişkenliği verilerinin sınıflandırılmasında literatürde farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. Örneğin bir çalışmada egzersiz yapan sporcularda yorgunluk değerlerinin sınıflandırılması için alınan kalp hızı değişkenliği verilerinin frekans spektrumları çizdirilmiş ve elde edilen spektrumlar görüntü olarak sınıflandırıcı algoritmalarına verilmiştir. Çalışma sonucunda %95 düzeylerinde sınıflandırma başarıları elde edildiği bildirilmiştir (Chen vd., 2024).

2.4. HRV Metrikleri ile Stres Üzerine Çalışmalar

Kişilerin stres düzeylerinin tespit edilebilmesi için literatürde farklı verilerin kullanımına dair yöntemler ve çalışmalar bulunmaktadır. Bu konuda yaygın kullanılan veri gruplarından biri de kalp hızı değişkenliği verileridir. Yapılan sistematik inceleme araştırmaları genel olarak kronik ve mental stres durumlarında oluşan fizyolojik değişimlerin sempatik sinir sisteminin daha aktif olması şeklinde belirti oluşturduğunu göstermiştir. (Castaldo vd., 2015; Kim vd., 2018).

Kalp hızı değişkenliği metrikleri üzerinden yorum yapılabilen stres değerleri üzerine çeşitli çalışmalar literatürde yer almaktadır. Örneğin bir çalışmada farklı stres koşullarında sürüş yapan otomobil sürücülerinin HRV metrikleri üzerinden stres değerleri sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Bu sayede yaygın kaza nedenlerinden biri olarak belirttikleri stres durumunun giyilebilir cihaz sensörleri yardımı ile tespit edilerek olası trafik kazalarının önlenmesi üzerine çalışmalar yapılabileceği belirtilmiştir (Dalmeida ve Masala, 2021). Başka bir çalışmada ise iş güvenliği açısından stres üzerine bir çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada itfaiye ya da zehirli gaz ortamında kurtarma faaliyeti yürüten kişilerden alınan HRV metrikleri, hiç stres olamayan, fizyolojik stres, psikolojik stres ya da iki stres durumunun kombinasyonu olarak 4 farklı grupta sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Bu sayede giyilebilir sensörler üzerinden toplanan

HRV verileri yardımıyla riskli arama kurtarma faaliyeti yapanların iş güvenliğinin iyileştirilebileceği belirtilmiştir (Pluntke vd., 2019). Benzer alanda başka bir çalışmada ise itfaiye personellerinin eğitiminde sanal gerçeklik teknolojisinin kullanılmasının gerçek ortamda oluşturulan antrenman sahasına göre karşılaştırılması HRV metrikleri ve stres düzeyleri üzerinden araştırılmıştır. Çalışma sonucunda her iki ortamda HRV metriklerinin benzerlik gösterdiği, stres düzeyinde ise gerçek ortamın verilerinin daha yüksek olduğu bulgulanmıştır (Narciso vd., 2024).

Literatürde yer alan kalp hızı değişkenliği verileri, sporcular ve sınıflandırıcılar üzerine yapılan çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada, e-spor oyuncularının performansını artırmak ve bilişsel yeteneklerini geliştirmek amaçlarıyla e-spor oyunlarından önce ya da sonra oynayabilecekleri exergame oyunlarının etkileri araştırılmıştır. Bu amaçla farklı kombinasyonlarda katılımcılara exergame ve e-spor oyunları oynatılarak kalp hızı değişkenliği parametrelerinin exergame türü ve süresinin değiştiği farklı senaryolar altında nasıl tepki verdiğinin analizi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca oynanan exergame türüne göre katılımcıların sınıflandırılmasında etkin öznitelikler ve sınıflandırıcılar araştırılmıştır.

3. MATERYAL VE METOT

3.1.Çalışmada Kullanılan Kalp Hızı Değişkenliği Verileri

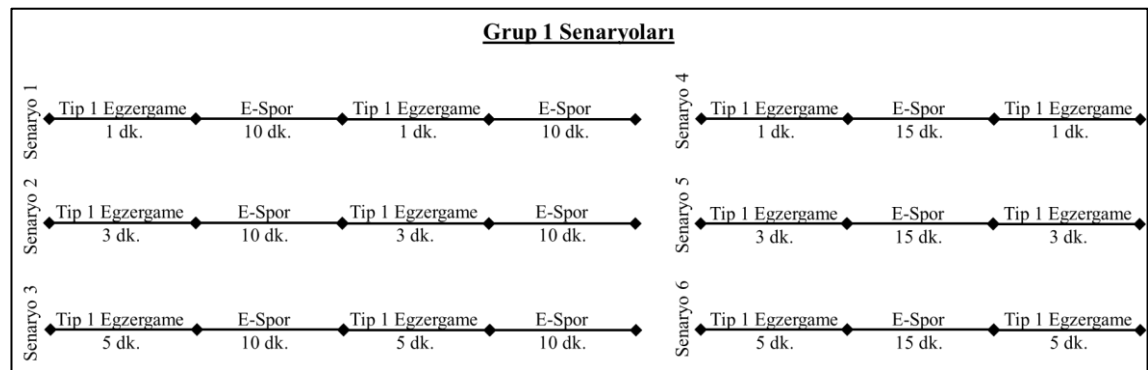
3.1.1. Katılımcılar ve grupların özellikleri

Her biri 15 kişiden oluşan 4 farklı grupta yaş aralığı 19-39 ($24,19 \pm 4,36$) olan toplam 60 sağlıklı katılımcının kalp atım verisi çalışma kapsamında kaydedilmiştir. Çalışma Akdeniz Üniversitesi Tıbbi Etik Kurulu tarafından alınan izin kapsamında yürütülmüştür.

İki farklı exergame ve bir e-spor oyunu çalışma kapsamında katılımcılara oynatılmıştır. Seçilen exergame türleri ve e-spor oyunu bilinirliği yüksek ve oyun platformlarında ilgili kategorilerde en çok oynanan oyunlar listesinde yer alan oyunlar arasından seçilmiştir. Tip 1 exergame olarak Hot Squat oyunu belirlenmiştir. Bu egzersiz oyunu squat sporunu oyunlaştırarak özellikle alt ekstremité kaslarının çalıştırılmasını sağlamaktadır. Çalışmada kullanılan tip 2 exergame ise oyuncuların üst ekstremité kaslarını yoğun olarak kullanmasını gerektiren Beat Saber oyunudur. Tüm gruplara oynatılan e-spor oyunu olarak ise Brawl Stars seçilmiştir. Seçilen oyunlar farklı senaryolar ve kombinasyonlar ile toplam 4 gruba oynatılmıştır.

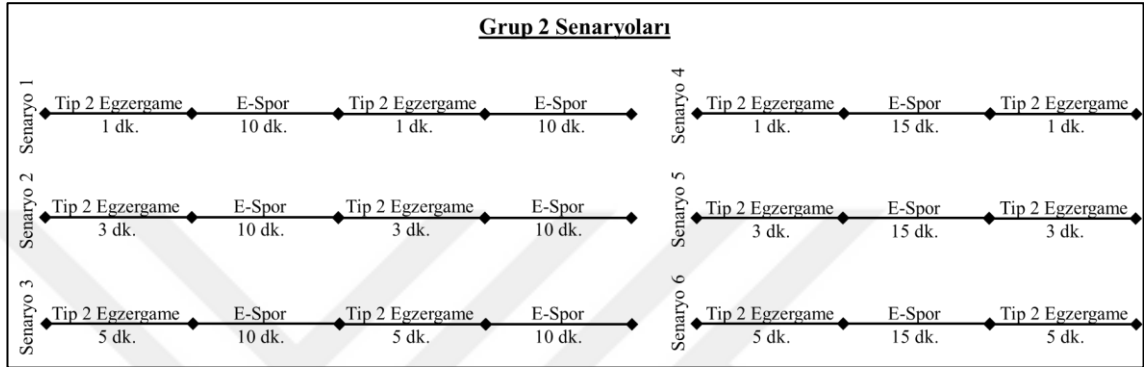
Çalışmada yer alan ilk üç grup e-spor oturumlarından önce ve sonra bir exergame oyununun oynatılması ya da her iki exergame oyununun da birlikte oynatılmasıyla oluşturulmuştur. Dördüncü grup ise katılımcılara hiç exergame oynatılmadan sadece e-spor oyununun oynatılmasıyla oluşturulmuştur.

Tip 1 exergame (Hot Squat) ve e-spor oyununu oynayan katılımcılar grup 1'i oluşturmaktadır. HRV verileri farklı exergame oturum sürelerine sahip 6 farklı senaryo altında Şekil 3.1.'de verilen prosedürle alınmıştır. İlgili prosedürden de görüldüğü üzere senaryo 1,2 ve 3'te 10'ar dakikalık iki e-spor oturumundan önce 1, 3 ve 5 dakika oturum sürelerinde exergame katılımcılara oynatılmıştır. Senaryo 4, 5 ve 6'da ise e-spor oturum süresi 15'er dakikaya çıkarılıp tek oturum olarak oynatılıp her bir senaryoda e-spor oturumundan önce ve sonra senaryoya göre 1, 3 ya da 5 dakika süresince tip 1 exergame katılımcılara oynatılmıştır.



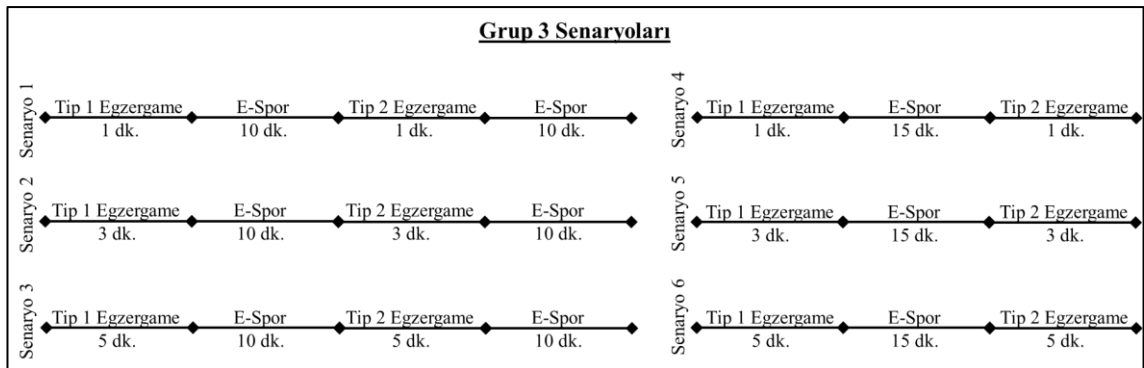
Şekil 3.1. Grup 1 senaryoları ve oyun süreleri

Tip 2 exergame (Beat Saber) ve e-spor oyununu oynayan katılımcılar grup 2'yi oluşturmaktadır. HRV verileri farklı exergame oturum sürelerine sahip 6 farklı senaryoda Şekil 3.2.'de verilen prosedürle alınmıştır. Grup 2 için exergame ve e-spor oyunu oturum süreleri grup 1 ile aynı olup sadece katılımcılara oynatılan exergame tipi değiştirilmiştir. Şekil 3.2.'de gösterildiği üzere senaryo 1,2 ve 3'te 10'ar dakikalık e-spor oturumlarından önce tip 2 exergame sırasıyla 1, 3 ve 5 dakika süresinde katılımcılara oynatılmıştır. Senaryo 4, 5 ve 6'da ise 15'er dakikalık e-spor oturumlarından önce ve sonra sırasıyla 1, 3 ve 5 dakika tip 2 exergame katılımcılara oynatılmıştır.



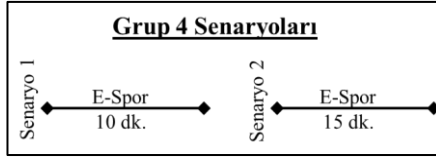
Şekil 3.2. Grup 2 senaryoları ve oyun süreleri

Grup 3 verilerinin toplanmasında grup 1 ve grup 2 senaryolarıyla eş oturum sürelerinde tip 1 ve tip 2 exergame oyunları ve e-spor oyunu kullanılmıştır. Bu grupta Şekil 3.3.'te görülebileceği gibi her bir senaryonun ilk exergame oturumunda tip 1 exergame, ikinci exergame oturumunda ise tip 2 exergame katılımcılara oynatılmıştır. E-spor oyununda ve oturum sürelerinde bir değişiklik yapılmamıştır. Bu şekilde her iki exergame oyununun birlikte oynatılmasının etkileri gözlemlenebilecektir.



Şekil 3.3. Grup 3 senaryoları ve oyun süreleri

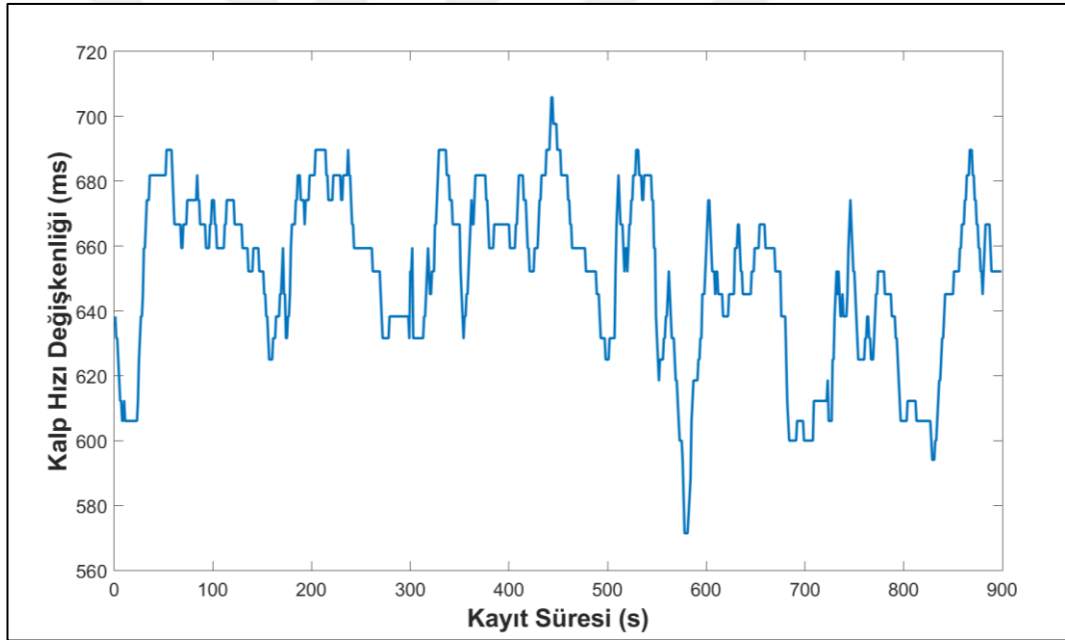
Hiç exergame oynatılmayan, sadece e-spor oynatılan katılımcıların verileri ise grup 4 verileri olarak Şekil 3.4.'te verilen prosedürle kaydedilmiştir. Bu grup verileri 10 dakika e-spor oyun süresine sahip senaryo 1 ve 15 dakika e-spor oyun süresine sahip senaryo 2 olmak üzere iki senaryoda kaydedilmiştir.



Şekil 3.4. Grup 4 senaryoları ve oyun süreleri

3.1.2. Ölçüm cihazı ve verilerin alınması

Kalp atım verileri katılımcıların sağ bileklerine takılan Fitbit Sense 2 bilekliği ile kaydedilmiştir. Her bir oturum öncesi bileklik üzerinden aktivite başlatılarak cihazın veri kaydetmesi sağlanmıştır. Kaydedilen veri dakikadaki kalp atımı olarak bpm formatında 2 – 3 saniyede bir olmak üzere toplanmıştır. Katılımcı verileri doğrudan bilgisayar ortamına aktarılamadığı için veri öncelikle bilekliğin kendi uygulaması üzerinden bilekliğin sunucularına aktarılmış, ardından phyton programlama dili ile geliştirilen algoritma yardımı ile aktivite verilerinden kalp atış hızı verileri ayıklanarak .csv formatında kaydedilmiştir. Katılımcılardan e-spor oturumunda alınan örnek HRV verisi Şekil 3.5.'te gösterilmiştir.



Şekil 3.5. E-spor oturumuna ait örnek HRV verisi

3.2. Öznitelik Çıkarımı ve Verilerin Analizi

Veri analizinin ilk adımında bileklik yardımı ile alınan kalp atımı verileri kalp hızı değişkenliği verilerine dönüştürülmüştür. Kalp atımı verilerinin kalp hızı değişkenliğine dönüşümünde (3.1) bağıntısı ile verilen ifade kullanılmıştır.

$$HRV (ms) = \frac{60000}{bpm} \quad (3.1)$$

HRV verilerinin örnekleme bilekliğin algoritması nedeniyle eşit aralıklarla yapılamamıştır. Bu nedenle örnekleme frekansının standardizasyonu amacıyla örnekleme frekansı 1 Hz olacak şekilde verilere interpolasyon uygulanmıştır. Ardından zaman ve frekans alanı analizleri gerçekleştirilmiştir.

Zaman alanı analizlerinde RR aralıklarının ortalaması, NN aralıklarının standart sapması (SDNN) ve RR aralıklarının etkin değeri (RMSSD) hesaplanmıştır. Frekans alanı analizlerinde ise sempatovagal dengenin bir göstergesi olan LF/HF oranı hesaplanmıştır (Bartels ve Peçanha, 2020; Shaffer vd., 2014). Bunlara ek olarak Poincare tekniğinden, Poincare elips alanı (S) ve elips yarıçapları ile SD1/SD2 parametresi ve ayrıca stres indeksi hesaplanmıştır. Kalp hızı değişkenliği verilerinin zaman ve frekans alanları ve doğrusal olmayan alan analizinde kullanılan öz niteliklere ait formüller (3.2)-(3.7) bağıntılarında verilmiştir (Baevisky ve Berseneva, 2008; Vollmer, 2015).

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2} \quad (3.2)$$

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (RR_i - RR_{mean})^2} \quad (3.3)$$

$$\frac{SD1}{SD2} = \frac{\sqrt{\frac{1}{2}} \sigma(RR_{i+1} + RR_i)}{\sqrt{\frac{1}{2}} \sigma(RR_{i+1} - RR_i)} \quad (3.4)$$

$$S = \Pi * SD1 * SD2 \quad (3.5)$$

$$SI = \frac{AMo \times \%100}{2Mo \times MxDMn} \quad (3.6)$$

$$\frac{LF}{HF} = \frac{\int_{0.04Hz}^{0.15Hz} f(\lambda) d\lambda}{\int_{0.15Hz}^{0.40Hz} f(\lambda) d\lambda} \quad (3.7)$$

3.3.Çalışmada Kullanılan Sınıflandırıcı Modelleri

Sınıflandırıcılar temel anlamda verileri öz niteliklerine göre farklı sistematik ve matematiksel algoritmalar kullanarak kategorize etmeye çalışan makine öğrenimi yöntemleridir. Bu tez çalışmasında kullanılan temel sınıflandırıcı modelleri bu bölümde sunulmuştur.

3.3.1. Karar ağaçları

Karar ağaçları verileri ağaç dallarına benzer bir hiyerarşik yapıda düzenleyerek analiz eden bir sınıflandırma ve regresyon yöntemidir. Bu yöntemde ağaç yapıları oluşturulurken her bir düğümde bir özelliğin durumuna göre veri iki alt alana ayrılarak veri grubunun homojen ayrılması sağlanır. Karar ağacı yapısı oluşturulurken birtakım parametrelerin ölçülmesi gerekir. Ağacın dallanmasında elde edilen bilgi kazanımını ölçmek ve ağaç yapısının daha fazla dallanıp dallanmayacağını karar vermek gibi amaçlarla entropi, gini safsızlığı ve bilgi kazanımı parametrelerin ölçümü gereklidir. Sınıflandırmada oluşabilecek yanlış etiketlemeyi ölçebilmek için (3.8) bağıntısında verilen entropi ve (3.9) bağıntısında verilen gini safsızlığı parametreleri kullanılmaktadır ve bu parametreler karar ağacı yapısında birbirleri yerine kullanılabilirler. Bilgi kazancı ise üst küme entropi değeri ile alt küme entropi değerinin farkının ölçütüdür. Genel olarak bilgi kazancının en yüksek olduğu bölünme optimizasyon açısından en verimli ağaç yapısını vermektedir. (Suthaharan, 2016)

$$E = - \sum_i p_i \log_2 p_i \quad (3.8)$$

$$G = - \sum_i p_i (1 - p_i) \quad (3.9)$$

3.3.2. Diskriminant analizi

Bir veri grubuna ait diskriminant katsayılarının doğrusal kombinasyonunun bu veri grubunun sınıflandırmasında kullanılabileceği Fisker tarafından bulunmuştur. Bu yöntemde gruplar arası varyasyonu minimize eden ancak gruplar arasındaki farklılıkları en yüksek seviyeye çıkaran doğrusal kombinasyon bulunarak her bir gruba ait diskriminant skoru elde edilir. Ardından elde edilen diskriminat puanlarına göre gruplarının sınıflandırılması yapılabilmektedir (William R. Klecka, 1987). Lineer diskriminant analizinde kullanılan temel fonksiyon (3.10) bağıntısında sunulmuştur.

$$D_i = c_{i,0} + c_{i,1}X_1 + c_{i,2}X_2 + c_{i,3}X_3 + \dots \quad (3.10)$$

3.3.3. Naive Bayes sınıflandırıcı

İstatistikte sıklıkla kullanılan Bayes teoremi kullanılarak oluşturulan bir sınıflandırıcı algoritmasıdır. Büyük boyutlarda veri gruplarının sınıflandırılmasında hızlı bir şekilde tutarlı sonuçlar verebilmesi bu sınıflandırıcının yaygın kullanıma nedenlerindendir. Hızlı çalışmasının temel nedeni özelliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayılarak analizin gerçekleştirilmesidir. Bu sınıflandırıcının temelini oluşturan Bayes teoremi (3.11) bağıntısında verilmiştir.

$$p(X/Y) = \frac{p(Y/X).p(X)}{p(Y)} \quad (3.11)$$

Algoritmanın temel varsayımı özelliklerin birbirinden bağımsız olmasıdır. Bu nedenle bir Y nesnesinin bir X sınıfına dahil olma olasılığı Y nesnesine ait tüm y_i

özelliklerinin bir X sınıfına ait olma olasılıklarının birleşimidir ve (3.12) bağıntısında verildiği şekilde ifade edilir (Charu C. Aggarwal, 2014).

$$p(Y/X) = p(y_1/X).p(y_2/X).p(y_3/X) \dots \quad (3.12)$$

3.3.4. Yapay sinir ağları

Yapay sinir ağları insan beyin yapısının bilgisayar ortamında oluşturulması çabasıyla ortaya çıkmış bir makine öğrenme yapısıdır. Genel olarak birbirine bağlı nöron adı verilen işlem elemanlarının birbiriyle tıpkı bir insan beyni gibi iletişim halinde olması ve işlem yapmasıyla bu yapı oluşturulur. Nöronlar arası iletişim kontrolü ağırlıklar adı verilen katsayılar yardımıyla sağlanır. Öğrenme sırasında ağırlıklar çıktı durumlarına göre sürekli düzenlenerek optimum sonuca ulaşana kadar tekrar tekrar hesaplanırlar ve tıpkı bir insan gibi deneyimler yardımı ile öğrenme tamamlanır. Sinir ağları öğrenme metoduna göre denetimli ve denetimsiz olarak iki alt yapıya ayrılabilir. Denetimli yapıda algoritmaya girdiler ve çıktılar verilerek sinir ağının eğitimi sağlanır. Denetimsiz yapıda ise sinir ağına sadece girdiler verilir ve çıktıları sinir ağı kendisi eğitim sırasında oluşturur. Bir sinir ağı temel olarak üç katmandan oluşur ilk katman giriş katmanı olarak adlandırılırken bu katman girdiler ile iletişime geçen bir tampon bölgedir. İkinci katman gizli katman ya da karanlık bölge olarak adlandırılabilir ve bu bölüm sinir ağının esas işlem yaptığı kısımdır ancak dışarıdan tam olarak bu katmanın yapısının bilinmemesi nedeniyle bu adı almıştır. Son katman ise çıkış katmanıdır ve çıktı sinyallerinin oluşturulduğu nöronları içerir. Genel olarak çıktı nöronlarında görülecek aktivasyon değeri (3.13) bağıntısında verildiği gibi hesaplanabilir (Duc T. Pham ve Xing Liu, 2012).

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (3.13)$$

3.3.5. Destek vektör makineleri

Yüksek boyutlu öznitelik uzayında veri gruplarını ayırmak için hiper düzlemlerin kullanıldığı bir sınıflandırma ve regresyon yöntemidir. Bu yöntemde öznitelik düzleminde veri gruplarının birbirlerine en yakın olduğu noktalarda yer alan veriler yönteme de adını veren destek vektörleri olarak adlandırılırlar. Bu sınıflandırma yöntemi farklı alt dallara ayrılrsa da temelini oluşturan fikir gruplara ait destek vektörlerine olabilecek en uzak mesafeyi bırakacak şekilde gruplar arasında bir hiper düzlem belirleyebilmektir. Ardından veri gruplarının oluşturulan hiper düzleme göre konumları yardımı ile ait oldukları sınıflar belirlenmektedir (Nello Cristianini ve John Shawe-Taylor, 2000).

3.3.6. K-en yakın komşuluk

Makine öğrenimi uygulamalarında da kullanılan parametrik olmayan denetimli bir sınıflandırma ve regresyon algoritmasıdır. Algoritmanın temel çalışma prensibinde bir verinin k adet en yakın komşusu uzaklık yardımı ile belirlenir ve bu komşular yardımı ile sınıflandırılacak verinin ait olduğu grup tespit edilerek sınıflandırma işlemi yapılır. Sınıflandırma işleminde kullanıcı tarafından belirlenen k adet en yakın komşunun en fazla elemanını içeren grup sınıflandırılacak verinin de grubu olarak kabul

edilir. Yakın komşuların belirlenmesinde genellikle (3.14) bağıntısında verilen Öklid uzaklığı hesaplanırsa da manhattan ya da minkowski gibi farklı uzaklık parametreleri de kullanılabilir (Kubat, 2017).

$$d_e(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.14)$$

3.4. Grupların Sınıflandırılması ve Etkin Özniteliklerin Tespiti

Gruplar arası farklılıkları ortaya koyan, ayırım yeteneği yüksek özniteliklerin ve sınıflandırıcı algoritmalarının tespit edilebilmesi için HRV verilerinden çıkarılan öznitelikler tek başlarına ve tüm ikili kombinasyonları ile farklı sınıflandırıcı algoritmalarına tabi tutulmuştur. Grupların sınıflandırılmasında karar ağaçları, diskriminat analizi, destek vektör makinesi, k-en yakın komşuluk, sinir ağları ve naive bayes sınıflandırıcı algoritmaları temel olarak kullanılmış olup bu algoritmalarla ait alt modeller de kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan sınıflandırıcı çeşitleri ve alt modelleri Çizelge 3.1.'de sunulmuştur.

Çizelge 3.1. Çalışmada kullanılan sınıflandırıcılar ve alt modelleri

Karar Ağaçları	Diskriminant Analizi	Naive Bayes	Yapay Sinir Ağları	Destek Vektör Makineleri	K-en Yakın Komşu
Basit Detaylı Bagged	Doğrusal Karesel Alt Uzay	Gauss Çekirdek	Dar Orta Geniş İki Katmanlı Üç Katmanlı	Doğrusal Karesel Kübik Basit Gauss Detaylı Gauss	Dar Orta Geniş Kosinüs Kübik Ağırlıklı Alt Uzay

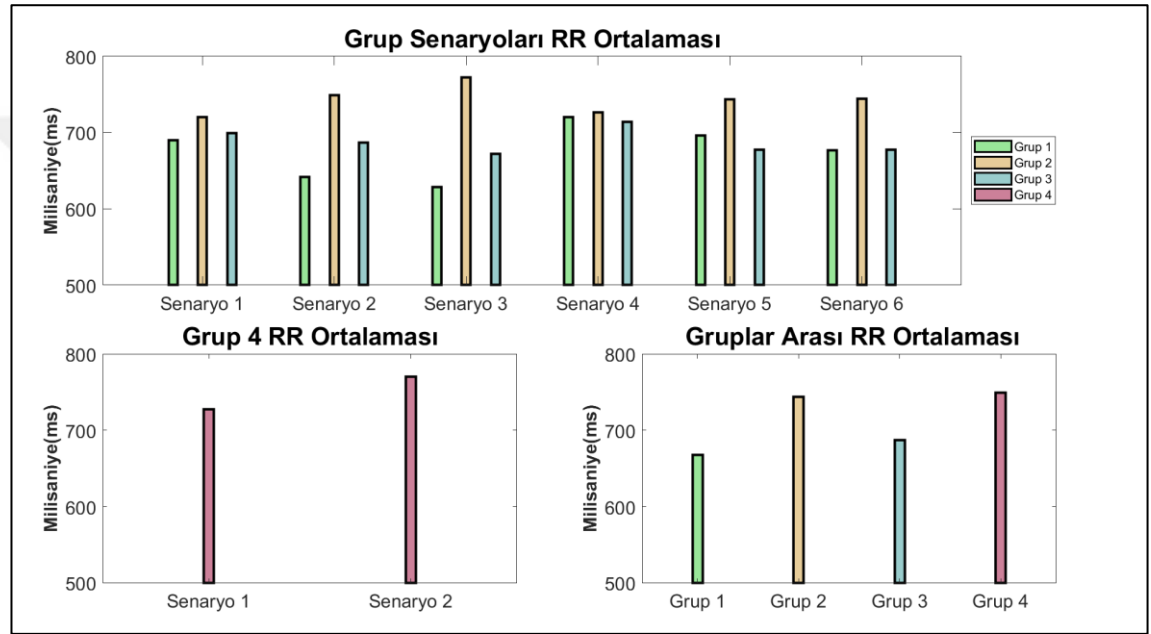
Gruplar arası farklılıkları ortaya çıkaran özniteliklerin ve sınıflandırıcı modellerin belirlenebilmesi için ilk olarak gruplara ait e-spor senaryolarından çıkarılan öznitelikler kullanılarak 4 grubun sınıflandırılmasındaki başarımlar belirlenmiştir. Daha sonra hibrit grubun sınıflandırıcıları yanıltma ihtimali göz önüne alınabilmesi amacıyla hibrit grup çıkarılarak kalan 3 gruba ait sınıflandırıcı başarımları bulunmuştur. Son aşamada ise exergame oynayan gruplarda oyun türünün farklılık oluşturup oluşturmadığının ve oluşan farklılığın sınıflandırıcılar tarafından tespit edilebilmesi amacıyla sadece grup 1 ve grup 2'ye ait veriler sınıflandırıcı algoritmalarına tabi tutularak başarımları tespit edilmiştir. Sınıflandırıcı ve öznitelik performanslarının değerlendirilmesinde bir sonraki aşamada exergame oturumlarında kaydedilen veriler kullanılmıştır. Burada ilk olarak exergame oynatılan iki grubun sınıflandırılmasında başarımları oranları tek öznitelik verisi yardımı ile tespit edilmiş. Ardından ikili öznitelik kombinasyonları ile iki farklı exergame türünü oynayan iki grubun sınıflandırılmasında farklı sınıflandırıcılara ait başarımları oranları tespit edilmiştir.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1. Grupların ve Senaryoların Karşılaştırılmasından Elde Edilen Bulgular

Kalp hızı değişkenliği verilerine ait öznitelikler zaman ve frekans alanı analizleri ile hesaplanmıştır. Analizlerde özellikle tip 2 exergame oyununun parasempatik aktiviteyi arttıran ve stres düzeyini azaltan bir etkisi olabileceği gözlemlenmiştir.

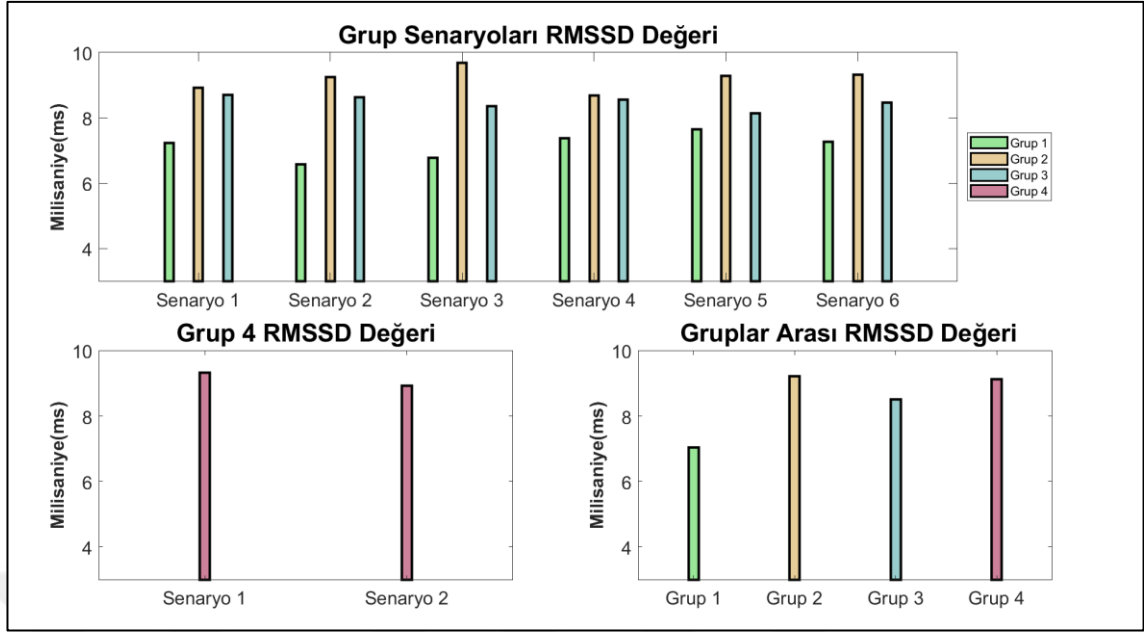
Genel olarak özniteliklere ait grafik eğilimleri incelendiğinde RR ortalaması ve RMSSD özniteliklerinin gruplar bazında benzer yönelimli grafikler gösterdiği, ayrıca SDNN ve elips alanı özniteliklerinin de kendi aralarında benzer grafikler oluşturduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.1. Farklı gruplarda ve senaryolarda ortalama RR değerleri

Şekil 4.1.'de verilen grup senaryolarının RR ortalama değerleri incelendiğinde, tip 1 exergame oynatılan grupta exergame oturum süresinin artmasıyla RR değerlerinin de azaldığı gözlemlenmiştir. Bu durum stres ya da yorgunluk kaynaklı olabilmektedir. Grup 2' ye ait veriler incelendiğinde ise tip 2 exergame oturum süresinin artmasıyla kalp atışlarının yavaşladığı ve böylece RR aralığının arttığı gözlemlenmiştir.

Hiç exergame oynatılmayan grup 4 verileri diğer gruplarla Şekil 4.1.den karşılaştırıldığında ise, grup 4 749 ms ortalama RR değerine sahip iken grup 2 bu değere çok yakın olarak 744 ms ortalama RR değerine sahiptir. Grup 3 RR ortalaması 687 ms olarak ölçülmüştür. En düşük RR ortalamasına sahip olan grup 1'in değeri ise 668 ms olarak ölçülmüş olup grup 4' e kıyasla %10,8 daha düşüktür. Bu durumdan tip 1 exergame oyununun ortalamada kalp atışlarını hızlandırdığı, tip 2 exergame oyununun ise ortalama kalp atışını değiştirmedeği çıkarımı yapılabilir.



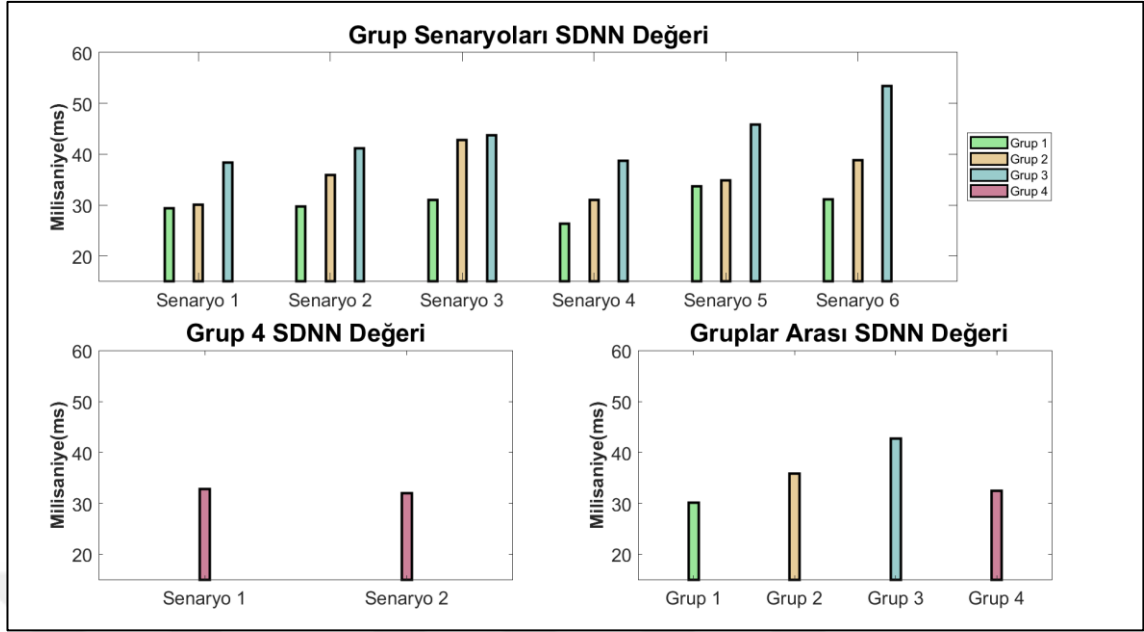
Şekil 4.2. Farklı gruplarda ve senaryolarda RMSSD değerleri

Farklı gruplara ve senaryolara ait RMSSD değerleri karşılaştırmalı olarak Şekil 4.2.'de sunulmuştur. Grup 1 RMSSD değerlerinin exergame süresinin artmasıyla düştüğü, grup 2 RMSSD değerlerinin ise exergame oturum süresi ile arttığı görülmektedir. Her iki exergame oyununun da oynatıldığı grupta ise belirgin bir eğilim olmamakla birlikte exergame oturumlarının süresinin artması RMSSD değerlerinin de bir miktar düşmesine neden olmuştur.

Gruplar arası RMSSD değerleri karşılaştırıldığında ise grup 2 ve grup 4 değerlerinin birbirine çok yakın olduğu ancak grup 2 değerinin %1 daha yüksek olduğu, grup 1 verilerinin ise grup 4'den %22 daha düşük olduğu görülmüştür. Exergame oyunlarının hibrit oynatılması ile oluşturulan grup 3 RMSSD değeri ise grup 1 ve 2 değerlerinin arasında 8,5 ms değerine sahiptir.

RMSSD değerinin parasempatik aktivite göstergesi olarak alınabileceği bilinmektedir (Bartels ve Peçanha, 2020; Bigger vd., 1989; Machado vd., 2022). Bu kapsamda değerlendirme yapıldığında tip 1 exergame oynatılan grubun hiç exergame oynatılmayan gruba kıyasla belirgin şekilde düşük RMSSD değerlerine sahip olması tip 1 exergame oyununun parasempatik aktiviteyi baskılayıcı yönde etki yaptığının bir göstergesi olabilir.

RMSSD değerinin vagal ve parasempatik tonun göstergesi olarak stres düzeyi ile ters orantılı olduğu ve stres göstergesi olarak da alınabileceğine dair literatürde çalışmalar bulunmaktadır (Finseth vd., 2021; Orellana vd., 2015). Bu bağlamda veriler analiz edildiğinde tip 1 exergame oyunun hiç exergame oyunu oynatılmayan gruba kıyasla stres düzeyini arttırabilecek etkisi olduğu düşünülmekte birlikte bu konuda ek inceleme gruplara ait stres indeksi parametreleri hesaplanarak ayrıca yapılmıştır.



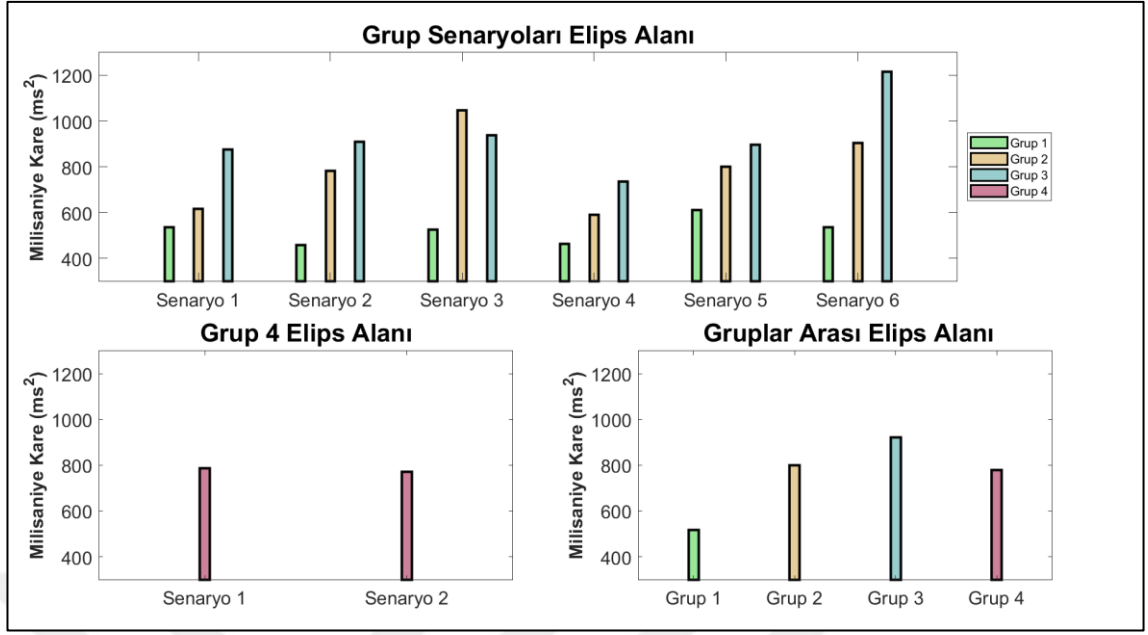
Şekil 4.3. Farklı gruplarda ve senaryolarda SDNN değerleri

Gruplara ve senaryolara ait SDNN değer grafikleri Şekil 4.3.'te sunulmuştur. Grup senaryolarına ait grafikler incelendiğinde exergame oturumlarının süresinin artırılmasının SDNN değerlerinde artışa neden olduğu özellikle grup 2 ve grup 3 senaryolarına ait grafiklerden gözlemlenmektedir.

Grup 1 senaryolarına ait en yüksek değer 3 dakika exergame oturumları içeren senaryo 5'te gözlemlenirken grup 2 senaryolarına ait en yüksek değer 5 dakika exergame oturumu içeren senaryo 3'te görülmüştür. Hibrit exergame oynatılan grup 3'te ise en yüksek değer 5 dakika exergame oturumu içeren senaryo 6'da gözlemlenmiştir. Grup 4 senaryolarına ait değerlerde ise belirgin farklılık gözlemlenmemektedir.

SDNN değerleri gruplar arası karşılaştırıldığında en düşük değer grup 1'de 30,16 ms olarak ve en yüksek değer grup 3'te 72,73m olarak gözlemlenmiştir. Grup 4 değeri ise 32,44 ms olarak hesaplanmıştır. Bununla birlikte grup 2' değerinin de grup 4' e kıyasla %10,4 daha yüksek olduğu görülmektedir.

SDNN değerlerinin parasempatik etkinin bir göstergesi olduğu daha önce yapılan araştırmalardan bilinmektedir (Muñoz-Pérez vd., 2022). Hiç exergame oynatılmayan gruba kıyasla grup 2 SDNN değerinin %10,4 ve grup 3 SDNN değerinin ise %31,73 daha yüksek olması bu kapsamda exergame oyunu oynamanın parasempatik aktiviteyi arttırabilecek etkileri olabileceğine işaret etmektedir. Ayrıca bu alanda yapılan başka bir çalışmada SDNN özniteliği ve stres skoru arasında ters orantılı bir ilişki olduğu belirtilmiştir (Orellana vd., 2015). Bu kapsamda gruplar arası SDNN grafikleri değerlendirildiğinde Exergame oynamanın stres düzeylerini iyileştirmede etkili olabileceği çıkarımı yapılabilmektedir.

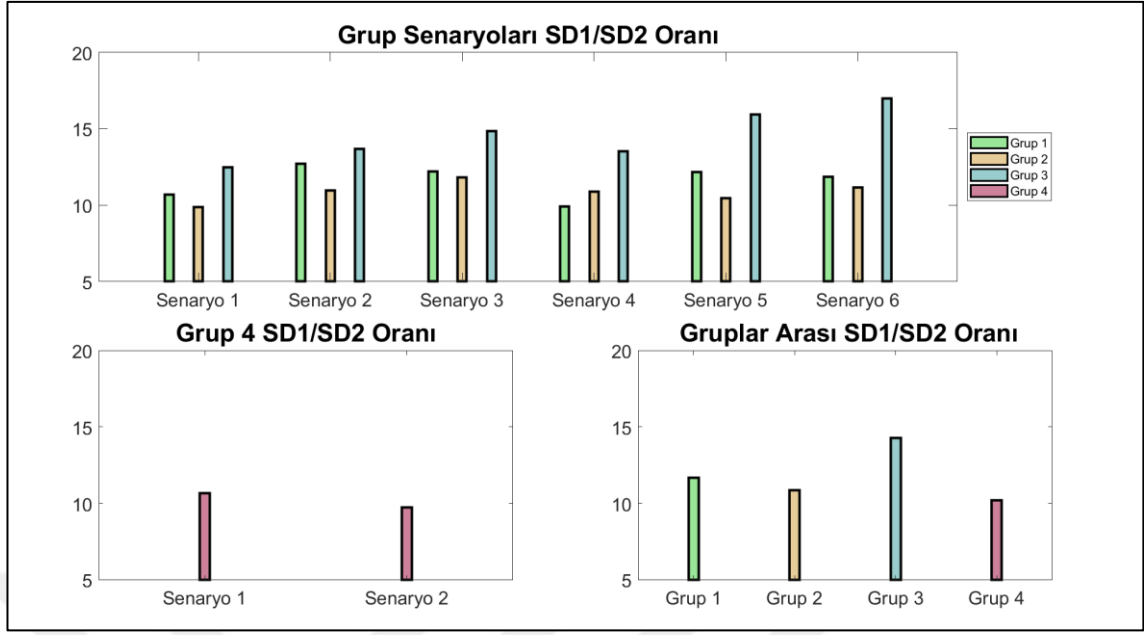


Şekil 4.4. Farklı gruplarda ve senaryolarda Poincare elips alanları

Poincare elips alanı değerleri Şekil 4.4.'de sunulmuştur. Grup 1 senaryoları incelendiğinde elips alanı ve exergame oturum süresi arasında bir korelasyon görülmezken grup 2 elips alanları exergame oturumlarının süresiyle birlikte artmaktadır. Benzer şekilde grup 3 elips alanlarının da exergame oturum süresiyle doğru orantılı olarak arttığı gözlemlenmektedir. Grup 4 senaryoları incelendiğinde ise e-spor oturum süresinin elips alanında belirgin bir etkisinin olmadığı gözlemlenmiştir.

Elips alanı değerleri grup senaryoları özelinde incelendiğinde grup 1 için en yüksek değer 3 dakika exergame oturumları içeren senaryo 5'te gözlemlenirken en düşük değer senaryo 4'te gözlemlenmiştir. Grup 2 senaryolarında ise en düşük elips alanı senaryo 4'te gözlemlenirken en yüksek elips alanı değeri senaryo 3'te gözlemlenmiştir. Grup 3 senaryolarında ise en düşük değer senaryo 4'e ait iken en yüksek değer senaryo 6'da görülmüştür.

Gruplar arası karşılaştırma yapıldığında ise grup 1 516,94 ms² ile en düşük elips alanı değerine sahiptir. En yüksek elips alanı ise 921,45 ms² ile grup 3'te görülmüştür. Grup 2 ise 799,28 ms²'lik bir elips alanına sahiptir. Bu değerler hiç exergame oyunu oynatılmayan grup 4 ile karşılaştırıldığında ise grup 1'in %33,52 daha küçük, grup 3'ün %18,51 daha büyük, grup 2'nin ise %2,8 daha büyük bir elipse sahip olduğu tespit edilmiştir.

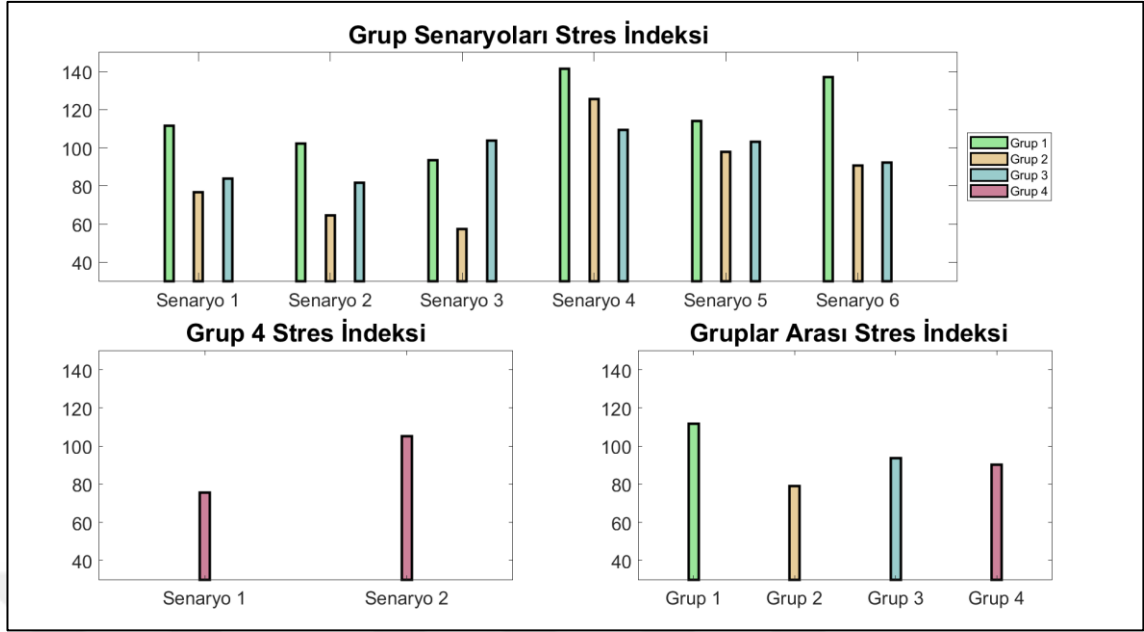


Şekil 4.5. Farklı gruplarda ve senaryolarda SD1/SD2 oranları

Poincare elips yarıçaplarına ait SD1 ve SD2 değerlerinin oranlarına ait grafikler Şekil 4.5.'de sunulmuştur. Burada grup senaryolarına ait değerler incelendiğinde grup 1 senaryolarında en yüksek değerlerin 3 dakika exergame oyun oturumları içeren senaryo 2 de olduğu gözlemlenmektedir. En düşük değer ise senaryo 4'te gözlemlenmiştir. Grup 2 senaryoları incelendiğinde exergame oyunu oturum süresi ile SD1/SD2 değerlerinin birlikte arttığı ve en yüksek değer 5 dakika exergame oturumuna sahip senaryo 3'te olduğu gözlemlenmektedir. Grup 2 senaryolarında en düşük değer ise senaryo 1'de görülmüştür. Hibrit exergame oturumları içeren grup 3 senaryo değerleri de benzer şekilde exergame oturum süresiyle birlikte artış göstermektedir. Bununla birlikte bu grup için en yüksek SD1/SD2 değeri senaryo 6'da en düşük SD1/SD2 değeri ise senaryo 1'de görülmüştür. Grup 4 senaryolarına ait grafik incelendiğinde ise e-spor oturum süresinin artması SD1/SD2 parametresini düşürebileceği görülmektedir.

Gruplar birbirleri ile karşılaştırıldığında ise en düşük SD1/SD2 oranının 10,2 ile grup 4'e ait olduğu görülmektedir. Exergame oynatılan tüm grupların SD1/SD2 parametresi hiç exergame oynatılmayan gruba kıyasla daha yüksek çıkmıştır. Burada grup 4'e kıyasla grup 1 değeri %14,51 daha yüksek, grup 2 değeri %6,42 daha yüksek, grup 3 değeri ise %39,88 daha yüksek çıkmıştır. Bu durum exergame oyunları oynamanın SD1/SD2 parametresini artırabilecek etkileri olabileceğini göstermektedir.

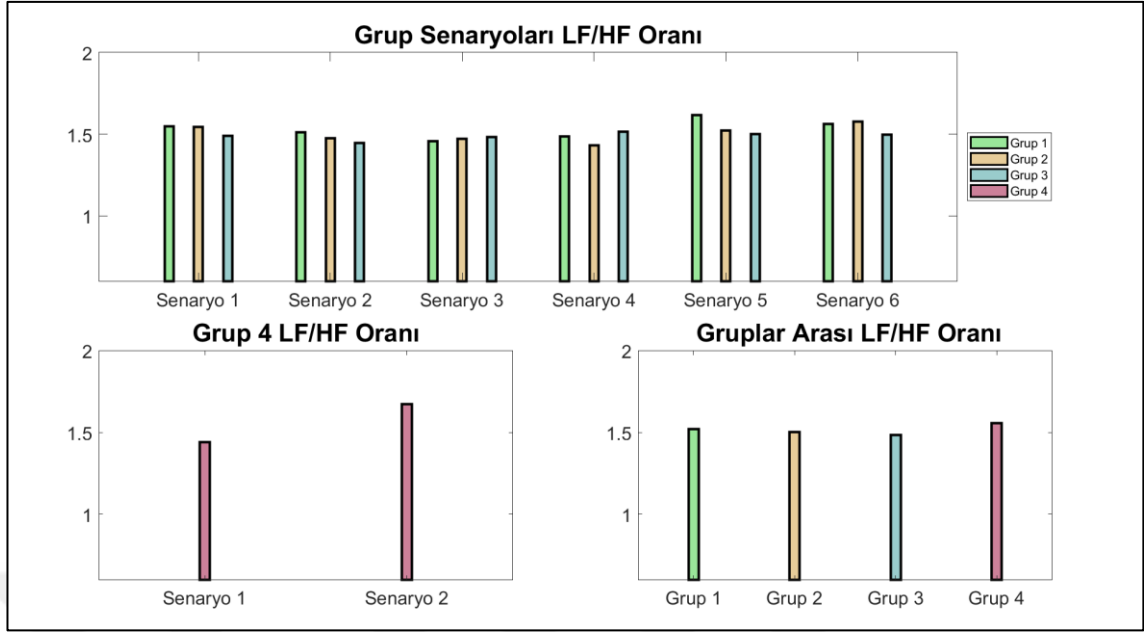
SD1 vagal ton nedeniyle HRV'de oluşan anlık değişimlerin bir göstergesi iken SD2 ise daha geniş aralıklarda meydana gelen HRV değişimlerini belirtmektedir ve sempatik ya da parasempatik etkiyi belirtebilmektedir (Hoshi vd., 2013). Bu kapsamda grafiklerin analizi gerçekleştirildiğinde exergame oynatılan grupların SD1/SD2 parametrelerinin grup 4'e kıyasla yüksek olması exergame oynamanın vagal tonu dolayısı ile parasempatik etkiyi arttırdığını gösteriyor olabilir.



Şekil 4.6. Farklı gruplarda ve senaryolarda stres indeksi değerleri

Gruplarda ve farklı senaryolarda hesaplanan stres indekslerinin grafikleri Şekil 4.6.'da sunulmuştur. Grup 1 senaryolarına ait stres indeksleri incelendiğinde genel olarak exergame oturumlarının süresiyle birlikte stres indekslerinin de düştüğü görülmektedir. Grup 1'e ait en yüksek değer senaryo 4'te görülürken en düşük değer ise senaryo 3'te gözlemlenmiştir. Grup 2 değerleri incelendiğinde benzer şekilde exergame oturumları ve stres indeksleri doğru orantılı değişirken yine en yüksek değer senaryo 4'te, en düşük değer ise senaryo 3'te gözlemlenmiştir. Hibrit exergame oturumları içeren grupta ise exergame oturum süreleri ile stres düzeyleri arasında bir ilişki tespit edilememiştir. Bu gruba ait en yüksek değer diğer gruplarla benzer şekilde senaryo 4'te gözlemlenirken, en düşük değer ise diğer gruplardan farklı olarak senaryo 2'de gözlemlenmiştir. Grup 4 senaryolarına ait değerler incelendiğinde ise e-spor oturum süresinin artmasının ya da e-sporda geçirilen toplam sürenin artması stres indeksinin artmasına neden olabileceği görülmüştür. E-spor oyunlarının stresi arttırdığı yapılan araştırmalarda da belirtilmiştir (Soares vd., 2022; Yang vd., 2022). Ancak exergame oynatılan gruplarda e-sporda geçirilen toplam süre artsa bile stres indeksi değerleri azalma yönünde bir eğilim göstermiştir.

Gruplar kendi aralarında karşılaştırıldığında ise en düşük stres indeksi 79,1 ile grup 2'de görülmüştür. En yüksek stres indeksi değeri 111,85 olarak grup 1'de görülmüştür. Her iki exergame oyununun da oynatıldığı grup 3'ün stres indeksi ise 93,67 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler stres indeksi 90,39 olan ve hiç exergame oynatılmayan grup 4 ile karşılaştırıldığında grup 1 değerinin %23,74 daha yüksek olduğu, grup 2 değerinin %12,5 daha düşük olduğu ve grup 3 değerinin ise %3,64 daha yüksek olduğu görülmüştür. Stres indeksi değerleri bu kapsamda incelendiğinde tip 1 exergame oyununun stres indeksini arttırabilecek etkileri olabileceği, tip 2 exergame oyununun ise stres indeksini azaltarak oyuncuları sakinleştirebilecek etkileri olabileceği gözlemlenmektedir.



Şekil 4.7. Farklı gruplarda ve senaryolarda LF/HF oranları

Şekil 4.7.'de gruplara ait düşük ve yüksek frekans bileşenlerinin oranlarını belirten LF/HF parametrelerinin grafikleri verilmiştir. Gruplara ait senaryolar incelendiğinde LF/HF parametresi ile exergame oturum süresi arasında bir bağlantı bulunamamıştır. Ancak grup 4'e ait senaryolar incelendiğinde e-spor oyun süresinin artmasının LF/HF oranını artırıcı etkisinin olabileceği gözlemlenmektedir.

Gruplara ait değerler genel olarak 1.5 düzeylerinde gözlemlenmiştir. Grup değerleri karşılaştırıldığında en düşük değer 1,48 ile grup 3'te gözlemlenmiştir. En yüksek değer ise 1,55 ile grup 4'e aittir. Gruplar hiç exergame oynatılmayan grup 4 ile kıyaslandığında, grup 1 değerleri %2,19 daha düşük, grup 2 değerleri %3,52 daha düşük, grup 3 değerleri ise %4,71 daha düşük gözlemlenmiştir. Genel olarak yüksek frekans bileşenleri vagal tonla ve dolayısı ile parasempatik etki nedeni ile oluşabilirken düşük frekans bileşeni ise sempatik ya da parasempatik etki nedeniyle oluşabilmektedir ayrıca LF/HF oranının yüksek olması sempatik etki baskınlığını, bu oranın düşük olması ise parasempatik etkinin baskın olmasıyla ilişkili olduğu bilinmektedir (Gronwald ve Hoos, 2020; Shaffer ve Ginsberg, 2017). Bu durum exergame oynamanın LF/HF oranını düşürerek kalp hızı değişkenliğinde yüksek frekans bileşeninin değerlerini arttırabileceğini göstermektedir. Ayrıca grupların LF/HF değerleri arasında büyük farklılıklar gözlemlenmese de değerlerdeki değişim exergame oyunlarının otonom sinir sistemini parasempatik etki yönünde iyileştirebileceğini gösteriyor olabilir.

4.2.Sınıflandırıcılardan Elde Edilen Bulgular

Bu bölümde veri grubunun farklı sınıflandırıcılar ile işlenmesinden elde edilen başarımlar sunulmuştur. İkili özniteliklerin sınıflandırılmasında başarımlar en yüksek 5 öznitelik çifti bu bölümde sunulmuş olup öznitelik çiftlerinin tamamına ilişkin sınıflandırıcı başarımları ekler bölümünde verilmiştir.

4.2.1. Grupların e-spor oyunu oturum verileri ile sınıflandırılma sonuçları

Dört grubun e-spor oturumlarında alınan veriler ile sınıflandırılmasında en yüksek başarı %50 ile SD1/SD2 özniteliğinde karesel diskriminant ve gauss naive bayes sınıflandırıcılarında gözlemlenmiştir. Hibrit exergame oturumları içeren grup 3 verileri analiz dışı bırakıldığında sınıflandırıcı başarımları artış göstermiş olup en yüksek sınıflandırıcı başarımları olan %55,56'yı RMSSD özniteliği çekirdek naive bayes sınıflandırıcıda, elips alanı ise bagged karar ağacında ulaşmıştır. Sadece grup 1 ve grup 2'nin e-spor oturumları verileri ile sınıflandırılmasında başarı yüzdeleri Çizelge 4.1.'de sunulmuştur. Burada en yüksek başarı olan %86,67'yi RMSSD özniteliği basit gauss DVM sınıflandırıcıda ulaşmıştır. İkinci sırada yer alan elips alanı bagged karar ağaçları ile %80 başarıya, ulaşmıştır.

Çizelge 4.1. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında özniteliklerin başarımları

Sınıflandırıcılar		RR Ortalaması	RMSSD	SDNN	LF/HF	SD1/SD2	Elips Alanı	Stres indeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	63,33	80,00	63,33	46,67	60,00	56,67	50,00
	Basit	63,33	80,00	63,33	50,00	60,00	56,67	56,67
	Bagged	56,67	70,00	53,33	70,00	60,00	80,00	66,67
Diskriminant Analizi	Doğrusal	70,00	80,00	63,33	36,67	56,67	60,00	70,00
	Karesel	70,00	80,00	63,33	53,33	70,00	53,33	66,67
	Alt Uzay	70,00	80,00	63,33	36,67	56,67	60,00	70,00
Naive Bayes	Gauss	70,00	80,00	63,33	53,33	70,00	53,33	66,67
	Çekirdek	66,67	80,00	56,67	53,33	60,00	70,00	60,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	73,33	76,67	56,67	43,33	66,67	56,67	60,00
	Karesel	63,33	80,00	56,67	60,00	56,67	60,00	66,67
	Kübik	46,67	73,33	63,33	46,67	40,00	60,00	53,33
	Detaylı Gauss	66,67	76,67	60,00	46,67	60,00	63,33	56,67
	Basit Gauss	73,33	86,67	66,67	40,00	53,33	50,00	66,67
K-En Yakın Komşu (KNN)	Basit	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	60,00	80,00	60,00	33,33	43,33	63,33	53,33
	Detaylı	63,33	73,33	46,67	66,67	63,33	73,33	56,67
	Kosinüs	70,00	80,00	53,33	50,00	50,00	50,00	50,00
	Kübik	60,00	80,00	60,00	33,33	43,33	63,33	53,33
	Ağırlıklı	60,00	73,33	46,67	66,67	70,00	73,33	56,67
	Alt Uzay	63,33	73,33	46,67	66,67	63,33	73,33	56,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	60,00	76,67	70,00	56,67	53,33	63,33	46,67
	Orta	43,33	80,00	56,67	56,67	50,00	66,67	66,67
	Geniş	50,00	73,33	63,33	43,33	50,00	70,00	53,33
	İki katmanlı	56,67	76,67	70,00	50,00	66,67	50,00	66,67
	Üç Katmanlı	50,00	73,33	60,00	50,00	56,67	63,33	63,33

Tüm grupların ikili öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında en yüksek başarımlar yüzdesine %60 ile RMSSD-SD1/SD2 öznitelik çifti basit gauss DVM algoritmasında ulaşmıştır. Grup 3 verileri analiz dışında tutulduğunda elde edilen sınıflandırıcı başarımları Çizelge 4.2.'de verilmiştir. Burada gözlemlenen en yüksek değer olan %88,89'a RMSSD-LF/HF orta ve üç katmanlı sinir ağına, RMSSD-elips alanı ise geniş ve iki katmanlı sinir ağına ulaşmıştır. RMSSD-SDNN öznitelik çifti %86,67 sınıflandırıcı başarısına basit ve detaylı karar ağaçları, çekirdek naive bayes, karesel DVM ve kübik KNN sınıflandırıcılarla ulaşmıştır. %86,67 başarıya ulaşan RMSSD-stres indeksi ise çekirdek naive bayes, gauss naive bayes ve dar sinir ağı sınıflandırıcılarında ulaşmıştır.

Çizelge 4.2. Grup 1, 2, ve 4'ün e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları

Sınıflandırıcılar		RMSSD LF/HF	RMSSD SDNN	RMSSD Stres indeksi	RMSSD Elips Alanı	RR Ortalaması SD1/SD2
Karar Ağaçları	Detaylı	86,67	86,67	84,44	86,67	75,56
	Basit	86,67	86,67	84,44	86,67	71,11
	Bagged	82,22	82,22	82,22	82,22	73,33
Diskriminant Analizi	Doğrusal	86,67	84,44	82,22	73,33	80,00
	Karesel	-	-	-	-	-
	Alt Uzak	84,44	77,78	82,22	68,89	80,00
Naive Bayes	Gauss	86,67	84,44	86,67	86,67	80,00
	Çekirdek	86,67	86,67	86,67	86,67	77,78
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	86,67	84,44	82,22	86,67	82,22
	Karesel	86,67	86,67	84,44	84,44	77,78
	Kübik	84,44	84,44	82,22	84,44	62,22
	Detaylı Gauss	84,44	84,44	84,44	84,44	71,11
	Basit Gauss	86,67	68,89	77,78	55,56	82,22
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33
	Orta	86,67	84,44	82,22	77,78	73,33
	Geniş	82,22	80,00	80,00	80,00	75,56
	Kosinüs	84,44	82,22	82,22	77,78	75,56
	Kübik	84,44	86,67	82,22	77,78	73,33
	Ağırlıklı	82,22	82,22	77,78	82,22	73,33
	Alt Uzak	46,67	46,67	46,67	46,67	44,44
Yapay Sinir Ağı	Dar	82,22	84,44	86,67	82,22	68,89
	Orta	88,89	84,44	82,22	86,67	75,56
	Geniş	84,44	82,22	77,78	88,89	73,33
	İki Katmanlı	86,67	84,44	82,22	88,89	71,11
	Üç Katmanlı	88,89	80,00	82,22	86,67	66,67

Grup 1 ve grup 2'nin e-spor oturumlarına ait HRV özniteliklerinin ikili kombinasyonlarında sınıflandırılmasında ortalama en yüksek başarıyı veren öznitelik çiftleri Çizelge 4.3.'de sunulmuştur. Genel olarak RMSSD özniteliği ile oluşturulan çiftlerin başarılı olduğu görülmektedir. %93,33 ile en yüksek başarıyı RMSSD-SDNN çifti ağırlıklı KNN sınıflandırıcıda, RMSSD-elips alanı ise detaylı gauss DVM sınıflandırıcıda yakalamıştır. RMSSD-LF/HF öznitelik çifti basit ve detaylı karar ağaçları, karesel DVM, ağırlıklı KNN ve yapay sinir ağı (orta, iki katmanlı, üç katmanlı) algoritmalarında %86,67 başarıya sahiptir. RMSSD-stres indeksi ise doğrusal DVM ile %86,67 başarıya ulaşmıştır. RR ortalaması-RMSSD ise %83,33 başarıya doğrusal ve karesel diskriminant analizi, doğrusal ve karesel DVM ve dar sinir ağı sınıflandırıcılarla ulaşabilmektedir.

Çizelge 4.3. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları

Sınıflandırıcılar		RMSSD SDNN	RMSSD LF/HF	RMSSD Elips Alanı	RMSSD Stres İndeksi	RR Ortalaması RMSSD
Karar Ağaçları	Detaylı	80,00	86,67	80,00	80,00	80,00
	Basit	80,00	86,67	80,00	80,00	80,00
	Bagged	80,00	73,33	80,00	73,33	73,33
Diskriminant Analizi	Doğrusal	86,67	73,33	90,00	83,33	83,33
	Karesel	86,67	83,33	86,67	83,33	83,33
	Alt Uzay	70,00	80,00	76,67	73,33	70,00
Naive Bayes	Gauss	76,67	83,33	73,33	76,67	76,67
	Çekirdek	80,00	80,00	73,33	76,67	73,33
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	86,67	83,33	86,67	86,67	83,33
	Karesel	90,00	86,67	83,33	83,33	83,33
	Kübik	86,67	76,67	83,33	73,33	70,00
	Detaylı Gauss	76,67	83,33	93,33	80,00	76,67
	Basit Gauss	73,33	70,00	73,33	73,33	76,67
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	80,00	73,33	73,33	80,00	73,33
	Geniş	90,00	83,33	83,33	76,67	73,33
	Kosinüs	66,67	70,00	70,00	76,67	76,67
	Kübik	80,00	76,67	73,33	83,33	73,33
	Ağırlıklı	93,33	86,67	83,33	73,33	73,33
	Alt Uzay	66,67	73,33	73,33	60,00	53,33
Yapay Sinir Ağı	Dar	86,67	76,67	83,33	66,67	83,33
	Orta	80,00	86,67	83,33	83,33	80,00
	Geniş	83,33	76,67	83,33	80,00	80,00
	İki Katmanlı	86,67	86,67	80,00	73,33	76,67
	Üç Katmanlı	80,00	86,67	73,33	66,67	80,00

4.2.2. Grupların exergame oturum verileri ile sınıflandırılma sonuçları

Grup 1 ve grup 2'nin exergame oturum verileri ile sınıflandırılmasında her bir özniteliğin elde ettiği başarılar Çizelge 4.4.'de verilmiştir. İlk sırada SD1/SD2 %90'lık başarıya tüm disktrinant modelleri, gauss naive bayes, basit gauss DVM, KNN (orta, kosinüs, kübik) ve iki katmanlı sinir ağı ile ulaşmıştır. SDNN ise %86,67 başarıyı dar sinir ağında görmüştür. RMSSD ise KNN (geniş, ağırlıklı ve alt uzay) modellerinde %80 başarıya ulaşmıştır. Elips alanı %80 başarıya basit ve detaylı karar ağaçları, tüm disktrinant analizleri, gauss naive bayes, kosinüs KNN ve orta sinir ağında görmüştür. Genel değerlendirme yapıldığında doğrusal diskriminant analizinin birden fazla öznitelikte yüksek başarılarla ulaşması bu veri grubunun sınıflandırılmasında başarılı bir model olabileceğini göstermektedir.

Çizelge 4.4. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumları ile sınıflandırılmasında özniteliklerin başarıları

Sınıflandırıcılar		RR Ortalaması	RMSSD	SDNN	LF/HF	SD1/SD2	Elips Alanı	Stres indeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	63,33	73,33	73,33	60,00	83,33	80,00	63,33
	Basit	63,33	73,33	73,33	60,00	83,33	80,00	63,33
	Bagged	53,33	76,67	73,33	33,33	76,67	60,00	56,67
Diskriminant Analizi	Doğrusal	73,33	76,67	80,00	70,00	90,00	80,00	66,67
	Karesel	73,33	76,67	80,00	56,67	90,00	80,00	70,00
	Alt Uzay	73,33	76,67	80,00	70,00	90,00	80,00	66,67
Naive Bayes	Gauss	73,33	76,67	80,00	56,67	90,00	80,00	70,00
	Çekirdek	70,00	73,33	76,67	60,00	86,67	76,67	73,33
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	73,33	76,67	80,00	60,00	83,33	73,33	76,67
	Karesel	73,33	70,00	76,67	53,33	76,67	70,00	76,67
	Kübik	70,00	63,33	76,67	46,67	80,00	70,00	46,67
	Detaylı Gauss	66,67	73,33	73,33	50,00	86,67	70,00	70,00
	Basit Gauss	73,33	76,67	80,00	70,00	90,00	56,67	66,67
K-En Yakın Komşu (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	73,33	73,33	80,00	60,00	90,00	70,00	76,67
	Geniş	63,33	80,00	70,00	46,67	80,00	63,33	56,67
	Kosinüs	73,33	76,67	80,00	63,33	90,00	80,00	66,67
	Kübik	73,33	73,33	80,00	60,00	90,00	70,00	76,67
	Ağırlıklı	60,00	80,00	70,00	46,67	80,00	70,00	56,67
	Alt Uzay	63,33	80,00	70,00	46,67	80,00	63,33	56,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	56,67	70,00	86,67	50,00	80,00	80,00	66,67
	Orta	56,67	66,67	66,67	50,00	83,33	56,67	56,67
	Geniş	56,67	73,33	63,33	56,67	86,67	63,33	53,33
	İki katmanlı	63,33	76,67	66,67	36,67	90,00	66,67	73,33
	Üç Katmanlı	56,67	70,00	83,33	50,00	73,33	76,67	60,00

Grup 1 ve grup 2 exergame oturumları ikili öznitelik çiftleri ile sınıflandırıldığında ortalamada en başarılı çiftler Çizelge 4.5.'de sunulmuştur. RMSSD-SD1/SD2 %100 başarıya karesel diskriminant, gauss naive bayes, KNN (orta, kübik, ağırlıklı) modellerinde ulaşmıştır. RMSSD-SDNN geniş ve ağırlıklı KNN modellerinde %100 başarıya ulaşmıştır. RR ortalaması-SDNN ise karesel diskriminant, kübik KNN ve yapay sinir ağı (dar, orta, geniş, iki katmanlı) modellerinde ulaşmıştır. RMSSD-stres indeksi doğrusal ve karesel diskriminant, geniş ve ağırlıklı KNN modellerinde %96,67 başarıya sahiptir. RMSSD-elips alanı ise alt uzay diskriminant analizi ve geniş KNN sınıflandırıcı modellerinde %96,67 başarıya ulaşmıştır. Genel tablo incelendiğinde karesel diskriminat ve ağırlıklı KNN sınıflandırıcıları birden fazla öznitelikte en yüksek başarıya ulaşarak bu veri grubunun sınıflandırılmasında etkin modellerden olabileceğini göstermiştir.

Çizelge 4.5. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumları ile sınıflandırılmasında başarılı öznitelik kombinasyonları

Sınıflandırıcılar		RMSSD SD1/SD2	RMSSD SDNN	RMSSD Stres İndeksi	RR Ortalaması SDNN	RMSSD Elips Alanı
Karar Ağaçları	Detaylı	93,33	86,67	86,67	83,33	86,67
	Basit	93,33	86,67	86,67	83,33	86,67
	Bagged	90,00	90,00	90,00	76,67	90,00
Diskriminant Analizi	Doğrusal	96,67	96,67	96,67	96,67	93,33
	Karesel	100,00	96,67	96,67	100,00	93,33
	Alt Uzay	96,67	96,67	93,33	86,67	96,67
Naive Bayes	Gauss	100,00	96,67	93,33	86,67	90,00
	Çekirdek	96,67	90,00	90,00	86,67	90,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	96,67	96,67	93,33	83,33	90,00
	Karesel	93,33	90,00	93,33	83,33	90,00
	Kübik	90,00	90,00	93,33	80,00	80,00
	Detaylı Gauss	96,67	93,33	93,33	90,00	90,00
	Basit Gauss	96,67	96,67	93,33	93,33	90,00
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	100,00	96,67	93,33	96,67	93,33
	Geniş	96,67	100,00	96,67	90,00	96,67
	Kosinüs	96,67	96,67	93,33	93,33	93,33
	Kübik	100,00	96,67	93,33	100,00	93,33
	Ağırlıklı	100,00	100,00	96,67	96,67	93,33
	Alt Uzay	73,33	66,67	66,67	50,00	63,33
Yapay Sinir Ağı	Dar	96,67	93,33	93,33	100,00	86,67
	Orta	96,67	93,33	93,33	100,00	90,00
	Geniş	96,67	90,00	83,33	100,00	86,67
	İki Katmanlı	96,67	90,00	86,67	100,00	86,67
	Üç Katmanlı	96,67	93,33	90,00	90,00	93,33

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında e-spor oyuncularının gündelik aktivitelerini arttıracak ve böylece hareketsizlik nedeniyle oluşabilecek sağlık sorunlarını önleyebilecek exergame oyunlarının oynanmasının kalp hızı değişkenliği üzerinden oluşturduğu fizyolojik değişimler araştırılmıştır.

Farklı kalp hızı değişkenliği özniteliklerinin grup senaryoları ve gruplar arası değişimleri incelendiğinde RR aralıklarının ortalama değerleri tip 1 exergame oturum süresi ile ters orantılı iken tip 2 exergame oturum süresi ile doğru orantılı olarak değişmektedir. Aynı zamanda hiç exergame oynatılmayan gruba kıyasla tip1 exergame oynatılan grubun değerleri daha düşük çıkmıştır. RMSSD değerleri incelendiğinde ise RR ortalamasına benzer olarak tip 2 exergame oynatılan grupta oturum süresiyle birlikte değerlerin arttığı görülmüştür. Bununla birlikte tip 1 exergame oynatılan grubun değerleri hiç exergame oynatılmayan gruba ait değerlerden daha düşük, tip 2 exergame oynatılan grubun değerleri ise daha yüksektir. Gruplara ait SDNN değerleri özellikle tip 2 exergame oyunu içeren grup 2 ve grup 3'te oturum süresinin artmasıyla birlikte artış göstermiştir. Aynı zamanda hiç exergame oynatılmayan kontrol grubuna kıyasla bu iki gruba ait değerler belirgin şekilde artmıştır.

Poincare tekniği ile elips alanlarına bakıldığında ise tip 2 exergame oynatılan gruplardaki katılımcıların değerleri oturum süresinin artmasıyla artmıştır. Bununla birlikte gruplar arası karşılaştırmada tip 1 exergame oynatılan grupta elips alanında kontrol grubuna kıyasla küçülme ve her iki exergame oyununun birlikte oynatıldığı grupta ise büyüme gözlemlenmiştir. Elips yarıçaplarının oranı olan SD1/SD2 parametresinde ise exergame oynatılan tüm grupların değerleri hiç exergame oynatılmayan gruplara kıyasla daha yüksek çıkmıştır. Bununla birlikte gruplara ait en yüksek değer hibrit exergame oturumları içeren grup 3'te olduğu görülmüştür.

Düşük ve yüksek frekans bileşenlerinin oranına bakıldığında ise farklı senaryolar ve gruplar arasında büyük farklılıklar görülme de exergame oyunları oynatılan grupların oynatılmayan gruba kıyasla LF/HF oranı daha düşük çıkmıştır. Katılımcıların stres indeksleri incelendiğinde sadece tip 1 exergame ya da sadece tip 2 exergame oynatılan grupların stres indeksi exergame oturum süresinin artmasıyla birlikte azalmaktadır. Ayrıca kontrol grubu ile karşılaştırıldığında tip 2 exergame oynatılan grubun stres indeksinin daha düşük olduğu görülmektedir.

Grupların ve senaryoların farklı öznitelikleri genel olarak incelendiğinde ise e-spor oyunu oynamanın sempatik aktiviteyi arttırabileceği, exergame oynamanın ise parasempatik aktivitenin artmasına neden olabileceği gözlemlenmiştir. Bu farklılık özellikle tip 2 exergame oynatılan gruplarda daha fazla ön plana çıkarken tip 1 exergame oynatılan gruplarda bu kadar belirgin olmamaktadır. Bu durum e-spor oturumları arasında exergame oynamanın parasempatik aktiviteyi iyileştirebileceğini göstermekle birlikte exergame oyunlarının bir egzersiz türü olarak profesyonel e-spor oyuncularının antrenman programlarına eklenebilmesi için bu alanda daha fazla çalışma yapılması gerektiğini göstermektedir.

Çalışmanın bir diğer aşamasında ise kalp hızı değişkenliği verilerinden çıkarılan öznitelikler ile grupların sınıflandırılmasında farklı sınıflandırıcı modellerinin ve özniteliklerin performansı değerlendirilerek tezin bu alanda yapılacak çalışmalara destek olabilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda katılımcıların e-spor ya da exergame oturumlarına ait öznitelikler ve ikili öznitelik kombinasyonları yardımı ile grupların sınıflandırılmasında sınıflandırıcı başarımları hesaplanmıştır.

Çalışmada yer alan 4 grubun e-spor oturumlarına ait tek öznitelik ile sınıflandırılmasında en yüksek başarı oranı %50 olarak SD1/SD2 özniteliğinde görülmüştür. Burada sınıflandırıcı modelleri olarak karesel diskriminant analizi ve gauss navie bayes sınıflandırıcıları en başarılı sınıflandırıcılar olmuştur. Her iki exergame oyununun da oynatıldığı hibrit grup verileri çıkarılıp kalan üç grup sınıflandırıldığında ise başarımlar %55,56'ya yükselmiş ve en başarılı öznitelikler çekirdek navie bayes sınıflandırıcı ile RMSSD ve bagged karar ağaçları ile elips alanı olmuştur. Kontrol grubu olan hiç exergame oynatılmayan grubun da analiz dışı bırakılması ile kalan grup 1 ve grup 2 verileri sınıflandırıldığında en başarılı öznitelik RMSSD en başarılı sınıflandırıcı ise basit gauss DVM olmuştur. Ulaşılan sınıflandırıcı başarımları ise %86,67'ye yükselmiştir. Genel değerlendirme yapıldığında ise tüm grupların sınıflandırılmasında SD1/SD2'nin, hibrit grup çıkarıldığında ise RMSSD'nin gruplar arası ayrımı ortaya koyan başarılı özniteliklerden olduğu belirtilebilir.

E-spor oturumlarına ait öznitelikler ikili kombinasyonlar olarak sınıflandırıcı algoritmalarına verildiğinde 4 grubun sınıflandırılmasında en yüksek başarı %60 olarak tespit edilmiştir. Bu başarı yüzdesi RMSSD-SD1/SD2 öznitelik çifti kullanılarak basit gauss DVM sınıflandırıcısında ulaşılmıştır. Ayrıca en başarılı öznitelik çiftleri arasında SD1/SD2 öznitelikleri kullanılarak oluşturulan kombinasyonlar yer almış ve en yüksek başarı oranlarına basit gauss DVM ile ulaşılmıştır. Hibrit grup analiz dışında tutulduğunda ise en yüksek sınıflandırıcı başarımları %88,89 olarak RMSSD-LF/HF çiftinde orta ve üç katmanlı yapay sinir ağı modellerinde, RMSSD-Elips alanı çiftinde ise geniş ve iki katmanlı sinir ağı modellerinde gözlemlenmiştir. Ek olarak burada en başarılı öznitelikler kombinasyonları arasında RMSSD ile oluşturulan gruplar yer almıştır. Sadece grup 1 ve grup 2'nin sınıflandırılmasında ise en başarılı öznitelik çiftleri arasında RMSSD özniteliği ile oluşturulan kombinasyonlar yer almakta olup burada en yüksek başarımlar %93,33'tür. Bu başarımlara RMSSD-SDNN öznitelik çifti ağırlıklı KNN sınıflandırıcısı ile ulaşılmıştır.

Grup 1 ve grup 2'nin exergame oturumlarından elde edilen öznitelikler ile sınıflandırılmasında tek öznitelik kullanıldığında en yüksek başarı %90 olmuştur. Bu başarıya SD1/SD2 özniteliği tüm diskriminant analizi modellerinde, gauss naive bayes, basit gauss DVM, orta, kosinüs ve kübik KNN ile iki katmanlı sinir ağı modellerinde elde etmiştir. Grupların ikili öznitelik kombinasyonu ile sınıflandırılmasında ise en yüksek başarı %100 olup bu başarıya RMSSD-SDNN, RMSSD-SD1/SD2 ve SDNN-RR ortalaması öznitelik çiftleri ile ulaşılmıştır. Farklı sınıflandırıcı modellerinde bu başarımlara ulaşıldığı için iki farklı öznitelik çiftinin de %100 başarılı olduğu sınıflandırıcılara bakıldığında karesel diskriminant analizi, kübik KNN ve ağırlıklı KNN sınıflandırıcı modelleri en başarılı sınıflandırıcılar olarak ele alınabilir.

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında özellikle tip 2 exergame olarak seçilen Beat Saber gibi hafif egzersiz hareketleri içeren oyunların otonom sinir sistemi dengesinin parasempatik etki yönünde değiştirebileceği gözlemlenmiştir. Ayrıca sınıflandırıcı modelleri aracılığı ile katılımcıların HRV verilerinde oluşan farklılıkların ayrımının mümkün olduğu elde edilen yüksek sınıflandırıcı başarıları üzerinden gözlemlenmiştir. Tez çalışmasında elde edilen bu ve benzeri kazanımlar ile gelecekte yapılabilecek çalışmalar ve literatüre sunulabilecek öneriler arasında ise e-spor oyuncularının antrenman programlarına tip 2 exergame benzeri hafif egzersiz hareketleri içeren oyunları bir egzersiz olarak dahil edebilmeleri amacıyla e-spor oyun aralarında klasik spor egzersizi yapan ve exergame oynayan iki farklı grubun karşılaştırılmasının yapılması yer almaktadır. Ayrıca farklı bir öneri olarak exergame oyunlarının oyuncuların sadece fizyolojik değil bilişsel durumlarında da meydana getirdiği değişiklikleri analizinin gerçekleştirilebilmesi amacıyla EEG ya da fNIRS gibi yöntemlerle alınan verilerin dahil edildiği bir çalışmanın yürütülmesi sunulabilir.



6. KAYNAKLAR

Anonim 1: <https://steamdb.info/charts/?tagid=5055> [Son erişim tarihi: 30.10.2024].

- Arora, N., Mishra, B. 2021. Origins of ECG and Evolution of Automated DSP Techniques: A Review. *IEEE Access*, 9: 140853-140880.
- Baevsky, R. M., Berseneva, A. P. 2008. Use KARDIVAR system for determination of the stress level and estimation of the body adaptability. *Standards of measurements and physiological interpretation*.
- Bartels, R., Peçanha, T. 2020. HRV: a Pythonic package for Heart Rate Variability Analysis. *Journal of Open Source Software*, 5(51): 1867.
- Bennett, M., Cironis, L., Sousa, A., Ahmad, S. L., Hassan, T., Yuen, K., Koshy, A. 2022. Continuous monitoring of HRV in esports players.
- Bigger, J. T., Albrecht, P., Steinman, R. C., Rolnitzky, L. M., Fleiss, J. L., Cohen, R. J. 1989. Comparison of time- and frequency domain-based measures of cardiac parasympathetic activity in Holter recordings after myocardial infarction. *The American Journal of Cardiology*, 64(8): 536-538.
- Billman, G. E. 2011. Heart Rate Variability ? A Historical Perspective. *Frontiers in Physiology*, 2.
- Calleja-Romero, A., Vicente-Rodríguez, G., Garatachea, N. 2022. Acute effects of long-distance races on heart rate variability and arterial stiffness: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Sports Sciences*, 40(3): 248-270.
- Castaldo, R., Melillo, P., Bracale, U., Caserta, M., Triassi, M., Pecchia, L. 2015. Acute mental stress assessment via short term HRV analysis in healthy adults: A systematic review with meta-analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18: 370-377.
- Castaneda, D., Esparza, A., Ghamari, M., Soltanpur, C., Nazeran, H. 2018. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care. *International Journal of Biosensors & Bioelectronics*, 4(4): 195-202.
- Chang, Y. K., Labban, J. D., Gapin, J. I., Etnier, J. L. 2012. The effects of acute exercise on cognitive performance: A meta-analysis. *Brain Research*, 1453: 87-101.
- Charu C. Aggarwal. 2014. Data Classification Algorithms and Applications. In: Data Classification Algorithms and Applications. New York ,USA: Taylor & Francis, pp 67-72.
- Chatterjee, A., Ganesh, K., Reigler, M., Halvorsen, P. ° A. 2023. Meta-Heuristic Feature Optimization for Classifying Multimodal HRV Datasets for Stress Prediction: An Explainable Approach Towards Ethical AI.
- Chen, Y., Ge, H., Su, X., Ma, X. 2024. Classification of exercise fatigue levels by multi-class SVM from ECG and HRV. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 62(9): 2853-2865.

- Dalmeida, K. M., Masala, G. L. 2021. HRV Features as Viable Physiological Markers for Stress Detection Using Wearable Devices. *Sensors*, 21(8): 2873.
- DiFrancisco-Donoghue, J., Balentine, J., Schmidt, G., Zwibel, H. 2019. Managing the health of the eSport athlete: an integrated health management model. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 5(1): 467.
- Duc T. Pham, Xing Liu. 2012. Artificial Neural Networks. In: *Neural Networks for Identification, Prediction and Control*. Springer London, pp.1-7.
- Eltrass, A. S., Tayel, M. B., Ammar, A. I. 2022. Automated ECG multi-class classification system based on combining deep learning features with HRV and ECG measures. *Neural Computing and Applications*, 34(11): 8755-8775.
- Finseth, T., Dorneich, M. C., Keren, N., Franke, W., Vardeman, S., Segal, J., Thompson, K. 2021. The effectiveness of adaptive training for stress inoculation in a simulated astronaut task. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 65(1): 1541-1545.
- Gibbons, C. H. 2019. Basics of autonomic nervous system function. In: *Handbook of Clinical Neurology*. Elsevier, Publ. 160, pp.407-418.
- Gong, D., Ma, W., Liu, T., Yan, Y., Yao, D. 2019. Electronic-Sports Experience Related to Functional Enhancement in Central Executive and Default Mode Areas. *Neural Plasticity*, 2019: 1-7.
- Gronwald, T., Hoos, O. 2020. Correlation properties of heart rate variability during endurance exercise: A systematic review. *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, 25(1): 12697.
- Gündoğdu, S., Çolak, Ö. H., Doğan, E. A., Gülbetekin, E., Polat, Ö. 2021. Assessment of mental fatigue and stress on electronic sport players with data fusion. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 59(9): 1691-1707.
- Herold, F., Hamacher, D., Schega, L., Müller, N. G. 2018. Thinking While Moving or Moving While Thinking – Concepts of Motor-Cognitive Training for Cognitive Performance Enhancement. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 10: 228.
- Hillman, C. H., Erickson, K. I., Kramer, A. F. 2008. Be smart, exercise your heart: exercise effects on brain and cognition. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(1): 58-65.
- Hisatsune, K., Otsuki, T., Yamakawa, T. 2021. Preliminary Study on Changes in Cognitive Skills and Heart Rate Variability Indices Due to Playing esports.
- Hoshi, R. A., Pastre, C. M., Vanderlei, L. C. M., Godoy, M. F. 2013. Poincaré plot indexes of heart rate variability: Relationships with other nonlinear variables. *Autonomic Neuroscience*, 177(2): 271-274.
- Jaime Gallo, V. 2020. Use of heart rate variability in biomedical training control. *Journal of Cardiovascular Medicine and Cardiology*, 208-212.
- Javaloyes, A., Sarabia, J. M., Lamberts, R. P., Moya-Ramon, M. 2019. Training Prescription Guided by Heart-Rate Variability in Cycling. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14(1): 23-32.

- Ketelhut, S., Ketelhut, R. G., Kircher, E., Röglin, L., Hottenrott, K., Martin-Niedecken, A. L., Ketelhut, K. 2022. Gaming Instead of Training? Exergaming Induces High-Intensity Exercise Stimulus and Reduces Cardiovascular Reactivity to Cold Pressor Test. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 9: 798149.
- Kim, H.-G., Cheon, E.-J., Bai, D.-S., Lee, Y. H., Koo, B.-H. 2018. Stress and Heart Rate Variability: A Meta-Analysis and Review of the Literature. *Psychiatry Investigation*, 15(3): 235-245.
- Koshy, A., Čironis, L., McVey, M., Sousa, A., Ahmad, S. L., Hassan, T., DiFrancisco-Donoghue, J. 2020. An observation of common physiological parameters during esports activity.
- Kramer, A. F., Colcombe, S. 2018. Fitness Effects on the Cognitive Function of Older Adults: A Meta-Analytic Study—Revisited. *Perspectives on Psychological Science*, 13(2): 213-217.
- Kubat, M. 2017. Similarities: Nearest-Neighbor Classifiers. In: *An Introduction to Machine Learning*. Cham: Springer International Publishing, pp. 42-55.
- Machado, S., Sant'Ana, L. D. O., Travassos, B., Monteiro, D. 2022. Anodal Transcranial Direct Current Stimulation Reduces Competitive Anxiety and Modulates Heart Rate Variability in an eSports Player. *Clinical Practice & Epidemiology in Mental Health*, 18(1): e174501792209270.
- Malik, M., Bigger, J. T., Camm, A. J., Kleiger, R. E., Malliani, A., Moss, A. J., Schwartz, P. J. 1996. Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *European Heart Journal*, 17(3): 354-381.
- Martin-Niedecken, A. L., Rogers, K., Turmo Vidal, L., Mekler, E. D., Márquez Segura, E. 2019. ExerCube vs. Personal Trainer: Evaluating a Holistic, Immersive, and Adaptive Fitness Game Setup. In: *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Glasgow Scotland Uk: ACM, pp. 1-15.
- Martin-Niedecken, A. L., Schättin, A. 2020. Let the Body'n'Brain Games Begin: Toward Innovative Training Approaches in eSports Athletes. *Frontiers in Psychology*, 11: 138.
- Matta, S. C., Sankari, Z., Rihana, S. 2018. Heart rate variability analysis using neural network models for automatic detection of lifestyle activities. *Biomedical Signal Processing and Control*, 42: 145-157.
- Muñoz-Pérez, I., Varela-Sanz, A., Lago-Fuentes, C., Navarro-Patón, R., Mecías-Calvo, M. 2022. Central and Peripheral Fatigue in Recreational Trail Runners: A Pilot Study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(1): 402.
- Narciso, D., Melo, M., Rodrigues, S., Dias, D., Cunha, J., Vasconcelos-Raposo, J., Bessa, M. 2024. Assessing the perceptual equivalence of a firefighting training exercise across virtual and real environments. *Virtual Reality*, 28(1): 14.
- Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. 2000. Support Vector Machines. In: *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, pp. 93-112.

- Orellana, J. N., Torres, B. D. L. C., Cachadiña, E. S., De Hoyo, M., Cobo, S. D. 2015. Two New Indexes for the Assessment of Autonomic Balance in Elite Soccer Players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 10(4): 452-457.
- Orini, M., Van Duijvenboden, S., Young, W. J., Ramírez, J., Jones, A. R., Hughes, A. D., Lambiase, P. D. 2023. Long-term association of ultra-short heart rate variability with cardiovascular events. *Scientific Reports*, 13(1): 18966.
- Pluntke, U., Gerke, S., Sridhar, A., Weiss, J., Michel, B. 2019. Evaluation and Classification of Physical and Psychological Stress in Firefighters using Heart Rate Variability. 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 2207-2212. Germany: IEEE. Berlin
- Rebsamen, S., Knols, R. H., Pfister, P. B., De Bruin, E. D. 2019. Exergame-Driven High-Intensity Interval Training in Untrained Community Dwelling Older Adults: A Formative One Group Quasi- Experimental Feasibility Trial. *Frontiers in Physiology*, 10: 1019.
- Salai, M., Vassányi, I., Kósa, I. 2016. Stress Detection Using Low Cost Heart Rate Sensors. *Journal of Healthcare Engineering*, 2016: 1-13.
- Sassi, R., Cerutti, S., Lombardi, F., Malik, M., Huikuri, H. V., Peng, C.-K., ... Macfadyen, R. 2015. Advances in heart rate variability signal analysis: joint position statement by the e-Cardiology ESC Working Group and the European Heart Rhythm Association co-endorsed by the Asia Pacific Heart Rhythm Society. *Europace*, 17(9): 1341-1353.
- Segerstrom, S. C., Nes, L. S. 2007. Heart Rate Variability Reflects Self-Regulatory Strength, Effort, and Fatigue. *Psychological Science*, 18(3): 275-281.
- Shaffer, F., Ginsberg, J. P. 2017. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in Public Health*, 5: 258.
- Shaffer, F., McCraty, R., Zerr, C. L. 2014. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. *Frontiers in Psychology*, 5.
- Soares, A. K. S., Goedert, M. C. F., Vargas, A. F. 2022. Mental Health and Social Connectedness During the COVID-19 Pandemic: An Analysis of Sports and E-Sports Players. *Frontiers in Psychology*, 13: 802653.
- Suthaharan, S. 2016. Decision Tree Learning. In: S. Suthaharan, Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification. Boston, MA: Springer US, pp. 237-269
- Taelman, J., Vandeput, S., Spaepen, A., Van Huffel, S. 2009. Influence of Mental Stress on Heart Rate and Heart Rate Variability. In: J. Vander Sloten, P. Verdonck, M. Nyssen, & J. Haueisen (Ed.), 4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 1366-1369.

- Thomas Andre, Shana Walsh, Silvio Valladao, Damon Cox. 2020. Physiological and Perceptual Response to a Live Collegiate Esports Tournament. *International Journal of Exercise Science*, 13(6): 1418-1429.
- Toth, A. J., McNeill, E., Hayes, K., Moran, A. P., Campbell, M. 2020. Does mental practice still enhance performance? A 24 Year follow-up and meta-analytic replication and extension. *Psychology of Sport and Exercise*, 48: 101672.
- Valladão, S. P., Middleton, J., Andre, T. L. 2020. Esport: Fortnite Acutely Increases Heart Rate of Young Men.
- Vigier, M., Vigier, B., Andritsch, E., Schwerdtfeger, A. R. 2021. Cancer classification using machine learning and HRV analysis: preliminary evidence from a pilot study. *Scientific Reports*, 11(1): 22292.
- Vollmer, M. 2015. A robust, simple and reliable measure of heart rate variability using relative RR intervals. In: 2015 Computing in Cardiology Conference (CinC), pp. 609-612, France: IEEE, Nice
- Waxenbaum, J. A., Reddy, V., Varacallo, M. Anatomy, Autonomic Nervous System online. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK539845/> [Son erişim tarihi: 05.03.2024]
- William R. Klecka. 1987. Classification Procedures. In: Discriminant analysis. Beverly Hills: Sage, pp. 42-51.
- Yamagata, K., Yamagata, L. M., Abela, M. 2022. A review article of the cardiovascular sequelae in esport athletes: A cause for concern?. *Hellenic Journal of Cardiology*, 68: 40-45.
- Yang, S. X., Cheng, S., Su, D. L. 2022. Sports injury and stressor-related disorder in competitive athletes: a systematic review and a new framework. *Burns & Trauma*, 10: 17.

7. EKLER

Çizelge 7.1. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarında 2'li öznelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1

Sınıflandırıcılar		RR Ortalaması RMSSD	RR Ortalaması SDNN	RR Ortalaması LF/HF	RR Ortalaması SD1/SD2	RR Ortalaması Elips Alanı	RR Ortalaması Stres İndeksi	RMSSD SDNN
Karar Ağaçları	Detaylı	75,56	75,56	75,56	75,56	60,00	75,56	86,67
	Basit	71,11	71,11	71,11	71,11	60,00	71,11	86,67
	Bagged	73,33	73,33	73,33	73,33	60,00	73,33	82,22
Diskriminant Analizi	Doğrusal	80,00	80,00	80,00	80,00	40,00	80,00	84,44
	Karesel	-	-	-	-	-	-	-
	Alt Uzay	80,00	80,00	80,00	80,00	42,22	80,00	77,78
Naive Bayes	Gauss	80,00	80,00	80,00	80,00	66,67	80,00	84,44
	Çekirdek	77,78	75,56	77,78	77,78	64,44	77,78	86,67
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	82,22	82,22	82,22	82,22	44,44	82,22	84,44
	Karesel	77,78	77,78	77,78	77,78	64,44	77,78	86,67
	Kübik	62,22	62,22	62,22	62,22	51,11	62,22	84,44
	Detaylı Gauss	71,11	71,11	71,11	71,11	60,00	71,11	84,44
	Basit Gauss	82,22	80,00	82,22	82,22	48,89	80,00	68,89
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33
	Orta	73,33	73,33	73,33	73,33	44,44	73,33	84,44
	Geniş	75,56	75,56	75,56	75,56	57,78	75,56	80,00
	Kosinüs	75,56	75,56	75,56	75,56	55,56	75,56	82,22
	Kübik	73,33	73,33	73,33	73,33	44,44	73,33	86,67
	Ağırlıklı	73,33	73,33	73,33	73,33	53,33	73,33	82,22
	Alt Uzay	44,44	44,44	44,44	44,44	44,44	44,44	46,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	68,89	75,56	73,33	68,89	66,67	64,44	84,44
	Orta	71,11	75,56	64,44	75,56	66,67	75,56	84,44
	Geniş	64,44	68,89	62,22	73,33	60,00	75,56	82,22
	İki Katmanlı	55,56	64,44	57,78	71,11	57,78	60,00	84,44
	Üç Katmanlı	68,89	68,89	64,44	66,67	62,22	71,11	80,00

Çizelge 7.2. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarında 2'li öznelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2

Sınıflandırıcılar		RMSSD LF/HF	RMSSD SD1/SD2	RMSSD Elips Alanı	RMSSD Stres İndeksi	SDNN LF/HF	SDNN SD1/SD2	SDNN Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	86,67	66,67	86,67	84,44	75,56	71,11	75,56
	Basit	86,67	60,00	86,67	84,44	75,56	71,11	75,56
	Bagged	82,22	60,00	82,22	82,22	68,89	64,44	68,89
Diskriminant Analizi	Doğrusal	86,67	55,56	73,33	82,22	75,56	75,56	73,33
	Karesel	-	-	-	-	-	-	-
	Alt Uzay	84,44	55,56	68,89	82,22	71,11	64,44	57,78
Naive Bayes	Gauss	86,67	55,56	86,67	86,67	73,33	71,11	75,56
	Çekirdek	86,67	57,78	86,67	86,67	66,67	66,67	71,11
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	86,67	60,00	86,67	82,22	73,33	73,33	73,33
	Karesel	86,67	73,33	84,44	84,44	71,11	71,11	71,11
	Kübik	84,44	68,89	84,44	82,22	77,78	75,56	77,78
	Detaylı Gauss	84,44	71,11	84,44	84,44	66,67	66,67	66,67
	Basit Gauss	86,67	53,33	55,56	77,78	75,56	71,11	48,89
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33
	Orta	86,67	57,78	77,78	82,22	71,11	66,67	66,67
	Geniş	82,22	57,78	80,00	80,00	62,22	62,22	64,44
	Kosinüs	84,44	57,78	77,78	82,22	71,11	68,89	62,22
	Kübik	84,44	60,00	77,78	82,22	71,11	66,67	66,67
	Ağırlıklı	82,22	53,33	82,22	77,78	62,22	62,22	64,44
	Alt Uzay	46,67	42,22	46,67	46,67	44,44	44,44	44,44
Yapay Sinir Ağı	Dar	82,22	68,89	82,22	86,67	71,11	68,89	68,89
	Orta	88,89	77,78	86,67	82,22	77,78	73,33	73,33
	Geniş	84,44	77,78	88,89	77,78	75,56	73,33	71,11
	İki Katmanlı	86,67	80,00	88,89	82,22	73,33	60,00	73,33
	Üç Katmanlı	88,89	64,44	86,67	82,22	68,89	68,89	71,11

Çizelge 7.3. Grup 1, 2 ve 4'ün e-spor oturumlarda 2'li öznelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3

Sınıflandırıcılar		SDNN Stres İndeksi	LF/HF SD1/SD2	LF/HF Elips Alanı	LF/HF Stres İndeksi	SD1/SD2 Elips Alanı	SD1/SD2 Elips Alanı	Elips Alanı Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	68,89	64,44	64,44	62,22	73,33	71,11	68,89
	Basit	68,89	68,89	68,89	66,67	73,33	71,11	68,89
	Bagged	62,22	80,00	80,00	80,00	77,78	75,56	80,00
Diskriminant Analizi	Doğrusal	66,67	57,78	42,22	53,33	62,22	66,67	73,33
	Karesel	-	-	-	-	-	-	-
	Alt Uzay	68,89	64,44	51,11	60,00	62,22	66,67	66,67
Naive Bayes	Gauss	68,89	68,89	68,89	68,89	77,78	77,78	66,67
	Çekirdek	64,44	68,89	68,89	68,89	71,11	71,11	77,78
	Doğrusal	64,44	57,78	57,78	53,33	71,11	68,89	71,11
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Karesel	66,67	73,33	68,89	71,11	71,11	68,89	75,56
	Kübik	71,11	73,33	71,11	73,33	68,89	66,67	68,89
	Detaylı Gauss	66,67	64,44	64,44	64,44	66,67	71,11	75,56
	Basit Gauss	62,22	62,22	33,33	57,78	40,00	62,22	53,33
	Dar	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33	33,33
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Orta	66,67	51,11	37,78	48,89	48,89	57,78	71,11
	Geniş	57,78	77,78	75,56	75,56	68,89	68,89	80,00
	Kosinüs	68,89	44,44	42,22	48,89	57,78	62,22	73,33
	Kübik	66,67	51,11	37,78	46,67	48,89	57,78	73,33
	Ağırlıklı	60,00	77,78	71,11	73,33	68,89	73,33	80,00
	Alt Uzay	44,44	55,56	55,56	55,56	44,44	44,44	62,22
	Dar	62,22	60,00	64,44	64,44	64,44	66,67	73,33
Yapay Sinir Ağı	Orta	64,44	64,44	66,67	73,33	62,22	57,78	75,56
	Geniş	64,44	62,22	64,44	68,89	71,11	60,00	80,00
	İki Katmanlı	68,89	62,22	64,44	62,22	68,89	68,89	73,33
	Üç Katmanlı	68,89	64,44	62,22	62,22	64,44	62,22	75,56

Çizelge 7.4. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1

Sınıflandırıcılar		RR Ortalaması RMSSD	RR Ortalaması SDNN	RR Ortalaması LF/HF	RR Ortalaması SD1/SD2	RR Ortalaması Elips Alanı	RR Ortalaması Stres İndeksi	RMSSD SDNN
Karar Ağaçları	Detaylı	80,00	63,33	73,33	70,00	60,00	60,00	80,00
	Basit	80,00	63,33	73,33	70,00	60,00	60,00	80,00
	Bagged	73,33	63,33	66,67	60,00	66,67	60,00	80,00
Diskriminant Analizi	Doğrusal	83,33	73,33	66,67	70,00	73,33	66,67	86,67
	Karesel	83,33	76,67	66,67	76,67	66,67	63,33	86,67
	Alt Uzay	70,00	63,33	66,67	70,00	63,33	63,33	70,00
Naive Bayes	Gauss	76,67	66,67	70,00	80,00	66,67	63,33	76,67
	Çekirdek	73,33	63,33	73,33	73,33	63,33	66,67	80,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	83,33	73,33	63,33	76,67	66,67	66,67	86,67
	Karesel	83,33	70,00	73,33	66,67	70,00	63,33	90,00
	Kübik	70,00	70,00	43,33	56,67	76,67	63,33	86,67
	Detaylı Gauss	76,67	73,33	46,67	70,00	63,33	53,33	76,67
	Basit Gauss	76,67	63,33	66,67	76,67	66,67	66,67	73,33
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	73,33	63,33	70,00	73,33	56,67	66,67	80,00
	Geniş	73,33	70,00	63,33	63,33	63,33	56,67	90,00
	Kosinüs	76,67	70,00	63,33	73,33	60,00	63,33	66,67
	Kübik	73,33	66,67	70,00	76,67	63,33	70,00	80,00
	Ağırlıklı	73,33	66,67	66,67	60,00	66,67	56,67	93,33
	Alt Uzay	53,33	50,00	63,33	63,33	60,00	53,33	66,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	83,33	70,00	53,33	60,00	53,33	63,33	86,67
	Orta	80,00	73,33	63,33	66,67	70,00	56,67	80,00
	Geniş	80,00	66,67	66,67	60,00	70,00	63,33	83,33
	İki Katmanlı	76,67	73,33	60,00	70,00	73,33	60,00	86,67
	Üç Katmanlı	80,00	63,33	50,00	60,00	63,33	56,67	80,00

Çizelge 7.5. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2

Sınıflandırıcılar		RMSSD LF/HF	RMSSD SD1/SD2	RMSSD Elips Alanı	RMSSD Stres İndeksi	SDNN LF/HF	SDNN SD1/SD2	SDNN Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	86,67	73,33	80,00	80,00	63,33	73,33	56,67
	Basit	86,67	73,33	80,00	80,00	63,33	73,33	56,67
	Bagged	73,33	76,67	80,00	73,33	66,67	66,67	66,67
Diskriminant Analizi	Doğrusal	73,33	80,00	90,00	83,33	46,67	70,00	66,67
	Karesel	83,33	80,00	86,67	83,33	70,00	76,67	73,33
	Alt Uzay	80,00	80,00	76,67	73,33	56,67	70,00	66,67
Naive Bayes	Gauss	83,33	80,00	73,33	76,67	70,00	73,33	63,33
	Çekirdek	80,00	76,67	73,33	76,67	60,00	70,00	70,00
Destek Vektör Makineleri	Doğrusal	83,33	76,67	86,67	86,67	60,00	70,00	63,33
	Karesel	86,67	73,33	83,33	83,33	73,33	70,00	76,67
	Kübik	76,67	76,67	83,33	73,33	70,00	63,33	76,67
	Detaylı Gauss	83,33	73,33	93,33	80,00	73,33	63,33	66,67
	Basit Gauss	70,00	83,33	73,33	73,33	43,33	66,67	56,67
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	73,33	80,00	73,33	80,00	63,33	76,67	66,67
	Geniş	83,33	76,67	83,33	76,67	76,67	63,33	70,00
	Kosinüs	70,00	83,33	70,00	76,67	50,00	70,00	50,00
	Kübik	76,67	80,00	73,33	83,33	63,33	73,33	66,67
	Ağırlıklı	86,67	76,67	83,33	73,33	70,00	66,67	70,00
	Alt Uzay	73,33	73,33	73,33	60,00	66,67	66,67	60,00
Yapay Sinir Ağı	Dar	76,67	76,67	83,33	66,67	70,00	73,33	76,67
	Orta	86,67	80,00	83,33	83,33	70,00	70,00	70,00
	Geniş	76,67	76,67	83,33	80,00	76,67	66,67	73,33
	İki Katmanlı	86,67	73,33	80,00	73,33	70,00	70,00	83,33
	Üç Katmanlı	86,67	80,00	73,33	66,67	76,67	66,67	80,00

Çizelge 7.6. Grup 1 ve 2'nin e-spor oturumlarında 2'li öznelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3

Sınıflandırıcılar		SDNN Stres İndeksi	LF/HF SD1/SD2	LF/HF Elips Alanı	LF/HF Stres İndeksi	SD1/SD2 Elips Alanı	SD1/SD2 Elips Alanı	Elips Alanı Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	60,00	53,33	66,67	73,33	76,67	70,00	53,33
	Basit	60,00	56,67	66,67	73,33	76,67	70,00	53,33
	Bagged	66,67	50,00	70,00	60,00	70,00	56,67	76,67
Diskriminant Analizi	Doğrusal	70,00	56,67	56,67	66,67	66,67	73,33	70,00
	Karesel	60,00	73,33	66,67	66,67	80,00	76,67	70,00
	Alt Uzay	70,00	63,33	60,00	63,33	73,33	76,67	70,00
Naive Bayes	Gauss	60,00	70,00	63,33	70,00	80,00	80,00	70,00
	Çekirdek	50,00	73,33	70,00	63,33	73,33	66,67	60,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	63,33	63,33	60,00	63,33	70,00	80,00	50,00
	Karesel	60,00	60,00	76,67	73,33	70,00	70,00	70,00
	Kübik	66,67	63,33	73,33	73,33	66,67	63,33	66,67
	Detaylı Gauss	63,33	50,00	63,33	66,67	63,33	70,00	56,67
	Basit Gauss	70,00	43,33	50,00	66,67	66,67	70,00	70,00
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	50,00	40,00	66,67	60,00	73,33	66,67	53,33
	Geniş	66,67	56,67	70,00	70,00	73,33	53,33	73,33
	Kosinüs	56,67	46,67	53,33	50,00	66,67	73,33	60,00
	Kübik	46,67	46,67	70,00	63,33	73,33	66,67	50,00
	Ağırlıklı	60,00	56,67	73,33	73,33	60,00	56,67	73,33
	Alt Uzay	50,00	63,33	76,67	66,67	73,33	66,67	63,33
Yapay Sinir Ağı	Dar	66,67	50,00	76,67	66,67	73,33	70,00	70,00
	Orta	66,67	60,00	63,33	76,67	70,00	70,00	70,00
	Geniş	66,67	66,67	73,33	53,33	76,67	50,00	73,33
	İki Katmanlı	76,67	46,67	66,67	60,00	63,33	60,00	66,67
	Üç Katmanlı	70,00	63,33	50,00	53,33	76,67	56,67	63,33

Çizelge 7.7. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öz nitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 1

Sınıflandırıcılar		RR Ortalaması RMSSD	RR Ortalaması SDNN	RR Ortalaması LF/HF	RR Ortalaması SD1/SD2	RR Ortalaması Elips Alanı	RR Ortalaması Stres İndeksi	RMSSD SDNN
Karar Ağaçları	Detaylı	73,33	83,33	60,00	83,33	83,33	83,33	86,67
	Basit	73,33	83,33	60,00	83,33	83,33	83,33	86,67
	Bagged	66,67	76,67	63,33	86,67	73,33	80,00	90,00
Diskriminant Analizi	Doğrusal	73,33	96,67	73,33	93,33	83,33	93,33	96,67
	Karesel	73,33	100,00	70,00	93,33	83,33	93,33	96,67
	Alt Uzay	76,67	86,67	80,00	93,33	83,33	83,33	96,67
Naive Bayes	Gauss	76,67	86,67	76,67	93,33	76,67	83,33	96,67
	Çekirdek	76,67	86,67	73,33	93,33	83,33	86,67	90,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	73,33	83,33	76,67	93,33	86,67	86,67	96,67
	Karesel	60,00	83,33	66,67	83,33	76,67	80,00	90,00
	Kübik	63,33	80,00	60,00	83,33	80,00	86,67	90,00
	Detaylı Gauss	66,67	90,00	46,67	90,00	80,00	90,00	93,33
	Basit Gauss	76,67	93,33	76,67	90,00	83,33	93,33	96,67
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	70,00	96,67	73,33	93,33	83,33	90,00	96,67
	Geniş	66,67	90,00	46,67	86,67	100,00	93,33	100,00
	Kosinüs	76,67	93,33	76,67	93,33	83,33	93,33	96,67
	Kübik	70,00	100,00	73,33	93,33	83,33	90,00	96,67
	Ağırlıklı	66,67	96,67	73,33	90,00	90,00	93,33	100,00
	Alt Uzay	63,33	50,00	46,67	60,00	53,33	53,33	66,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	66,67	100,00	60,00	93,33	86,67	90,00	93,33
	Orta	63,33	100,00	56,67	90,00	90,00	93,33	93,33
	Geniş	76,67	100,00	66,67	90,00	83,33	93,33	90,00
	İki Katmanlı	73,33	100,00	66,67	93,33	86,67	90,00	90,00
	Üç Katmanlı	70,00	90,00	66,67	90,00	80,00	90,00	93,33

Çizelge 7.8. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öz nitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 2

Sınıflandırıcılar		RMSSD LF/HF	RMSSD SD1/SD2	RMSSD Elips Alanı	RMSSD Stres İndeksi	SDNN LF/HF	SDNN SD1/SD2	SDNN Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	73,33	93,33	86,67	86,67	66,67	83,33	70,00
	Basit	73,33	93,33	86,67	86,67	66,67	83,33	70,00
	Bagged	66,67	90,00	90,00	90,00	66,67	83,33	76,67
Diskriminant Analizi	Doğrusal	76,67	96,67	93,33	96,67	76,67	90,00	83,33
	Karesel	76,67	100,00	93,33	96,67	80,00	86,67	80,00
	Alt Uzay	80,00	96,67	96,67	93,33	73,33	86,67	80,00
Naive Bayes	Gauss	76,67	100,00	90,00	93,33	76,67	83,33	80,00
	Çekirdek	76,67	96,67	90,00	90,00	73,33	80,00	80,00
Destek Vektör Makineleri (DVM)	Doğrusal	70,00	96,67	90,00	93,33	80,00	83,33	80,00
	Karesel	70,00	93,33	90,00	93,33	73,33	80,00	80,00
	Kübik	66,67	90,00	80,00	93,33	60,00	76,67	76,67
	Detaylı Gauss	60,00	96,67	90,00	93,33	53,33	83,33	76,67
	Basit Gauss	76,67	96,67	90,00	93,33	76,67	86,67	80,00
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	83,33	100,00	93,33	93,33	73,33	83,33	76,67
	Geniş	63,33	96,67	96,67	96,67	53,33	83,33	76,67
	Kosinüs	83,33	96,67	93,33	93,33	73,33	83,33	80,00
	Kübik	83,33	100,00	93,33	93,33	73,33	83,33	76,67
	Ağırlıklı	66,67	100,00	93,33	96,67	60,00	83,33	76,67
	Alt Uzay	63,33	73,33	63,33	66,67	53,33	73,33	73,33
Yapay Sinir Ağı	Dar	73,33	96,67	86,67	93,33	63,33	83,33	90,00
	Orta	66,67	96,67	90,00	93,33	63,33	90,00	93,33
	Geniş	73,33	96,67	86,67	83,33	66,67	80,00	76,67
	İki Katmanlı	76,67	96,67	86,67	86,67	50,00	86,67	83,33
	Üç Katmanlı	76,67	96,67	93,33	90,00	63,33	76,67	83,33

Çizelge 7.9. Grup 1 ve 2'nin exergame oturumlarında 2'li öz nitelik kombinasyonları ile sınıflandırılmasında elde edilen başarımlar kısım 3

Sınıflandırıcılar		SDNN Stres İndeksi	LF/HF SD1/SD2	LF/HF Elips Alanı	LF/HF Stres İndeksi	SD1/SD2 Elips Alanı	SD1/SD2 Elips Alanı	Elips Alanı Stres İndeksi
Karar Ağaçları	Detaylı	60,00	76,67	66,67	63,33	83,33	83,33	66,67
	Basit	60,00	76,67	66,67	63,33	83,33	83,33	66,67
	Bagged	76,67	80,00	56,67	66,67	80,00	80,00	63,33
Diskriminant Analizi	Doğrusal	86,67	86,67	66,67	66,67	90,00	86,67	66,67
	Karesel	80,00	86,67	63,33	63,33	86,67	93,33	60,00
	Alt Uzay	80,00	86,67	63,33	70,00	86,67	83,33	76,67
Naive Bayes	Gauss	80,00	86,67	66,67	66,67	83,33	86,67	76,67
	Çekirdek	80,00	86,67	60,00	66,67	80,00	83,33	70,00
Destek Vektör Makineleri	Doğrusal	80,00	83,33	66,67	60,00	86,67	83,33	70,00
	Karesel	76,67	76,67	50,00	60,00	76,67	80,00	63,33
	Kübik	63,33	83,33	36,67	56,67	76,67	76,67	56,67
	Detaylı Gauss	73,33	73,33	53,33	56,67	83,33	73,33	53,33
	Basit Gauss	80,00	90,00	63,33	66,67	86,67	86,67	76,67
K-En Yakın Komşuluk (KNN)	Dar	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00	50,00
	Orta	80,00	86,67	63,33	66,67	83,33	83,33	73,33
	Geniş	76,67	80,00	50,00	60,00	83,33	86,67	60,00
	Kosinüs	80,00	86,67	63,33	70,00	83,33	83,33	66,67
	Kübik	80,00	86,67	60,00	70,00	83,33	83,33	73,33
	Ağırlıklı	76,67	83,33	56,67	63,33	83,33	86,67	70,00
	Alt Uzay	70,00	53,33	50,00	50,00	73,33	70,00	56,67
Yapay Sinir Ağı	Dar	66,67	80,00	40,00	40,00	80,00	83,33	70,00
	Orta	70,00	80,00	63,33	56,67	83,33	83,33	56,67
	Geniş	63,33	83,33	53,33	46,67	80,00	86,67	50,00
	İki Katmanlı	60,00	80,00	46,67	50,00	80,00	76,67	66,67
	Üç Katmanlı	70,00	83,33	60,00	56,67	76,67	86,67	56,67

ÖZGEÇMİŞ

Ceyhun Çelebi

ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans	Akdeniz Üniversitesi
2022-2024	Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Lisans	Akdeniz Üniversitesi
2016-2021	Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

MESLEKİ VE İDARİ GÖREVLER

Araştırma Görevlisi	Akdeniz Üniversitesi
2023-Devam Ediyor	Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

ESERLER

Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

Çelebi, C., Toksoy, Ş., Süzen, S., Yardibi, F., Doğan, E. A., Gündoğdu, S., Çolak, Ö. H., Polat, Ö. 2024. Determination of Distinctive HRV Features of E-Sports Players Playing Exergames. Joint International Scientific Conferences on AI and Machine Learning. November 18-20, Utrecht University, Netherlands.