

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**E-SPOR OYUNCULARINDA ODAKLANMA VE STRESİN FARKLI FİZİKSEL
AKTİVİTE TABANLI SENARYOLAR İÇİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

Şehrigül TOKSOY

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

ŞUBAT 2025

ANTALYA

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**E-SPOR OYUNCULARINDA ODAKLANMA VE STRESİN FARKLI FİZİKSEL
AKTİVİTE TABANLI SENARYOLAR İÇİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

Şehrigül TOKSOY

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

ŞUBAT 2025

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**E-SPOR OYUNCULARINDA ODAKLANMA VE STRESİN FARKLI FİZİKSEL
AKTİVİTE TABANLI SENARYOLAR İÇİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

Şehrigül TOKSOY
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez TÜBİTAK tarafından 122R013 nolu proje ile desteklenmiştir.

ŞUBAT 2025

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**E-SPOR OYUNCULARINDA ODAKLANMA VE STRESİN FARKLI FİZİKSEL
AKTİVİTE TABANLI SENARYOLAR İÇİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

Şehrigül TOKSOY
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez 07/02/2025 tarihinde jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Övünç Polat (Danışman)

Prof. Dr. Ömer Halil Çolak

Doç. Dr. Serdar Gündoğdu

ÖZET

E-SPOR OYUNCULARINDA ODAKLANMA VE STRESİN FARKLI FİZİKSEL AKTİVİTE TABANLI SENARYOLAR İÇİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Şehrigül Toksoy

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Övünç Polat

Şubat 2025; --- 116 sayfa

E-spor günümüzde yaygın bir spor türü olmakla beraber kullanıcı sayısı giderek artmaktadır. E-spor turnuvalarında uzun süre koltukta oturup ekrana bakma ve turnuvayı kazanma motivasyonundan kaynaklı oyuncuda vücut yorgunluğu, odak kaybı ve ciddi stres artışı gözlemlenmektedir.

Exergame oyunları, vücutun ve zihnin beraber kullanıldığı bir oyun türüdür. Exergame oyununun e-spor oyuncularının odaklanmasında ve stres kontrolü üzerinde olumlu etkileri olacağı düşünülmektedir. E-spor ve Exergame gibi oyunlar bireylerde elektrofizyolojik değişimlere neden olabilmektedir.

Bu çalışmada; gönüllüler üzerinden alınan nesnel ölçümlerle exergame (EG) oyunu tipinin, süresinin ve oynanıp oynanmamasının e-spor oyunu oynayan bireylerin üzerindeki etkilerinin fizyolojik sinyaller üzerinden yapılan karşılaştırmalarla değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında alt ve üst ekstremitayı çalıştıran iki farklı exergame oyunu oynayan gruplar, her iki exergame oyununu da oynayan bir grup ve herhangi bir EG oynamayan dördüncü bir gönüllü grubu bulunmaktadır. Katılımcılardan, e-spor sırasında alınan galvanik deri tepkisi (GSR) ve göz takip verileri ile exergame sırasında alınan ivme verileri analiz edilmiştir. Gerçekleştirilen çalışma ile e-spor oyuncularının sanal gerçeklik ortamında farklı tip ve sürelerdeki exergame egzersizlerinin, odaklanma ve bireylerdeki duygusal süreçlerin ve duygusal uyarılmanın belirlenmesi amaçlı kullanılan GSR üzerindeki etkileri belirlenmek istenmiştir. Çalışmada ayrıca, iki farklı exergame oyunu için ayırt edici özniteliklerin hangileri olduğunu belirlemek için GSR exergame, GSR e-spor ve göz takip verilerinde sınıflandırma modelleri kullanılarak öznitelikler belirlenmiştir. Çalışma sonucunda e-spor öncesi Beat Saber gibi üst ekstremitayı ve refleksleri çalıştıran bir exergame oynanmasının GSR değerlerini düşürdüğü ve odak kaymasını azalttığı sonucuna varılmıştır.

ANAHTAR KELİMELELER: E-spor, Exergame, Galvanik Deri Tepkisi, Göz Takip, Sınıflandırma

JÜRİ:

Prof. Dr. Övünç Polat

Prof. Dr. Ömer Halil Çolak

Doç. Dr. Serdar Gündoğdu



ABSTRACT

EVALUATION of FOCUS AND STRESS IN E-SPORTS PLAYERS FOR DIFFERENT PHYSICAL ACTIVITY-BASED SCENARIOS

Şehrigül TOKSOY

MSc Thesis in Electrical and Electronics Engineering Department

Supervisor: Prof. Dr. Övünç Polat

February 2025; ---- 116 pages

E-sports is a common type of sport today and the number of users is increasing. In e-sports tournaments, players often experience body fatigue, loss of focus, and a significant rise in stress due to the motivation to sit on the couch for long hours, concentrate on the screen, and strive to win the tournament.

Exergames are a type of game in which the body and mind are used together. It is thought that the exergames will have positive effects on the focus and stress control of e-sports players. Games such as e-sports and exergame can cause electrophysiological changes in individuals.

In this study, it was aimed to evaluate the effects of exergame (EG) game type, duration and whether it can be played or not on individuals who play e-sports games with objective measurements taken from volunteers by comparisons made through physiological signals. Within the scope of the study, there were groups playing two different exergame games that exercise the lower and upper extremities, a group playing both exergames, and a fourth group of volunteers who did not play any EG. Galvanic skin response (GSR) and eye tracking data collected during e-sports and acceleration data collected during exergames were analyzed. The study aimed to determine the effects of different types and durations of exergame exercises of e-sports players in a virtual reality environment on GSR, which is used to determine focus and emotional processes and emotional arousal in individuals. The study also used classification models on GSR exergame, GSR e-sports and eye tracking data to determine which attributes are the distinguishing attributes for two different exergame games. As a result of the study, it was concluded that playing an exergame that exercises the upper extremity and reflexes such as Beat Saber before e-sports decreases GSR values and reduces focus shift.

KEYWORDS: Classification, E-Spor, Exergame, Eye Tracker, Galvanic Skin Response

COMMITTEE:

Prof. Dr. Övünç Polat

Prof. Dr. Ömer Halil Çolak

Assoc. Prof. Dr. Serdar Gündoğdu

ÖNSÖZ

Kendime inancımı yitirdiğim anlarda bir sözü ile kendime güvenimi yerine getiren, bilgi ve birikimleri ile yoluma ışık tutan, birlikte çalışmaktan onur duyduğum ve desteğini her zaman hissettiğim danışman hocam Prof. Dr. Övünç POLAT'a şükran ve saygılarımı sunarım.

Çalışmam boyunca gösterdikleri destek ve bilgi paylaşımları için Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK hocama ve Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU hocama çok teşekkür ederim.

Çalışma boyunca beraber mesai harcadığım tüm ekip arkadaşlarıma teşekkür ederim.

İnsanın saygı duyduğu kişilerden destek ve takdir görmesi çok özel bir duygu. Tüm eğitim hayatım boyunca desteklerini her zaman hissettiğim, bana bu duyguyu hissettiren değerli hocalarıma hepsine saygılarımı sunar ve teşekkür ederim.

Lisansüstü eğitimime başlamam konusunda bana büyük destek olan ve sevgisini her zaman hissettiğim değerli hocam Dr. Lutfiye Nurel Özdiç POLAT hocama çok teşekkür ederim.

Bana benden daha çok güvenen, destek ve sevgilerini hep hissettiğim güzel arkadaşlarıma her zaman yanımda oldukları ve sevgilerini hissettirdikleri için çok teşekkür ederim. Ayrıca Betül ÜNAL, Ceyhun ÇELEBİ ve Ezgi DENİZ'e tez çalışmam süresince yaşadığım tüm sıkıntılarda desteklerini ve sevgilerini hissettirdikleri için ayrıca çok teşekkür ederim.

Canım aileme beni yetiştirirken verdikleri emek, verdiğim tüm kararlarda gösterdikleri destek, kendi yaşayamadıkları eğitimi bana sağladıkları ve en çok da bana bakarken gözlerinde gördüğüm gurur duygusu için çok teşekkür ederim. Sizi çok seviyorum, iyi ki benim ailemsiniz. Her motivasyon kaybımda beni yapabileceğime inandıran, her başarıma benden daha çok sevinen ve her girişimimde beni en çok destekleyen kişi olan canım kardeşim Esma'ya beni dünyanın en iyi ablası gibi hissettirdiği için çok teşekkür ederim. Seni çok seviyorum ve her zaman arkadayım. Benim için bir abiden farksız olan, başım her sıkıştığında ona koşabileceğimi hissettiren canım dayım Murat KOLA'ya da ayrıca çok teşekkür ederim.

Bu tezi 1001 nolu Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Projelerini Destekleme Programı ile destekleyen TÜBİTAK'a teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	iii
ÖNSÖZ	iv
AKADEMİK BEYAN	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK TARAMASI.....	3
3. MATERYAL VE METOT	5
3.1. Galvanik Deri Tepkisi ve İvme Verilerinin Analizi	8
3.2. Göz Takip Verilerinin Analizi.....	10
3.3. Galvanik Deri Tepkisi ve Göz Takip Verilerinin Sınıflandırma Analizleri	12
3.3.1. K-En Yakın Komşu (KNN)	13
3.3.2. Ensemble (Topluluk Öğrenmesi)	14
3.3.3. Karar Ağaçları (DT).....	15
3.3.4. Naive Bayes	15
3.3.5. Destek Vektör Makineleri (SVM).....	16
3.3.6. Yapay Sinir Ağları	17
3.3.7. Lojistik Regresyon (LR).....	17
3.3.8. Diskriminant (Ayırt Edici Analiz)	18
4. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	19
4.1. Gruplar ve Senaryoların Karşılaştırmalı Analizleri.....	19
4.1.1. Galvanik Deri Tepkisi Verileri Analiz Bulguları.....	19
4.1.2. İvme Verileri Analiz Bulguları	34
4.1.3. Göz Takip Verileri Analiz Bulguları.....	50
4.2. Ayırt Edici Özniteliklerin Sınıflandırma ile Belirlenmesi	78
4.2.1. Exergame Oturumları Sınıflandırma Bulguları	78
4.2.2. E-spor Oturumları Sınıflandırma Bulguları.....	93
4.2.3. Göz Takip Sınıflandırma Bulguları.....	104
5. SONUÇLAR.....	109

6. KAYNAKLAR	112
ÖZGEÇMİŞ	



AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “E-spor Oyuncularında Odaklanma ve Stresin Farklı Fiziksel Aktivite Tabanlı Senaryolar için Değerlendirilmesi” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

28/02/2025

Şehrigül TOKSOY



SİMGELER VE KISALTMALAR

Tez çalışmasında ondalık sayı gösterimlerinde nokta (.) sembolü kullanılmıştır.

Kisaltmalar

CS:GO :Bilgisayar Oyunu

Dk. : Dakika

EG : Elektronik Spor

E-SPOR : Elektronik Spor

GSR : Galvanik Deri Tepkisi

KNN : En Yakın Komşu Sınıflandırma Algoritması

LDA : Doğrusal Diskriminant Sınıflandırma Algoritması

PUBG : Bilgisayar Oyunu

SVM : Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma Algoritması

VR : Sanal Gerçeklik Oyunu

YSA : Yapay Sinir Ağları

QDA : Karesel Diskriminant

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Çalışmadaki katılımcıların oluşturduğu grupların uyguladığı senaryolar	5
Şekil 3.2. a) NeuLog GSR logger sensörü NUL-217 (NeuLog Resmi Sitesi); b) Exergame oyununa ait oturumlarda NeuLog cihazının yerleşimi	9
Şekil 3.3. a) Tobii Dynavox PCEye mini göz takip cihazı (Tobii Resmi Stesi); b) Göz takip cihazı ile e-spor oturumunda verilerin alınması.....	11
Şekil 3.4. a) 2. gruptaki katılımcının ESS32 oturumu göz takip analizi; b) 1. gruptaki katılımcının ES21 oturumu göz takip analizi	12
Şekil 3.5. Göz takip verilerinin analizindeki işlem adımları.....	12
Şekil 3.6. KNN algoritması (Çavuşoğlu ve Kaçar 2019)	14
Şekil 3.7. a) Bagging yöntemi; b) Boosting yöntemi	14
Şekil 3.8. Karar ağacı algoritması örneği (ONAN, 2015)	15
Şekil 3.9. Bayes teoremi formülü (Karakaya 2020)	16
Şekil 3.10. İki sınıflı doğrusal verilerin destek vektör makinesi sınıflandırma örneği (Dağdeviren 2013).....	16
Şekil 3.11. Yapay sinir ağı hiyerarşik yapısı (Karakaya 2020).....	17
Şekil 3.12. Yapay sinir hücresi yapısı (Karakaya, 2020).....	17
Şekil 3.13. Sigmoid fonksiyon grafiği (MurtiRawat vd., 2020)	18
Şekil 3.14. a) LDA örneği; b) QDA örneği (Ghojogh ve Crowley 2019)	18
Şekil 4.1. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri	20
Şekil 4.2. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri.....	20
Şekil 4.3. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri	21
Şekil 4.4. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri	21
Şekil 4.5. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri	21
Şekil 4.6. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri	22
Şekil 4.7. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri.....	22
Şekil 4.8. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri.....	23
Şekil 4.9. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri.....	24
Şekil 4.10. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri.....	24
Şekil 4.11. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri.....	25
Şekil 4.12. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri.....	25
Şekil 4.13. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri.....	26
Şekil 4.14. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri.....	26
Şekil 4.15. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri	27
Şekil 4.16. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri	28
Şekil 4.17. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri	28
Şekil 4.18. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri	29
Şekil 4.19. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri	29
Şekil 4.20. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri	30

Şekil 4.21. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri.....	30
Şekil 4.22. Exergame oynamayan gruba ait senaryoların ortalama GSR değerleri	31
Şekil 4.23. Tüm grupların senaryo 1 e-spor ortalama GSR değerleri	32
Şekil 4.24. Tüm grupların senaryo 2 e-spor ortalama GSR değerleri	32
Şekil 4.25. Tüm grupların senaryo 3 e-spor ortalama GSR değerleri	33
Şekil 4.26. Tüm grupların senaryo 4 e-spor ortalama GSR değerleri	33
Şekil 4.27. Tüm grupların senaryo 5 e-spor ortalama GSR değerleri	34
Şekil 4.28. Tüm grupların senaryo 6 e-spor ortalama GSR değerleri	34
Şekil 4.29. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x eksenini için ortalama ivme değerleri.....	35
Şekil 4.30. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y eksenini için ortalama ivme değerleri.....	36
Şekil 4.31. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun z eksenini için ortalama ivme değerleri.....	36
Şekil 4.32. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri.....	37
Şekil 4.33. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x eksenini için ortalama ivme değerleri.....	37
Şekil 4.34. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y eksenini için ortalama ivme değerleri.....	38
Şekil 4.35. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun z eksenini için ortalama ivme değerleri.....	38
Şekil 4.36. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri.....	39
Şekil 4.37. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x eksenini için ortalama ivme değerleri.....	39
Şekil 4.38. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y eksenini için ortalama ivme değerleri.....	40
Şekil 4.39. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun z eksenini için ortalama ivme değerleri.....	40
Şekil 4.40. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri.....	41
Şekil 4.41. Tüm gruplar için senaryo 1 x eksenini ortalama ivme değeri	41
Şekil 4.42. Tüm gruplar için senaryo 2 x eksenini ortalama ivme değeri	42
Şekil 4.43. Tüm gruplar için senaryo 3 x eksenini ortalama ivme değeri	42
Şekil 4.44. Tüm gruplar için senaryo 4 x eksenini ortalama ivme değeri	43
Şekil 4.45. Tüm gruplar için senaryo 5 x eksenini ortalama ivme değeri	43
Şekil 4.46. Tüm gruplar için senaryo 6 x eksenini ortalama ivme değeri	44
Şekil 4.47. Tüm gruplar için senaryo 1 y eksenini ortalama ivme değeri	44
Şekil 4.48. Tüm gruplar için senaryo 2 y eksenini ortalama ivme değeri	45
Şekil 4.49. Tüm gruplar için senaryo 3 y eksenini ortalama ivme değeri	45
Şekil 4.50. Tüm gruplar için senaryo 4 y eksenini ortalama ivme değeri	46
Şekil 4.51. Tüm gruplar için senaryo 5 y eksenini ortalama ivme değeri	46
Şekil 4.52. Tüm gruplar için senaryo 6 y eksenini ortalama ivme değeri	47
Şekil 4.53. Tüm gruplar için senaryo 1 z eksenini ortalama ivme değeri.....	47
Şekil 4.54. Tüm gruplar için senaryo 2 z eksenini ortalama ivme değeri.....	48
Şekil 4.55. Tüm gruplar için senaryo 3 z eksenini ortalama ivme değeri.....	48

Şekil 4.56. Tüm gruplar için senaryo 4 z eksenli ortalama ivme değeri.....	49
Şekil 4.57. Tüm gruplar için senaryo 5 z eksenli ortalama ivme değeri.....	49
Şekil 4.58. Tüm gruplar için senaryo 6 z eksenli ortalama ivme değeri.....	50
Şekil 4.59. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları	51
Şekil 4.60. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	51
Şekil 4.61. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	52
Şekil 4.62. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	52
Şekil 4.63. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	53
Şekil 4.64. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları	54
Şekil 4.65. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	54
Şekil 4.66. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	55
Şekil 4.67. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	55
Şekil 4.68. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	56
Şekil 4.69. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları	57
Şekil 4.70. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	57
Şekil 4.71. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	58
Şekil 4.72. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	58
Şekil 4.73. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları.....	59
Şekil 4.74. Exergame oynamayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları	60
Şekil 4.75. Exergame oynamayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	60
Şekil 4.76. Exergame oynamayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları	61
Şekil 4.77. Exergame oynamayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları	61
Şekil 4.78. Exergame oynamayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları	62
Şekil 4.79. Tüm grupların senaryo 1 için odaklanılan alan miktarları	63
Şekil 4.80. Tüm grupların senaryo 2 için odaklanılan alan miktarları	63
Şekil 4.81. Tüm grupların senaryo 3 için odaklanılan alan miktarları	64
Şekil 4.82. Tüm grupların senaryo 4 için odaklanılan alan miktarları	64
Şekil 4.83. Tüm grupların senaryo 5 için odaklanılan alan miktarları	65
Şekil 4.84. Tüm grupların senaryo 6 için odaklanılan alan miktarları	65

Şekil 4.85. Tüm grupların senaryo 1 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	66
Şekil 4.86. Tüm grupların senaryo 2 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	66
Şekil 4.87. Tüm grupların senaryo 3 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	67
Şekil 4.88. Tüm grupların senaryo 4 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	67
Şekil 4.89. Tüm grupların senaryo 5 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	68
Şekil 4.90. Tüm grupların senaryo 6 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı	68
Şekil 4.91. Tüm grupların senaryo 1 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	69
Şekil 4.92. Tüm grupların senaryo 2 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	69
Şekil 4.93. Tüm grupların senaryo 3 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	70
Şekil 4.94. Tüm grupların senaryo 4 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	70
Şekil 4.95. Tüm grupların senaryo 5 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	71
Şekil 4.96. Tüm grupların senaryo 6 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	71
Şekil 4.97. Tüm grupların senaryo 1 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	72
Şekil 4.98. Tüm grupların senaryo 2 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	72
Şekil 4.99. Tüm grupların senaryo 3 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	73
Şekil 4.100. Tüm grupların senaryo 4 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	73
Şekil 4.101. Tüm grupların senaryo 5 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	74
Şekil 4.102. Tüm grupların senaryo 6 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı	74
Şekil 4.103. Tüm grupların senaryo 1 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	75
Şekil 4.104. Tüm grupların senaryo 2 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	75
Şekil 4.105. Tüm grupların senaryo 3 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	76
Şekil 4.106. Tüm grupların senaryo 4 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	76
Şekil 4.107. Tüm grupların senaryo 5 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	77
Şekil 4.108. Tüm grupların senaryo 6 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı.....	77

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Hot Squat (EG-1) Oynayan Grup 1 Senaryoları ve Oturumları	6
Çizelge 3.2. Beat Saber (EG-2) Oynayan Grup 2 Senaryoları ve Oturumları	7
Çizelge 3.3. İki Tip Exergame Oyununu Oynayan Grubun Senaryoları ve Oturumları	7
Çizelge 3.4. Exergame Oyununu Oynamayan Grubun Senaryoları ve Oturumları	8
Çizelge 4.1. GSR Maksimum Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	79
Çizelge 4.2. GSR Minimum Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	81
Çizelge 4.3. GSR Ortalama Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	83
Çizelge 4.4. GSR Standart Sapma Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	84
Çizelge 4.5. GSR Medyan Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	85
Çizelge 4.6. GSR Çarpıklık Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	87
Çizelge 4.7. GSR Basıklık Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	88
Çizelge 4.8. GSR Etkin Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	89
Çizelge 4.9. GSR Güç Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	91
Çizelge 4.10. GSR 9 Özniteliğin Birlikte Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	93
Çizelge 4.11. GSR Maksimum Değer Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	95
Çizelge 4.12. GSR Minimum Değer Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	96
Çizelge 4.13. GSR Ortalama Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	97
Çizelge 4.14. GSR Standart Sapma Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	98
Çizelge 4.15. GSR Medyan Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	99
Çizelge 4.16. GSR Çarpıklık Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	100
Çizelge 4.17. GSR Basıklık Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	101
Çizelge 4.18. GSR Etkin Değer Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	102
Çizelge 4.19. GSR Güç Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	103
Çizelge 4.20. GSR 9 Özniteliğin Birlikte Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	104

Çizelge 4.21. Göz Takip Alan Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	105
Çizelge 4.22. Göz Takip X Ekseninde Kayma Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	106
Çizelge 4.23. Göz Takip Y Ekseninde Kayma Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	107
Çizelge 4.24. Göz Takip Üç Özniteliğin Birlikte Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri	108



1. GİRİŞ

E-spor kültürü, atariyle gençlerin ekran oyunlarına alışıp oyun kültürünü oluşturmaya başlamıştır. 90'lı yıllarda internet üzerinden çoklu oyunlar oynanmaya ve rekabetçi oyun anlayışı gelişmeye başlamıştır (Kocadağ, 2017). Günümüzde Dünya kupası, Uluslararası Lig, Avrupa kupası, E-spor Amatör Ligi, E-spor Profesyonel Ligi gibi ulusal ve uluslararası düzeyde resmi ve özel e-spor turnuvaları düzenlenmektedir (Argan vd. 2006). Dünyada birçok büyük spor kulübü e-spora ciddi yatırımlar yapmaktadır. Ülkemizin ilk e-spor takımı, 2003 yılında kurulmuş olan Dark Passage takımıdır. Ayrıca Fenerbahçe, Beşiktaş, Galatasaray ve Bahçeşehir Üniversitesi e-spor takımları kurmuş ve bu alana ciddi yatırımlar yapmışlardır (Mustafaoğlu, 2018). 2016 yılında Sırbistan'ın Belgrad şehrinde gerçekleşen CS: GO Dünya Kupası'nda yer alan Milli Takımımız, Arjantin ile final oynayıp Dünya Şampiyonu olmayı başarmıştır. Dark Passage isimli takımımız ise ESL tarafından düzenlenen Balkan turnuvasında şampiyon olmuş ve ülkemize ilk Uluslararası kupayı getirmiştir (Evren vd. 2019). Ayrıca Space Soldiers'in DreamHack Open Austin şampiyonluğu (2018), S2G ESports'un PUBG Mobile dünya şampiyonluğu (2022) gibi uluslararası alanda birçok başarılarla imza atılmıştır (Başarılarıyla Göğsümüzü Kabartan Türk Espor Takımları (2023))

Yapılan çalışmalar; fiziksel egzersizin fizyolojiyi, anatomiye ve beyin fonksiyonunu olumlu yönde değiştirebileceğini ve dolayısıyla bilişsel performansı iyileştirebileceğini göstermektedir (Hillman vd. 2008; Chang vd., 2012). Hafıza, bilgi işleme yetenekleri ve dikkat oyun başarısını etkileyebilecek yeteneklerdir (Toth vd. 2020). Yoğunluğu e-spor oyun performansı ile ilgili olan bu süreçler, egzersizden etkilenir (Bediou vd. 2018; Kramer ve Colcombe, 2018). Stresi ve kaygıyı azaltmaya yardımcı olabilen egzersiz ve diğer sağlıklı yaşam tarzı seçimleri, e-spor performansını ve beceri kazanımını olumlu yönde etkileyebilir (Callaghan, 2004).

Günlük fiziksel aktivitenin düşmesi, e-sporun en önemli dezavantajlarından biridir. Ayrıca e-sporcular rekabet içeren bir seviyedeki oyunu gün içinde saatlerce oynadığı için kronik aşırı kullanım yaralanmalarına karşı hassaslaşmışlardır (Difranco-Donoghue vd. 2019). Çünkü bu spor, küçük kas gruplarının tekrarlayan hareketlerini ve pozisyon değiştirmeden uzun süreli oturmayı içermektedir. Dünya Sağlık Örgütü'nün 2004 yılında yayınladığı rapora göre; hareketsiz yaşam, bulaşıcı olmayan hastalıklardan meydana gelen ölümlerin temel risk faktörleri arasında yer almakta ve yılda yaklaşık olarak 3,2 milyon kişinin ölümüne sebep olmaktadır (Türkiye Fiziksel Aktivite Rehberi Ankara 2014 2. Basım). Fiziksel aktivite yönergeleri, yetişkinlerin haftada en az 150 dakika orta yoğunlukta aerobik fiziksel aktiviteye katılmalarını önermektedir (Piercy vd. 2018). Fiziksel aktivite, kişinin enerji harcamasını artırdığı için inme, hipertansiyon, osteoporoz ve düşmeye bağlı kemik kırıkları riskini azaltmasında, obezitenin önlenmesinde, kan yağlarını ve kolesterolü düzenlemesinde, enerji dengesinin ve vücut ağırlığının kontrolünde önemli rol oynamaktadır. Ayrıca, kişinin özgüvenini geliştirdiği, depresyon ve anksiyete ile mücadelede rol oynadığı ve psiko-sosyal gelişimini de olumlu etkilediği bilinmektedir (Türkiye Fiziksel Aktivite Rehberi Ankara 2014 2. Basım). Günümüzde fiziksel aktivitenin azalmasıyla, sedanter yaşamın ve özellikle oturma zamanının artması dik postürü etkileyebilmektedir. Literatürde özellikle sürekli aynı pozisyonda ve kötü postürde oturma midtorakal bölgenin daha fazla kifoza gitme eğilimi gösterdiği bildirilmiştir (Özberk 2020). E-sporcular fiziksel aktivite yoksunluğu ve hareketsiz yaşam konusunda risk faktörü yüksek gruptur ve literatürde tüm belirtilen

bu risklere adaydır. Ayrıca günümüzde e-spor popülerleşmekte olduğu için giderek artan bir medya etkisine sahiptir ve bu oyuncuların üzerindeki performans baskısını artırmaktadır. Baskının sonucu olarak kaygı, tükenmişlik veya diğer zihinsel sorunlar yaşayabilen oyunculara performans düşmesi gözlemlenebilir. E-sporcuların düzenli olarak yapacakları fiziksel egzersiz, fizyolojik ve zihinsel sağlık yararları ile yaralanmaların önlenmesi ve bilişsel sağlığın iyileştirilmesine katkı sunabilir. Kapsamlı fiziksel egzersizler ile performans üst düzeylere çıkarılabilir, beceriler optimize edilebilir ve sağlığın iyileştirilmesine yardımcı olunabilir (Ketelhut vd. 2021).

Tüm vücudun oyuna katılımını sağlayabilme özelliği olan exergame, fiziksel ve bilişsel aktiviteleri oyun deneyimleriyle birleştirmektedir. Oyuncu egzersize dayalı bu oyunlarda oyun esansında fiziksel olarak aktiftir ve uyaranlara tepki verip, oyunu başarılı bir şekilde kontrol etmek için hareketler yapmak zorundadır. Oyun içi değerlendirmeler aynı zamanda egzersiz tabanlı bireysel antrenman planlaması ve kontrolünü de mümkün kılabilir (Martin-Niedecken vd. 2021). Exergame spor oyunları, e-spor oyuncuları için kapsayıcı, eğlenceli, motive edici ve kolay erişilebilir yapıları nedeniyle, cezbedici bir eğitim yaklaşımı sunabilmektedir. Oyuncu grubu fiziksel aktivite içeren oyunlar yerine sanal oyunları tercih eden oyunculara oluştığı için klasik egzersizlerin sanal versiyonlarını daha eğlenceli bulabilir ve böylece bu tip egzersiz temelli oyunlar ile fiziksel aktivite bağlılığını artırabilmektedir (Farrow vd., 2019). Egzersiz temelli spor oyunları fiziksel, bilişsel ve zihinsel becerileri eşzamanlı olarak uyararak, yararlı antrenman etkileri sağlayıp, oyuncuların sağlığını ve performansını olumlu yönde etkileyebilmektedir.

Çalışmada yaş aralığı 19-39 ($24,19 \pm 4,36$) arasında değişen ve 15'er sağlıklı gönüllüden oluşan toplam 4 grup bulunmaktadır. Her grubun birbirinden farklı senaryoları ve bu senaryoların içerisinde belirli sürelerde e-spor oyunu ve exergame oyunu oynanan oturumlar vardır. Grup 1 Hot Squat adlı exergame oyununu, grup 2 Beat Saber adlı exergame oyununu, grup 3 her iki exergame oyununu oynamıştır. Grup 4 ise hiçbir exergame oyunu oynamamıştır. Exergame oturumlarında alınan üç eksenli ivme ve galvanik deri tepkisi, e-spor oturumlarında alınan galvanik deri tepkisi ve göz takip verileri kullanılmıştır. Grup içi ve gruplar arası karşılaştırmalar ile exergame oyun tipinin, süresinin ve oynanıp oynanmamasının etkisi incelenmeye çalışılmıştır.

Bu projenin amacı; fiziksel aktivite temelli bir oyunu e-spor ile entegre ederek turnuva sürecinin bir parçası haline getirebilecek farklı senaryoları belirlemek, bu senaryoların efektifliğini test ederek e-sporda performans artışı sağlaması olası oyun tipini, senaryo veya senaryoları tespit etmek, e-spor performans değişimini değerlendirmek ve en uygun senaryo ile oyun tipini tespit ederek e-spor oyuncularının başarılarını artırmaktır. Ek olarak, iki farklı exergame oyunu için ayırt edici özniteliklerin hangileri olduğunu belirlemek için GSR exergame, GSR e-spor ve göz takip verilerinde sınıflandırma modelleri kullanılarak özniteliklerin belirlenmesine yönelik bir çalışma yapılmıştır. E-spor oyuncularını bilişsel ve fiziksel olarak güçlendirecek ve spor motivasyonunu arttıracak antrenman yaklaşımlarının belirlenmesi amaçlı yapılacak çalışmalara önemli katkılar sağlanması hedeflenmektedir.

2. KAYNAK TARAMASI

Evans vd. (2021), yaptığı çalışmada fiziksel aktivite yoğunluk ölçümleri, kalp atış hızı rezervinin yüzdesini (%HRR), algılanan efor (RPE) ve ivmeölçer derecelendirmelerini kullanmışlardır. Çalışma ile sanal gerçeklik oyununun deneysel basınç ağrısı üzerinde hipoaljezik bir etki gösterdiği ve fiziksel olarak aktif sanal gerçekliğin, aktif olmayan VR ile karşılaştırıldığında basınç ağrısı duyarlılığı üzerinde potansiyel olarak artan hipoaljezik etkisine dair kanıt sağladığı sonucuna varılmıştır. Szpak vd. (2020), VR egzersiz oyunlarından birini oynamanın görme ve biliş üzerindeki etkisini araştırmak amacıyla bir çalışma yapmış ve değişiklikleri değerlendirmişlerdir. Katılımcıların VR oyunlarını inme sonrası rehabilitasyon olarak kullanma deneyimlerini ve algılarını araştırmak için Gustavsson vd. (2022), yaptıkları çalışmada VR oyunlarının olumlu ve motive edici bir rehabilitasyon aracı olarak bir seçenek olabileceğini göstermişlerdir.

Oyuncunun gelecekteki karşılaşmayı kazanıp kazanmayacağını tahmin etmek için sensör veri analizine dayalı yöntemler üzerine Smerdov vd. (2021), yaptıkları çalışmada, oyuncunun gelecekte sabit bir süre sonra gerçekleşecek karşılaşmayı kazanıp kazanmayacağını tahmin etmek için hangi fizyolojik özelliklerin bir sonraki oyun içi karşılaşmayı kazanma veya kaybetme şansını etkilediği araştırılmış ve oyuncu başarısının fizyolojik yanıtlarla ölçüldüğü desteklenmiştir. Aladağ vd. (2017), spor yapmanın el dominansı ve hemisferik dominans üzerine etkisini araştırmak için yaptıkları çalışmada galvanik deri tepkimesinin dalgacık dönüşümü analizi ile entropisini hesaplamışlar ve çalışma sonucunda sporcu olmayan gönüllülere ait sağ ve sol el entropi değerlerinin birbirinden farklı, sporcu gönüllülere ait galvanik deri tepkisi sinyallerinin sağ ve sol el entropi değerlerinin ise birbirine eşit çıktığını gözlemlemişlerdir. Aktop (2008), zihinsel antrenmanın dart sporu performansına etkisini incelemek için yaptığı çalışmada hem fiziksel hem de zihinsel aktivite yapan ve sadece fiziksel aktivite yapan iki farklı grup arasındaki fizyolojik ve biyolojik geri bildirim farkları karşılaştırılmış ve biyolojik geri bildirim için galvanik deri tepkisi (GSR), EMG ve kalp atışı verilerini kullanmıştır. Kalp rahatsızlığı olan çocuklarda fiziksel aktivite seviyelerinin sağlıklı yaşlıtlarına göre düşük olduğunu ve bunun kardiyovasküler riski artırdığını savunan Teber vd. (2020), yaptıkları çalışmada fiziksel aktivite seviyesinin ölçümü için üç eksenli ivmeölçer, cilt sıcaklığı, ortam sıcaklığı ve galvanik deri tepkisi değerlerini ölçen sensörleri bulunduran Sensewear Armband çoklu sensörlü vücut monitörü kullanmışlardır. Elektronik sporcularda oyun süresince oluşan stres ve yorgunluğun sporcunun fiziksel ve fizyolojik yapısına etkilerini tespit etmek için Gündoğdu vd. (2021), yaptıkları çalışmada EEG, kalp hızı değişkenliği, göz takip ve galvanik deri tepkisi (GSR) verilerinden yararlanmışlar ve çalışma sonucunda oyun esnasındaki deri iletkenliğinin dinlenme durumundan yüksek çıktığı ve düşük puan alan katılımcıların göz takip ısı haritasının yüksek puan alanlara göre daha geniş alana yayıldığını gözlemlemişlerdir. Çeşitli uyaranlar sonucu vücudun çeşitli bölgelerinde oluşan galvanik deri tepkisi değerlerinin değişkenliğini ve en homojen ölçümü veren bölgeyi bulmak için Sanchez-Comas vd. (2021) bir çalışma yapmıştır. Çalışma sonucunda homojen tespit için uygun GSR ölçüm konumunun sol el parmakları ve sağ ayak olabileceğine dair bulgular bulmuşlardır. Poli vd. (2021), fiziksel aktivite sonucunda algılanan fiziksel efor yoğunluğunu sınıflandırmak için laboratuvar dışında kullanılabilecek bir yaklaşım bulmayı amaçlayan çalışmalarında kalp parametreleri, deri sıcaklığı ve bilekten aldıkları ivme verileri ile fiziksel efor yoğunluğunu hesaplayarak

Destek Vektör Makinesi ve Bagged Karar Ağacı makine öğrenmeleri kullanarak sınıflandırmışlardır. Destek Vektör Makinesi algoritmasının göreceli fiziksel aktivite yoğunluklarını etkili bir şekilde tahmin ettiğini, Bagged Karar Ağacı algoritmasının ise yalnızca galvanik deri tepkisi verileri kullanıldığında en iyi performansı gösterdiği sonucuna varmışlardır. Jalal vd. (2020), yaşam kalitesini iyileştirmek ve dış ortamlarda fiziksel aktiviteler sırasında daha iyi bilgiler almak için üç eksenli ivme ölçer, jiroskop ve manyetometre kullanarak tasarlanmış bir model önermişlerdir. Hastanedeki hastaların fiziksel aktivitelerini tanımlama Derin Sinir Ağı'nın doğruluğunu araştırmak için Fridriksdottir ve Bonomi (2020) tarafından yapılan çalışmada vücut hareketini ölçmek için gövdeye monte edilmiş üç eksenli ivme ölçer kullanılmıştır. Çalışma sonucunda geliştirilen Derin Sinir Ağı'nın ivmeölçer tarafından ölçülen hareket tiplerini tanımlama başarılı olduğu sonucuna varılmıştır. Galvanik deri tepkisi sinyal özniteliklerine dayalı bir psikolojik duygu tanıma çalışması yapan Joshi ve Srinivas (2023), yaptıkları çalışmada Destek Vektör Makineleri ve biyolojik temelli algoritmalar kullanmışlardır. EKG ve GSR öznitelikleri ile duygu sınıflandırması çalışması yapan Dessai ve Virani (2024); modelin performansını doğrulamak için Destek Vektör Makinesi, Karar Ağacı ve K-En Yakın Komşu sınıflandırıcıları gibi çeşitli sınıflandırıcılar kullanmışlardır. GSR,'nin duygu tanımlama EKG'den daha başarılı ve çoklu modalitelere dayalı modelin duygu sınıflandırmasında daha başarılı olduğu yorumunu yapmışlardır. EKG ve GSR sensörleri kullanarak inşaat işçilerinin fiziksel yorgunluktan kaynaklı dikkatsizliklerini ölçmek için tahmini modeller geliştirmeyi amaçlayan Ouyang vd. (2023) yaptıkları çalışmada tahmin modellerini geliştirmek için SVM, KNN, LDA ve RF algoritmalarını kullanmışlardır. Çalışma sonucunda EKG sensörlerinin ve EKG-GSR sensörlerinin birlikte daha başarılı sonuçlar verdiğini ve SVM ile KNN algoritmaları ile en başarılı sonuçları elde ettiklerini belirtmişlerdir.

Oyuncu hareketlerini ve kararlarını anlamak, bir tasarımcının bir oyuncunun seviyeyi beklediği gibi keşfedip keşfetmediğini ve oyun oynanışı için kritik olabilecek öğelerle etkileşime girip girmediğini analiz etmek için Almeida vd. (2016), yaptıkları çalışmada Tobii T-120 cihazı kullanılarak bir bilgisayar oyununu oynayan katılımcılardan göz takip kayıtları alarak oyuncuların haritalarda ve oluşturdukları seviyelerde nasıl davrandıklarını anlamaya çalışmışlardır. Kalaycı vd. (2011), göz hareketlerini izleme yöntemi kullanılarak 3-boyutlu ortamların kullanılabilirlik çalışmasının yapılması amacıyla yaptıkları çalışmada 3-boyutlu kütüphane oryantasyonu sisteminde kullanıcıların görev tamamlama esnasında ekranda nereye ne kadar odaklandıkları, uygulama süresinde dikkatini çeken, dikkatini çekmesi beklenen ancak çekmeyen öğeleri analiz etmişler ve çalışma sonucunda ulaşılabilecek hedeflere ait ipuçlarının ana hedeften daha az çarpıcı olması, kullanıcının hedefe kısa yoldan ulaşmasının sağlanması gibi önerilerle kullanıcıların dikkatinin dağılmasının engellenmesinin tasarımlarda önemli olduğunu vurgulamışlardır. Çok kullanıcı bir oyun ortamında kullanıcı performansını ve katılımını araştıran Acartürk vd. (2024), yaptıkları çalışmada bir balon patlatma görevi aracılığıyla, çeşitli sosyal senaryolar ve bakış ipucu kullanılabilirlikleri altında bireysel ve kolektif bakış davranışları arasındaki etkileşimi araştırmışlardır. Çalışma sonucunda tepki sürelerinin sosyal bağlama ve bakış ipuçlarının kullanılabilirliğine bağlı olarak önemli ölçüde değiştiği, grup halinde oynamanın akışı ve olumlu deneyimleri artırdığı ancak grup oyununun rekabetçi ve koordinasyon talepleri nedeniyle daha fazla zorluk ve olumsuz duygu da getirdiği gözlemlenmiştir.

3. MATERYAL VE METOT

Çalışmada yaş aralığı 19-39 ($24,19 \pm 4,36$) arasında değişen ve 15'er sağlıklı gönüllüden oluşan toplam 4 grup bulunmaktadır. Çalışmaya katılan katılımcılardan yazılı onam alınmış ve katılımcılar çalışma hakkında bilgilendirilmiştir. Çalışmaya katılan 60 katılımcı; farklı exergame oynama sürelerinin e-spor üzerindeki etkisini, farklı sürelerde e-spor oynamanın etkisini ve exergame oynamamanın e-spor üzerindeki etkisini karşılaştırmak için 15'er kişiden oluşan 4 farklı gruba ayrılmış ve her grup kendi grubuna ait Şekil 3.1'deki senaryoları uygulamıştır.



Şekil 3.1. Çalışmadaki katılımcıların oluşturduğu grupların uyguladığı senaryolar

Çalışmadaki ilk 3 grup için 6'şar son grup olan grup 4 için ise 2 senaryo bulunmaktadır. İlk 3 grup için senaryo 1 ve 4'te 1'er dk'lık exergame, senaryo 2 ve 5'te 3'er dk'lık exergame, senaryo 3 ve 6'da ise 5'er dk'lık exergame oturumları bulunmaktadır. Grup 4'te ise exergame oturumu bulunmamaktadır. İlk 3 grup için senaryo 1,2 ve 3 10'ar dk'lık 2 adet e-spor oturumuna sahipken senaryo 4,5 ve 6 ise 15'er dk'lık 1 adet e-spor oturumuna sahiptir. Grup 4'te 10 dk'lık tek e-spor oturumuna sahip senaryo 1 ve 15 dk'lık tek e-spor oturumuna sahip senaryo 2 bulunmaktadır.

VR'da oynanacak olan egzersiz temelli oyun (exergame) olarak alt ekstremiteyi çalıştıran Hot Squat adlı oyun ile üst ekstremiteyi çalıştıran Beat Saber adlı oyun seçilmiştir. Bilgisayarda oynanacak olan e-spor oyunu olarak da popüler bir oyun olmasından dolayı Brawl Stars adlı oyun seçilmiştir. İlk grup 1. tip exergame oyunu olan Hot Squat'ı, ikinci grup 2. tip exergame oyunu olan Beat Saber'ı ve üçüncü grup ise karma takım olarak her iki oyunu birden oynamıştır. Çalışmada exergame oturumlarında katılımcılardan alınan galvanik deri tepkisi (GSR) ve üç eksenli ivme sinyalleri, e-spor oturumlarında ise katılımcılardan alınan galvanik deri tepkisi (GSR) sinyalleri ve göz takip verileri analiz edilmiştir.

Her grubun senaryolarına ait oturumların isimlendirmeleri, oturumlarda oynanan oyun türleri ve dakikalarına ait bilgiler Çizelge 3.1., Çizelge 3.2., Çizelge 3.3. ve Çizelge 3.4.'te verilmiştir.

Çizelge 3.1. Hot Squat (EG-1) Oynayan Grup 1 Senaryoları ve Oturumları

EG11	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 1dklık oturumu
ES11	E-spor oyununun Exergame-1 1 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EG12	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 1dklık oturumu
ES12	E-spor oyununun Exergame-1 1 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EG21	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 3dklık oturumu
ES21	E-spor oyununun Exergame-1 3 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EG22	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 3dklık oturumu
ES22	E-spor oyununun Exergame-1 3 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EG31	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 5dklık oturumu
ES31	E-spor oyununun Exergame-1 5 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EG32	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 5dklık oturumu
ES32	E-spor oyununun Exergame-1 5 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EG41	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 1dklık oturumu
ES41	E-spor oyununun Exergame-1 1 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EG42	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 1dklık oturumu
EG51	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 3dklık oturumu
ES51	E-spor oyununun Exergame-1 3 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EG52	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 3dklık oturumu
EG61	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 5dklık oturumu
ES61	E-spor oyununun Exergame-1 5 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EG62	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 5dklık oturumu

Çizelge 3.2. Beat Saber (EG-2) Oynayan Grup 2 Senaryoları ve Oturumları

EGG11	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 1dklık oturumu
ESS11	E-spor oyununun exergame-2 1 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EGG12	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 1dklık oturumu
ESS12	E-spor oyununun exergame-2 1 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EGG21	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 3dklık oturumu
ESS21	E-spor oyununun exergame-2 3 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EGG22	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 3dklık oturumu
ESS22	E-spor oyununun exergame-2 3 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EGG31	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1. 5dklık oturumu
ESS31	E-spor oyununun exergame-2 5 dk'lık senaryoları için 1. 10 dk'lık oturumu
EGG32	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 2. 5dklık oturumu
ESS32	E-spor oyununun exergame-2 5 dk'lık senaryoları için 2. 10 dk'lık oturumu
EGG41	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 1dklık oturumu
ESS41	E-spor oyununun exergame-2 1 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EGG42	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 1dklık oturumu
EGG51	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 3dklık oturumu
ESS51	E-spor oyununun exergame-2 3 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EGG52	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 3dklık oturumu
EGG61	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1. 5dklık oturumu
ESS61	E-spor oyununun exergame-2 5 dk'lık senaryoları için 1. 15 dk'lık oturumu
EGG62	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 2. 5dklık oturumu

Çizelge 3.3. İki Tip Exergame Oyununu Oynayan Grubun Senaryoları ve Oturumları

EGGG11	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1dklık oturumu
ESSS11	E-spor oyununun 1 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG12	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 1dklık oturumu
ESSS12	E-spor oyununun 1 dk'lık exergame-2 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG21	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 3dklık oturumu
ESSS21	E-spor oyununun 3 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG22	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 3dklık oturumu
ESSS22	E-spor oyununun 3 dk'lık exergame-2 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG31	Exergame-1 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 5dklık oturumu
ESSS31	E-spor oyununun 5 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG32	Exergame-2 oyununun 10 dk'lık E-Spor için 5dklık oturumu
ESSS32	E-spor oyununun 5 dk'lık exergame-2 oturumu sonrası gelen 10 dk'lık oturumu
EGGG41	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1dklık oturumu
ESSS41	E-spor oyununun 1 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 15 dk'lık oturumu
EGGG42	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 1dklık oturumu
EGGG51	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 3dklık oturumu
ESSS51	E-spor oyununun 3 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 15 dk'lık oturumu
EGGG52	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 3dklık oturumu
EGGG61	Exergame-1 oyununun 15 dk'lık E-spor için 5dklık oturumu
ESSS61	E-spor oyununun 5 dk'lık exergame-1 oturumu sonrası gelen 15 dk'lık oturumu
EGGG62	Exergame-2 oyununun 15 dk'lık E-spor için 5dklık oturumu

Çizelge 3.4. Exergame Oyununu Oynamayan Grubun Senaryoları ve Oturumları

ESSSS1	10 dk'lık E-Spor oturumu
ESSSS2	15 dk'lık E-Spor oturumu

3.1. Galvanik Deri Tepkisi ve İvme Verilerinin Analizi

Galvanik deri tepkisi (GSR) ile kişinin derisinin elektriksel iletkenliği ölçülmektedir. Kişilerin duysal uyarılara verdiği tepkiler ile ter bezlerindeki aktivasyon artışı bu iletkenliği değiştirmektedir. Deri iletkenliği, duygusal süreçlerin ve duygusal uyarılmanın bir göstergesi olarak kullanılmaktadır. Ter bezleri, vücut stres veya heyecanlandığında daha fazla ter üretir ve ter, deri üzerindeki elektriksel iletkenliği artırır (Sharma vd. 2016).

(Gökay vd., 2015), uyarılma ve değer modeli adı verilen duygusal davranışları iki temel boyutta sınıflandıran bir model kullanmışlardır. Uyarılma ve değer modeli Ayata vd. (2017) tarafından yapılan çalışmada da benzer bir biçimde gösterilmiştir. Bu modelde; uyarılmanın yüksek olduğu durumlar stres, heyecan, korku gibi durumlardan düşük uyarılma durumları ise rahatlama gibi enerjisel anlamda düşük duygu durumlarıdır. Değer ise duygunun olumlu ve olumsuz olduğunu pozitif ve negatif değerlerle belirtir. Stres, korku ve neşe gibi fizyolojik veya psikolojik uyarılmalar deri iletkenliğini etkileyen durumlardır.

Farklı ulaşım türlerinde seyahat etmenin stres üzerindeki etkisini galvanik deri tepkisi kullanarak gözlemleyen (Yang vd., 2021), stres ölçüsü olarak GSR'nin standart sapma ve ortalama değerlerini kullanmışlardır. Literatürde farklı alanlarda, duysal değişimlerin etkisinin belirlenmesi amaçlı galvanik deri tepkimesinin analiz edildiği birçok çalışma mevcuttur.

Bu çalışmada katılımcıların stres durum ölçütü olarak galvanik derisi tepkisi sinyali kullanılmıştır. Katılımcıların galvanik deri tepkisi Şekil 3.2.a'da gösterilen NeuLog GSR logger sensörü NUL-217 kullanılarak kaydedilmiştir. Ölçüm aralığı 0-10 mikro Siemens (uS) olarak belirlenmiştir. Cihazın maksimum örnekleme oranı 100 (S/sec) ve analog sayısal dönüştürücü çözünürlüğü 16 bittir. Exergame oturumlarındaki 1-3-5 dk'lık kayıtlarda ve e-spor oturumlarındaki 10-15 dk'lık kayıtlarda, GSR verileri katılımcının sağ el işaret ve yüzük parmağına takılan sensörler yardımıyla alınıp NeuLog'un kendi programı kullanılarak elde edilmiştir. Programda 2/5/10/30 sn/dk/sa/gün şeklinde çeşitli kayıt süreleri bulunmaktadır. Oturumun kayıt dakikasına göre uygun dakikalar seçilmiş örnek alma süresi cihaz tarafından süreye göre otomatik ayarlanmıştır.



(a)



(b)

Şekil 3.2. a) NeuLog GSR logger sensörü NUL-217 (NeuLog Resmi Sitesi); b) Exergame oyununa ait oturumlarda NeuLog cihazının yerleşimi

İvme verisi, bir nesnenin hızındaki değişimin zamanla ölçülen miktarını ifade eden bir ölçüdür. İvme, bir nesnenin hızındaki değişimin yanı sıra bir nesnenin hareketini tanımlayan bir fiziksel büyüklüktür. İvmeölçer sensörü bir nesnenin ivmesini (saniyede metre kare – m/s² cinsinden), yani hızdaki değişim oranını ölçer. Nesneye uygulanan ve onun ivmesini değiştirebilecek kuvvetler statik (örneğin yerçekimi) veya dinamik (örneğin hareket) olabilir (Ferreira vd. 2017). Bu kuvvetler 3 fiziksel eksende ölçülür (x,y ve z), her eksen fiziksel dünyanın farklı bir yönünü işaret eder. X eksenini yatay, y eksenini dikey ve z eksenini ileri-geri yöndeki ivmelenme miktarı gözlemlenir.

Bu çalışmada exergame oturumları sırasındaki üç eksenli ivme ölçümleri ile iki tip exergame oyunu arasındaki hareket farkları gözlemlenmiştir. İvme verileri sağ üst kola yerleştirilen telefon ile Acc.elerometer adlı uygulama kullanılarak kaydedilmiştir. Uygulama 3 eksen ve bu 3 eksenin vektörel toplamını veren veriler vermektedir. İvme verileri, katılımcı exergame oyununa başladığı an kaydedilmeye başlanmıştır. Veri alma aralığı 0,5 saniyede 1 veri olacak şekilde ayarlanmıştır.

GSR ve ivme verilerinin tüm eksenleri için; minimum, maksimum, ortalama, standart sapma, güç, medyan, çarpıklık, basıklık, etkin değer öznitelikleri elde edilmiştir.

- 1. Minimum Genlik:** Gönüllülerden alınan GSR ve ivme sinyallerinin kayıt boyunca sahip olduğu en küçük değerdir.
- 2. Maksimum Genlik:** Gönüllülerden alınan GSR ve ivme sinyallerinin kayıt boyunca sahip olduğu en büyük değerdir.
- 3. Ortalama:** Gönüllülerden alınan GSR ve ivme sinyallerinin kayıt boyunca sahip olduğu genlik değerlerinin kümülatif toplamının kayıt süresine bölünmesi ile elde edilir (Aladağ vd. 2017).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

- 4. Standart Sapma:** Standart sapma, bir veri setindeki değerlerin, ortalama (aritmetik ortalaması) etrafındaki yayılımın ölçüsüdür. Standart sapma, veri setindeki her bir değerin ortalamadan ne kadar uzaklıkta olduğunu gösterir.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

- 5. Medyan:** Medyan bir serideki ortanca değeri ifade etmektedir.

- 6. Çarpıklık:** Çarpıklık (skewness), bir olasılık dağılımının veya bir veri setinin simetrisizliğini ölçen bir istatistiksel terimdir. Rastgele sürecin, 3. momenti ile hesaplanır. s standart sapma, $\bar{x}$ ortalama, n veri sayısıdır.

$$\zeta = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n - 1)s^3}$$

- 7. Basıklık:** Basıklık (kurtosis), bir olasılık dağılımının veya bir veri setinin uç noktalarının (kuyruklarının) ne kadar yüksek veya düşük olduğunu ölçen bir istatistiksel terimdir. Rastgele sürecin, 4. momenti ile hesaplanır. s standart sapma, $\bar{x}$ ortalama, n veri sayısıdır.

$$B = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(n - 1)s^4}$$

- 8. Etkin Değer:** Değişen miktarların büyüklüğünün ölçülmesinde kullanılan istatistiksel bir ölçüttür.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2}$$

- 9. Güç:** Gönüllülerden alınan GSR ve ivme sinyallerinin kayıt boyunca sahip olduğu genlik değerlerinin karelerinin ortalamasıdır.

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2$$

3.2. Göz Takip Verilerinin Analizi

Göz takip analizleri tüm sektörlerde; dikkatin nerelerde toplandığı, hangi nesnelerin kullanıcıları etkilediği vb. gibi farklı amaçlar için kullanılan bir yöntemdir. Reklamcılıkta ilgiyi çeken ürün bulma, oyun veya herhangi bir yapı tasarımında uygun tasarımları yapma, spor ve e-sporlar için başarı ölçümleri gibi birçok kullanım örneği vardır. Göz takibi için çeşitli yazılımlar mevcuttur ve ısı haritaları, sabitlenmeler, bakış

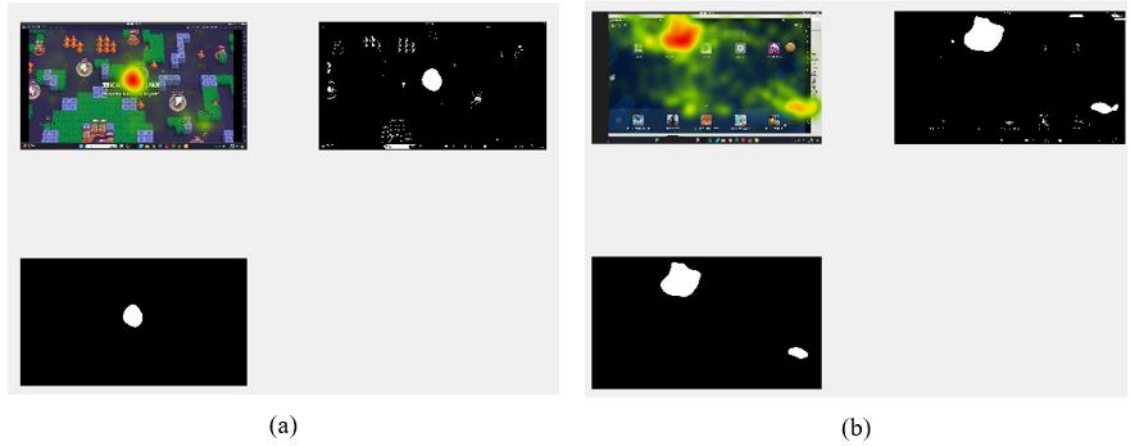
süresi, ilgilenilen alan bilgisi ve sakadik hareketler gibi çıktılar verir. Elde edilen ısı haritaları, bakışın uyaran üzerinde nasıl dağıldığını göstermekte olup, katılımcı için görsel dikkatin odağını etkili bir şekilde ortaya çıkarabilen bir görselleştirme aracıdır.

Katılımcıların göz takip verileri bakış veri akışı 30 Hz. olan Şekil 3.3.a’da verilen Tobii Dynavox PCEye mini göz takip cihazı ile kaydedilmiştir. Tobii’nin Gaze Viewer uygulaması ile katılımcıların verileri ısı haritası olarak elde edilmiştir. Göz takip cihazı katılımcının e-spor oyununu oynayacağı bilgisayarın ekranının alt kısmına yapıştırılmıştır. Katılımcı oyuna başladığı an kaydedilmeye başlanmış ve oyun bittiği an ısı haritasının ekran görüntüsü kaydedilmiştir.

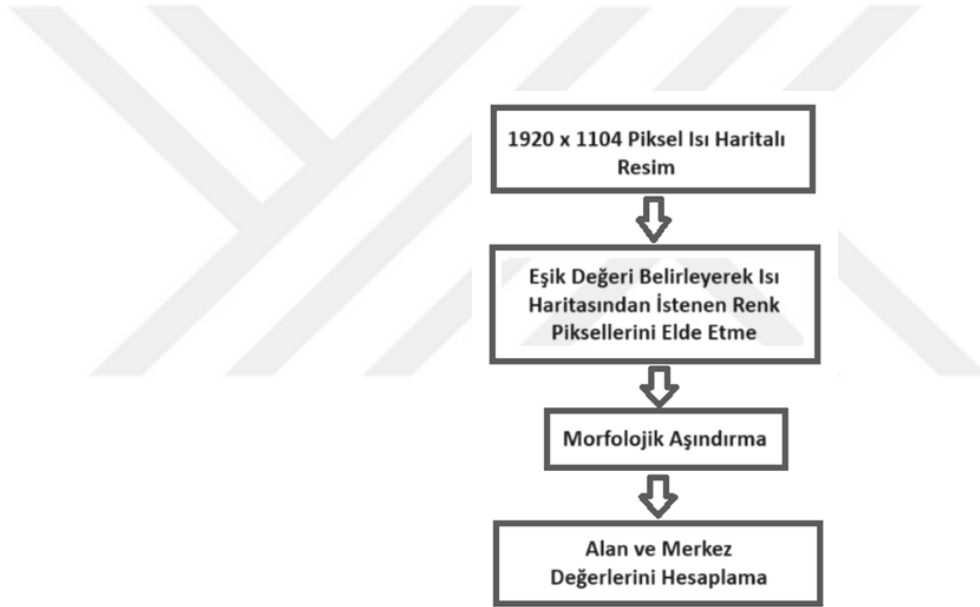


Şekil 3.3. a) Tobii Dynavox PCEye mini göz takip cihazı (Tobii Resmi Stesi); b) Göz takip cihazı ile e-spor oturumunda verilerin alınması

Şekil 3.4.a ve Şekil 3.4.b’de görüldüğü gibi elde edilen ısı haritalarından odaklanmanın yüksek olduğunu belirten sarı ve kırmızı renkler maskelenmiş, maskeleme işlemi sonrası morfolojik aşındırma ile ısı haritasında olmayıp resim arka planında olan alanlar yok edilmiştir. Uygulanan işlem adımları Şekil 3.5. ‘te verilmiştir. Göz takip verilerinden; alan, x ve y koordinatına göre merkezden mutlak ve mutlak olmayan uzaklık öznitelikleri elde edilmiştir. Ana odak noktası olarak merkez alınmış ve bu ana odak merkezinin x ve y koordinatlarından kişinin odaklandığı alanın merkez x ve y koordinatları çıkartılarak x ve y koordinatlarına göre merkezden kayma hesaplanmıştır. X koordinatı için negatif değerler sağa kayma, pozitif değerler sola kaymayı ifade eder. Y koordinatı için negatif değerler aşağı, pozitif değerler yukarı kaymayı ifade eder.



Şekil 3.4. a) 2. gruptaki katılımcının ESS32 oturumu göz takip analizi; b) 1. gruptaki katılımcının ES21 oturumu göz takip analizi



Şekil 3.5. Göz takip verilerinin analizindeki işlem adımları

3.3. Galvanik Deri Tepkisi ve Göz Takip Verilerinin Sınıflandırma Analizleri

Gözetimli makine öğrenmesi algoritmalarında kategorilere ayrılmış yani etiketlenmiş girdiler ve çıktılar verilerek sınıflandırıcıların öğrenmesi sağlanır. Eğitim ve test verileri bulunur. Model eğitimi sağladıktan sonra test olarak ayırdığı verilerle doğru sınıflandırma yüzdesini hesaplar. Probleme, veri türüne ve veri boyutuna bağlı olarak kullanılacak sınıflandırma algoritması belirlenebilir.

İki farklı exergame oyunu için ayırt edici özniteliklerin hangileri olduğunu belirlemek için GSR exergame, GSR e-spor ve göz takip verilerinde sınıflandırma modelleri kullanılarak öznitelikler belirlenmiştir. Çalışmadaki 1. grup ve 2. grup katılımcıları iki farklı exergame oynayan gruplar oldukları için bu iki grubun

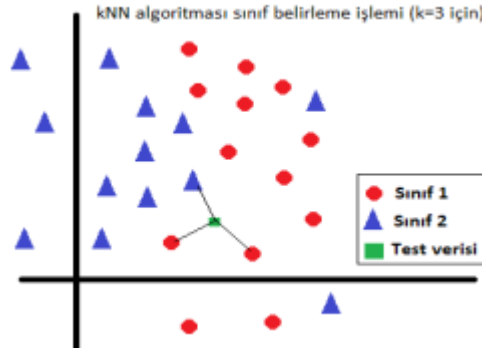
sınıflandırma başarıları hesaplanmıştır. GSR exergame oturumları ve e-spor oturumları birbirinden ayrı şekilde dokuz öznitelik için ayrı ayrı ve dokuz öznitelik birlikte eğitilerek sınıflandırma başarıları hesaplanmıştır. Göz takip verileri için ise üç öznitelik ayrı ayrı ve üç öznitelik birlikte eğitilerek sınıflandırma başarıları hesaplanmıştır. Sınıflandırma aracı içerisindeki 2 sınıf için 8 ana modelden oluşan toplam 32 model ile eğitim yapılmış ve her oturumdaki en başarılı sınıflandırmayı yapan modeller belirlenmiştir. Eğitimde overfitting olmaması için cross-validation yöntemi kullanılmıştır. Ağın sürekli kendini aynı verilerle eğitip eğitim verisine aşırı uyum sağlayıp test verisinde düşük performans vermemesi için bu yöntem seçilmiştir. Cross-validation değeri olarak 5 seçilmiştir. Bu seçim sonucunda, veri seti 5'e bölünür ve bölünen 5 parçasının 4'ü eğitim 1'i test kümesi olarak ayrılır. Bu işlemde test için seçilen küme sürekli değişir (bu değer için 5 kez) ve her değişimdeki doğruluk oranı kaydedilir. En son tüm doğruluk oranlarının ortalaması alınarak genel doğruluk başarısı hesaplanır.

Makine öğrenmesinin temel algoritmalarından olan ve çalışmada kullanılmış olan algoritmalar; Karar Ağaçları, Naive Bayes, Yapay Sinir Ağları, K-En Yakın Komşu, Ensemble (Topluluk Öğrenmesi), Regresyon, Diskriminant ve Destek Vektör Makineleri algoritmalarıdır.

3.3.1. K-En Yakın Komşu (KNN)

KNN algoritması sınıflandırma problemlerinde yaygın biçimde kullanılmaktadır. Eğitim setinde yer alan örnekler n boyutlu sayısal nitelikler ile belirtilir, sınıflandırılacak her veri n boyutlu uzayda bir noktayı temsil edecek biçimde tüm eğitim örnek verileri n boyutlu bir örnek uzayında tutulur, test örneklerinden biri ile yani bilinmeyen bir örnek veri ile karşılaşıldığında eğitim setinden ilgili örneğe en yakın k tane örnek belirlenerek yeni örneğin sınıf etiketi k en yakın komşusunun sınıf etiketlerinin çoğunluğuna göre atanır (Taşçı ve Onan 2016). KNN algoritmasının parametreleri uzaklık ölçütü, ' k ' değeri yani komşu sayısı ve ağırlıklandırma yöntemidir. (Taşçı ve Onan, 2016). Algoritmadaki ' k ' değeri 1'den büyük ve genelde tek sayı olarak seçilen bir tam sayıdır (Karakaya 2020). Genelde küçük boyutlu veri setlerinde tercih edilir.

Şekil 3.6.'da verilen problemde $k=3$ değeri için yapılan hesaplamada test verisine en yakın 3 komşu belirlenmiş ve bu üç komşudan 2 tanesi sınıf 1'e ait olduğu için test verisinin sınıfı 1 olarak belirlenmiştir (Çavuşoğlu ve Kaçar 2019).

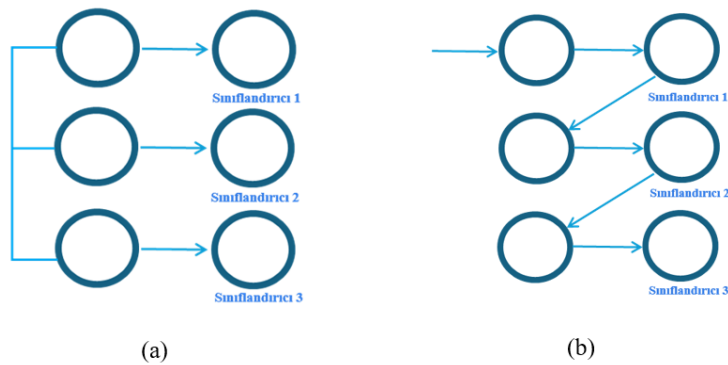


Şekil 3.6. KNN algoritması (Çavuşoğlu ve Kaçar 2019)

3.3.2. Ensemble (Topluluk Öğrenmesi)

Ensemble algoritması birden fazla modeli birleştirerek sınıflandırma başarısını artırmayı amaçlayan bir makine öğrenimi algoritmasıdır. Her modelin farklı noktalardaki dezavantajlarını birden çok model kullanarak minimize ettiği için diğer sınıflandırıcılara kıyasla yüksek başarı getirir. Farklı modellerin tahmin sonuçları kullanılan yöntemle göre değişiklik gösterir. Örneğin; oylama yönteminde modeller arasında en çok hangi sınıf tahmin edilmişse o tahmine göre birleştirme yapılır, ağırlıklı oylama yönteminde başarılı modellere yüksek ağırlık verilerek onların tahmin etkisi artırılarak doğrulama başarısı yükseltilmeye çalışılır, ortalama yönteminde modellerin tahminlerinin ortalaması alınır (Verma & Rahman, 2012).

Ensemble algoritmasının farklı türleri vardır. Bagging yönteminde her alt veri kümesi ayrı model ile eğitilir yani modeller paralel çalışır. Boosting yönteminde modeller sıra ile çalışır, kötü sınıflandırma yapan modellere yüksek ağırlık atanır ve bu modellerin hata yapma oranlarının düşürülmesi amaçlanır yani her model bir öncekinin zayıflıklarını tolere etmeye çalışır (Rodríguez vd. 2006; Verma ve Rahman 2012).



Şekil 3.7. a) Bagging yöntemi; b) Boosting yöntemi

3.3.3. Karar Ağaçları (DT)

Karar ağacı algoritması çok sayıda özellik içeren veri kümesini daha küçük kümelerle böler. Algoritma adını yapısının ağaca benzerliğinden alır. Her bir öznelik bir düğüm tarafından temsil edilirken, ağaç yapısının en üst kısmı kök ve en alt kısmı yapraklardan oluşmaktadır. Kök ve yapraklar arasında dallar bulunur ve bu dallar düğümler arasındaki ilişkiyi sağlar. Ağaç yapısının en son elemanı olan yapraklara ulaşılan kadar ağacın dallanması devam eder (Şengür 2013). Karar ağaçları hızlı bir şekilde eğitilebilir ve yürütülmesi hızlıdır. Bilgi kazancı, ki-kare istatistiği, GINI indeksi gibi ölçütler karar ağacında kullanılan parametrelerdendir. Karar ağacının büyüklüğü ile genelleştirme başarımı ters orantılıdır bu yüzden karar ağaçlarının küçük boyutlu oluşturulabilmesi için yaklaşımlar kullanılmaktadır (Onan 2015). Boyut küçültüp doğruluğu artırmak ve fazla derinleşme sonucu oluşabilecek over-fittingi önlemek amacıyla genelde budama (pruning) yöntemi kullanılır (Navada vd. 2011). Budama ile düşük istatistiksel geçerliliğe sahip alt ağaçlar ortadan kaldırılır ve genelleştirme doğruluk oranı artırılmaya çalışılır (Onan 2015). Genelde orta boyutlu veri setlerinde tercih edilir.



Şekil 3.8. Karar ağacı algoritması örneği (ONAN, 2015)

3.3.4. Naive Bayes

Naive Bayes algoritması, sınıflandırma problemlerinde sıklıkla kullanılan pratik Bayes öğrenme yöntemlerinden biridir. Algoritmanın temelini Bayes Teoremi oluşturur. Özelliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımına göre hesap yapar yani girdiler arasındaki korelasyonları görmezden gelir ve çok değişkenli problemi tek değişkenli probleme indirgemiş olur (Islam vd., 2007). Teorik olarak geçmişteki deneyimlere dayanarak gelecekteki fırsatları tahmin etmektir yani tüm özellikler eşit ağırlıktaki özelliklerle karar verme sürecine katkıda bulunacaktır (Haviluddin vd. 2018). Naive Bayes Sınıflandırıcısı görüntü tanıma, metin sınıflandırma ve doğal dil işleme vb. birçok bilgi işleme uygulamasında kullanılan basit ama etkili bir sınıflandırıcıdır (Tsuruoka & Ichi Tsujii, 2003). Yüksek boyutlu veri setlerinde tercih edilen sınıflandırıcılardandır.

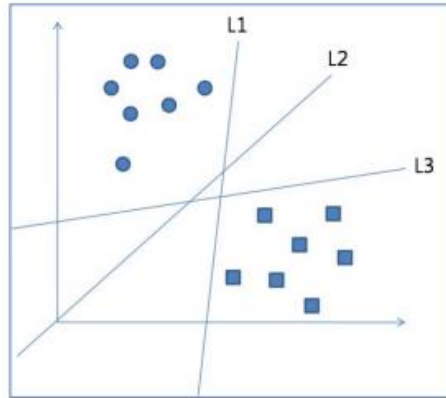
$$P(A | B) = \frac{P(B | A) P(A)}{P(B)}$$

A için B'nin koşullu olasılığı A için önsel olasılık
 B için A'nın koşullu olasılığı B için önsel olasılık

Şekil 3.9. Bayes teoremi formülü (Karakaya 2020)

3.3.5. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek vektör makineleri temelinde 2 grubu ayırmak için bu iki grubun verilerine eşit uzaklıkta bir hiper düzlem yaratan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Adını hiper düzleme en yakın noktalar olan destek vektörlerinden alır. Destek vektörlerin hiper düzleme olan mesafesi marjın olarak adlandırılır ve algoritmanın amacı bu marjın mesafesini genişleterek model performansını artırmaktır. Şekilde 3.10.'da birden fazla (L1, L2, L3) süper düzlem bulunmaktadır ve sınıflandırmayı yapmak için algoritma bu üç süper düzlemde her iki sınıfın noktalarına en uzakta bulunan süper düzlemi bulmaya çalışır ki marjın mesafesi genişlesin. Yapısal risk azaltımı prensibine dayanan bir istatistiksel öğrenme teorisi yöntemi olan Destek Vektör Makinesi yöntemi; yüz tanıma, ses tanıma, resim ve el yazısı sınıflandırma gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır (Dağdeviren 2013).

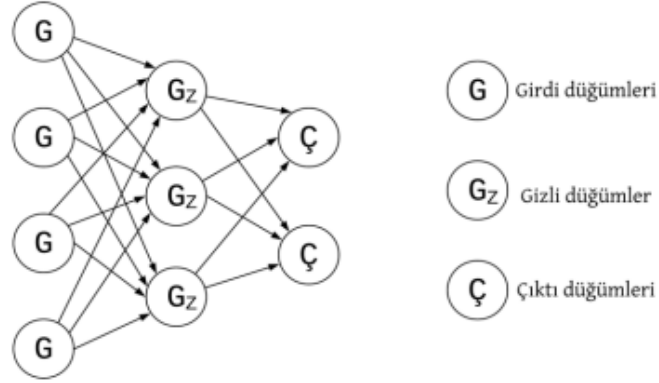


Şekil 3.10. İki sınıflı doğrusal verilerin destek vektör makinesi sınıflandırma örneği (Dağdeviren 2013)

Destek vektör makineleri çok sınıflı problemlerde kullanılması için çeşitli genişletme yöntemleri mevcuttur. Örneğin; çok sınıflı puanlamalı yöntemde DVM tüm örnekleri sınıflandırmaya çalışır, bire çok sınıflandırmada bir sınıf diğer kalan sınıflardan ayrılarak ikili sınıflandırmalar yapılır (Dağdeviren 2013).

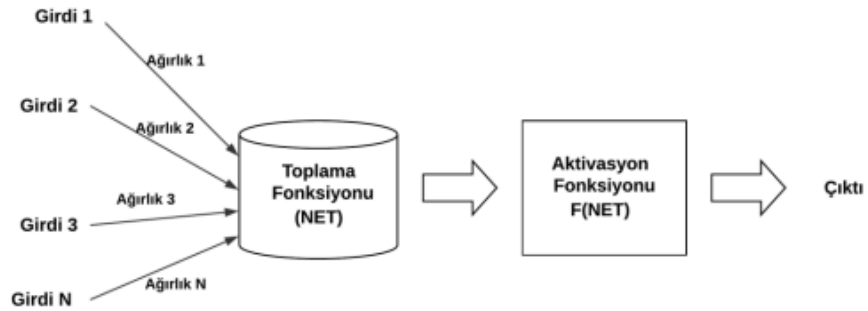
3.3.6. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları; sınıflandırma, örüntü tanımlama, gruplama, tahminleme ve optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılan, insan beyninin işleyişini model alan, birden çok girdi ve çıktılara sahip olabilen matematiksel bir algoritmadır (Karakaya, 2020).



Şekil 3.11. Yapay sinir ağı hiyerarşik yapısı (Karakaya 2020)

Her yapay sinir hücresinin; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olarak 5 temel bileşeni vardır. Aktivasyon fonksiyonları; lineer, step, eşik değer ve sigmoid gibi fonksiyonlardan oluşmaktadır ve iletim bu fonksiyonlarla sağlanır. İleri ve geri beslemeli sinir ağları mevcuttur. Geri beslemeli sinir ağında ileri beslemeli ağıın çıkışları girişlere bağlanır. YSA'ların eğitiminde giriş ve çıkış arasında istenen hata miktarına ulaşıncaya kadar ağırlık güncellemeleri yapılarak ağı eğitilir (Dağdeviren, 2013).

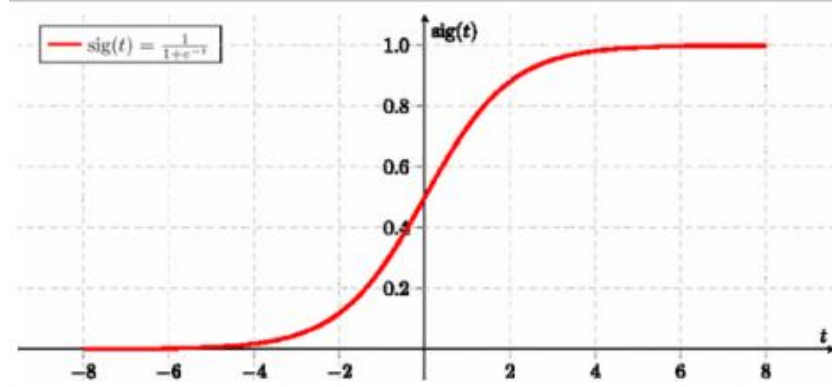


Şekil 3.12. Yapay sinir hücresi yapısı (Karakaya, 2020)

3.3.7. Lojistik Regresyon (LR)

Regresyon bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi ifade eder. İki sınıf temel alınarak tasarlanmıştır. Regresyon algoritmalarında hata fonksiyonları aracılığıyla model optimize edilir. Lineer Regresyon sürekli bağımlı

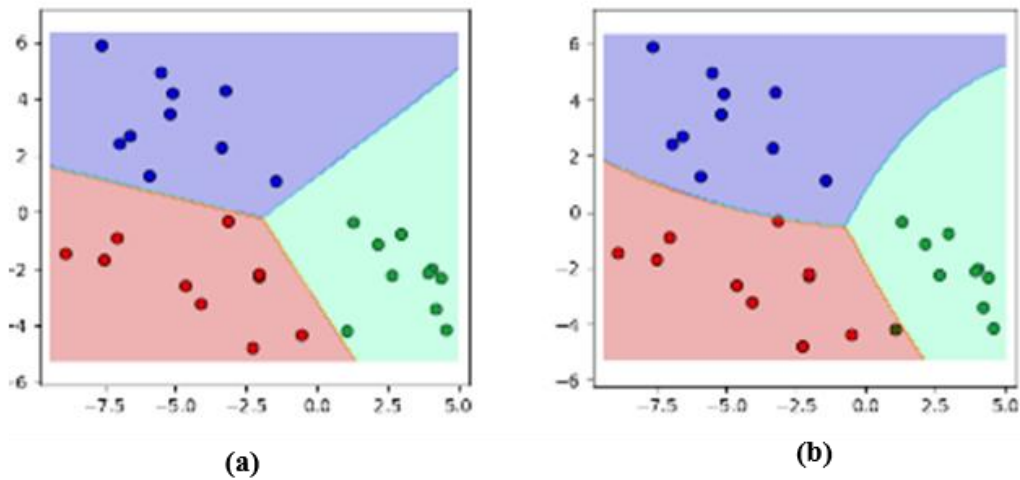
değişkeni tahmin edip çıktı olarak sürekli bir değer verirken Lojistik Regresyon ayrık sınıfları tahmin etmek için aldığı doğrusal fonksiyonu sigmoid fonksiyon ile dönüştürür ve çıktı olarak 0 ya da 1 değeri arasında olan bir sınıfa ait olma olasılığını verir (Musa 2013; Zou vd. 2019; MurtiRawat vd. 2020) .



Şekil 3.13. Sigmoid fonksiyon grafiği (MurtiRawat vd., 2020)

3.3.8. Diskriminant (Ayırt Edici Analiz)

Sınıflar arasındaki farkı maksimize edecek ayırıcı bir sınır oluşturmayı amaçlayan istatistiksel bir yöntemdir. Bayes teoremine dayanan, özellik uzayını daha düşük boyutlu bir uzaya indirgeyebilen bir boyut azaltma algoritmasıdır. Eğitim verilerinde sınıf içi kovaryansı minimize, sınıflar arası kovaryansı maksimize ederek sınıflar arası farkları yakalar (Cong & Duan, 2016). Yaygın olarak kullanılan iki türü Doğrusal Diskriminant ve Karesel Diskriminant arasındaki fark; Doğrusal Diskriminant algoritmasında her sınıf için ortak bir kovaryans matrisi varken Karesel Diskriminant algoritmasında her sınıf için ayrı kovaryans matrisi vardır (Morais & Lima, 2018). Her ikisi de sınıfların Gauss (normal) dağıldığını varsayar. QDA algoritmasında her sınıfın farklı kovaryans matrisinin olması Şekil 3.14.b'deki gibi daha kavisli ve esnek bir yapı oluşmasını sağlar.



Şekil 3.14. a) LDA örneği; b) QDA örneği (Ghojogh ve Crowley 2019)

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tüm gruplardan elde edilen GSR, ivme ve göz takip verilerinin grup içi ve gruplar arası analizleri kutu grafikleri ile görselleştirilip yorumlanmıştır. GSR e-spor, GSR exergame ve göz takip verilerinin sınıflandırma analizleri tablolar ile desteklenerek yorumlanmıştır. 1. tip exergame (Hot Squat) oynayan 15 kişiyi içeren grup 1, 2. tip exergame (Beat Saber) oynayan 15 kişiyi içeren grup 2, her iki tip exergame oyunlarını sırasıyla oynayan 15 kişiyi içeren grup 3 ve hiçbir exergame oyunu oynamayan 15 kişiyi içeren grup 4 için analizler bulunmaktadır. Her grubun oynadığı oyun tipi, senaryo ve oturma ile ilişkili bilgiler Şekil 3.1.'de verilmiştir. Oturma isimlendirmeleri yapılırken exergame oturumu ise EG, e-spor oturumu ise ES şeklinde isimlendirme yapılmıştır. Ayrıca grup, senaryo ve oturma ayrımı yapılabilmesi açısından oturma hangi gruba aitse exergame veya e-spor olmasına bağlı olarak grup numarası kadar 'G' veya 'S' harfi konulmuş, hangi senaryonun hangi oturumuna ait olduğu ise yanına yazılan rakamlarla belirtilmiştir. Örneğin; EGG31 oturumu 2. grubun 3. senaryosunun 1. exergame oturumuna ait, ESSS21 oturumu ise 3. grubun 2. senaryosunun 1. e-spor oturumuna aittir.

4.1. Gruplar ve Senaryoların Karşılaştırmalı Analizleri

Bu bölümde GSR, ivme ve göz takip verilerinin senaryo, oturma ve gruplara bağlı karşılaştırmalı analizleri yapılmıştır.

4.1.1. Galvanik Deri Tepkisi Verileri Analiz Bulguları

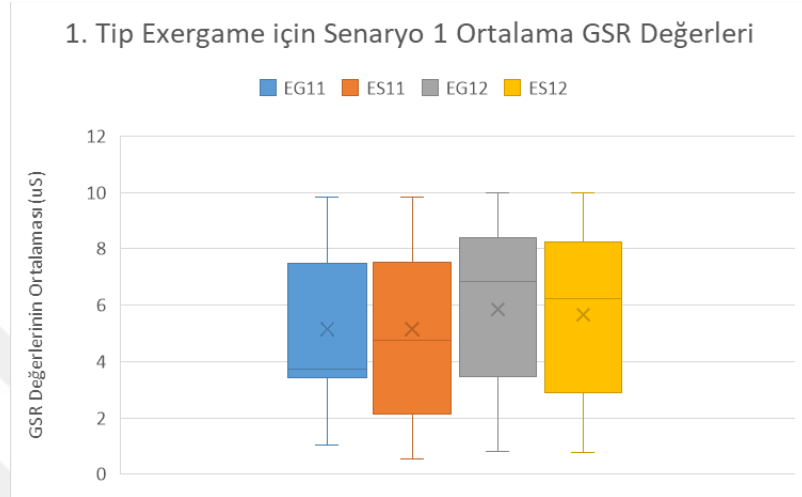
Çalışmada bulunan 4 grubun tüm senaryo ve oturumlarına ait GSR ortalama değerlerinin grup içi ve gruplar arası kutu grafikleri çizilmiştir. İlk önce grupların sırasına göre grup içi değerlendirmeler, ardından gruplar arası değerlendirmeler verilmiştir. Gündoğdu vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada da (Yang vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada da GSR özniteliklerinden ortalama ve standart sapma kullanılmıştır. Bu çalışmada da tüm katılımcıların maksimum değer, minimum değer, ortalama, standart sapma, medyan, çarpıklık, basıklık, etkin değer ve güç değerleri hesaplanmış ancak tüm katılımcıların ortalama değer özneliği kutu grafiği olarak çizdirilmiş ve yorumlanmıştır.

Şekil 4.1., Şekil 4.2., Şekil 4.3., Şekil 4.4., Şekil 4.5., Şekil 4.6. ve Şekil 4.7.' de grup 1'e yani exergame olarak sadece Hot Squat oynayan gruba ait ortalama GSR değerleri grafikleri bulunmaktadır. Senaryo 1,2 ve 3'e ait e-spor oturumları 10'er dakika, senaryo 4,5 ve 6'ya ait e-spor oturumları ise 15'er dakikadır. Senaryo 1 ve 4'te 1'er dk'lık exergame, senaryo 2 ve 5'te 3'er dk'lık exergame, senaryo 3 ve 6'da ise 5'er dk'lık exergame oturumları bulunmaktadır.

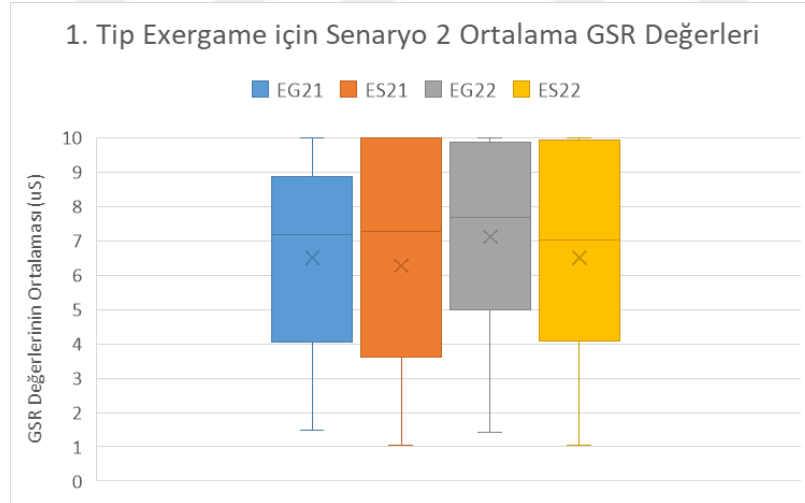
Aynı süre exergame oynamış 10 ve 15 dk'lık senaryoları karşılaştırdığımızda (senaryo 1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6); 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1, 2 ve 3'teki e-spor oturumları ortalama GSR değerleri 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 4, 5 ve 6'daki e-spor oturumları ortalama GSR değerlerinden yüksek çıkmıştır. Aynı süre e-spor farklı süre exergame oynanmış oturumların (senaryo 1-2-3, senaryo 4-5-6) ortalama GSR değerlerini küçükten büyüğe doğru sıraladığımızda; öncesinde 1'er dakika exergame oynanan senaryo 1 ve 4 e-spor oturumları ortalama GSR değerleri en düşük, öncesinde 5'er dakika exergame oynanan senaryo 3 ve 6 e-spor oturumları ortalama GSR değerleri en büyük değerdedir. Senaryo 1 ve 4 haricindeki tüm

senaryolarda exergame oturumlarının ortalama GSR değerleri e-spor oturumlarından yüksek çıkmıştır.

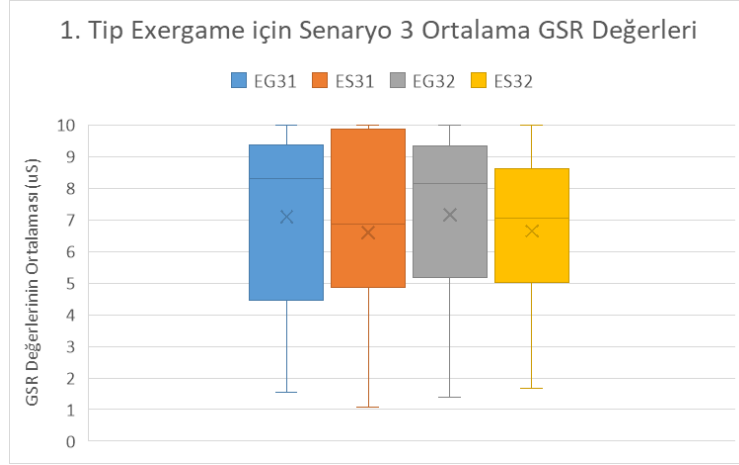
Özetle, Hot Squat oynayan 1. grup için oynanan exergame süresi arttığı durumda GSR ortalamasının arttığı, e-spor oynama süresinin arttığı durumda GSR ortalamasının azaldığı görülmüştür.



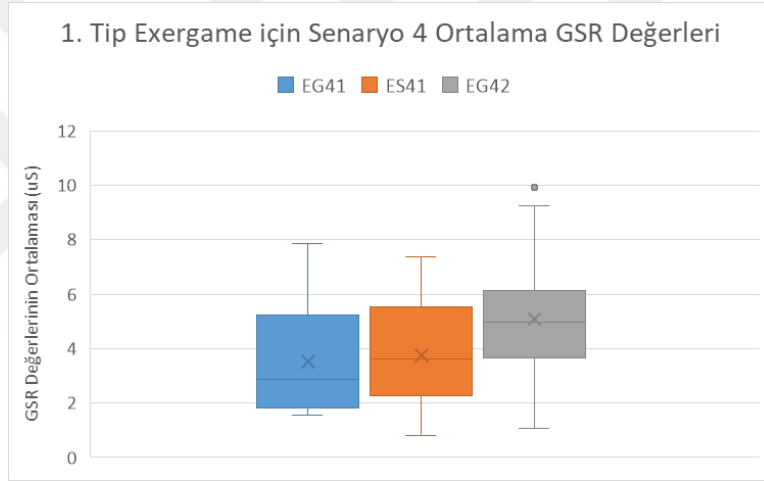
Şekil 4.1. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri



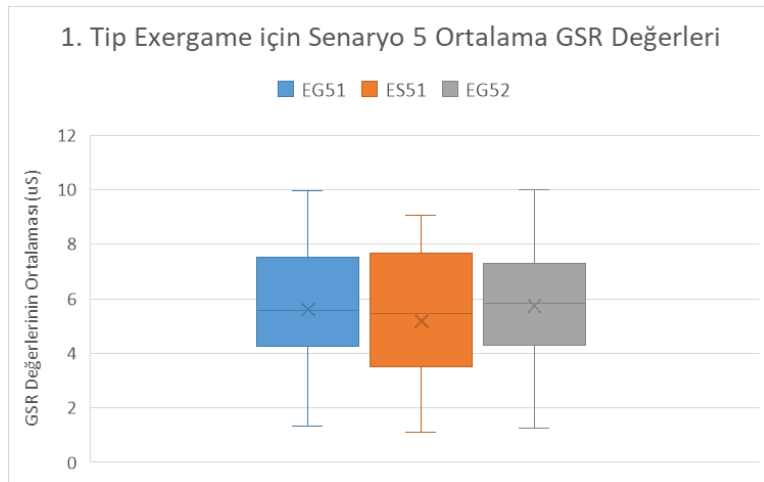
Şekil 4.2. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri



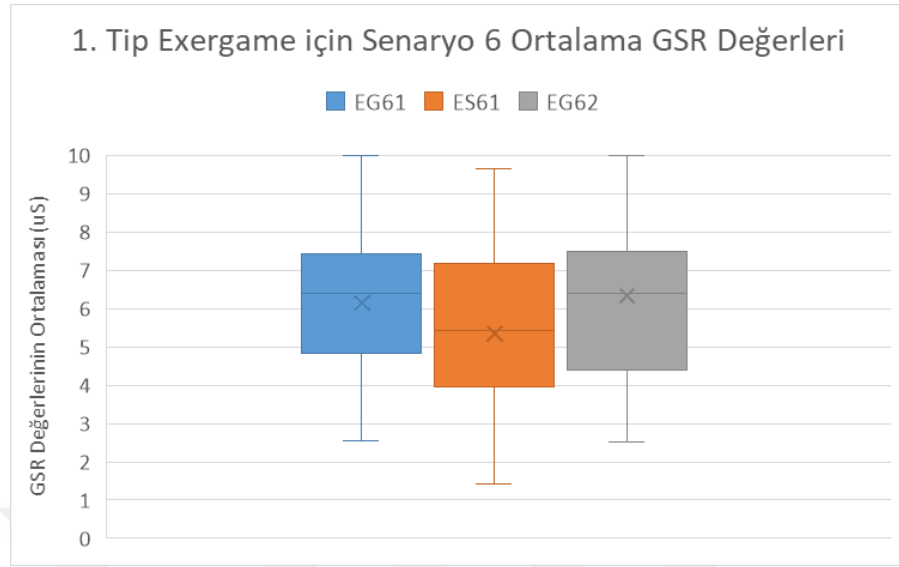
Şekil 4.3. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri



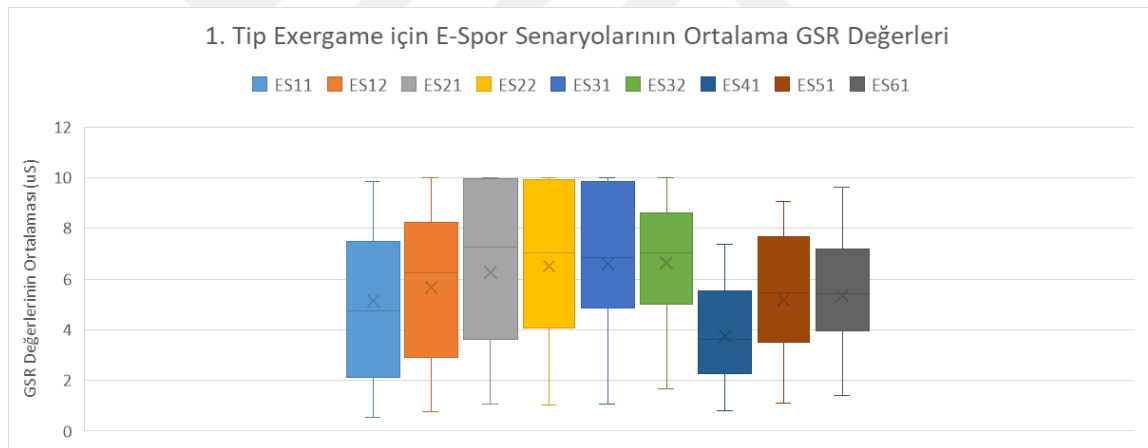
Şekil 4.4. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.5. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.6. Hot Squat oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri



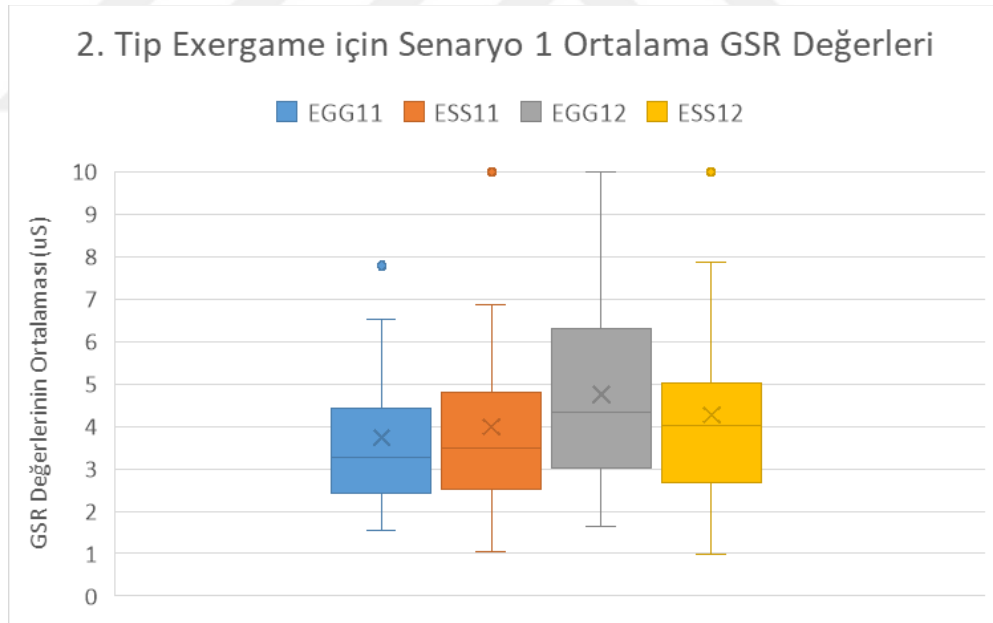
Şekil 4.7. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri

Şekil 4.8., Şekil 4.9., Şekil 4.10., Şekil 4.11., Şekil 4.12., Şekil 4.13. ve Şekil 4.14.'de grup 2'ye yani exergame olarak sadece Beat Saber oynayan gruba ait ortalama GSR değerlerine ait grafikler bulunmaktadır. Senaryo 1,2 ve 3'e ait e-spor oturumları 10'ar dakika, senaryo 4,5 ve 6'ya ait e-spor oturumları ise 15'er dakikadır. Senaryo 1 ve 4'te 1'er dk'lık exergame, senaryo 2 ve 5'te 3'er dk'lık exergame, senaryo 3 ve 6'da ise 5'er dk'lık exergame oturumları bulunmaktadır.

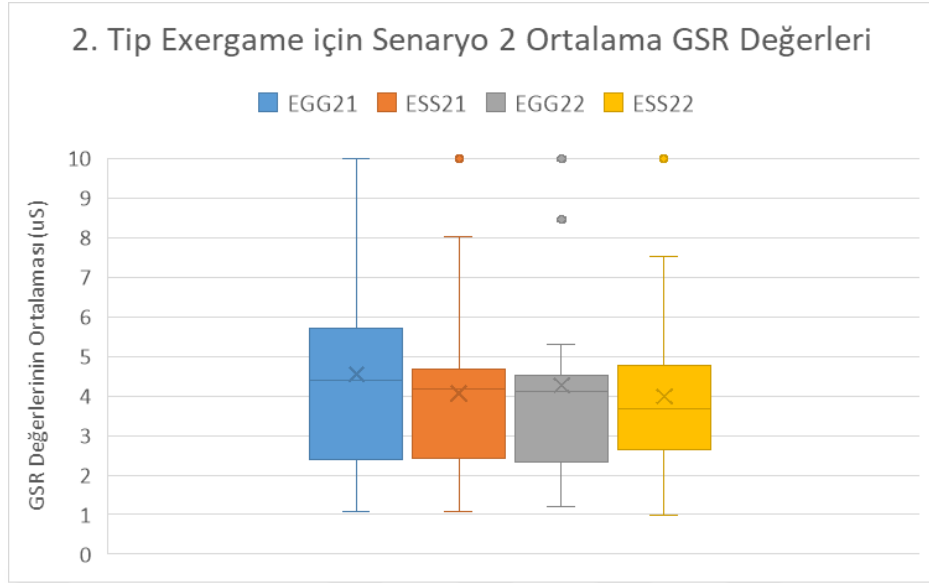
Aynı süre exergame oynamış 10 ve 15 dk'lık senaryoları karşılaştırdığımızda (senaryo 1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6); 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1 ve 2'deki e-spor oturumları ortalama GSR değerleri 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip

senaryo 4 ve 5'teki e-spor oturumları ortalama GSR değerlerinden yüksek, senaryo 3 ve 6'daki e-spor oturumu ortalama GSR değerleri birbirine yakın çıkmıştır. Aynı süre e-spor farklı süre exergame oynanmış oturumların (senaryo 1-2-3, senaryo 4-5-6) ortalama GSR değerlerini karşılaştırdığımızda; 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryoların ilk oturumlarında, öncesinde 1'er ve 3'er dakika exergame oynanan senaryo 1 ve 2 e-spor oturumlarının ortalama GSR değerleri birbirine yakın, öncesinde 5'er dakika exergame oynanan senaryo 3 e-spor oturumlarının ortalama GSR değerleri de senaryo 1 ve 2'nin değerlerinden düşük çıkmıştır. 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryoların ikinci oturumlarında ise öncesinde 1 dakika exergame oynanan e-spor oturumu en yüksek, öncesinde 5 dakika exergame oynanan e-spor oturumu ise en düşük ortalama GSR değerine sahiptir. 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryolarda ise ortalama GSR değerlerini küçükten büyüğe doğru sıraladığımızda; öncesinde 1 dakika exergame oynanan senaryo 4 e-spor oturumu ortalama GSR değeri en düşük, öncesinde 5 dakika exergame oynanan senaryo 6 e-spor oturumu ortalama GSR değeri en büyük değerdedir. Senaryo 1 ve 4 haricindeki tüm senaryolarda exergame oturumlarının ortalama GSR değerleri e-spor oturumlarından yüksek çıkmıştır.

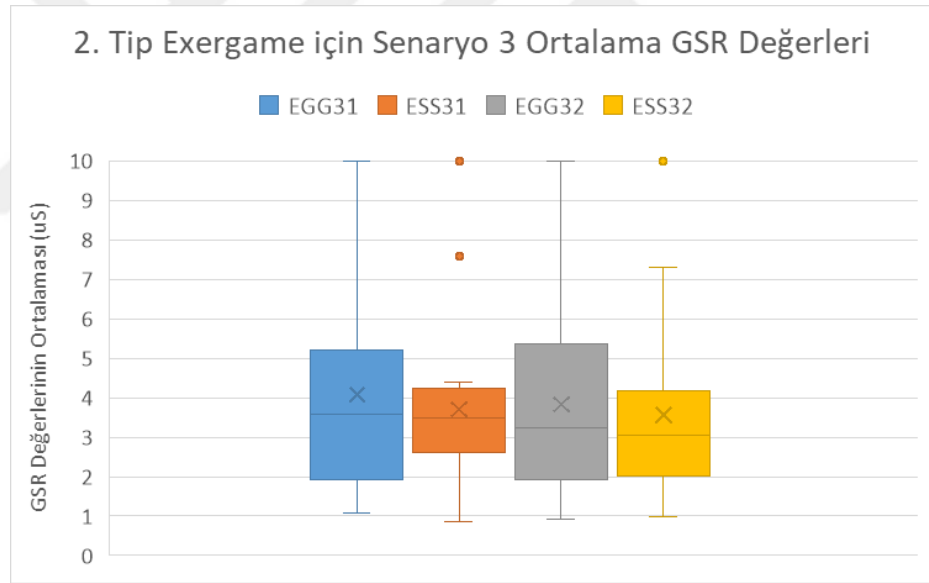
E-spor süresi karşılaştırılan e-spor oturumları senaryo 3 ve 6 haricinde grup 1 ile benzer sonucu vermiştir. Exergame oynama süresinin e-spor oturumlarına etkisine baktığımız karşılaştırmalarda 15 dk'lık senaryolar için grup 1 ile benzer sonuçta olduğu görülmüştür. Exergame ve e-spor ortalamalarının birbiriyle karşılaştırıldığı durumda da grup 1 ile benzer sonuç verildiği görülmektedir.



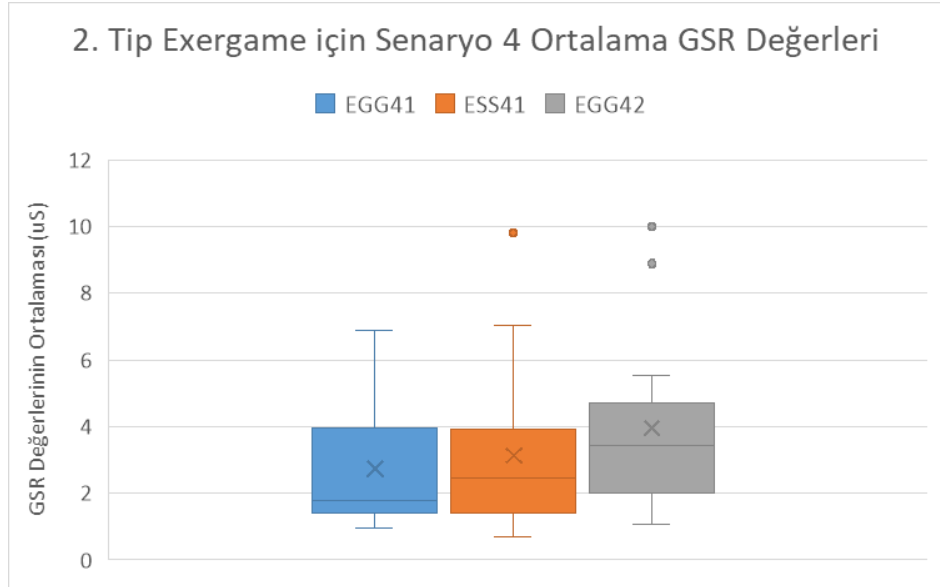
Şekil 4.8. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri



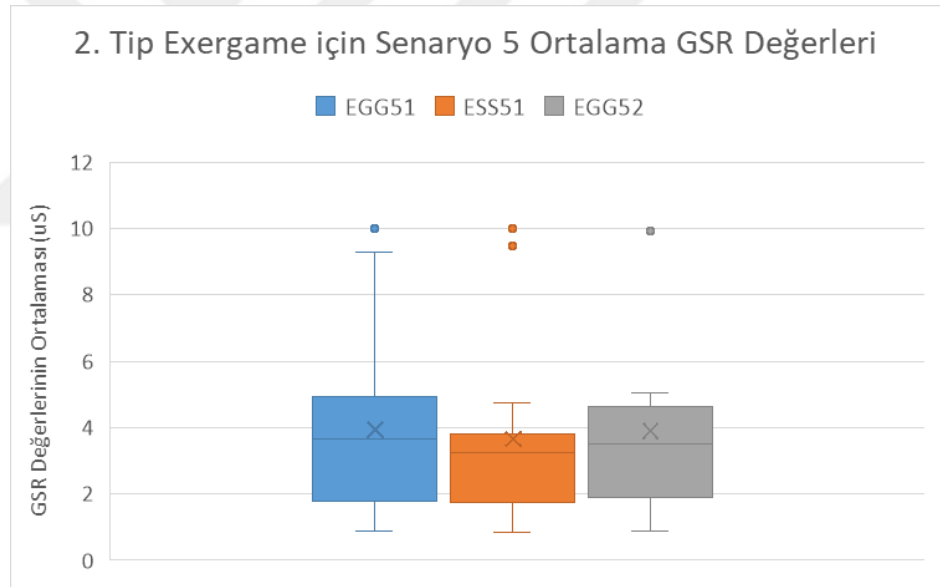
Şekil 4.9. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri



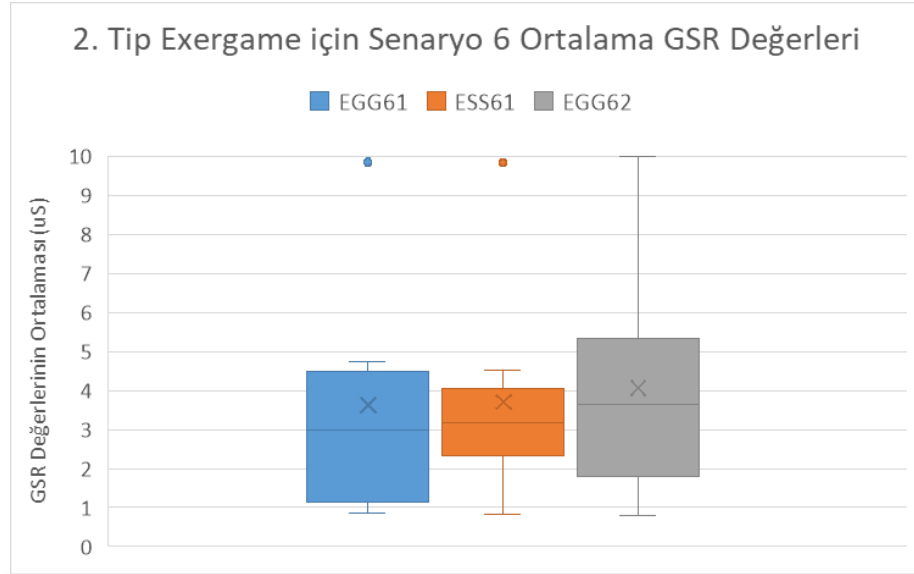
Şekil 4.10. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri



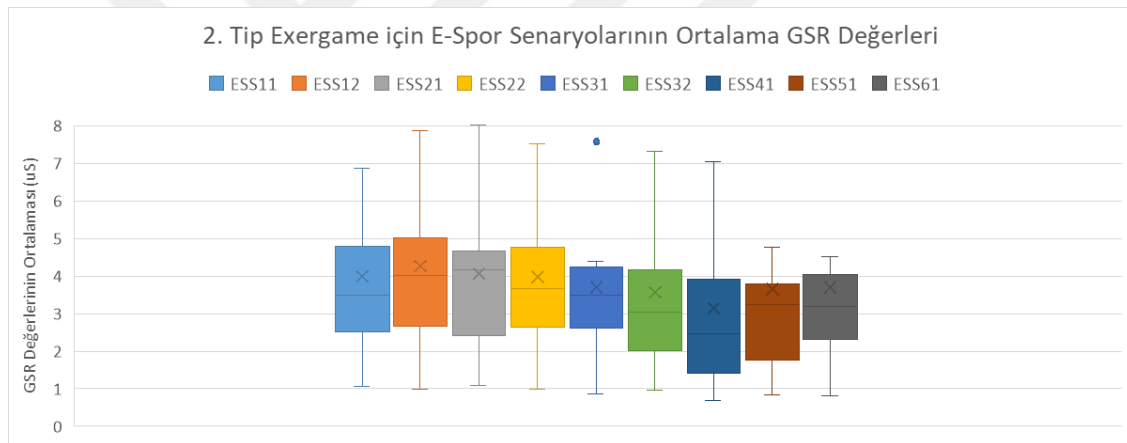
Şekil 4.11. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.12. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.13. Beat Saber oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri

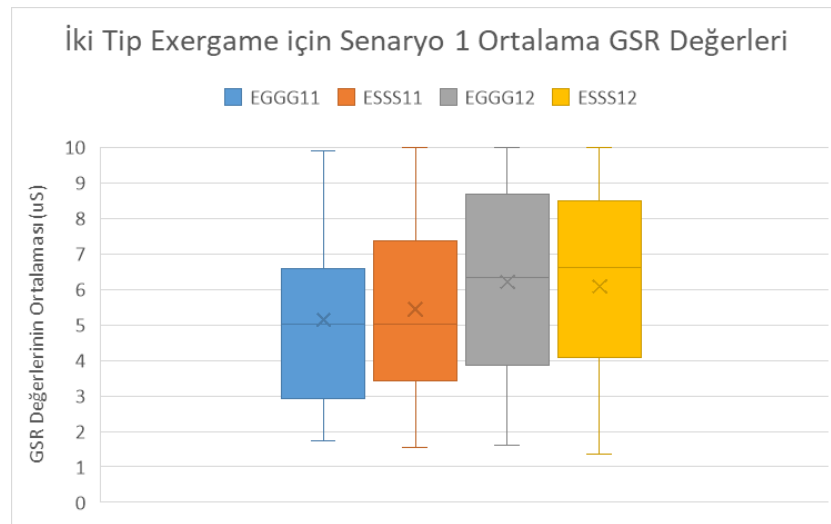


Şekil 4.14. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri

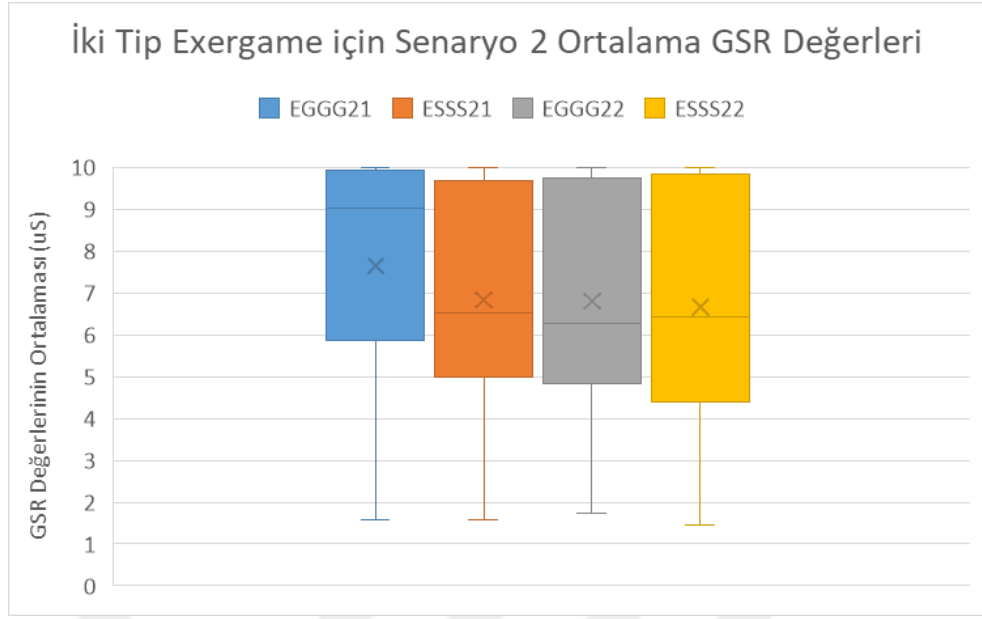
Şekil 4.15., Şekil 4.16., Şekil 4.17., Şekil 4.18., Şekil 4.19., Şekil 4.20. ve Şekil 4.21.'de grup 3'e yani hem Hot Squat hem Beat Saber exergame oyunlarını oynayan gruba ait ortalama GSR değerlerine ait grafikler bulunmaktadır. Senaryo 1,2 ve 3'e ait e-spor oturumları 10'ar dakika, senaryo 4,5 ve 6'ya ait e-spor oturumları ise 15'er dakikadır. Senaryo 1 ve 4'te 1'er dk'lık exergame, senaryo 2 ve 5'te 3'er dk'lık exergame, senaryo 3 ve 6'da ise 5'er dk'lık exergame oturumları bulunmaktadır. Senaryo 1, 2 ve 3'te exergame-1 olarak Hot Squat oyunu oynandıktan sonra e-spor oyununa geçilmiş ve onun ardından exergame-2 olarak Beat Saber oyunu oynanıp tekrar e-spor oyununa geçilmiştir. Senaryo 4,5 ve 6'da da senaryo 1, 2 ve 3'te olan oyun sırası izlenmiştir ancak bu senaryolarda tek e-spor oturumu bulunmaktadır.

Aynı süre exergame oynamış 10 ve 15 dk'lık senaryoları karşılaştırdığımızda (senaryo 1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6); 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1, 2 ve 3'teki e-spor oturumları ortalama GSR değerleri 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 4, 5 ve 6'daki e-spor oturumları ortalama GSR değerlerinden yüksek çıkmıştır. Aynı süre e-spor farklı süre exergame oynanmış (senaryo 4-5-6) 15 dk'lık e-spor ortalama GSR değerlerini küçükten büyüğe doğru sıraladığımızda; öncesinde 1 dakika exergame oynanan senaryo 4 e-spor oturumu (ESSS41) ortalama GSR değeri en düşük, öncesinde 5 dakika exergame oynanan senaryo 6 e-spor oturumu (ESSS61) ortalama GSR değeri en büyük değerdedir. Bu karşılaştırmayı 10 dk'lık e-spor ortalama GSR değerleri için yaptığımızda; Beat Saber sonrası gelen 2. ve 3. senaryo oturumları hariç diğer tüm oturumlarda 1 dk'lık exergame sonrası gelen e-spor oturumları en düşük çıkarken 5 dk'lık exergame oturumları sonrası gelen e-spor oturumları daha yüksek çıkmıştır (ESSS11<ESSS21<ESSS31 ve ESSS12<ESSS22~ESSS32). İki farklı tip exergame oyununun etkisini karşılaştırdığımızda (senaryo 1-2-3); senaryo 2 ve 3'teki Hot Squat exergame oturumları sonrası gelen e-spor oturumlarının (ESSS21 ve ESSS31) ortalama GSR değerleri, Beat Saber exergame oturumları sonrası gelen e-spor oturumlarının (ESSS22 ve ESSS32) ortalama GSR değerlerinden yüksek çıktığı görülmüştür (ESSS21>ESSS22 ve ESSS31>ESSS32). Senaryo 1 ve 4 haricindeki tüm senaryolarda exergame oturumlarının ortalama GSR değerleri e-spor oturumlarından yüksek çıkmıştır.

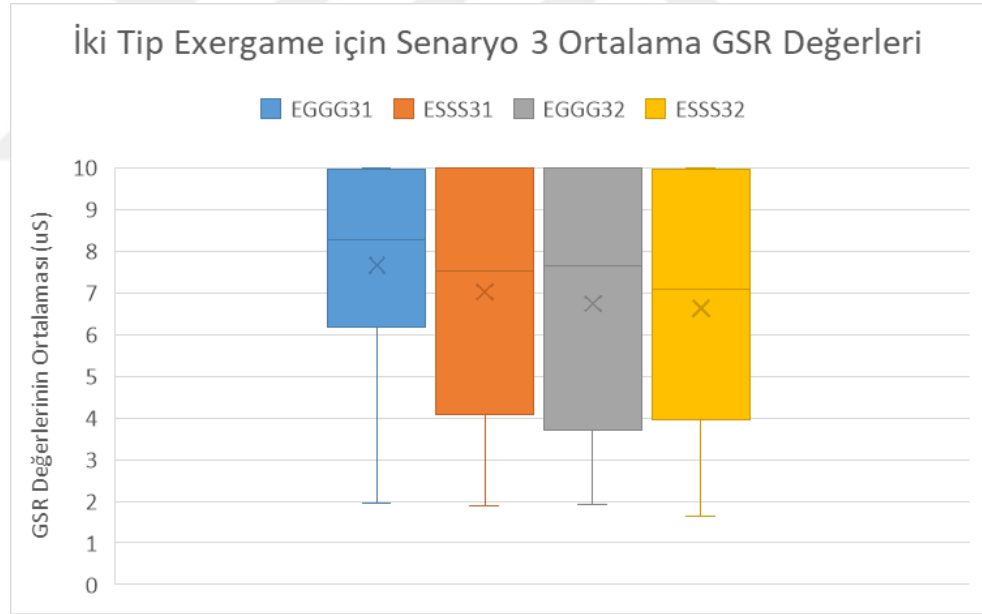
E-spor süresi karşılaştırılan e-spor oturumları diğer gruplarla benzer sonucu vermiştir. Exergame oynama süresinin e-spor oturumlarına etkisine baktığımız karşılaştırmalarda senaryo 2 ve 3'ün 2. oturumları (ESSS22 ve ESSS32) hariç grup 1'in tüm e-spor oturumları, grup 2'nin 15 dk'lık e-spor oturumları ile benzer sonuçta olduğu görülmüştür. Exergame ve e-spor ortalamalarının birbiriyle karşılaştırıldığı durumda da diğer gruplar ile benzer sonuç verildiği görülmektedir. İki oyun farkında da senaryo 1 hariç Hot Squat oyunundan sonra gelen e-spor oturumlarının GSR ortalama değerinin Beat Saber'dan yüksek olduğu görülmüştür.



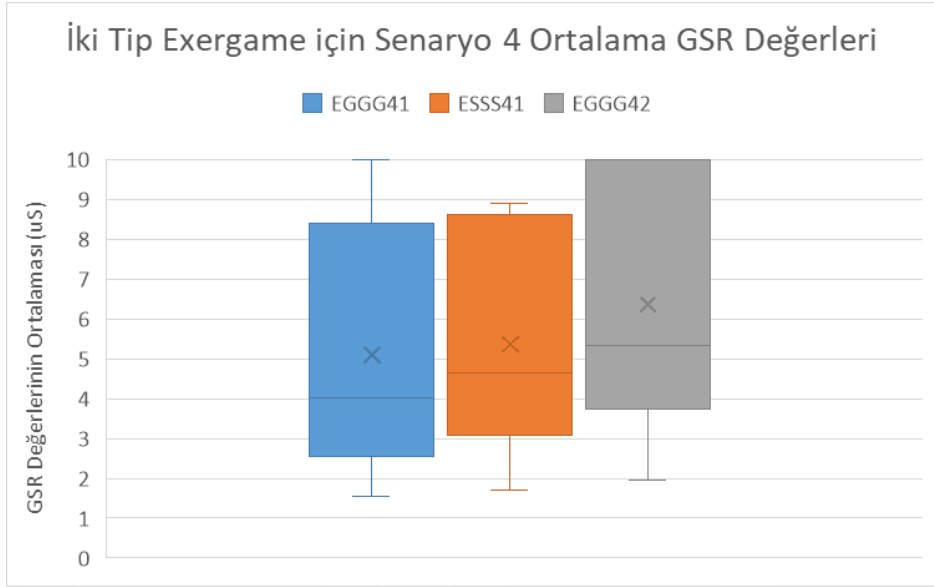
Şekil 4.15. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 1 ortalama GSR değerleri



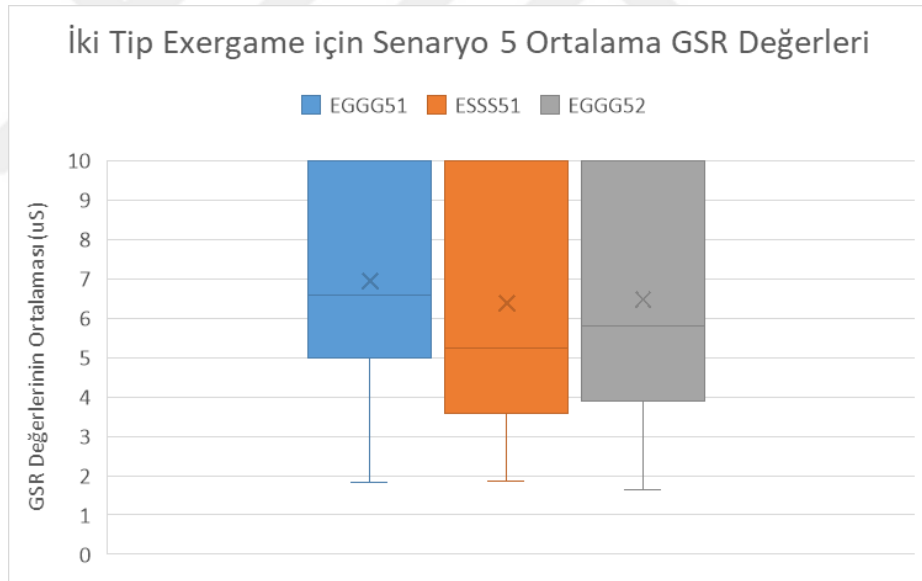
Şekil 4.16. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 2 ortalama GSR değerleri



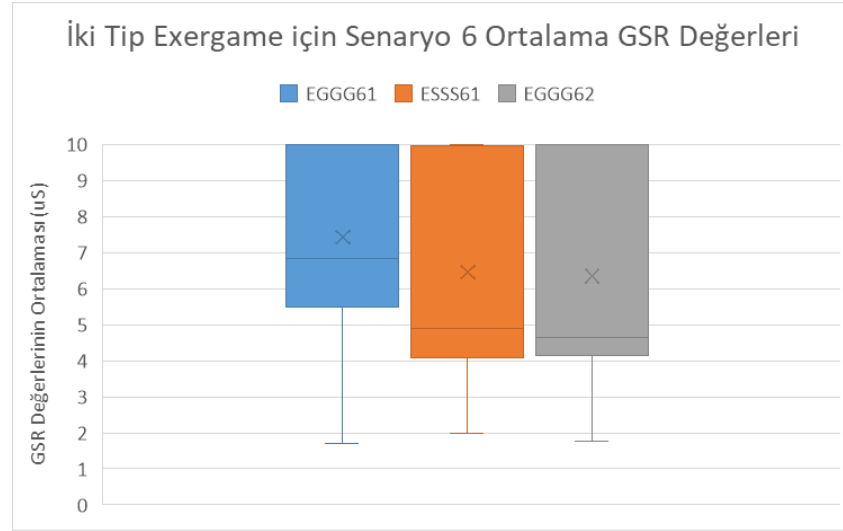
Şekil 4.17. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 3 ortalama GSR değerleri



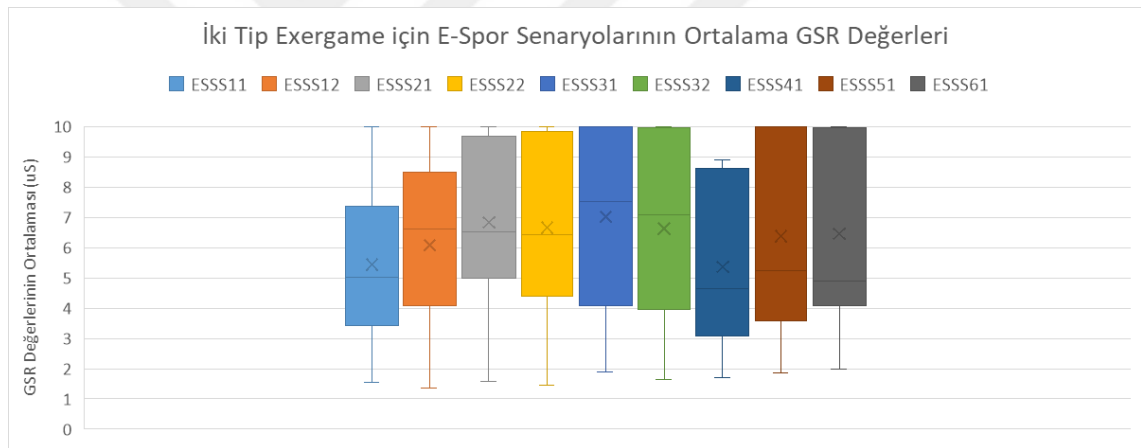
Şekil 4.18. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 4 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.19. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 5 ortalama GSR değerleri

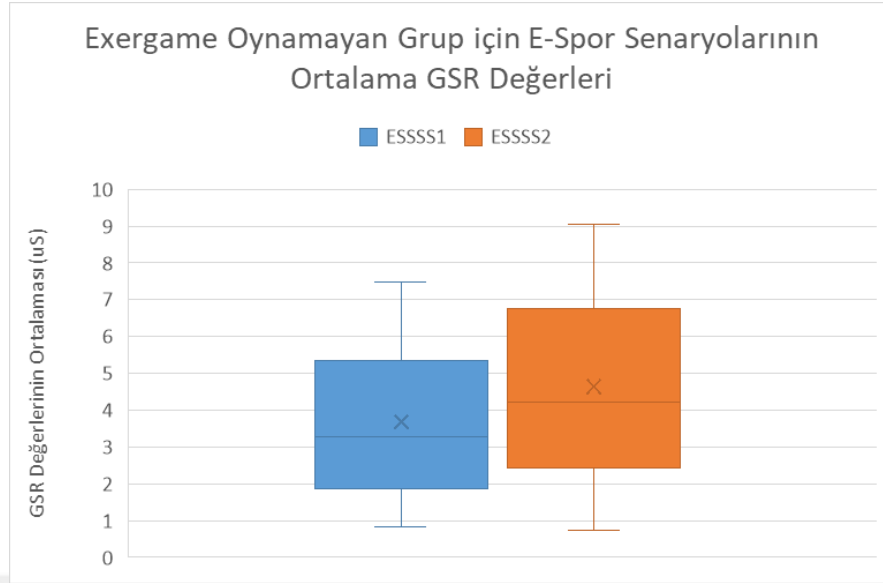


Şekil 4.20. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan gruba ait senaryo 6 ortalama GSR değerleri



Şekil 4.21. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun e-spor oturumlarına ait ortalama GSR değerleri

Şekil 4.22.' de grup 4'e yani exergame oynamayan gruba ait ortalama GSR değerleri grafikleri bulunmaktadır. Senaryo 1 10 dk'lık e-spor oturumu (ESSS1), senaryo 2 ise 15 dk'lık e-spor oturumu (ESSS2) içermektedir. 10 dk'lık e-spor oturumu ortalama GSR değeri, 15 dk'lık e-spor oturumu ortalama GSR değerinden düşük çıkmıştır.



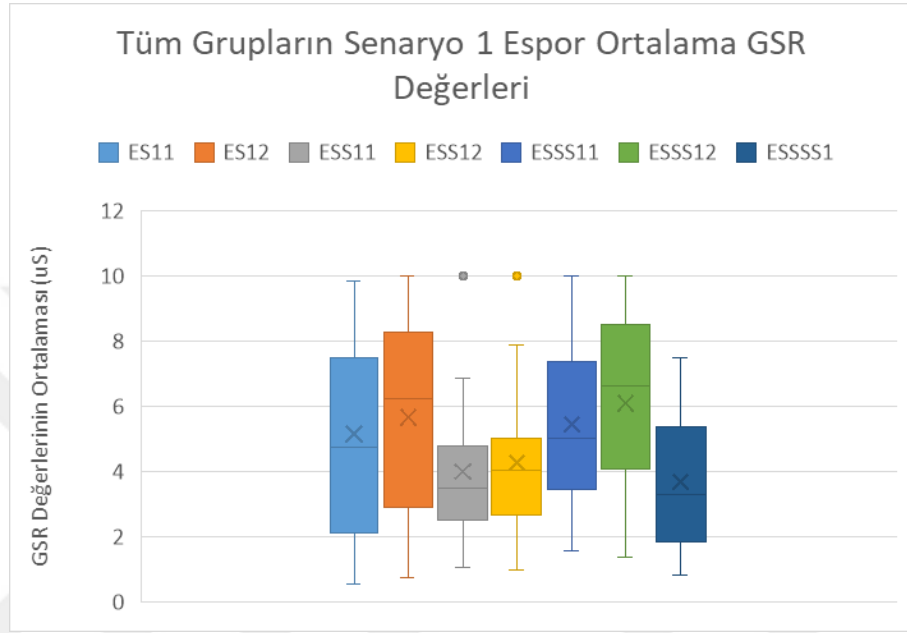
Şekil 4.22. Exergame oynamayan gruba ait senaryoların ortalama GSR değerleri

Gruplar arası karşılaştırma için senaryo bazında tüm grupların bulunduğu grafikler Şekil 4.23., Şekil 4.24., Şekil 4.25., Şekil 4.26., Şekil 4.27. ve Şekil 4.28’de gösterilmiştir. Grafiklerde grup 1’e ait oturumlar tek ‘S’ ile, grup 2’ye ait oturumlar 2 adet ‘S’ ile, grup 3’e ait oturumlar 3 adet ‘S’ ile, grup 4’e ait oturumlar 4 adet ‘S’ ile grafiklerde sırayla gösterilmiştir. Gösterilen senaryolara ait oturumlarda gözüktüğü gibi, ilk 3 senaryo ve ilk 3 grup için 1 tur exergame sonrası 1 tur e-spor oturumu ardından tekrar 1 tur exergame ve 1 tur e-spor oturumu gelmektedir. Bu yüzden ilk 3 senaryoya ait grafiklerde 1. grup için 2, 2. grup için 2, 3. grup için 2 ve 4. grup için 1 olmak üzere toplam 7 e-spor oturumu bulunmaktadır. Senaryo 4,5 ve 6’da ise tek e-spor oturumu olduğu için toplam 4 e-spor oturumu bulunmaktadır. 4. gruba ait olan ESSSS1 e-spor oturumu 10 dk ve ESSSS2 e-spor oturumu 15 dk olduğu için 10 dk’lık e-spor oturumları içeren ilk 3 senaryo grafiklerinde ESSSS1 oturumu, 15 dk’lık e-spor oturumları içeren son 3 senaryoya ait grafiklerde ise ESSSS2 oturumu değerlendirmeye alınmıştır.

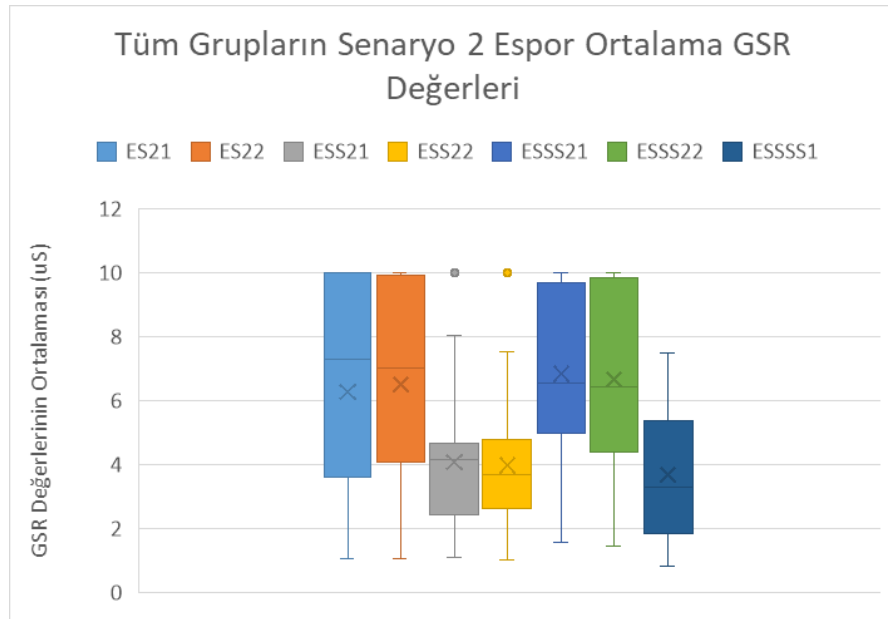
Aynı süre exergame oynamış 10 ve 15 dk’lık senaryoları karşılaştırdığımızda (senaryo 1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6); grup 2 senaryo 3 ve 6 dışındaki tüm grup ve senaryolarda, 10 dk’lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1, 2 ve 3’teki e-spor oturumları ortalama GSR değerleri 15 dk’lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 4, 5 ve 6’daki e-spor oturumları ortalama GSR değerlerinden yüksek çıkmıştır. Aynı süre e-spor farklı süre exergame oynanmış (senaryo 1-2-3 ve senaryo 4-5-6) grafiklerine baktığımızda; 10 dk’lık e-spor oturumlarında (senaryo 1, 2 ve 3) en düşük ortalama GSR değerleri grup 2 oturumları ve grup 4 oturumunda çıkmıştır, 15 dk’lık e-spor oturumlarında (senaryo 4, 5 ve 6) ise en düşük ortalama GSR değerleri sadece grup 2 oturumlarında çıkmıştır.

İlk 3 senaryo için en düşük ortalama GSR değerleri grup 2 ve 4’te, son üç senaryo için ise sadece grup 2’de görülmüş bu sebeple uzun süreli e-spor oturumlarında exergame oynamanın etkisinin kısa süreli oturumlardan fazla olduğu yorumu yapılmıştır. (Gündoğdu vd., 2021) tarafından yapılan projede de e-spor oynama durumundaki GSR değerleri oynamama durumundan yüksek çıkmıştır. Buradan hareketle e-spor oturumları

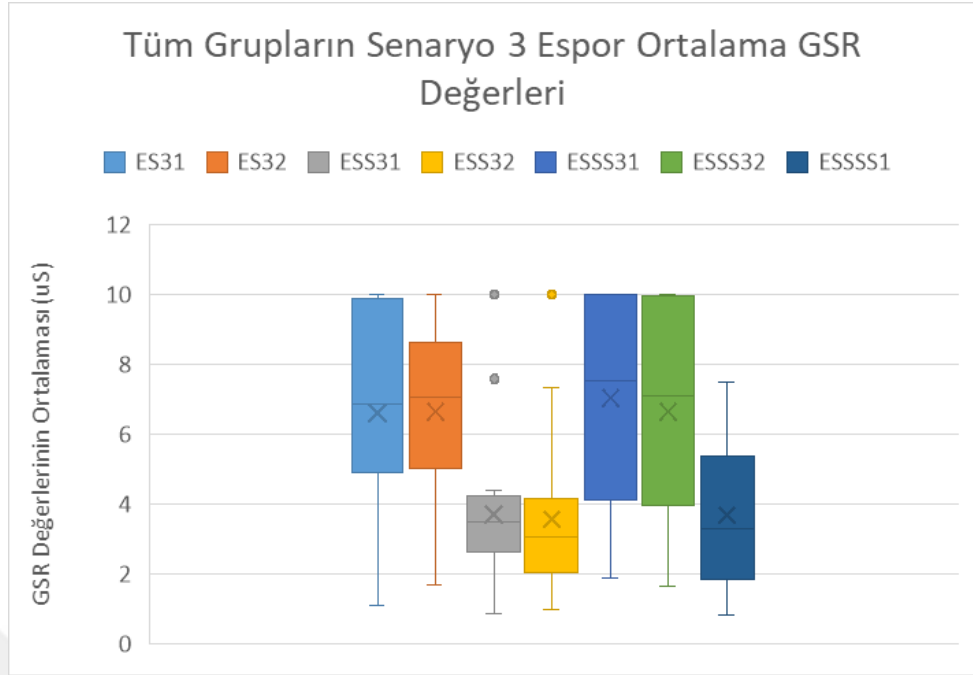
öncesinde Beat Saber oyunu oynanmış e-spor oturumlarındaki ortalama GSR değerlerinin hiç oynamayan grup 4 oturumlarından düşük çıkması bu exergame oyununun düşürücü bir GSR etkisi olduğu yorumunu ortaya çıkarmıştır. Öncesinde Beat Saber oynanan 3. grup 2. oturumlarında düşük GSR çıkması 1. oturumlar öncesi oynanan Hot Squat oyununun ortalama GSR değerini yükseltmesinden kaynaklı olduğunu düşündürmüştür. Hot Squat exergame oturum ortalama GSR değerleri Beat Saber oturumlarından yüksektir.



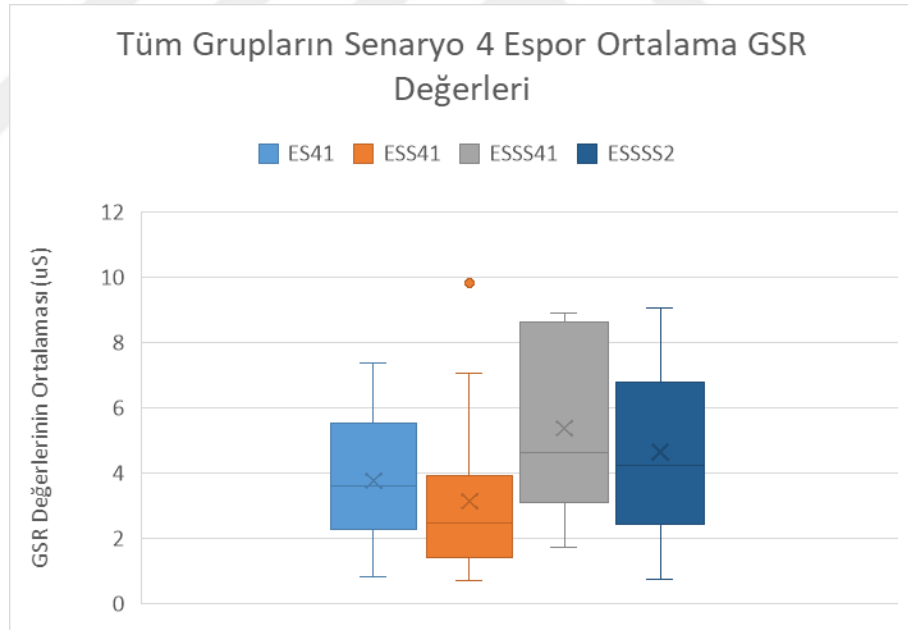
Şekil 4.23. Tüm grupların senaryo 1 e-spor ortalama GSR değerleri



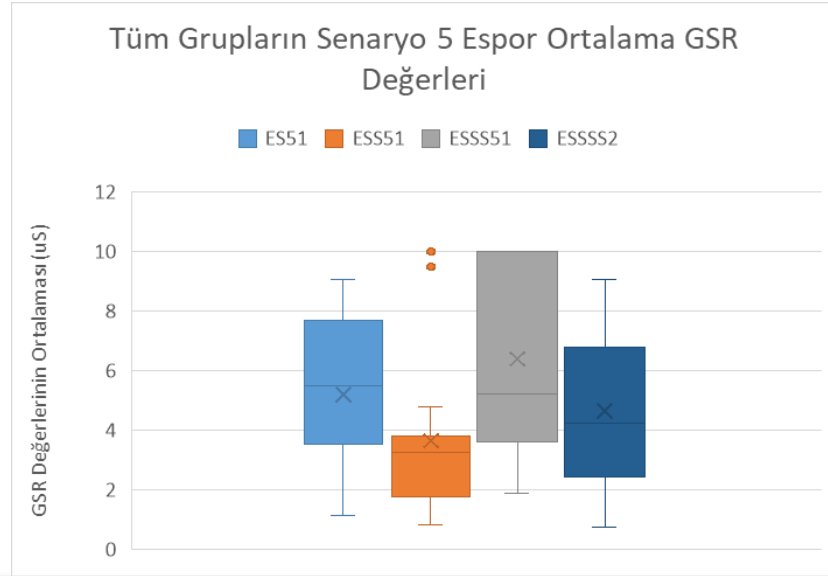
Şekil 4.24. Tüm grupların senaryo 2 e-spor ortalama GSR değerleri



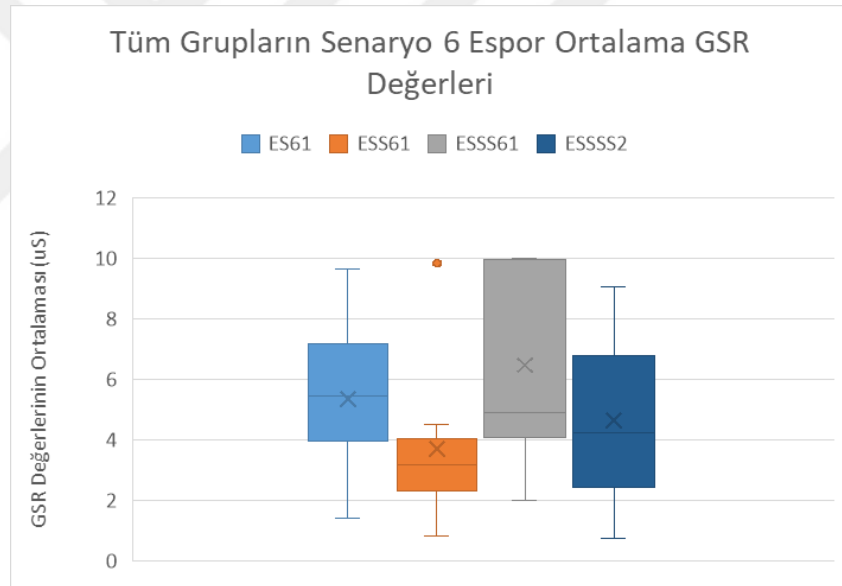
Şekil 4.25. Tüm grupların senaryo 3 e-spor ortalama GSR değerleri



Şekil 4.26. Tüm grupların senaryo 4 e-spor ortalama GSR değerleri



Şekil 4.27. Tüm grupların senaryo 5 e-spor ortalama GSR değerleri



Şekil 4.28. Tüm grupların senaryo 6 e-spor ortalama GSR değerleri

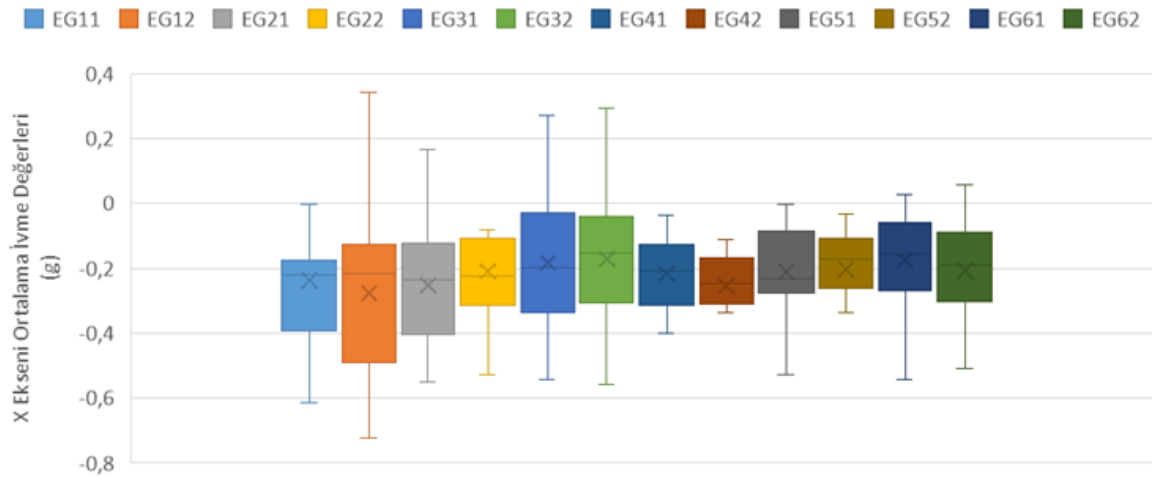
4.1.2. İvme Verileri Analiz Bulguları

Çalışmada bulunan 4 grubun tüm senaryo, oturum ve eksenlerine ait ortalama ivme değerlerinin grup içi ve gruplar arası kutu grafikleri çizilmiştir. İlk önce grupların sırasına göre grup içi değerlendirmeler, ardından gruplar arası değerlendirmeler verilmiştir. Literatürde, ivme verilerinden hareketle fiziksel aktivite hareket tiplerinin belirlendiği birçok çalışma mevcuttur (Fridriksdottir & Bonomi, 2020; Jalal vd., 2020). Bu çalışmada da tüm katılımcıların maksimum değer, minimum değer, ortalama, standart sapma, medyan, çarpıklık, basıklık, etkin değer ve güç değerleri hesaplanmış ancak tüm

katılımcıların ortalama değer özneteliği kutu grafiği olarak çizdirilmiş ve yorumlanmıştır. İvme verilerinde telefonun konumu baz alınmış ve telefon katılımcıların sağ koluna telefon yüzeyi dışa dönük olacak şekilde takılmıştır. Y eksenini yukarı-aşağı, x eksenini sağ-sol ve z eksenini ön-arka yöndeki hareketleri belirtir. 3 eksen toplamı ise x, y ve z eksenlerinin karelerinin karekök içerisinde toplanması ile bulunan toplamı ifade eder.

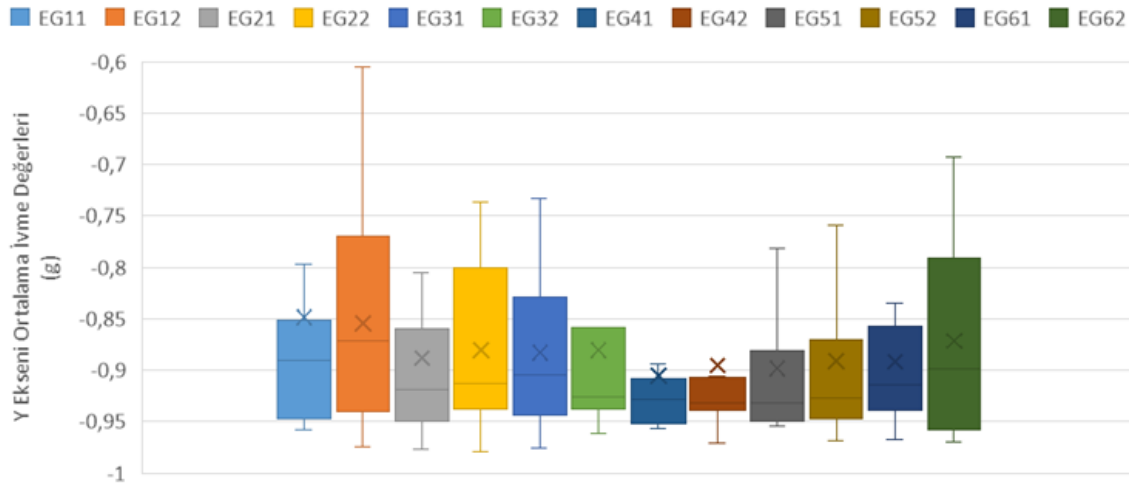
Şekil 4.29., Şekil 4.30., Şekil 4.31. ve Şekil 4.32.'de grup 1'e yani exergame olarak sadece Hot Squat oynayan gruba ait x, y, z ve üç eksen toplam için ortalama ivme değerleri grafikleri bulunmaktadır. En büyük ortalama ivme değeri y ekseninde, en düşük ortalama ivme değeri z ekseninde görülmüştür. Y ekseninde senaryo 4, 5 ve 6 için ortalama ivme değerleri senaryolara bağlı olarak incelendiğinde 1 dk exergame oyununa sahip senaryonun (senaryo 4), 5 dk exergame oyununa sahip senaryoya (senaryo 6) göre daha düşük ortalama ivmeye sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu da süre uzadıkça oyunda geçilen seviyenin arttığı ve seviye arttıkça da oyundaki oturup kalkma hızının arttığının desteklendiğini göstermiştir. X ve y eksenindeki ortalama ivme değerleri senaryolara bağlı olarak incelendiğinde senaryo 1, 2 ve 3 ortalama ivme değerleri senaryo 4, 5 ve 6 ortalama ivme değerlerinden yüksek olduğu görülmüştür. En az ortalama ivmenin z ekseninde olduğu gözleminden hareketle katılımcıların hepsinin squat yaparken öne geriye hızlı hareket etmediği düşünülmektedir. 3 eksenin toplamına baktığımızda ortalamaların tüm oturumlarda 1 değeri etrafında toplandığı gözlemlenmiştir.

1. Tip Exergame için Farklı Oturumların X Eksenini Ortalama İvme Değerleri



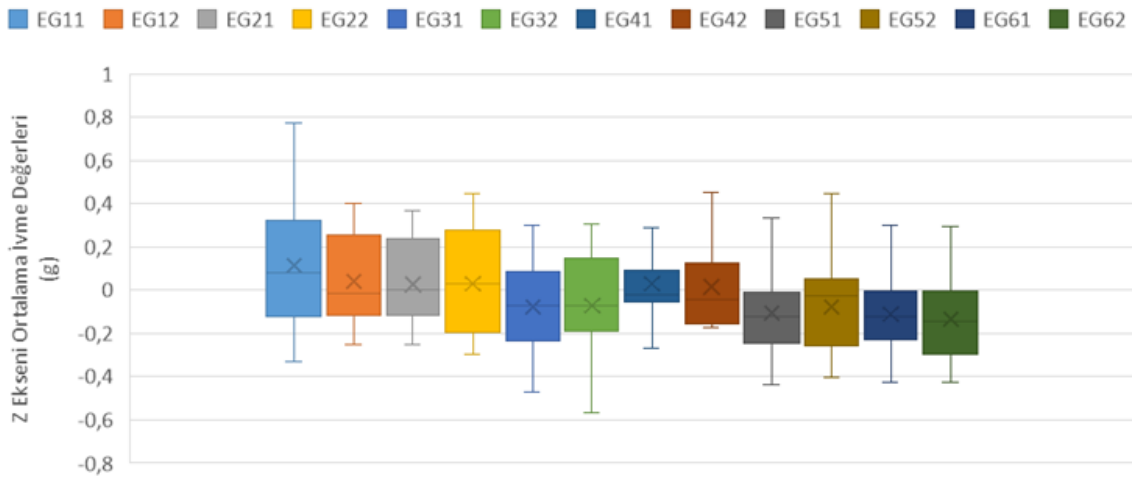
Şekil 4.29. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x eksenini için ortalama ivme değerleri

1. Tip Exergame için Farklı Oturumların Y Eksenine Ortalama İvme Değerleri



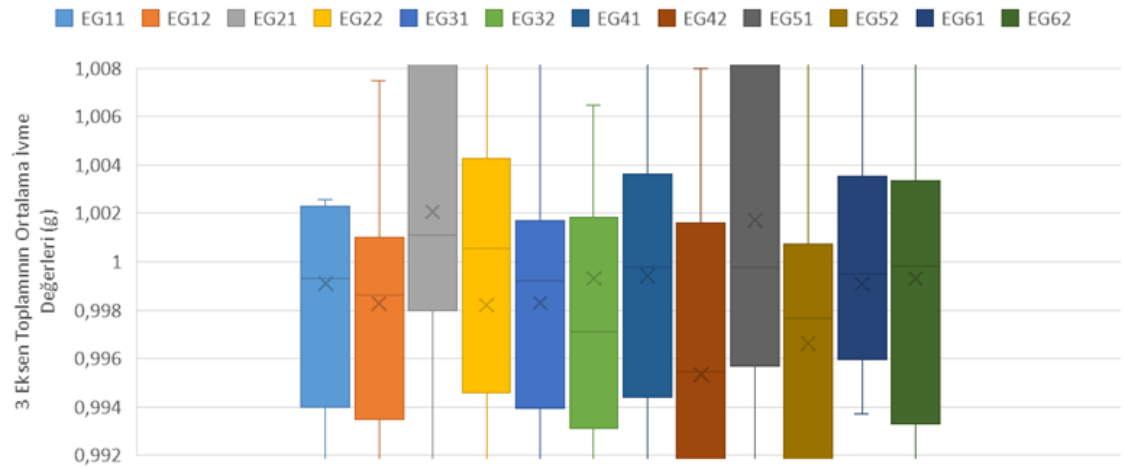
Şekil 4.30. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y eksenine için ortalama ivme değerleri

1. Tip Exergame için Farklı Oturumların Z Eksenine Ortalama İvme Değerleri



Şekil 4.31. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun z eksenine için ortalama ivme değerleri

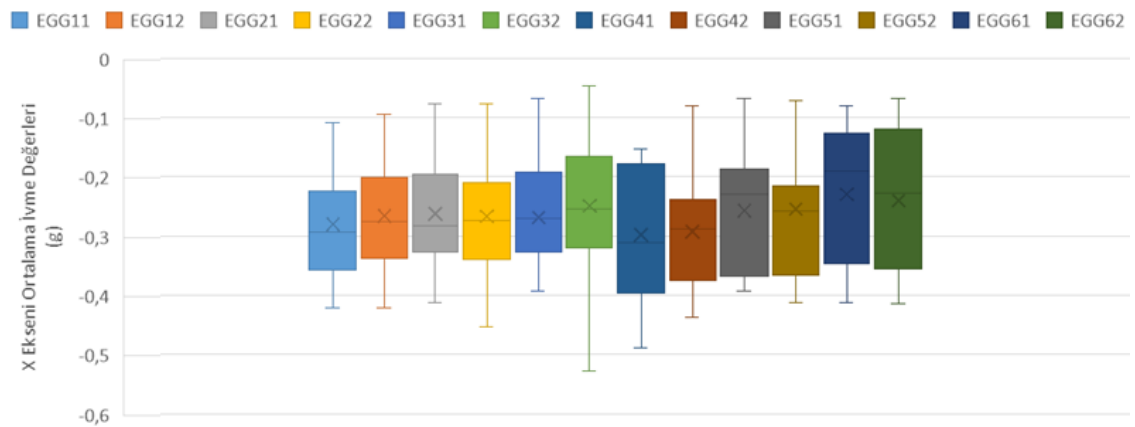
1. Tip Exergame için Farklı Oturumların 3 Eksen Toplamının Ortalama İvme Değerleri



Şekil 4.32. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri

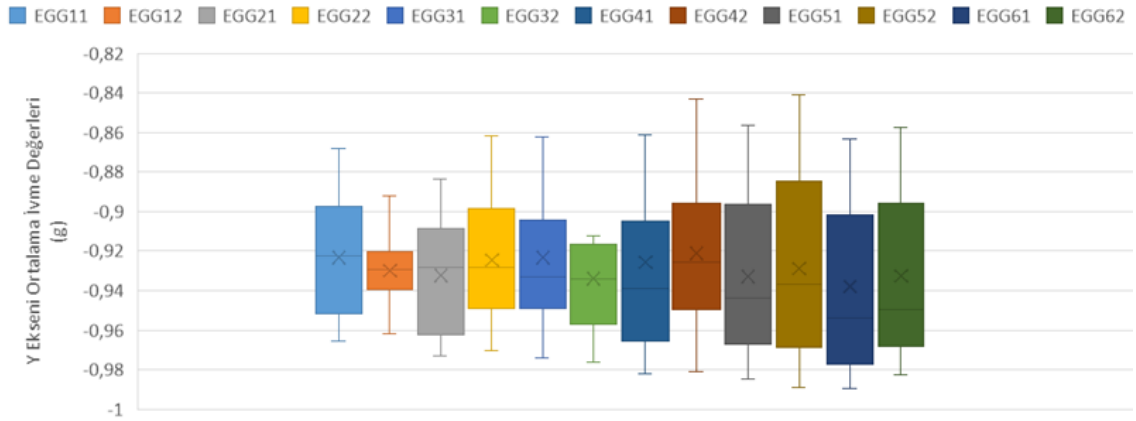
Şekil 4.33., Şekil 4.34., Şekil 4.35. ve Şekil 4.36.'da grup 2'ye yani exergame olarak sadece Beat Saber oynayan gruba ait x, y, z ve üç eksen toplam için ortalama ivme değerleri grafikleri bulunmaktadır. En büyük ortalama ivme değeri y ekseninde, en düşük ortalama ivme değeri z ekseninde görülmüştür. X eksenindeki ortalama ivme değerleri senaryolara bağlı olarak incelendiğinde senaryo 1, 2 ve 3 ortalama ivme değerleri senaryo 4, 5 ve 6 ortalama ivme değerlerinden yüksek olduğu görülmüştür. Grup 1 için de benzer sonuç görülmesinden kaynaklı exergame oturumları arasındaki süre arttıkça ivmede azalma olduğu sonucu çıkartılmıştır. 3 eksenin toplamına baktığımızda ortalamanın tüm oturumlarda 1 değeri etrafında toplandığı gözlemlenmiştir. Oyun oynama şekline bağlı olarak kutulara dikey ve yatay yönlerde vurulması x ve y eksenindeki ivmenin z ekseninden büyük olmasını sağladığı düşünülmüştür.

2. Tip Exergame için Farklı Oturumların X Eksen Ortalama İvme Değerleri



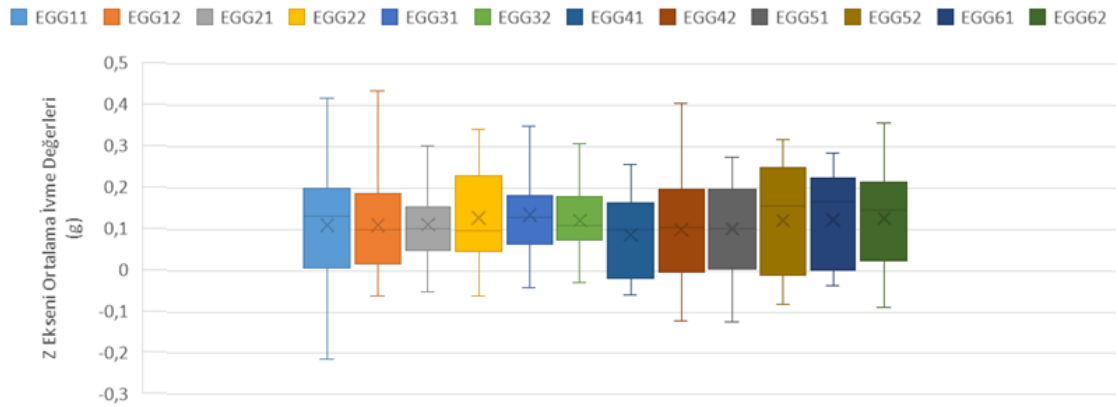
Şekil 4.33. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x eksen için ortalama ivme değerleri

2. Tip Exergame için Farklı Oturumların Y Eksenine Ortalama İvme Değerleri



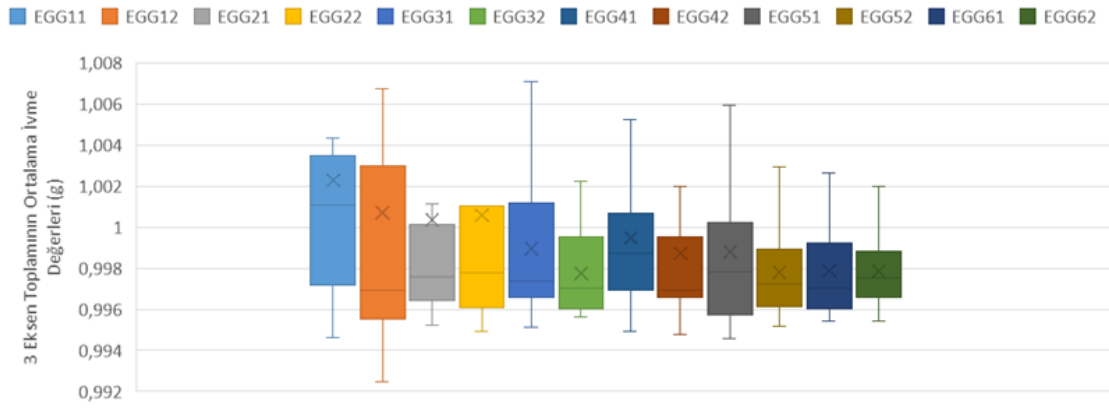
Şekil 4.34. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y eksenine için ortalama ivme değerleri

2. Tip Exergame için Farklı Oturumların Z Eksenine Ortalama İvme Değerleri



Şekil 4.35. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun z eksenine için ortalama ivme değerleri

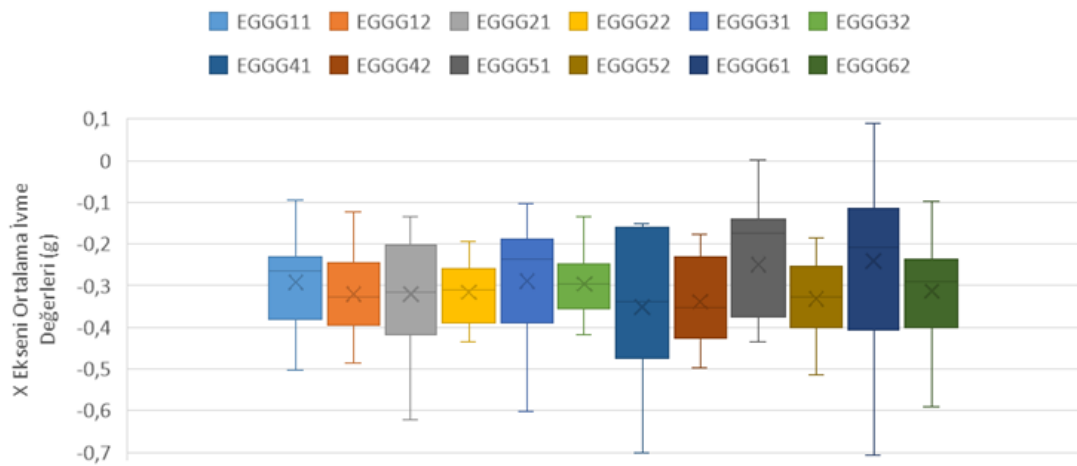
2. Tip Exergame için Farklı Oturumların 3 Eksen Toplamının Ortalama İvme Değerleri



Şekil 4.36. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri

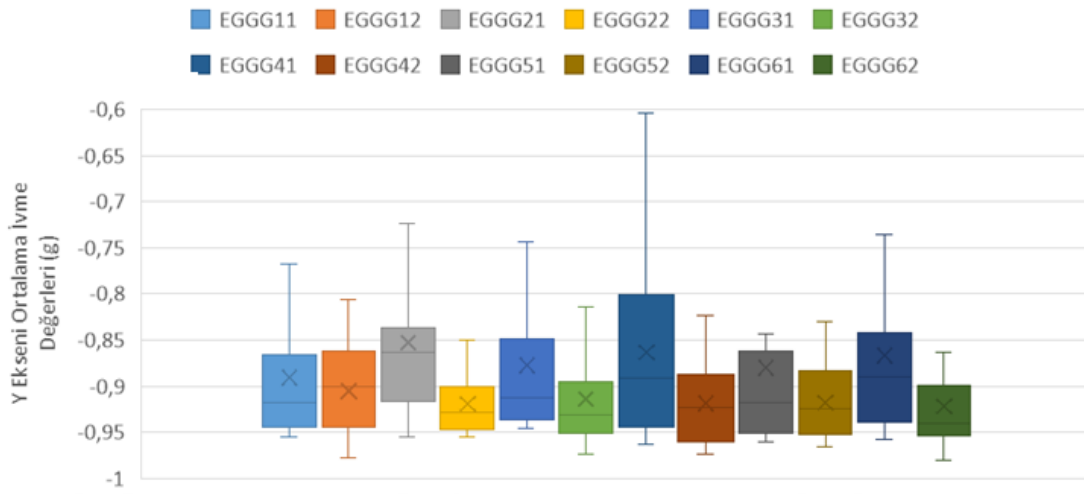
Şekil 4.37., Şekil 4.38., Şekil 4.39. ve Şekil 4.40.'da grup 3'e yani exergame olarak hem Hot Squat hem Beat Saber oynayan gruba ait x, y, z ve üç eksen toplam için ortalama ivme değerleri grafikleri bulunmaktadır. Senaryoların ilk oturumları (11, 21, 31, 41, 51 ve 61) Hot Squat exergame oyununa, ikinci oturumları (12, 22, 32, 42, 52 ve 62) ise Beat Saber oyununa ait oturumlardır. En büyük ortalama ivme değeri y ekseninde, en düşük ortalama ivme değeri z ekseninde görülmüştür. X, y ve z ekseninde; Hot Squat exergame oyununa ait oturumların ortalama ivme değerleri, Beat Saber exergame oyununa ait oturumların ortalama ivme değerlerinden düşük çıkmıştır (x eksen için senaryo 4 oturumları hariç). Üç eksen toplamında kutu uzunluklarından hareketle Beat Saber oynayan oyuncuların birbirine daha benzer ortalama ivmeye sahip olduğu düşünülmektedir.

İki Tip Exergame için Farklı Oturumların X Eksen Ortalama İvme Değerleri



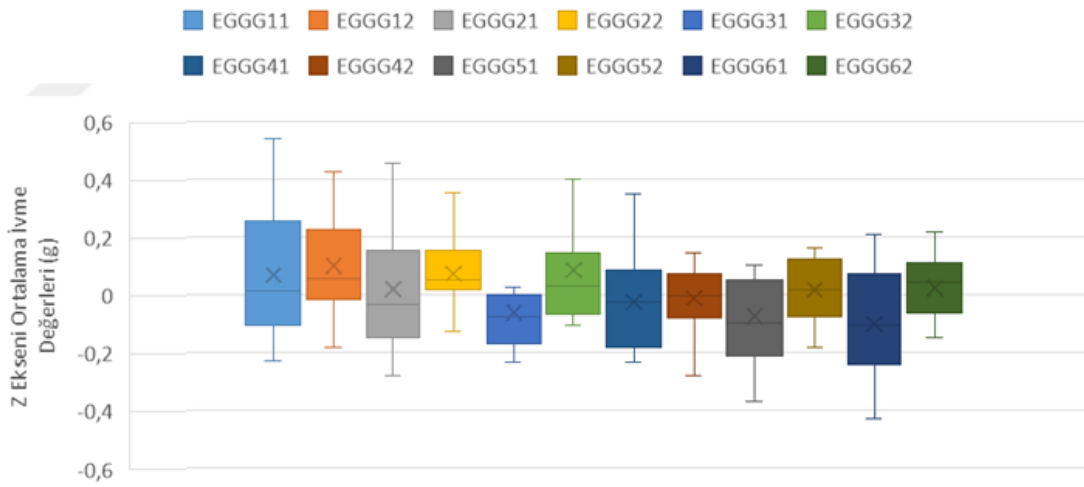
Şekil 4.37. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x eksen için ortalama ivme değerleri

İki Tip Exergame için Farklı Oturumların Y Eksenini Ortalama İvme Değerleri



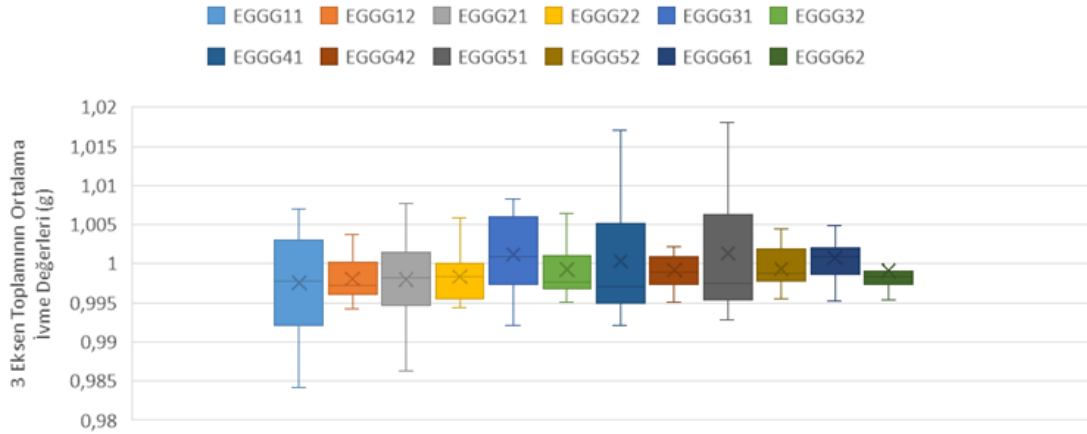
Şekil 4.38. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y eksenini için ortalama ivme değerleri

İki Tip Exergame için Farklı Oturumların Z Eksenini Ortalama İvme Değerleri



Şekil 4.39. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun z eksenini için ortalama ivme değerleri

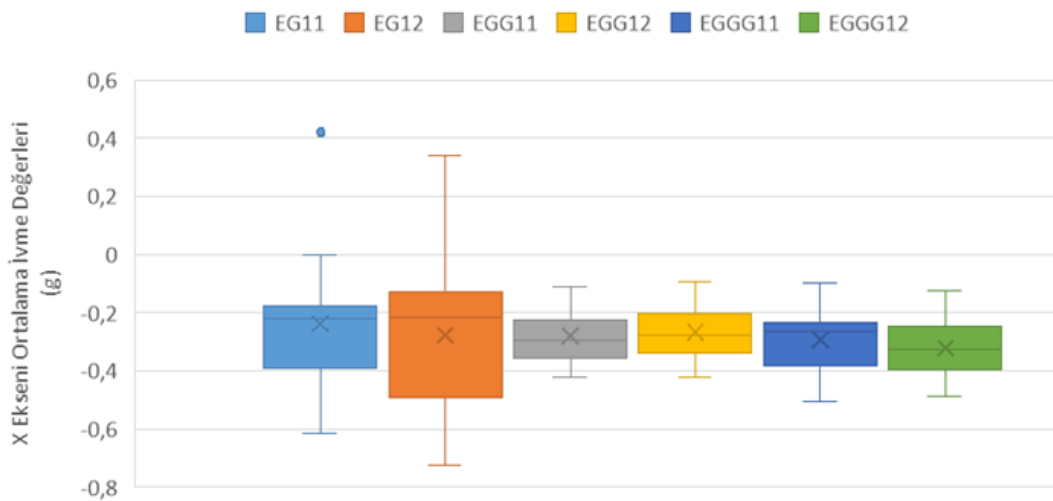
İki Tip Exergame için Farklı Oturumların 3 Eksen Toplamının Ortalama İvme Değerleri

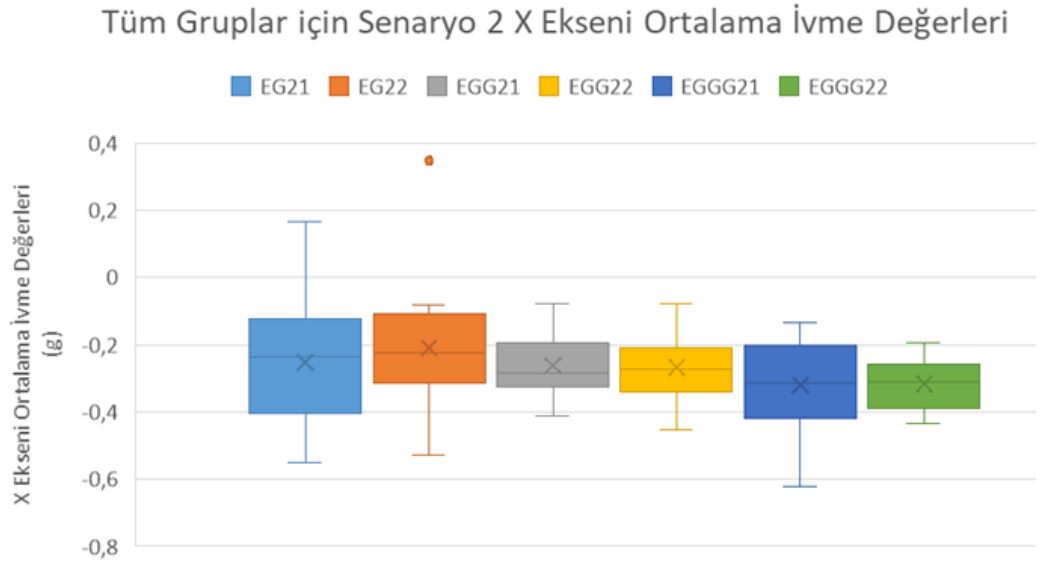
**Şekil 4.40.** İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun 3 eksen toplamı için ortalama ivme değerleri

Gruplar arası karşılaştırma için senaryo bazında tüm grupların bulunduğu x eksen grafikleri, y eksen grafikleri ve z eksen grafikleri aşağıdaki şekillerde gösterilmiştir. Grafiklerde grup 1'e ait oturumlar tek 'G' ile, grup 2'ye ait oturumlar 2 adet 'G' ile ve grup 3'e ait oturumlar 3 adet 'G' ile sırayla gösterilmiştir. Grafiklerde 1. grup için 2, 2. grup için 2, ve 3. grup için 2 olmak üzere toplam 6 e-spor oturumu bulunmaktadır.

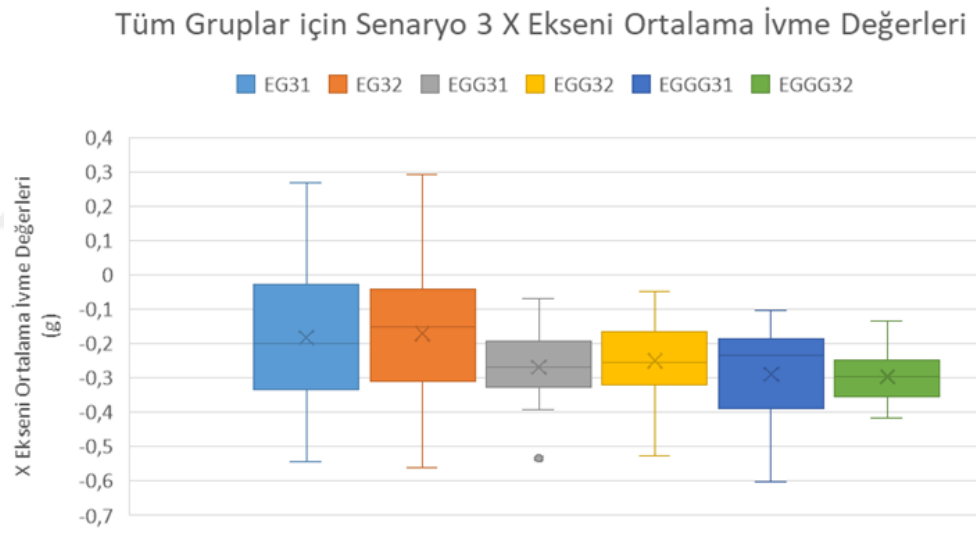
Şekil 4.41., Şekil 4.42., Şekil 4.43., Şekil 4.44., Şekil 4.45. ve Şekil 4.46.'da grafiklerde bulunan x eksen için tüm senaryolar kendi içlerinde değerlendirildiğinde 1. gruba ait oturumların ortalama ivme değerlerinin diğer oturumlara göre çok az farkla düşük olduğu görülmüştür.

Tüm Gruplar için Senaryo 1 X Eksen Ortalama İvme Değerleri

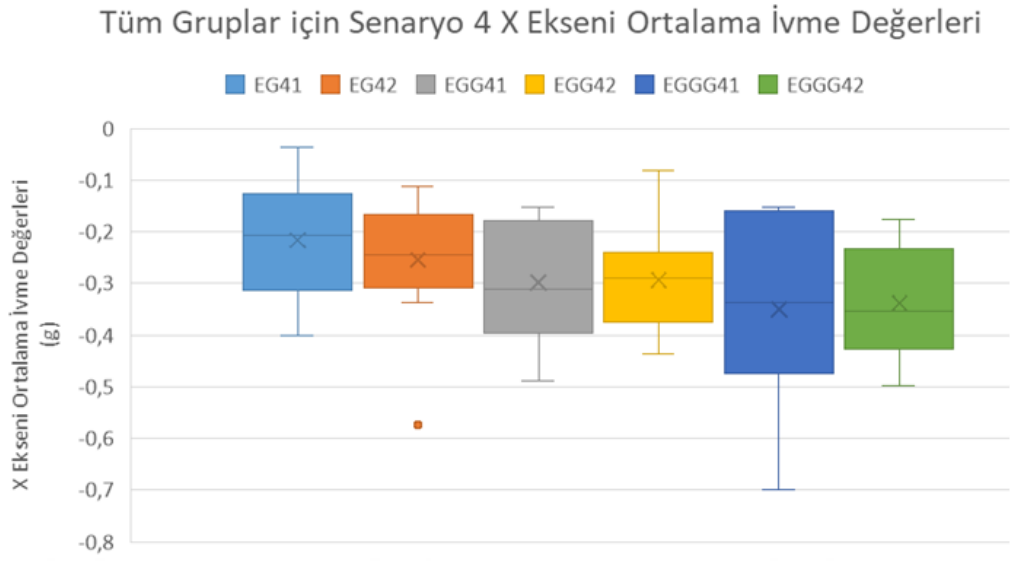
**Şekil 4.41.** Tüm gruplar için senaryo 1 x eksen ortalama ivme değeri



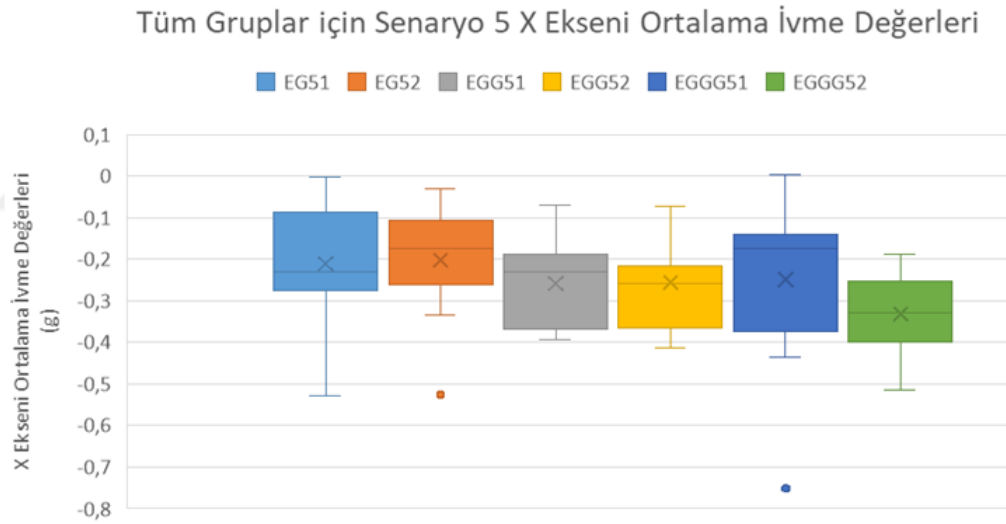
Şekil 4.42. Tüm gruplar için senaryo 2 x eksenli ortalama ivme değeri



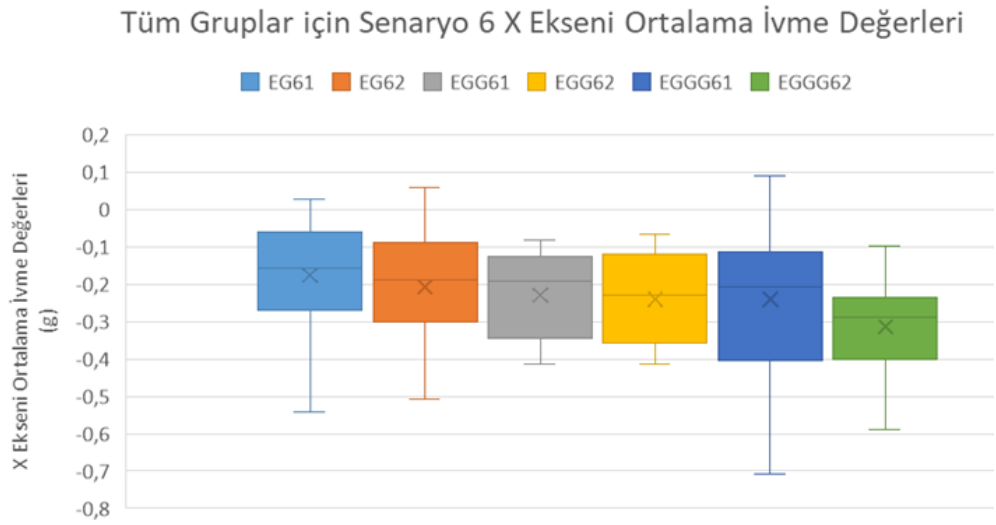
Şekil 4.43. Tüm gruplar için senaryo 3 x eksenli ortalama ivme değeri



Şekil 4.44. Tüm gruplar için senaryo 4 x eksenli ortalama ivme değeri

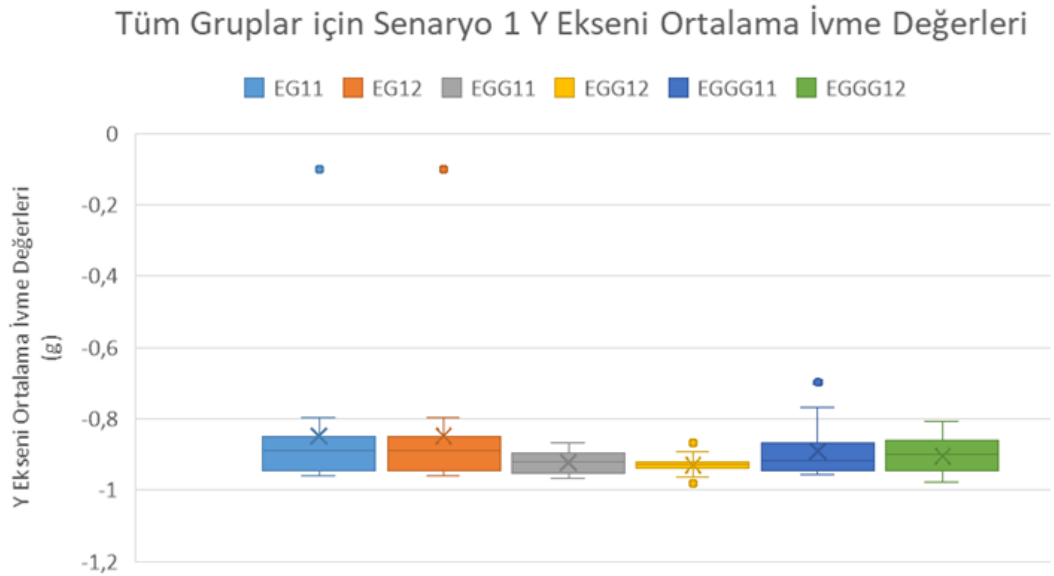


Şekil 4.45. Tüm gruplar için senaryo 5 x eksenli ortalama ivme değeri



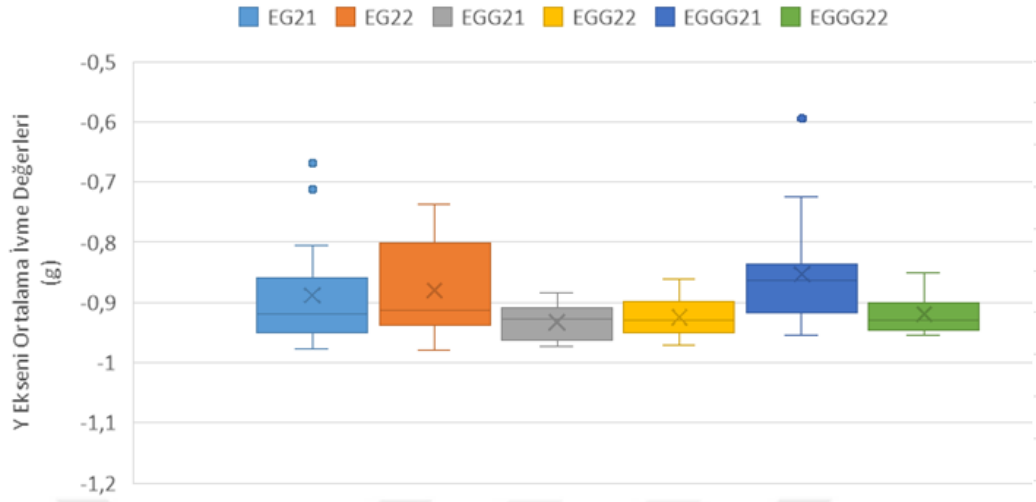
Şekil 4.46. Tüm gruplar için senaryo 6 x eksenli ortalama ivme değeri

Şekil 4.47., Şekil 4.48., Şekil 4.49., Şekil 4.50., Şekil 4.51., ve Şekil 4.52.'deki grafiklerde bulunan y eksenli için tüm senaryolar kendi içlerinde değerlendirildiğinde, tüm senaryolar için 2. grup oturumları ve 3. grubun 2. oturumuna ait ortalama ivme değerleri diğer oturumlara göre daha yüksek çıkmıştır. Beat Saber oyununun y eksenindeki ivme değerlerinin Hot Squat oyunundan fazla olduğu görülmüştür. Tüm eksenlere göre en büyük ortalama ivmenin y ekseninde olduğu görülmüştür.



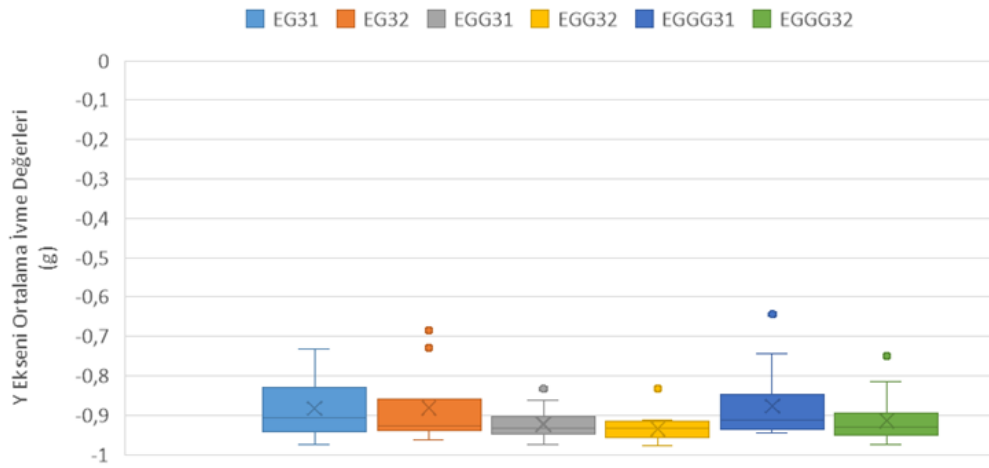
Şekil 4.47. Tüm gruplar için senaryo 1 y eksenli ortalama ivme değeri

Tüm Gruplar için Senaryo 2 Y Eksenli Ortalama İvme Değerleri

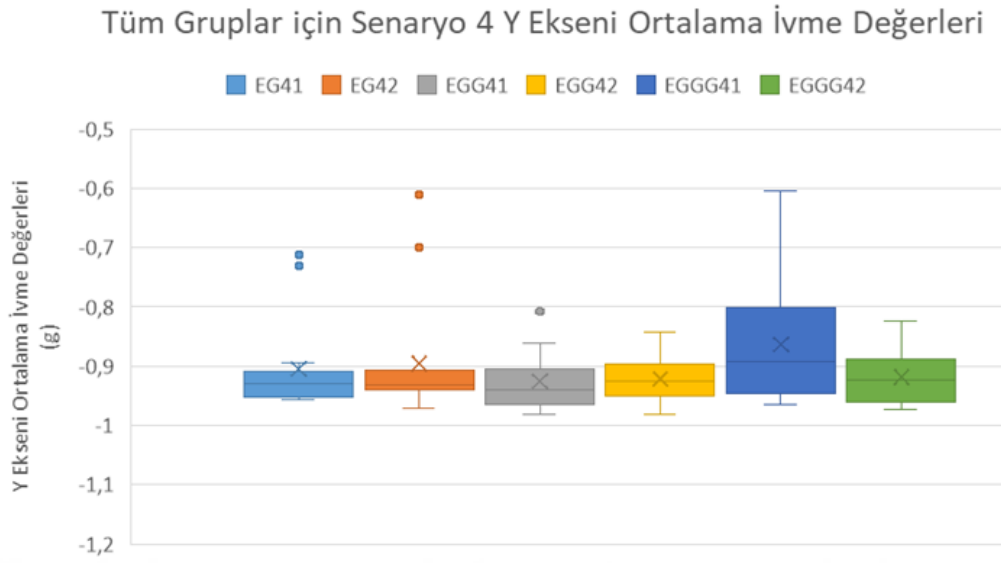


Şekil 4.48. Tüm gruplar için senaryo 2 y eksenli ortalama ivme değeri

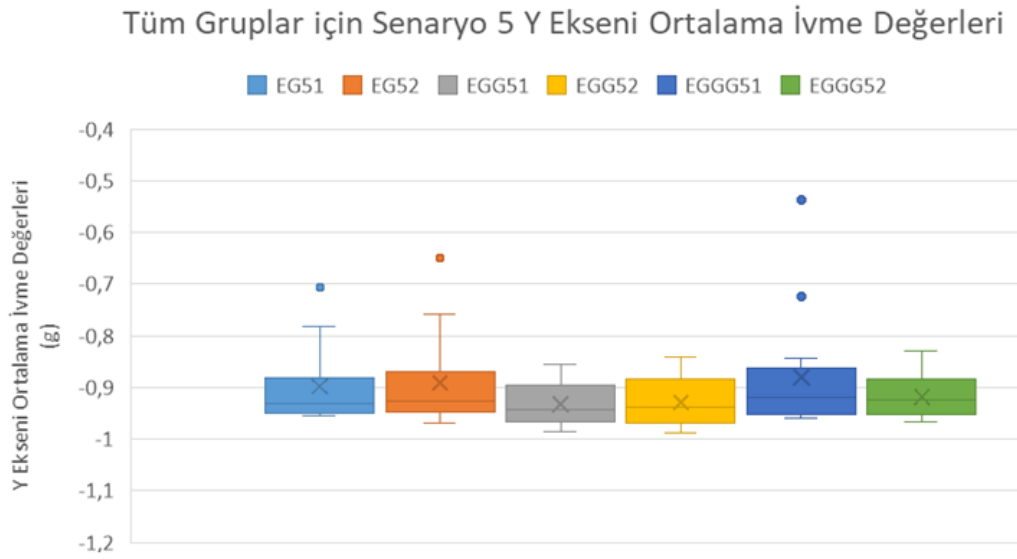
Tüm Gruplar için Senaryo 3 Y Eksenli Ortalama İvme Değerleri



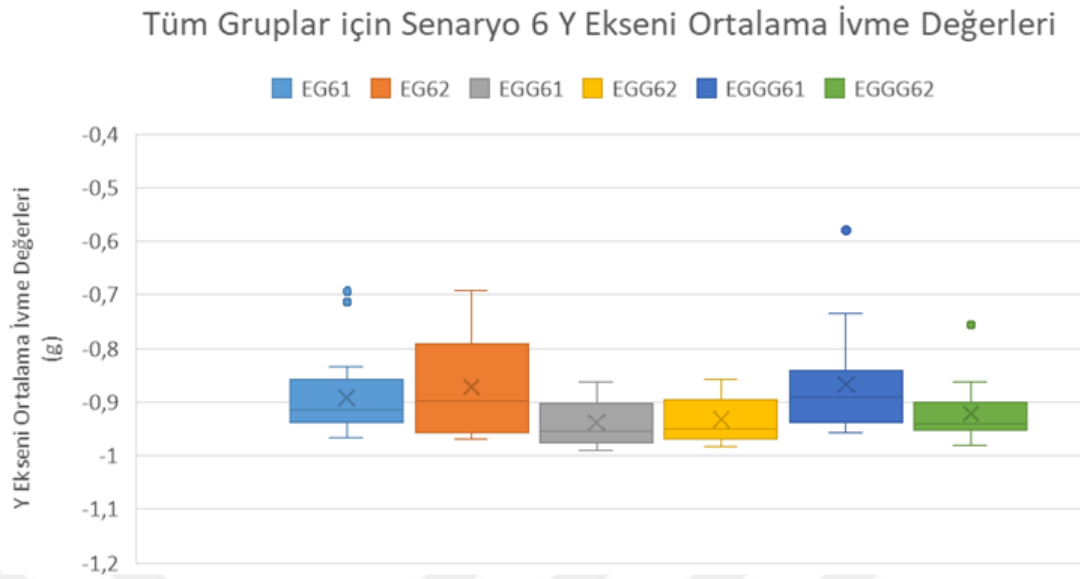
Şekil 4.49. Tüm gruplar için senaryo 3 y eksenli ortalama ivme değeri



Şekil 4.50. Tüm gruplar için senaryo 4 y eksenini ortalama ivme değeri

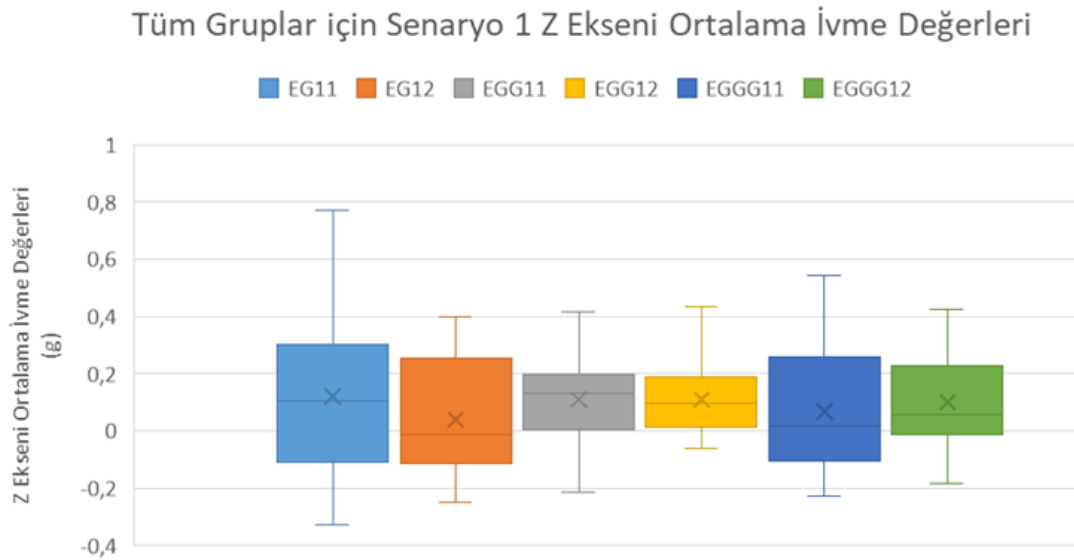


Şekil 4.51. Tüm gruplar için senaryo 5 y eksenini ortalama ivme değeri



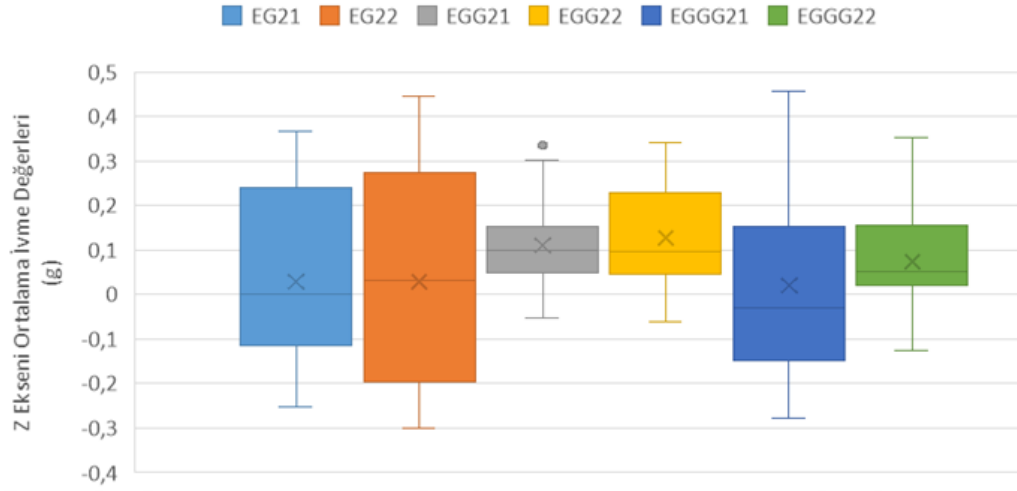
Şekil 4.52. Tüm gruplar için senaryo 6 y eksenli ortalama ivme değeri

Şekil 4.53., Şekil 4.54., Şekil 4.55., Şekil 4.56., Şekil 4.57. ve Şekil 4.58.'deki grafiklerde bulunan z eksenli için tüm senaryolar kendi içlerinde değerlendirildiğinde, tüm senaryolar için 2. grup oturumları ve 3. grubun 2. oturumuna ait ortalama ivme değerleri diğer oturumlara göre daha yüksek çıkmıştır. Beat Saber oyununun z eksenindeki ivme değerlerinin Hot Squat oyunundan fazla olduğu görülmüştür.



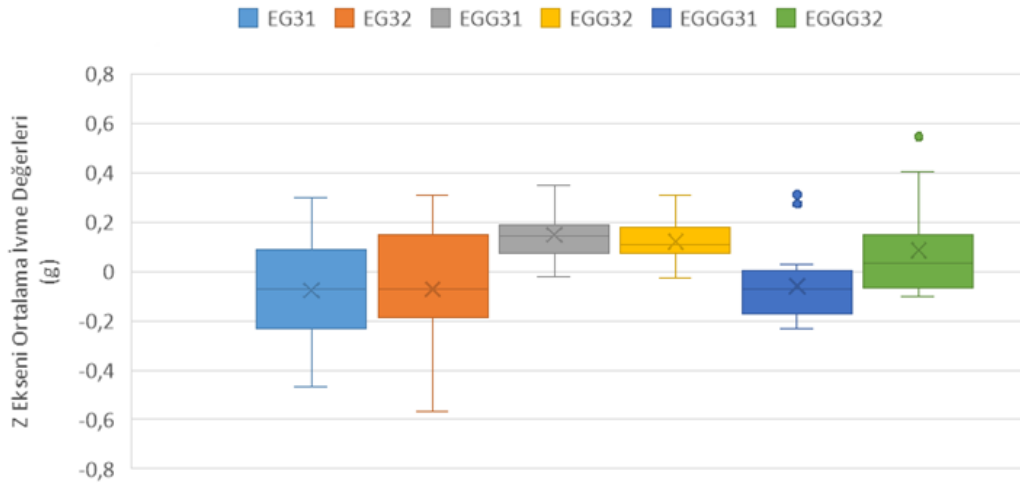
Şekil 4.53. Tüm gruplar için senaryo 1 z eksenli ortalama ivme değeri

Tüm Gruplar için Senaryo 2 Z Eksenli Ortalama İvme Değerleri

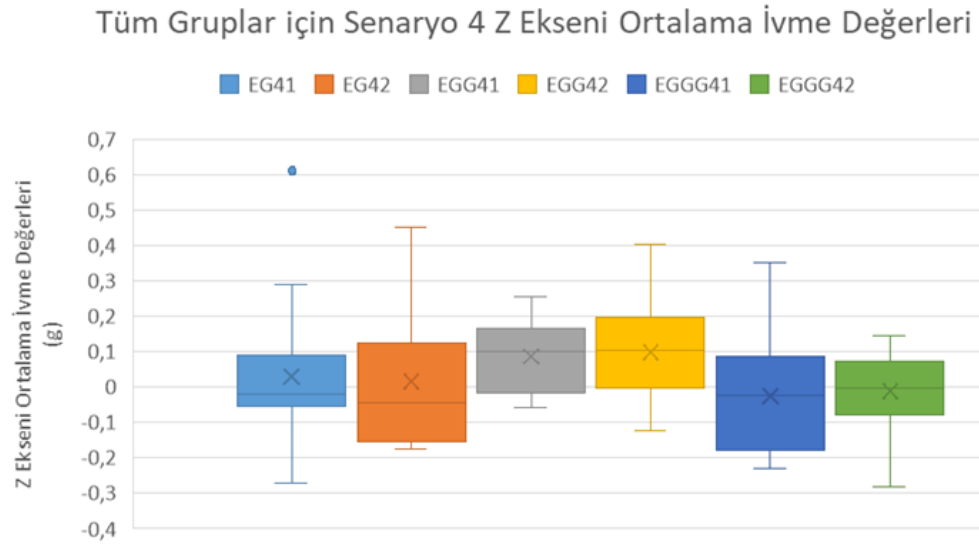


Şekil 4.54. Tüm gruplar için senaryo 2 z eksenli ortalama ivme değeri

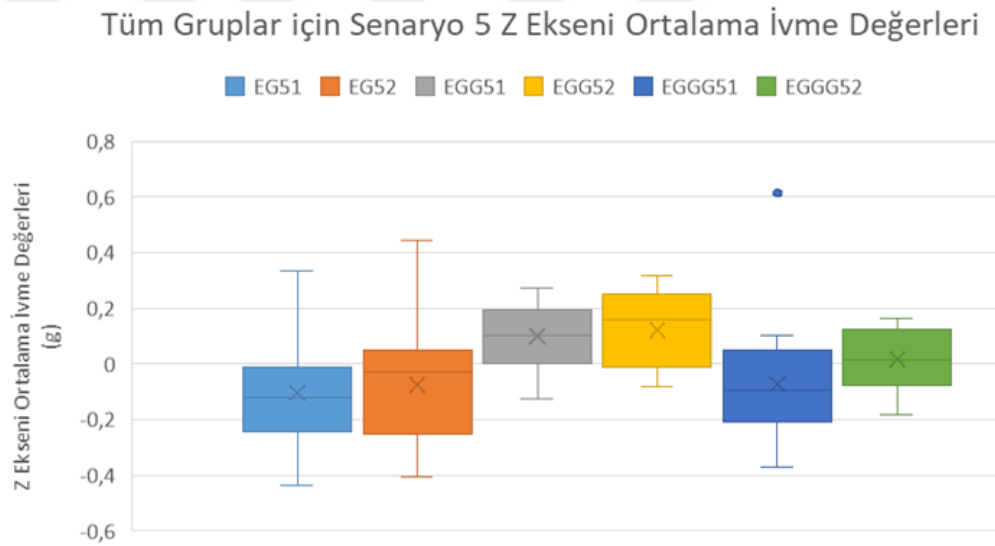
Tüm Gruplar için Senaryo 3 Z Eksenli Ortalama İvme Değerleri



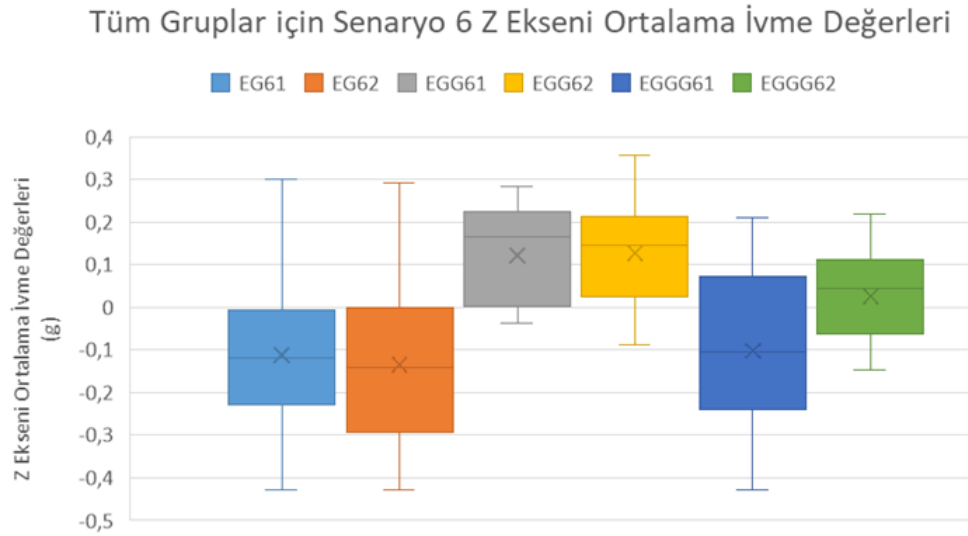
Şekil 4.55. Tüm gruplar için senaryo 3 z eksenli ortalama ivme değeri



Şekil 4.56. Tüm gruplar için senaryo 4 z eksenli ortalama ivme değeri



Şekil 4.57. Tüm gruplar için senaryo 5 z eksenli ortalama ivme değeri



Şekil 4.58. Tüm gruplar için senaryo 6 z eksenli ortalama ivme değeri

4.1.3. Göz Takip Verileri Analiz Bulguları

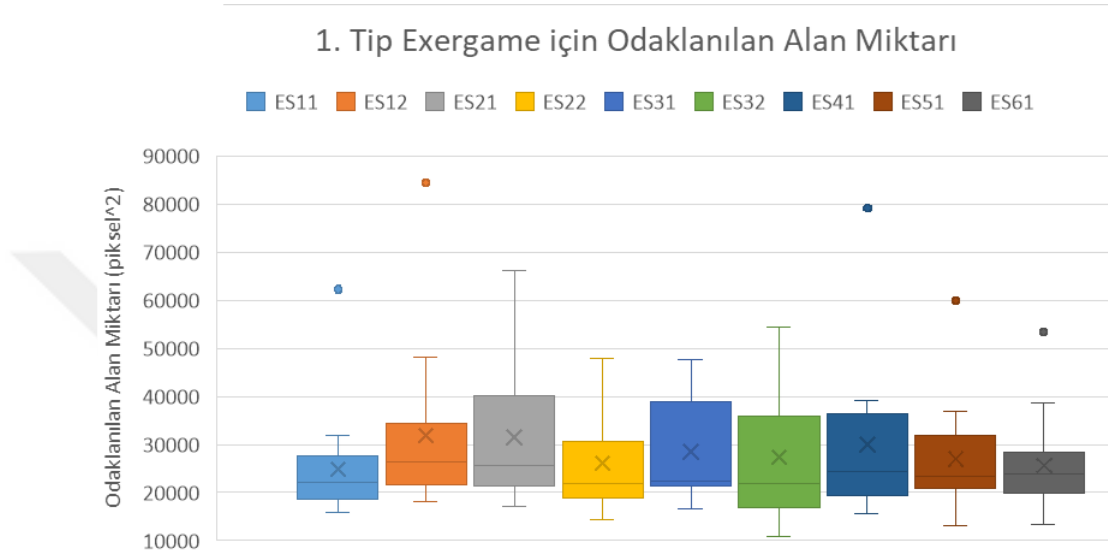
Çalışmada bulunan 4 grubun tüm senaryo ve oturumlarına ait göz takip verilerinin odaklanılan alan, x ve y koordinatlarına göre merkezden mutlak ve mutlak olmayan uzaklık değerlerinin grup içi ve gruplar arası kutu grafikleri çizilmiştir. İlk önce grupların sırasına göre grup içi değerlendirmeler, ardından gruplar arası değerlendirmeler verilmiştir.

Şekil 4.59., Şekil 4.60., Şekil 4.61., Şekil 4.62. ve Şekil 4.63.'de grup 1'e yani exergame olarak sadece Hot Squat oynayan gruba ait odaklanılan alan, x koordinatına göre merkezden uzaklık, x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık, y koordinatına göre merkezden uzaklık ve y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık değerlerine ait grafikler bulunmaktadır.

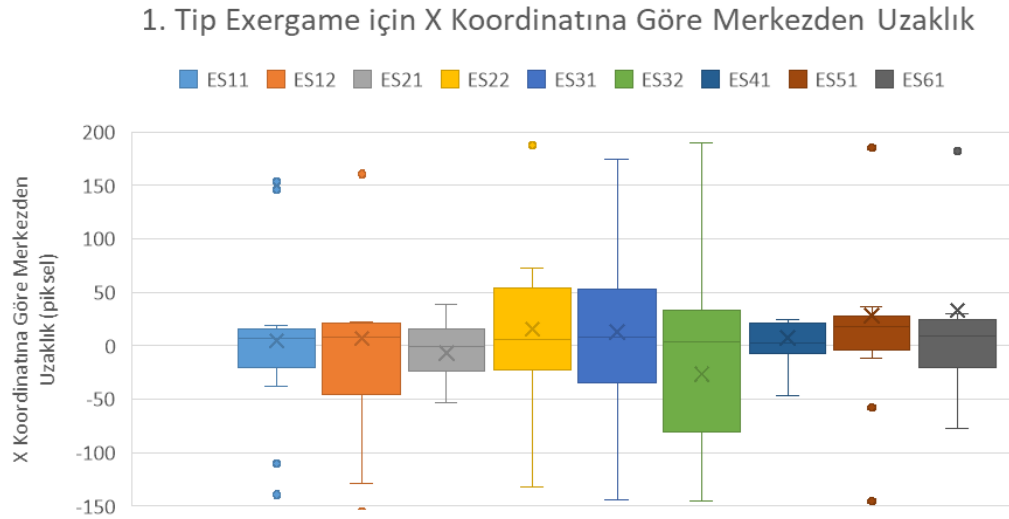
Alan grafiği incelendiğinde; 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 2 ve 3'te 1. oturumlardaki odaklanılan alan miktarı ortalaması 2. oturumdakilerden fazladır (ES21>ES22 ve ES31>ES32), 15 dk'lık e-spor oturumlarında da odaklanılan en büyük alan ortalaması senaryo 4'e, en küçük alan ortalaması ise senaryo 6'ya aittir. 15 dk'lık oturumlara göre, e-spor oturumları öncesinde oynanan exergame oturumlarının süresinin artması odaklanmayı artırarak odaklanan alan miktarını düşürmüştür. Aynı exergame oynama süresine ama farklı e-spor oynama süresine sahip senaryolar ikili olarak karşılaştırıldığında (senaryo1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6) 10 dk'lık e-spor oturumuna sahip senaryo 1 ve 2'nin birer oturumu ve senaryo 3'ün her iki oturumu, 15 dk'lık senaryoların e-spor oturumlarındaki alan miktarı ortalamasından yüksek çıkmıştır.

Merkezden uzaklığın mutlak olmayan ölçümlerinde ES32 oturumu dışındaki tüm oturumların x koordinatına göre merkezden uzaklığı ortalama olarak 0'a yakın, y koordinatına göre ortalama olarak 50'ye yakın çıkmıştır. Bu da odak alanlarının merkeze göre sağa ve sola kaymalarının eşit olduğu, y ekseninde ise yukarı (+) yönlü olduğunu göstermiştir.

Merkezden uzaklığın mutlak ölçümlerinde; x koordinatına göre 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1, 2 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha düşük kayma ortalamasına, y koordinatına göre ise 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1, 2 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha yüksek kayma ortalamasına sahip olduğu görülmüştür. Ayrıca y koordinatına göre kayma grafiğinde; 15 dk'lık e-spor oturumlarında senaryo 6'nın en yüksek, senaryo 4'ün en düşük kayma ortalamasına sahip olduğu görülmüştür. Yani öncesinde oynanan exergame oturumu süresi arttıkça düşey gönlü odak kaymasının artmıştır.

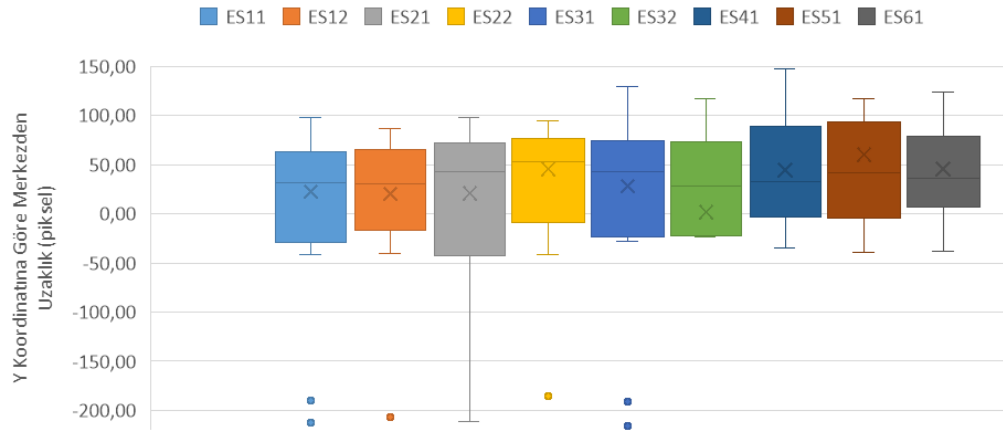


Şekil 4.59. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları



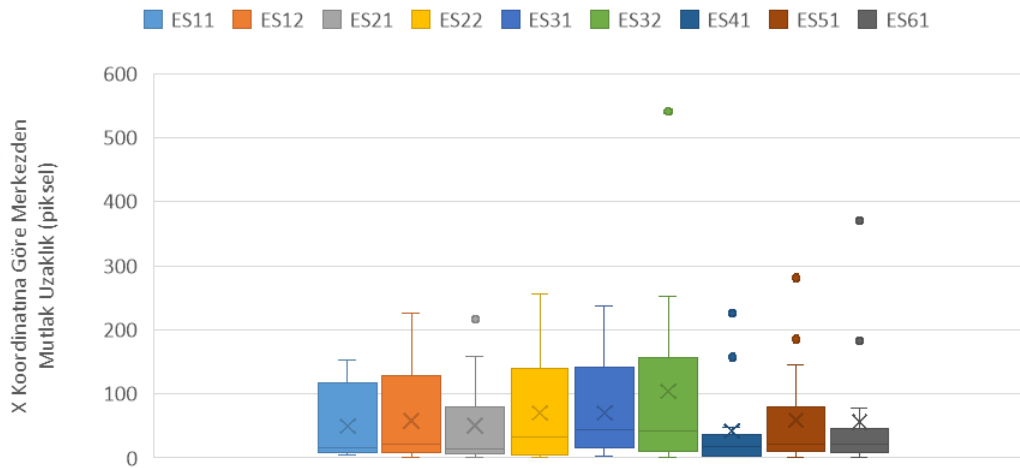
Şekil 4.60. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları

1. Tip Exergame için Y Koordinatına Göre Merkezden Uzaklık

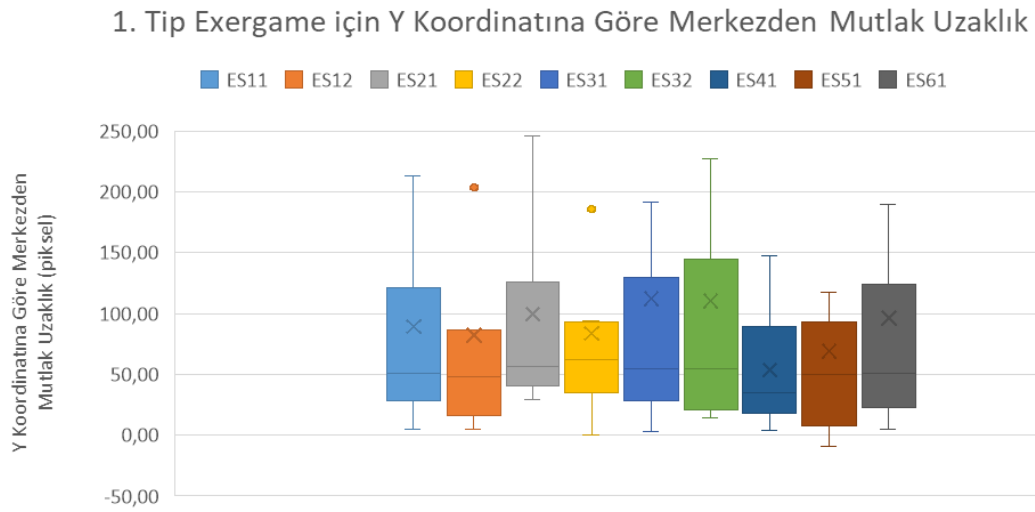


Şekil 4.61. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları

1. Tip Exergame için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



Şekil 4.62. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları



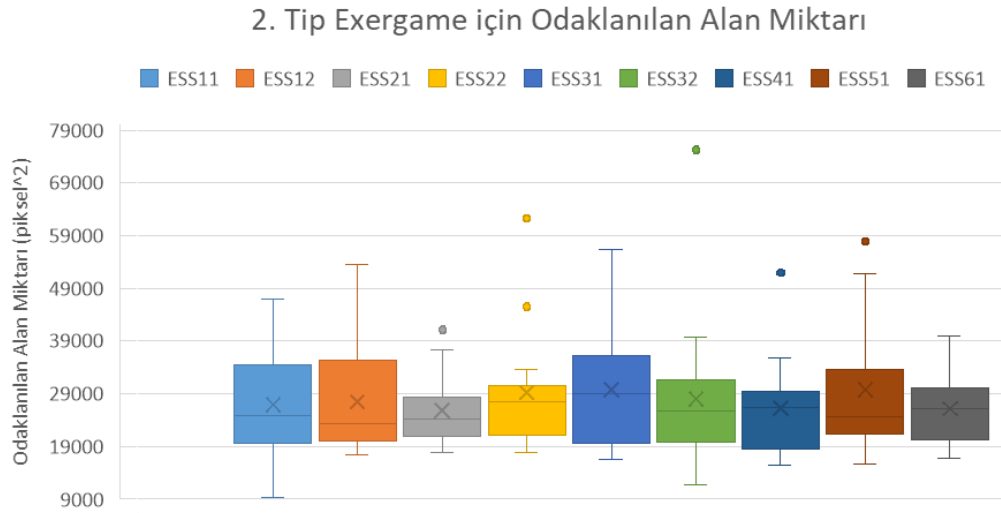
Şekil 4.63. Hot Squat exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları

Şekil 4.64., Şekil 4.65., Şekil 4.66., Şekil 4.67. ve Şekil 4.68.'de grup 2'ye yani exergame olarak sadece Beat Saber oynayan gruba ait odaklanılan alan, x koordinatına göre merkezden uzaklık, x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık, y koordinatına göre merkezden uzaklık ve y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık değerlerine ait grafikler bulunmaktadır.

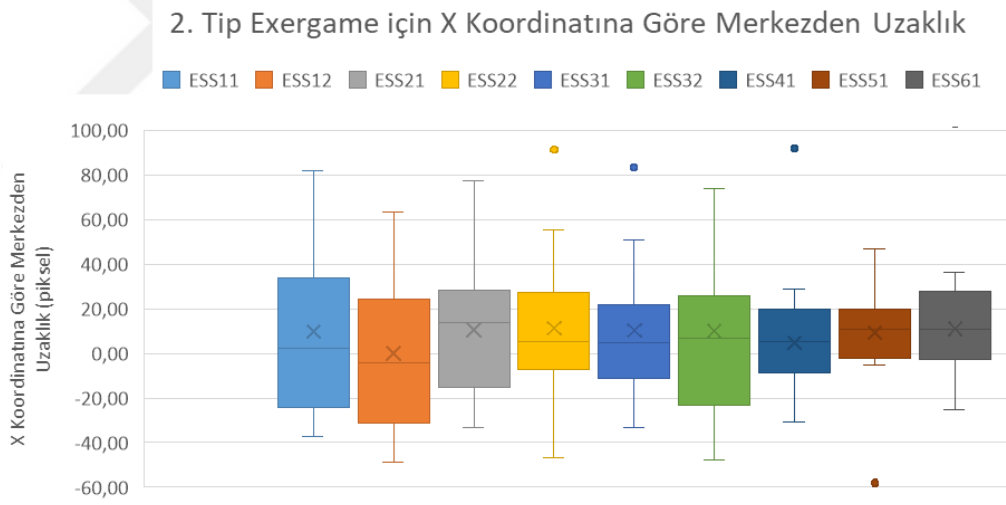
Alan grafiği incelendiğinde; 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1 ve 2'de 1. oturumlardaki odaklanılan alan miktarı ortalaması 2. oturumdakilerden küçük çıkmıştır. (ES11<ES12 ve ES21<ES22). Aynı exergame oynama süresine ama farklı e-spor oynama süresine sahip senaryolar ikili olarak karşılaştırıldığında (senaryo1-4, senaryo 2-5, senaryo 3-6) 10 dk'lık e-spor oturumuna sahip senaryo 1'in her iki oturumu 15 dk'lık e-spor oturumuna sahip senaryo 4'ten, 10 dk'lık e-spor oturumuna sahip senaryo 3'ün her iki oturumu 15 dk'lık e-spor oturumuna sahip senaryo 6'dan büyük odaklanma alan miktarı ortalamasına sahiptir.

Merkezden uzaklığın mutlak olmayan ölçümlerinde tüm oturumların x koordinatına göre merkezden uzaklığı ortalama olarak 0-20 aralığında, y koordinatına göre ortalama olarak 20-70 aralığında çıkmıştır. Bu da odak alanlarının merkeze göre sola ve yukarı doğru kaydığını göstermektedir.

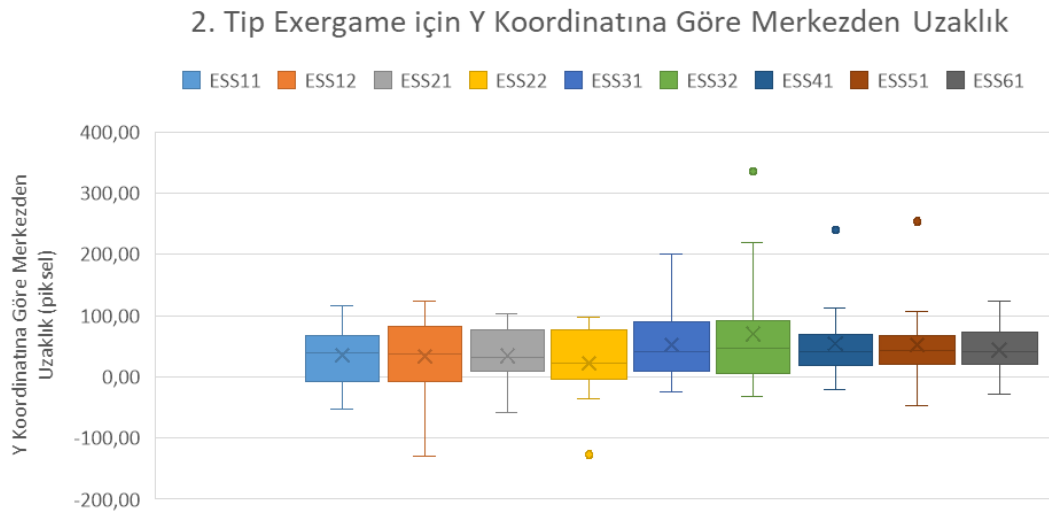
Merkezden uzaklığın mutlak ölçümlerinde; x koordinatına göre 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 2 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha düşük kayma ortalamasına, y koordinatına göre ise 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha düşük kayma ortalamasına sahip olduğu görülmüştür.



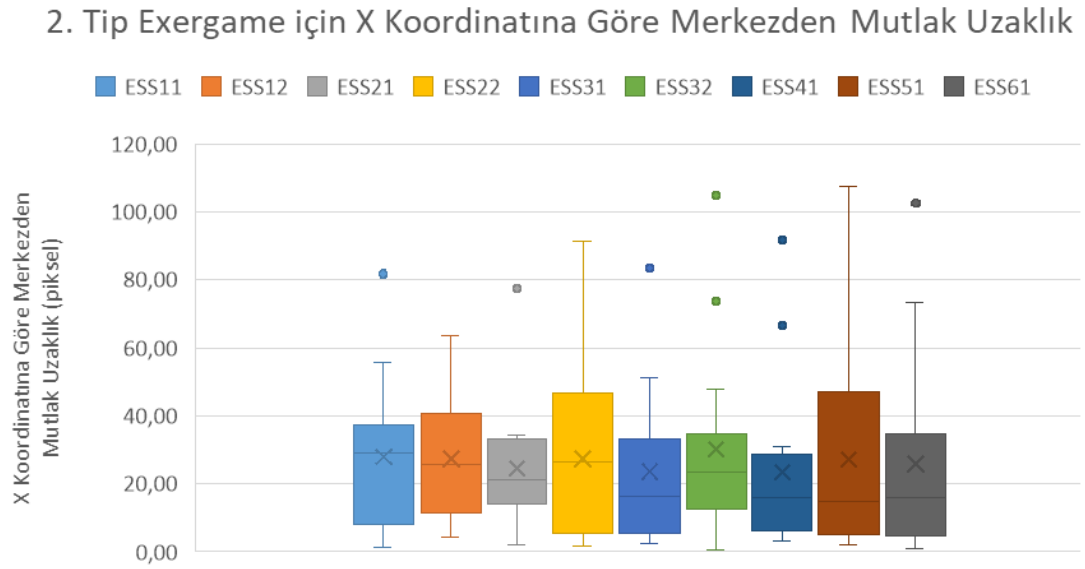
Şekil 4.64. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları



Şekil 4.65. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları

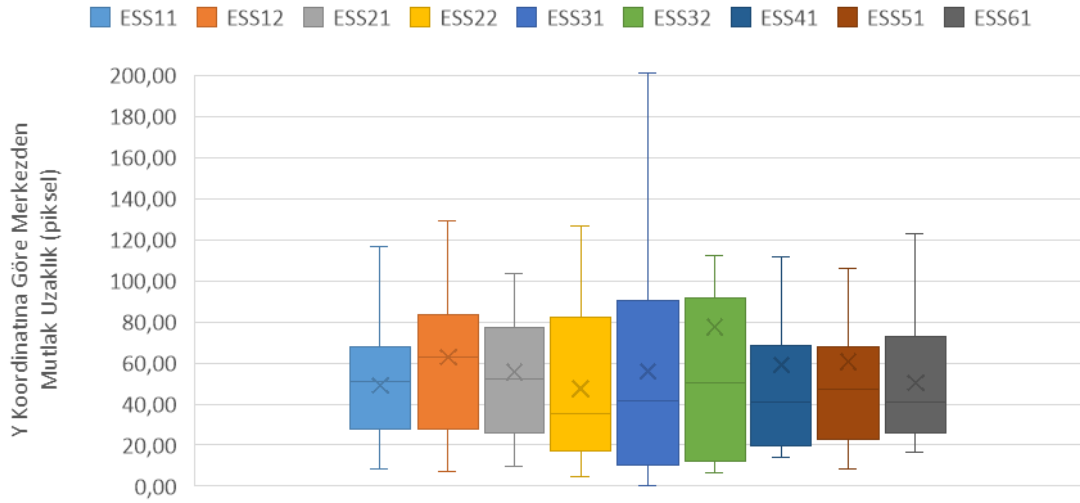


Şekil 4.66. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları



Şekil 4.67. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları

2. Tip Exergame için Y Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



Şekil 4.68. Beat Saber exergame oyunu oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları

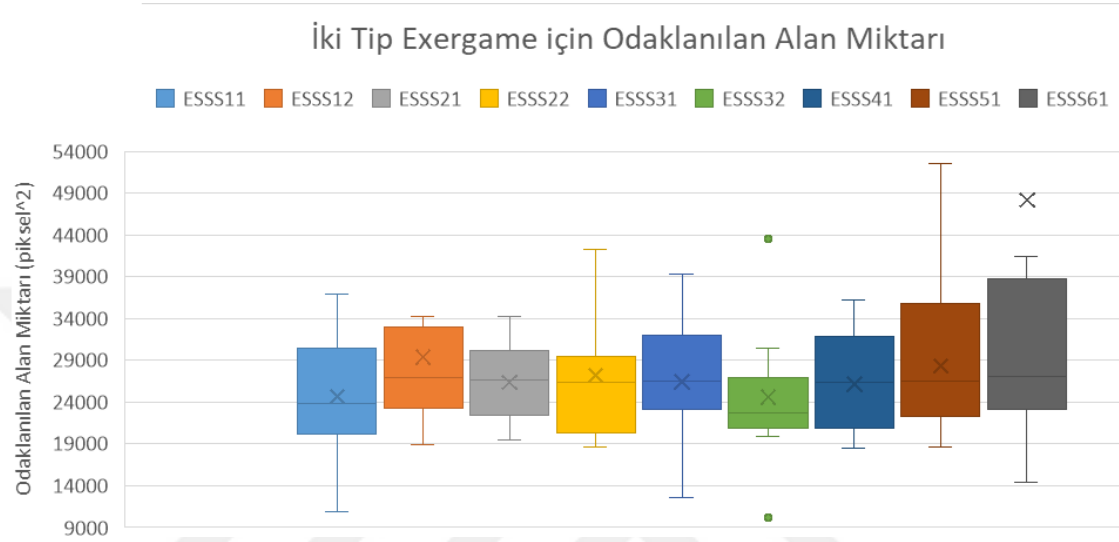
Şekil 4.69., Şekil 4.70., Şekil 4.71., Şekil 4.72. ve Şekil 4.73.'te grup 3'e yani exergame olarak hem Hot Squat hem Beat Saber oynayan gruba ait odaklanılan alan, x koordinatına göre merkezden uzaklık, x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık, y koordinatına göre merkezden uzaklık ve y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık değerlerine ait grafikler bulunmaktadır. Senaryo 1,2 ve 3'e ait e-spor oturumları 10'ar dakika, senaryo 4,5 ve 6'ya ait e-spor oturumları ise 15'er dakikadır. Senaryo 1 ve 4'te 1'er dk'lık exergame, senaryo 2 ve 5'te 3'er dk'lık exergame, senaryo 3 ve 6'da ise 5'er dk'lık exergame oturumları bulunmaktadır. Senaryo 1, 2 ve 3'te exergame-1 olarak Hot Squat oyunu oynandıktan sonra e-spor oyununa geçilmiş ve onun ardından exergame-2 olarak Beat Saber oyunu oynanıp tekrar e-spor oyununa geçilmiştir. Senaryo 4,5 ve 6'da da senaryo 1, 2 ve 3'te olan oyun sırası izlenmiştir ancak bu senaryolarda tek e-spor oturumu bulunmaktadır.

Alan grafiği incelendiğinde; 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 1 ve 2'de 1. oturumlardaki odaklanılan alan miktarı ortalaması 2. oturumdakilerden küçük çıkmıştır. (ES11<ES12 ve ES21<ES22). 15 dk'lık e-spor oturumlarında da odaklanılan en büyük alan ortalaması senaryo 6'ya, en küçük alan ortalaması ise senaryo 4'e aittir. 15 dk'lık oturumlara göre, e-spor oturumları öncesinde oynanan exergame oturumlarının süresinin artması odaklanmayı azaltarak odaklanan alan miktarını artırmıştır.

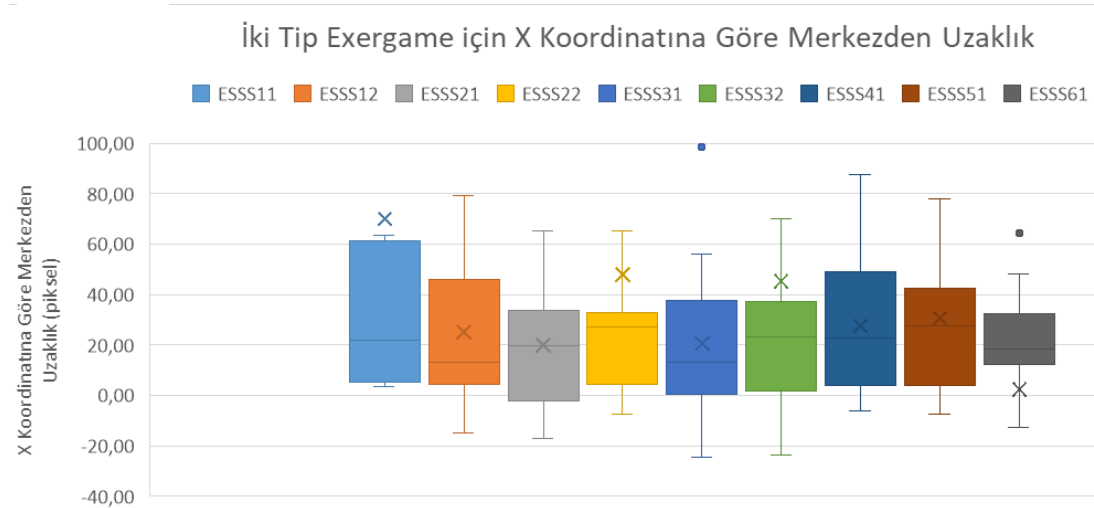
Merkezden uzaklığın mutlak olmayan ölçümlerinde tüm oturumların x koordinatına göre merkezden uzaklığı ortalama olarak 0-70 aralığında, y koordinatına göre ortalama olarak 20-72 aralığında çıkmıştır. Bu da odak alanlarının merkeze göre sola ve yukarı doğru kaydığını göstermektedir.

Merkezden uzaklığın mutlak ölçümlerinde; x koordinatına göre 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 2 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha

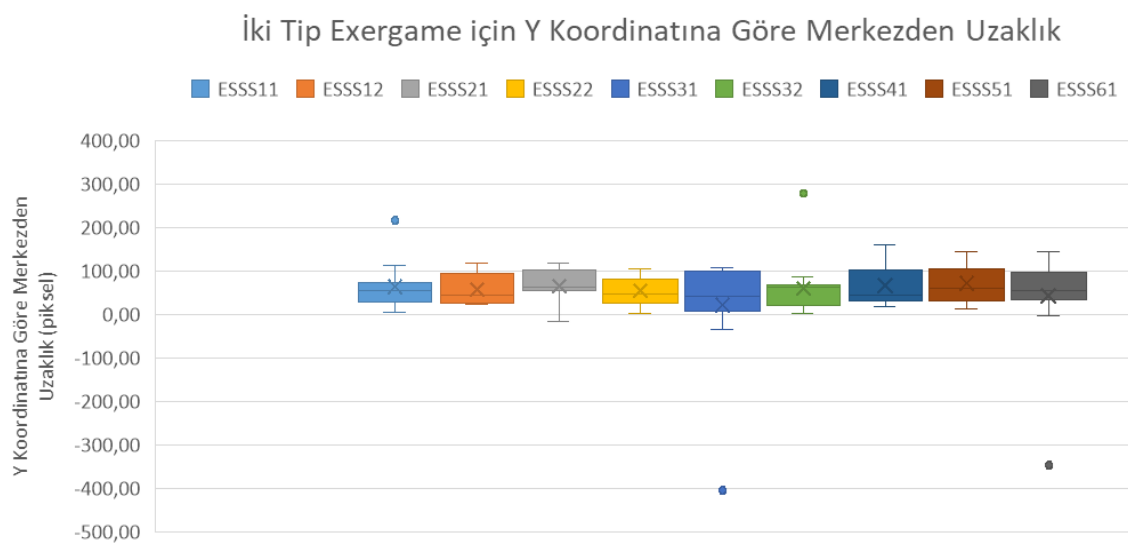
düşük kayma ortalamasına, y koordinatına göre ise 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 2 ve 3'te ilk e-spor oturumlarının 2. oturumlara göre daha büyük kayma ortalamasına sahip olduğu görülmüştür. X ve y koordinatına göre mutlak kayma ortalamasının her ikisi için de 15 dk'lık e-spor oturumlarında senaryo 6'da en yüksek, senaryo 4'te en düşük kayma ortalaması gözlemlenmiştir. Grup 3 için 15 dk'lık e-spor oturumları öncesi oynanan oyun grup 1'de olduğu gibi Hot Squat ve grup 1'de de y koordinatı için benzer sonuç çıktığı görülmüştü.



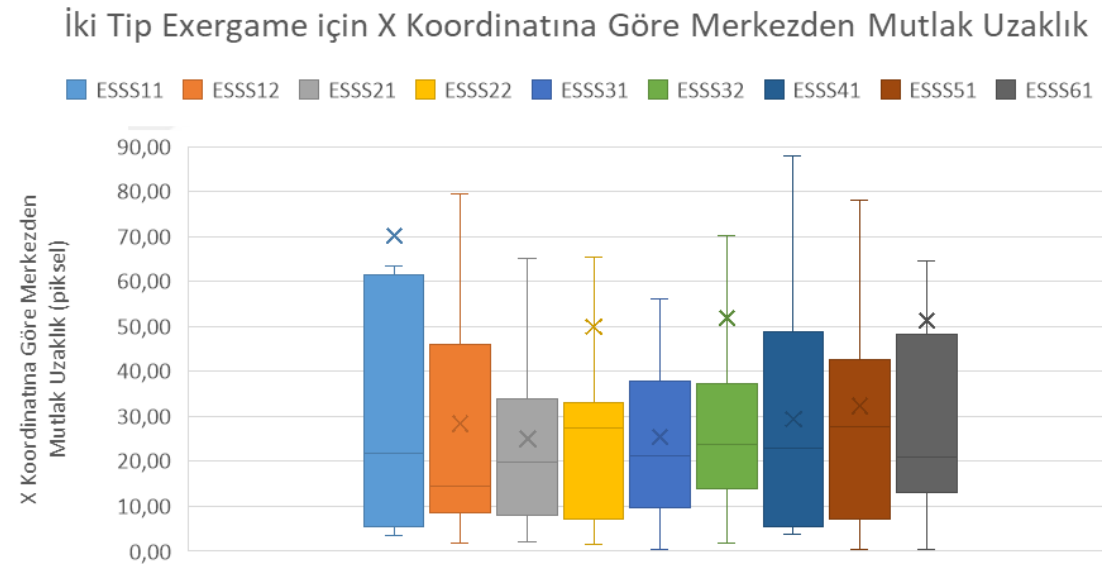
Şekil 4.69. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları



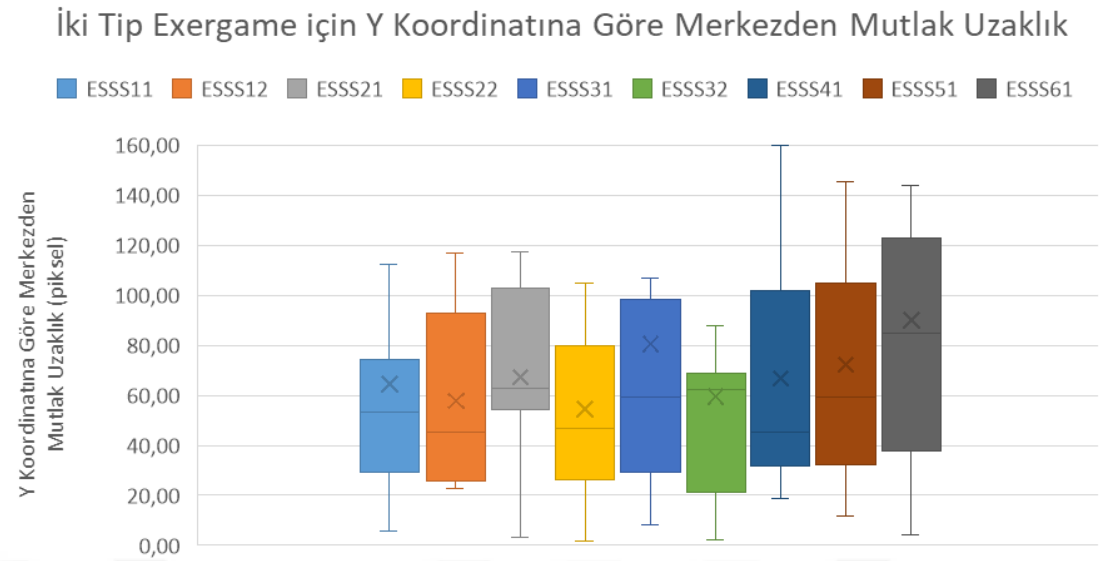
Şekil 4.70. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları



Şekil 4.71. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları



Şekil 4.72. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları



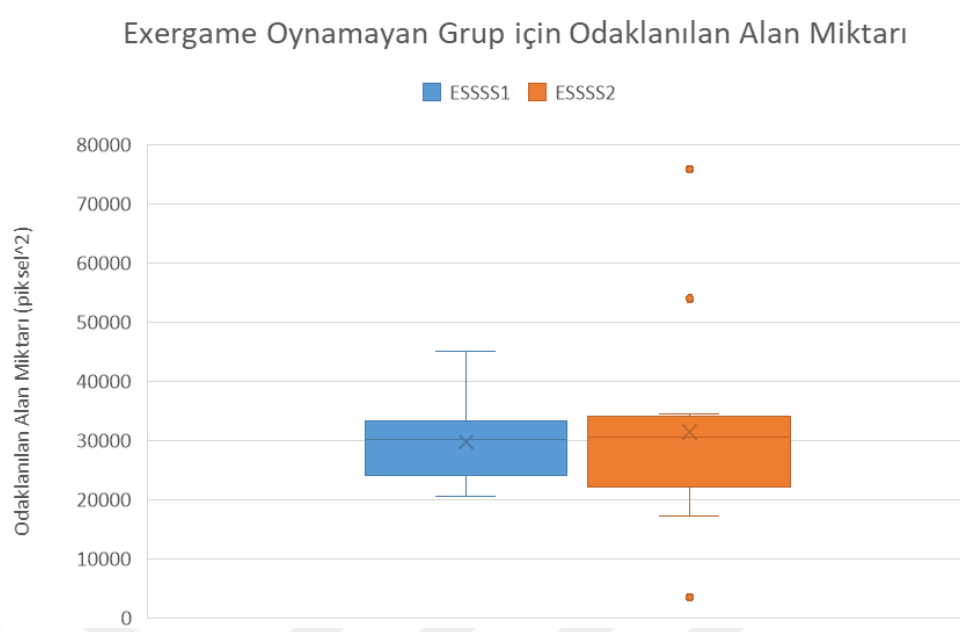
Şekil 4.73. İki tip exergame oyununu birlikte oynayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları

Şekil 4.74., Şekil 4.75., Şekil 4.76., Şekil 4.77. ve Şekil 4.78. grup 4'e yani exergame oynamayan gruba ait odaklanılan alan, x koordinatına göre merkezden uzaklık, x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık, y koordinatına göre merkezden uzaklık ve y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık değerlerine ait grafikler bulunmaktadır. Senaryo 1 10 dk'lık e-spor oturumu (ESSS1), senaryo 2 ise 15 dk'lık e-spor oturumu (ESSS2) içermektedir.

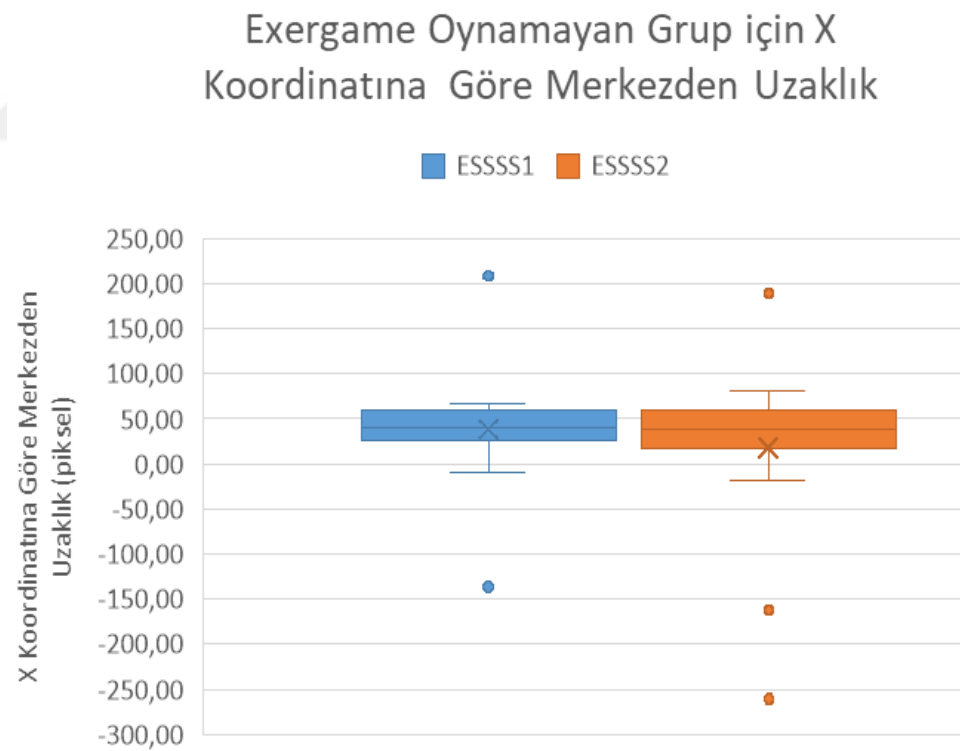
Alan grafiği incelendiğinde; 10 dk'lık e-spor oturumuna sahip ESSS1 oturumunun, 15 dk'lık e-spor oturumuna sahip ESSS2 oturumundan daha düşük odaklanma alan miktarı ortalamasına sahip olduğu görülmüştür. Ekran maruziyet arttıkça odak kayması artarak odaklanılan alan miktarı artmıştır.

Merkezden uzaklığın mutlak olmayan ölçümlerinde; 15 dk'lık e-spor oturumunun 10 dk'lık olana göre kayma ortalamasının 0'a daha yakın olduğu görülmüş, uzun süreli oyunda sağa-sola ve yukarı-aşağı kaymanın daha dengeli olduğu gözlemlenmiştir.

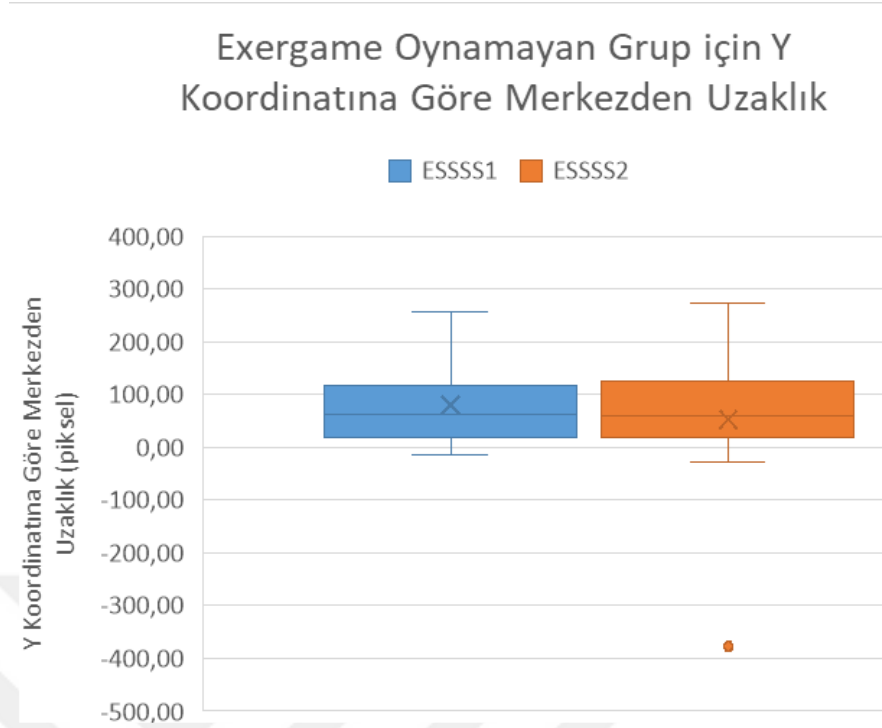
Merkezden uzaklığın mutlak ölçümlerinde; x ve y koordinatına göre kayma miktarı ortalama olarak 15 dk'lık oturumda daha yüksektir. Odaklanılan alan miktarında da aynı durum gözlemlenmesinden yola çıkarak oyun süresinin artmasının odak kaymasını artırdığı düşünülmektedir.



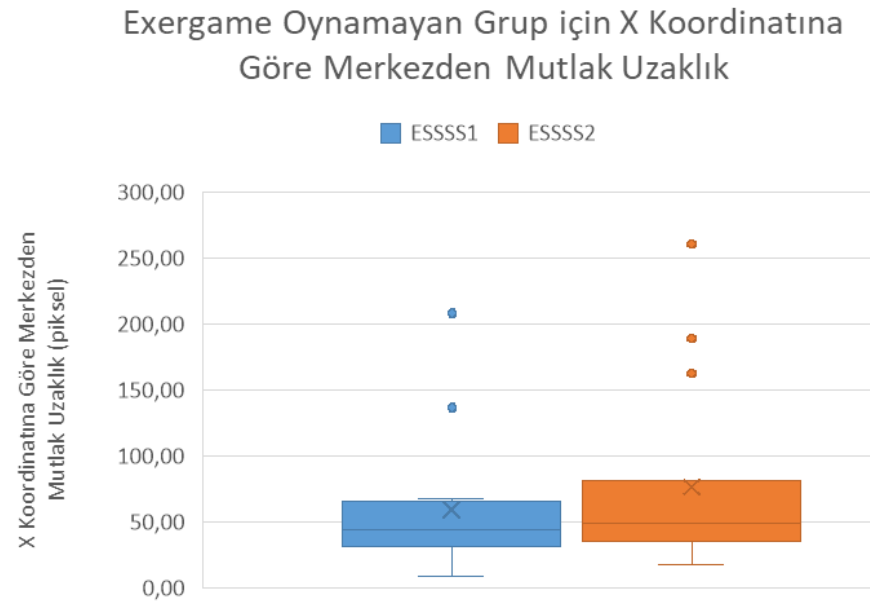
Şekil 4.74. Exergame oynamayan grubun odaklanılan alan miktarı bulguları



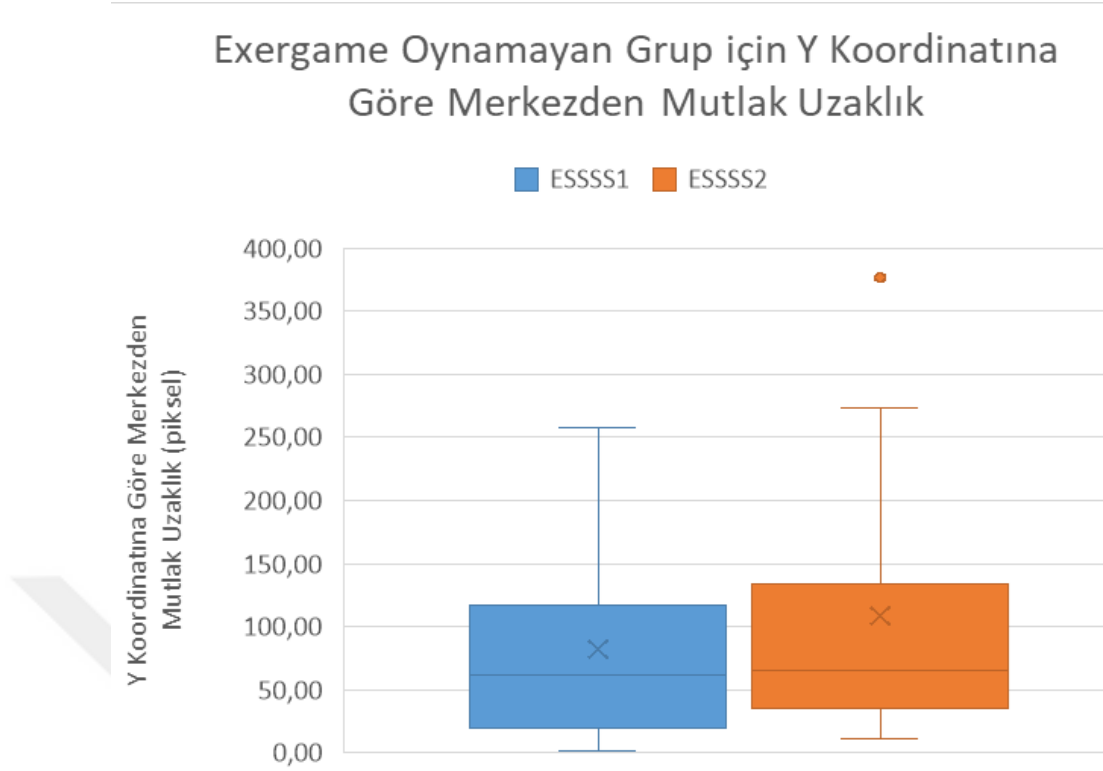
Şekil 4.75. Exergame oynamayan grubun x koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları



Şekil 4.76. Exergame oynamayan grubun y koordinatına göre merkezden uzaklık bulguları



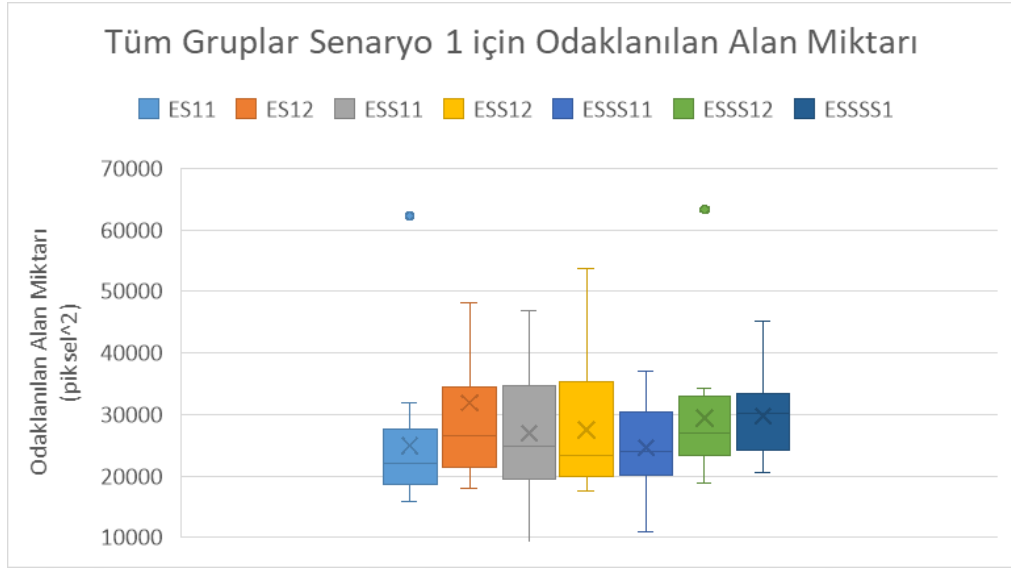
Şekil 4.77. Exergame oynamayan grubun x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları



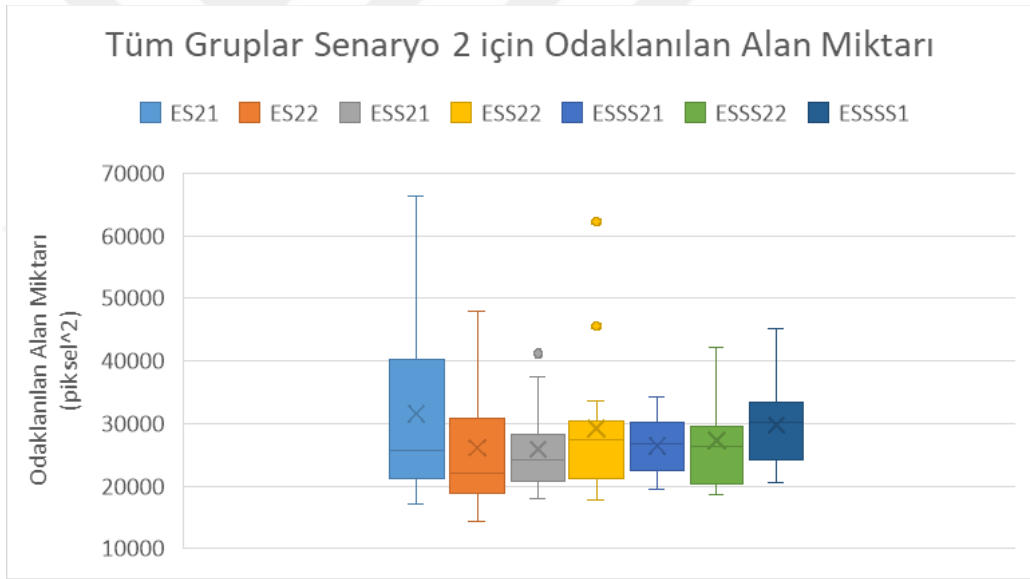
Şekil 4.78. Exergame oynamayan grubun y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık bulguları

Gruplar arası karşılaştırma için senaryo bazında tüm grupların bulunduğu odaklanılan alan miktarı grafikleri, x koordinatına göre merkezden uzaklık grafikleri, x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık grafikleri, y koordinatına göre merkezden uzaklık grafikleri Şekil, y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklık grafikleri aşağıda gösterilmiştir. Grafiklerde grup 1'e ait oturumlar tek 'S' ile, grup 2'ye ait oturumlar 2 adet 'S' ile, grup 3'e ait oturumlar 3 adet 'S' ile, grup 4'e ait oturumlar 4 adet 'S' ile grafiklerde sırayla gösterilmiştir. Gösterilen senaryolara ait oturumlarda gözüktüğü gibi, ilk 3 senaryo ve ilk 3 grup için 1 tur exergame sonrası 1 tur e-spor oturumu ardından tekrar 1 tur exergame ve 1 tur e-spor oturumu gelmektedir. Bu yüzden ilk 3 senaryoya ait grafiklerde 1. grup için 2, 2. grup için 2, 3. grup için 2 ve 4. grup için 1 olmak üzere toplam 7 e-spor oturumu bulunmaktadır. Senaryo 4,5 ve 6'da ise tek e-spor oturumu olduğu için toplam 4 e-spor oturumu bulunmaktadır. 4. Gruba ait olan ESSSS1 e-spor oturumu 10 dk ve ESSSS2 e-spor oturumu 15 dk olduğu için 10 dk'lık e-spor oturumları içeren ilk 3 senaryo grafiklerinde ESSSS1 oturumu, 15 dk'lık e-spor oturumları içeren son 3 senaryoya ait grafiklerde ise ESSSS2 oturumu değerlendirmeye alınmıştır.

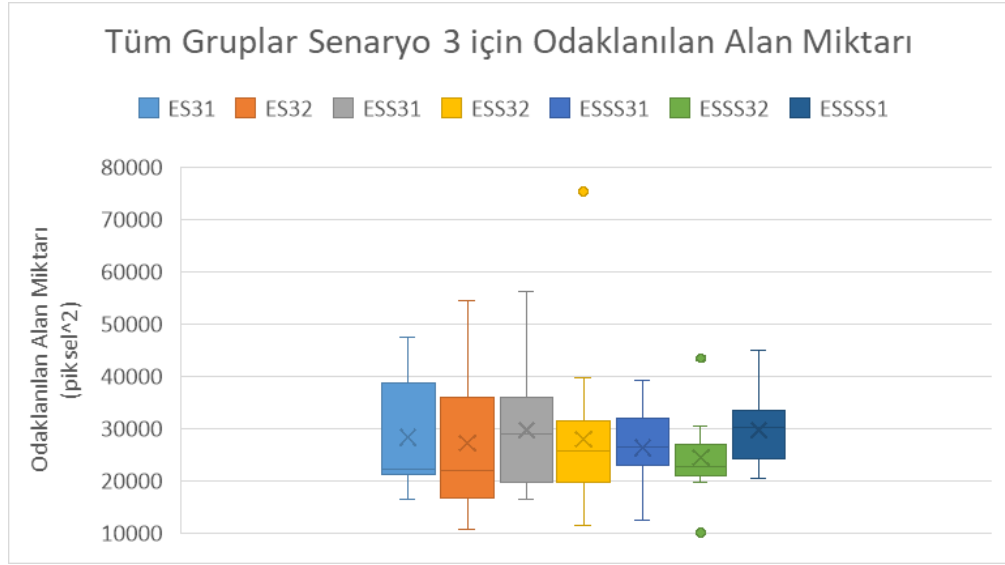
Odaklanılan alan miktarı için Şekil 4.79., Şekil 4.80., Şekil 4.81., Şekil 4.82. Şekil 4.83. ve Şekil 4.84.'te bulunan grafikler incelendiğinde; 10 dk'lık e-spor oturumlarını içeren senaryo 1 ve 2'de en büyük odaklanma alan miktarı ortalamalarının grup 1 ve grup 4'te olduğu, senaryo 3'te en büyük odaklanma alan miktarı ortalamasının grup 4'te olduğu görülmüştür. 15 dk'lık e-spor oturumları incelendiğinde ise senaryo 4 ve 5'te en büyük odaklanma alan miktarı ortalamasının grup 4'te olduğu görülmüştür.



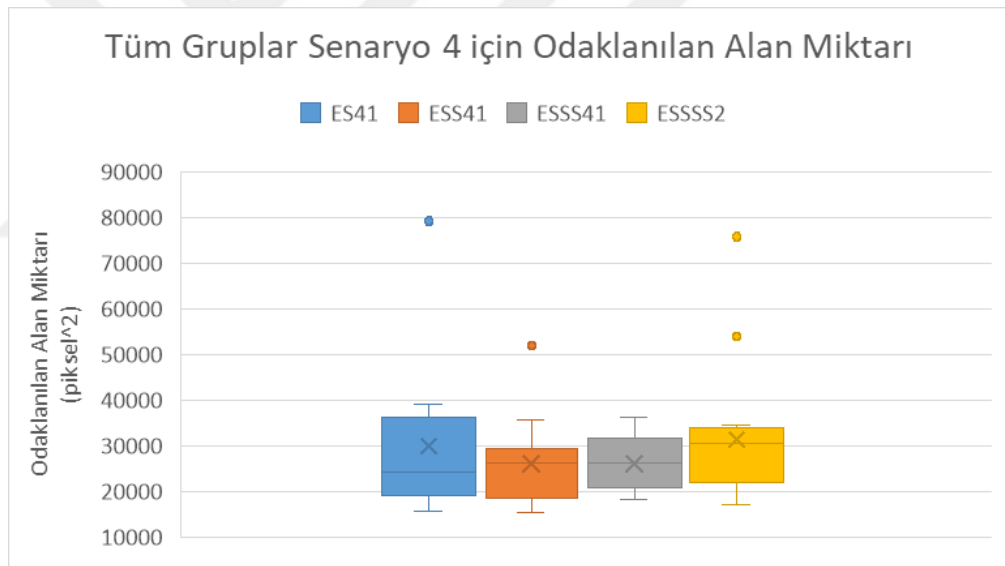
Şekil 4.79. Tüm grupların senaryo 1 için odaklanılan alan miktarları



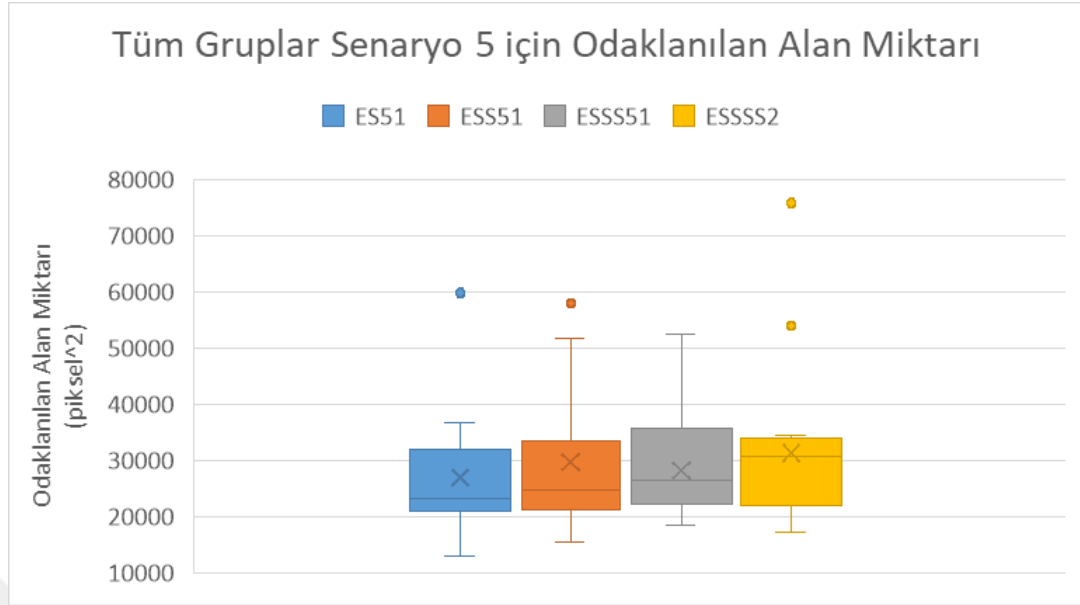
Şekil 4.80. Tüm grupların senaryo 2 için odaklanılan alan miktarları



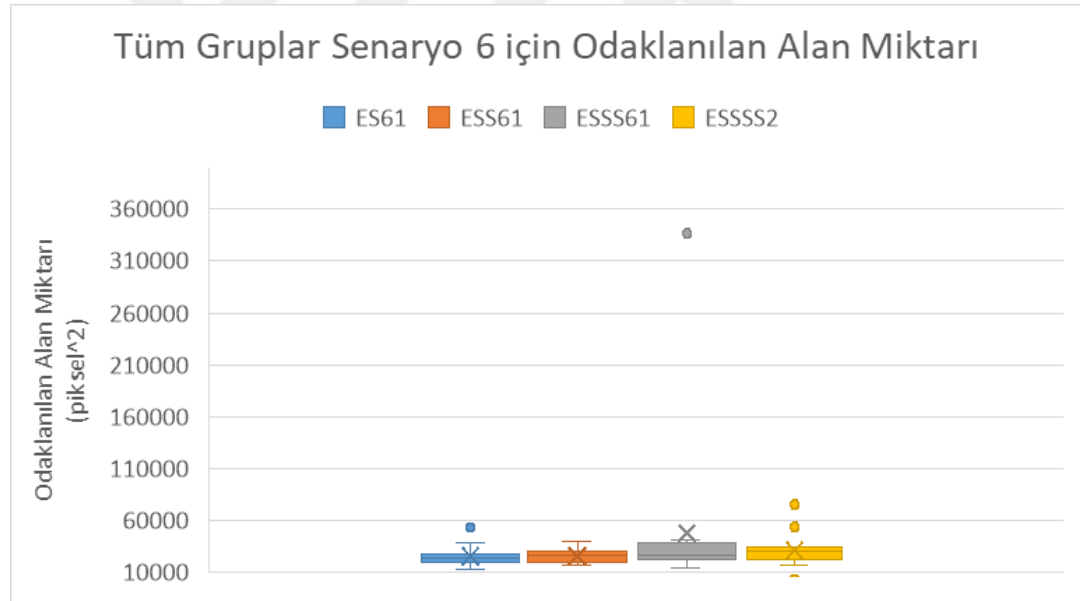
Şekil 4.81. Tüm grupların senaryo 3 için odaklanılan alan miktarları



Şekil 4.82. Tüm grupların senaryo 4 için odaklanılan alan miktarları

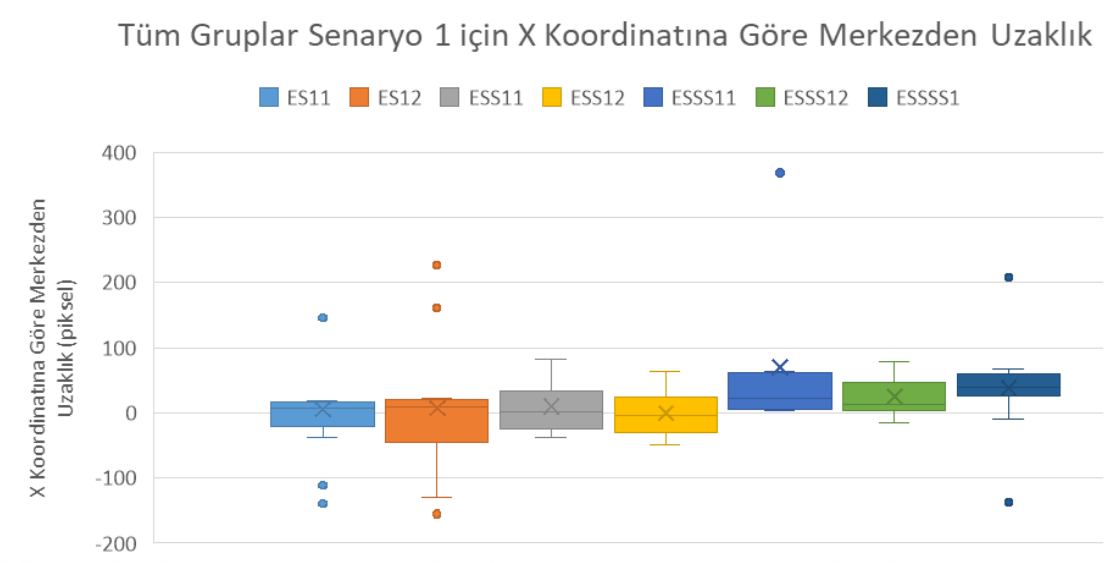


Şekil 4.83. Tüm grupların senaryo 5 için odaklanılan alan miktarları

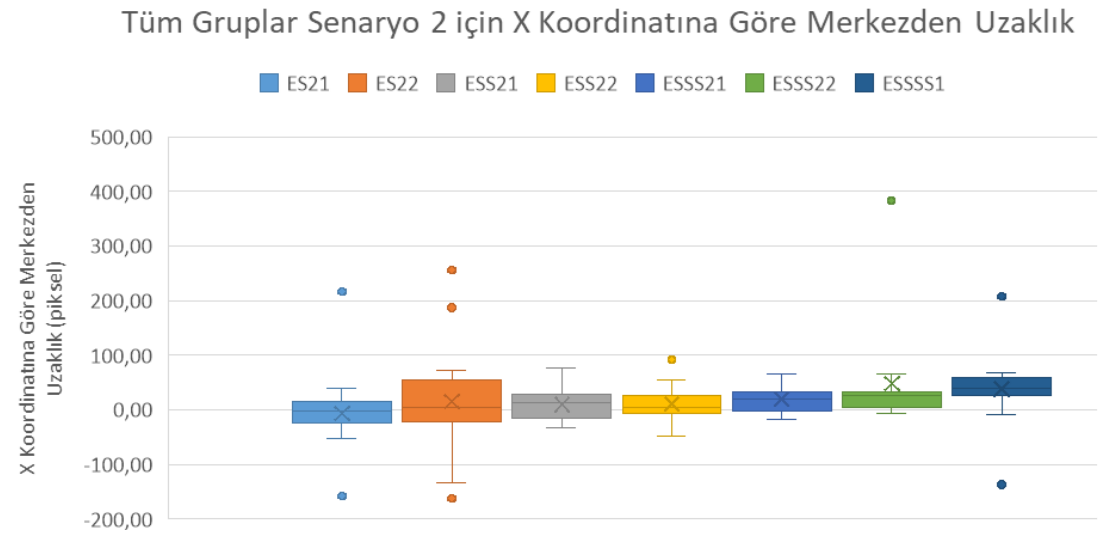


Şekil 4.84. Tüm grupların senaryo 6 için odaklanılan alan miktarları

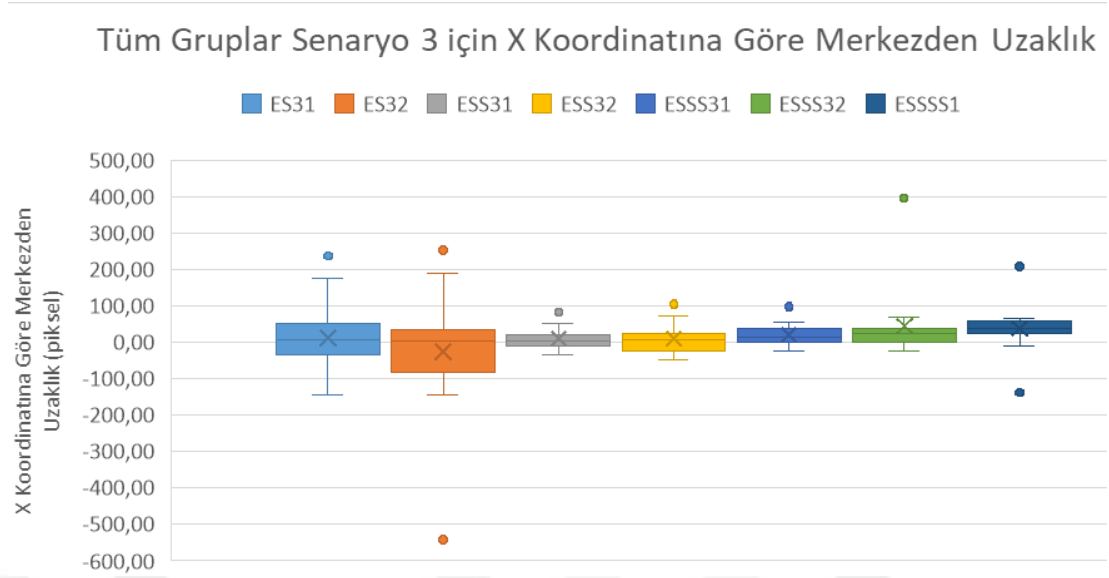
X koordinatına göre mutlak olmayan uzaklık için Şekil 4.85., Şekil 4.86., Şekil 4.87., Şekil 4.88., Şekil 4.89. ve Şekil 4.90. grafiklerine baktığımızda; senaryo 3'ün ES32 oturumu dışındaki tüm oturumların mutlak olmayan uzaklık ortalamaları 0-70 arasında değişen pozitif değerlerdedir, ES32 ise negatif değerdedir. Bu da genel olarak tüm oyunlar için çok az farkla sola kaymanın daha fazla olduğunu düşündürmektedir.



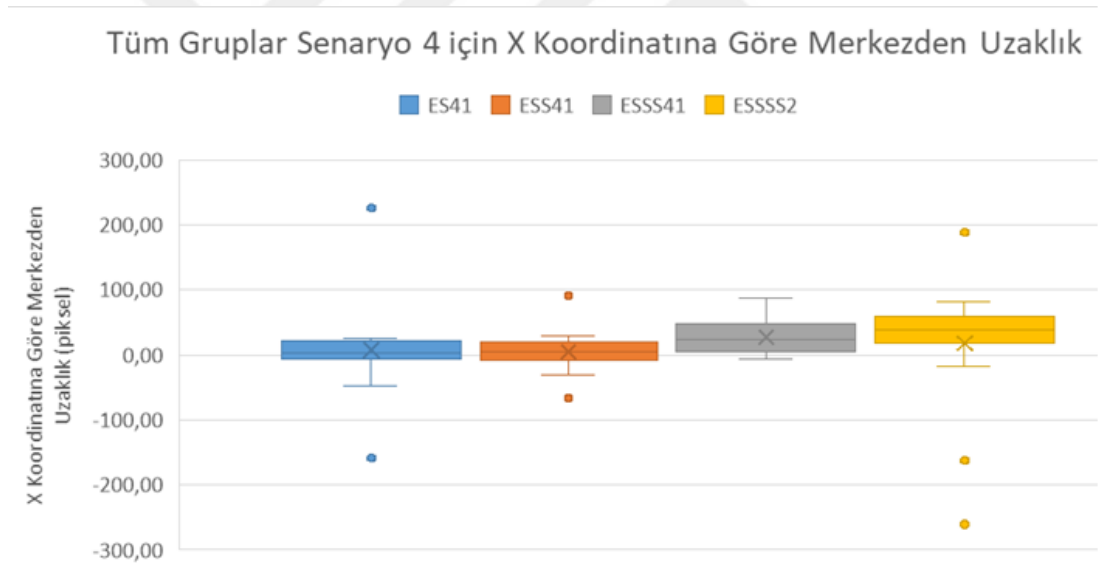
Şekil 4.85. Tüm grupların senaryo 1 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı



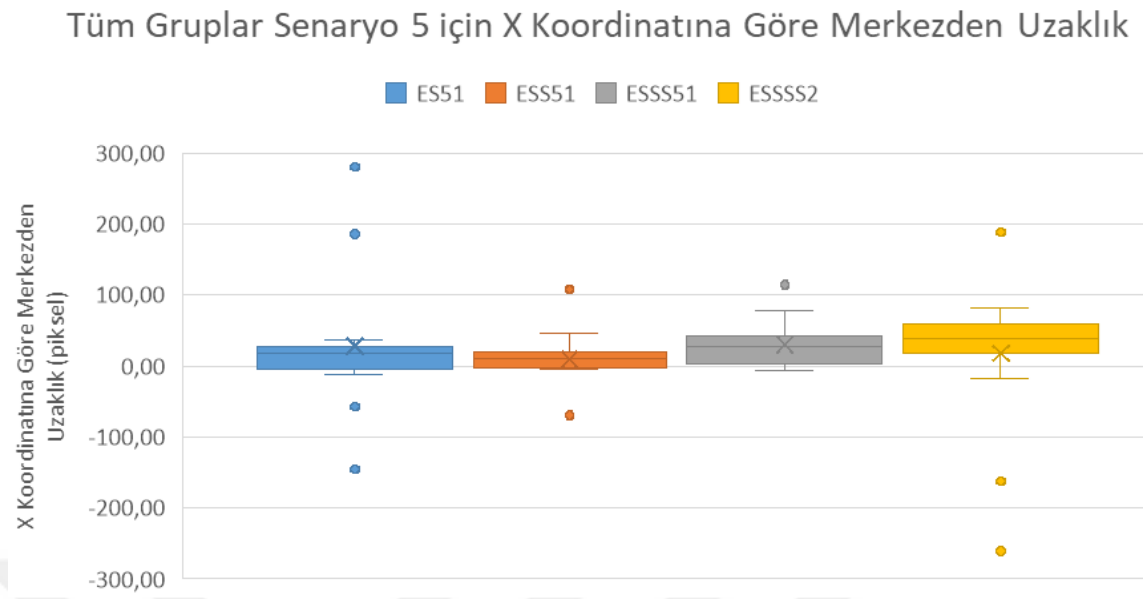
Şekil 4.86. Tüm grupların senaryo 2 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı



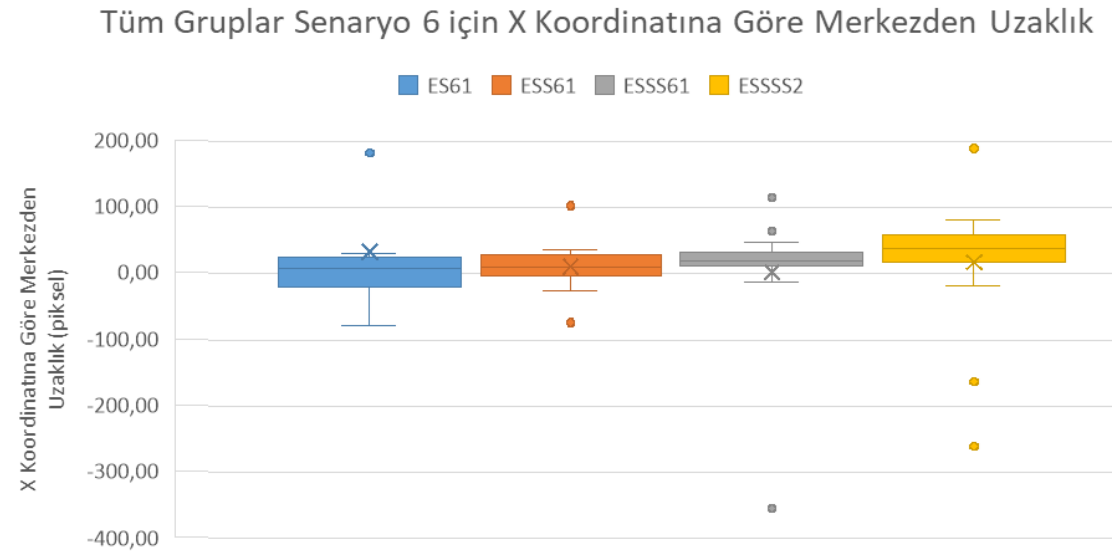
Şekil 4.87. Tüm grupların senaryo 3 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı



Şekil 4.88. Tüm grupların senaryo 4 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı



Şekil 4.89. Tüm grupların senaryo 5 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı

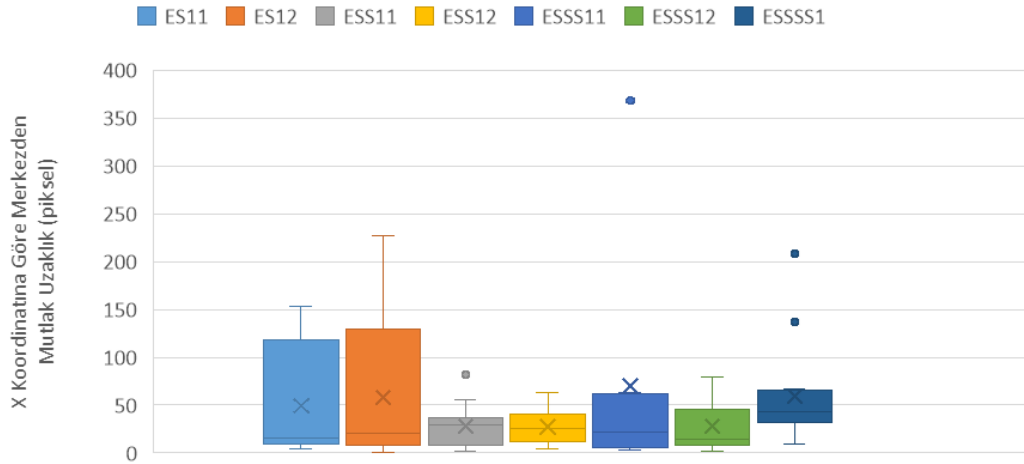


Şekil 4.90. Tüm grupların senaryo 6 için x koordinatına göre merkezden uzaklığı

X koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığın senaryolara göre değişimleri Şekil 4.91., Şekil 4.92., Şekil 4.93., Şekil 4.94., Şekil 4.95. ve Şekil 4.96.'daki grafiklerde verilmiştir. 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip tüm senaryolardaki gruplara ait oturumları birbiri ile karşılaştırdığımızda (örneğin; ES21- ESS21- ESSS21- ESSSS1), x koordinatına göre merkezden mutlak kayma miktarı ortalaması en düşük grubun 2. grup olduğu görülmüştür. 15 dk'lık oturumlarda da x koordinatına göre merkezden mutlak kayma miktarı ortalaması en düşük grubun 2. grup olduğu görülmüştür. 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 2 ve 3'te 3. grubun Beat Saber exergame oyunu sonrası

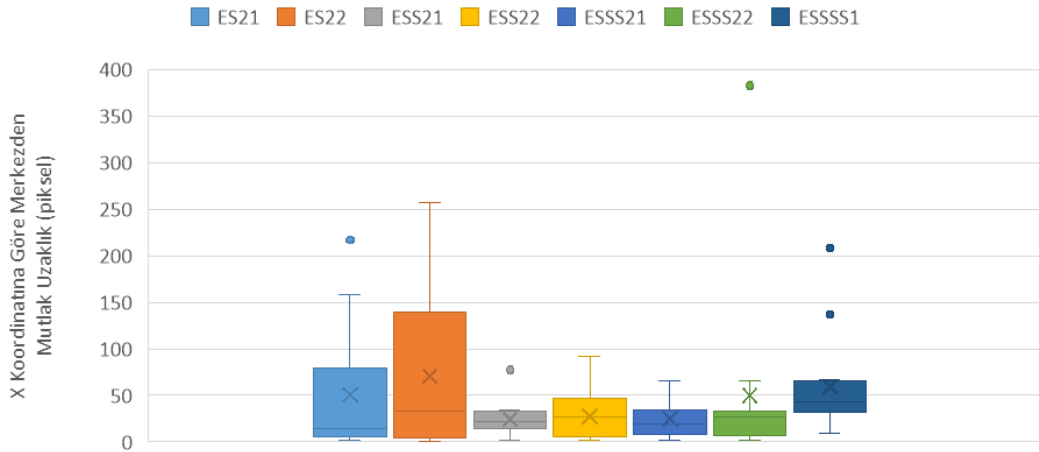
oynanan 2. oturumu, Hot Squat sonrası oynanan 1. oturumdan daha yüksek x koordinatına göre merkezden mutlak kayma miktarı ortalamasına sahiptir.

Tüm Gruplar Senaryo 1 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



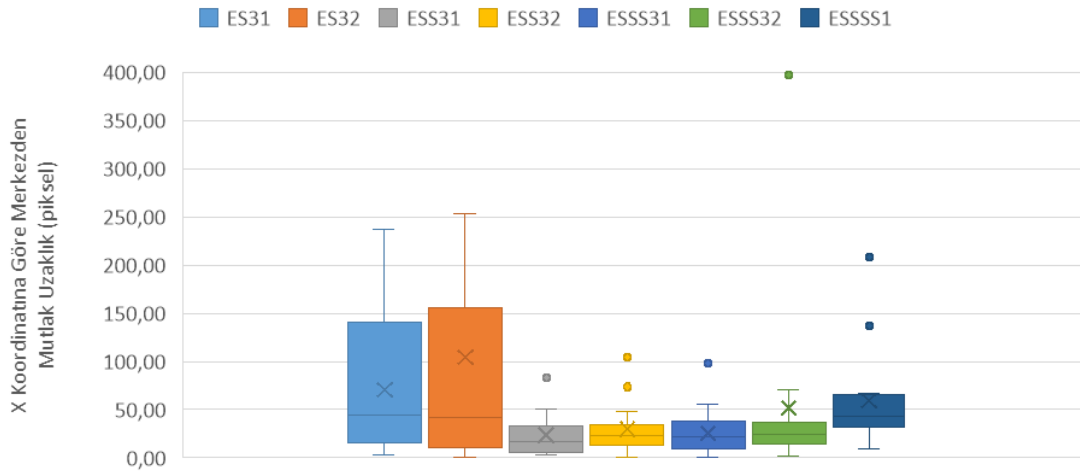
Şekil 4.91. Tüm grupların senaryo 1 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 2 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



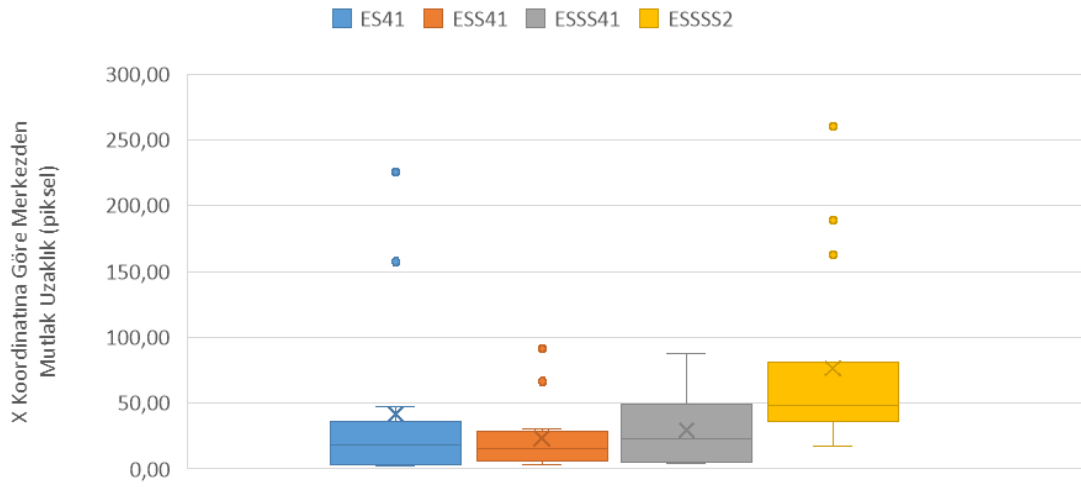
Şekil 4.92. Tüm grupların senaryo 2 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 3 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



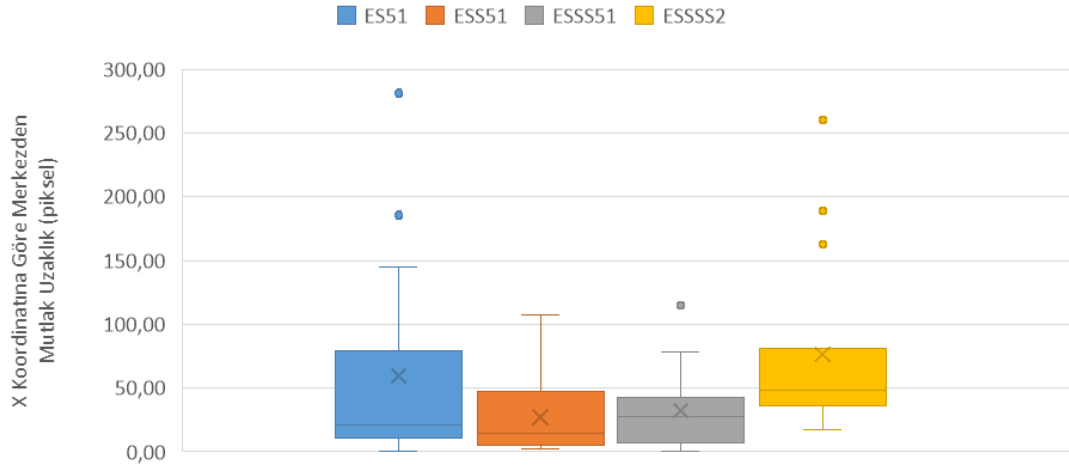
Şekil 4.93. Tüm grupların senaryo 3 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 4 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



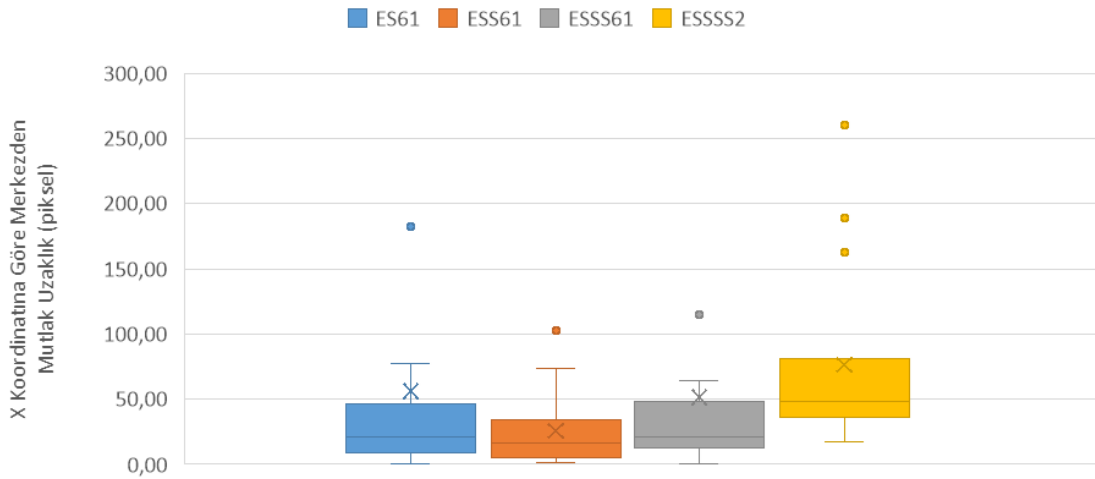
Şekil 4.94. Tüm grupların senaryo 4 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 5 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



Şekil 4.95. Tüm grupların senaryo 5 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

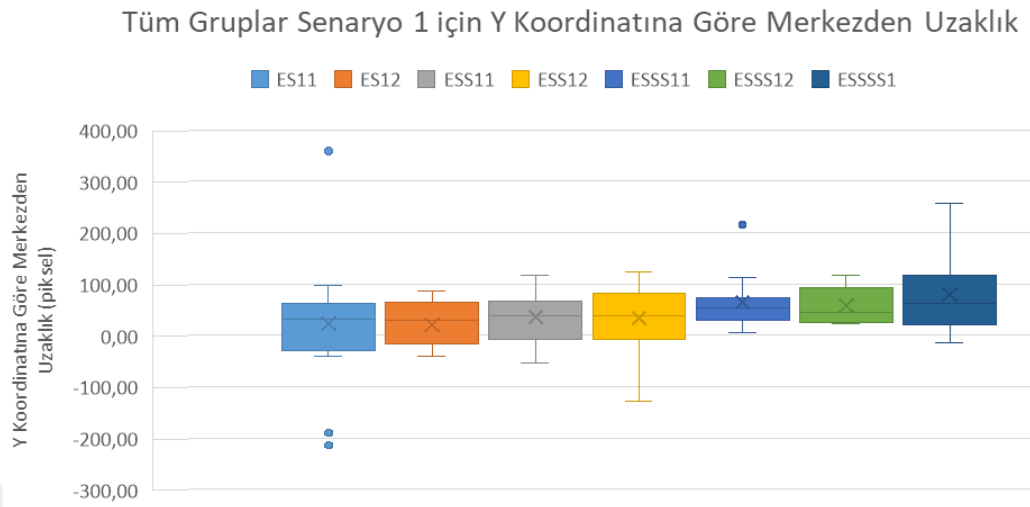
Tüm Gruplar Senaryo 6 için X Koordinatına Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



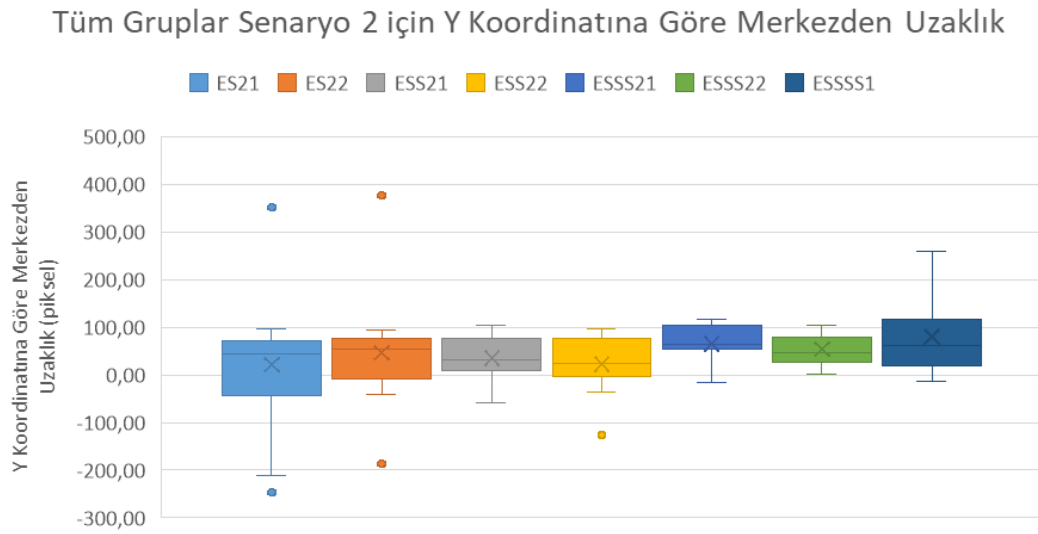
Şekil 4.96. Tüm grupların senaryo 6 için x koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Y koordinatına göre merkezden mutlak olmayan uzaklığın senaryolara göre değişimleri Şekil 4.97., Şekil 4.98., Şekil 4.99., Şekil 4.100., Şekil 4.101. ve Şekil 4.102.'deki grafiklerde verilmiştir. 10 dk'lık e-spor oturumlarını içeren senaryo 1 ve 2'de 3. ve 4. Grubun y koordinatına göre merkezden mutlak olmayan kayma miktarı ortalaması diğer gruplardan yüksektir (3 ve 4. grup 50-80 arasında, 1 ve 2. grup 20-50 arasındadır). Senaryo 3'te 2. ve 4. grubun değerleri diğer gruplardan yüksektir (2 ve 4. grup 50-80, 1 ve 3. grup 0-50). 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryo 4, 5 ve 6 için tüm gruplar pozitif yönde 43-72 arasında değişen merkezden mutlak olmayan kayma miktarı ortalamasına sahiptir. Senaryo 4 ve 5'te en düşük y koordinatına göre merkezden mutlak

olmayan kayma miktarı ortalaması grup 2 ve grup 4'tedir. Genel olarak düşey eksenle kaymanın yukarı doğru olduğu gözlemlenmiştir.

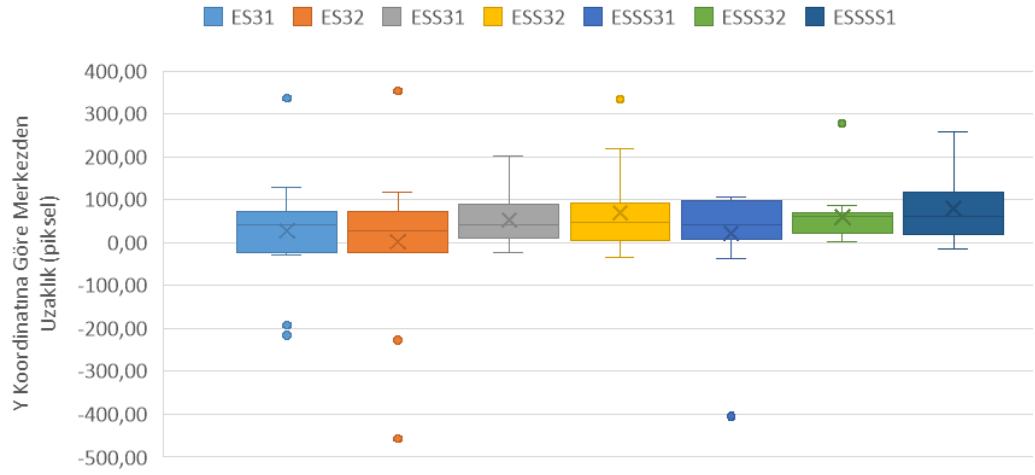


Şekil 4.97. Tüm grupların senaryo 1 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı



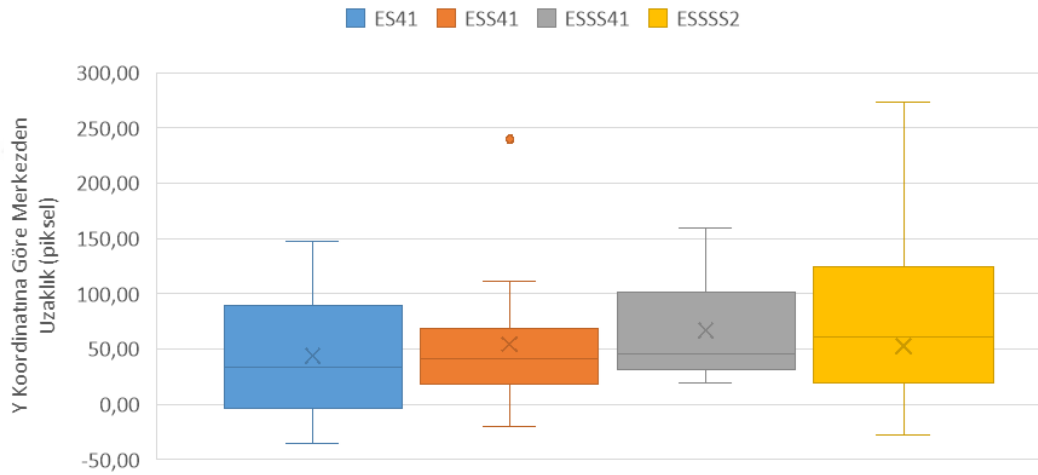
Şekil 4.98. Tüm grupların senaryo 2 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 3 için Y Koordinatına Göre Merkezden Uzaklık

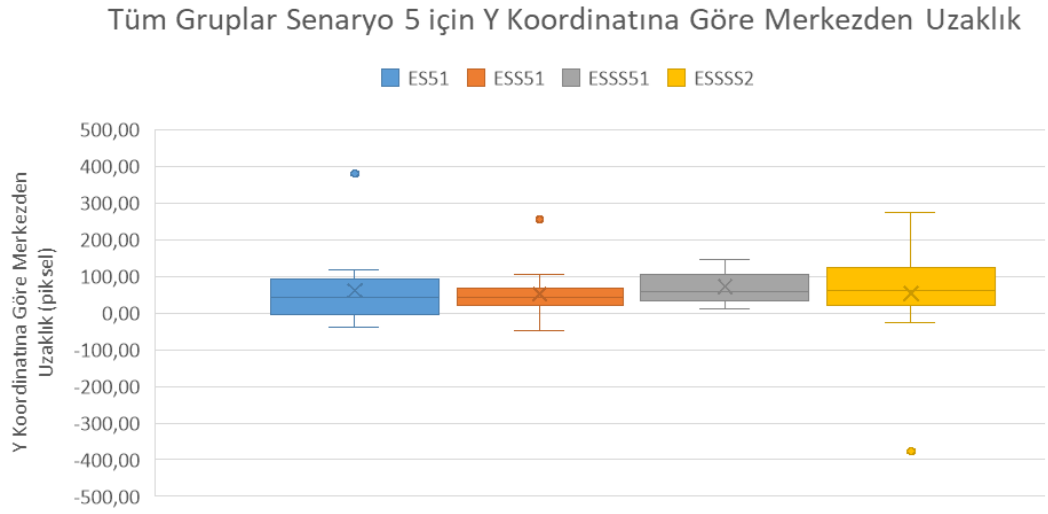


Şekil 4.99. Tüm grupların senaryo 3 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı

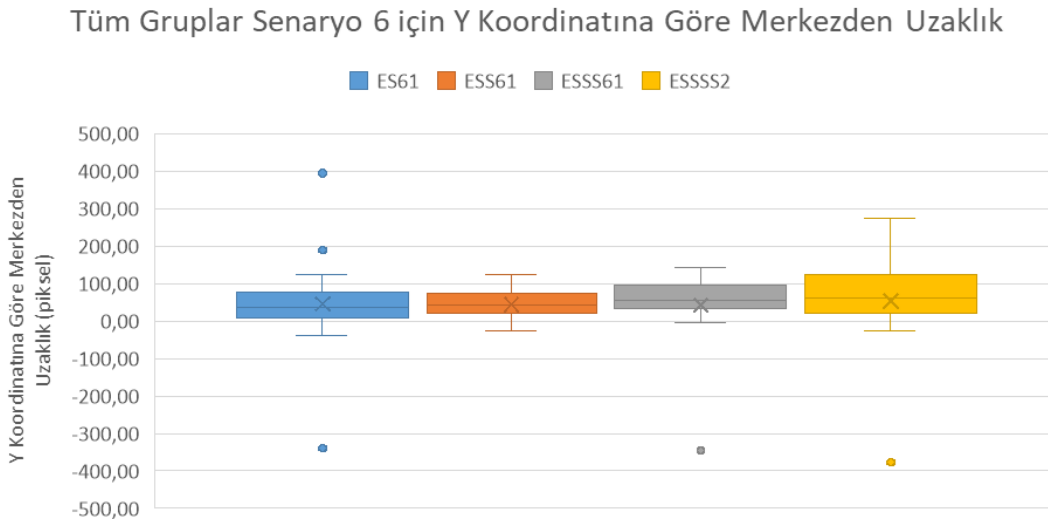
Tüm Gruplar Senaryo 4 için Y Koordinatına Göre Merkezden Uzaklık



Şekil 4.100. Tüm grupların senaryo 4 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı



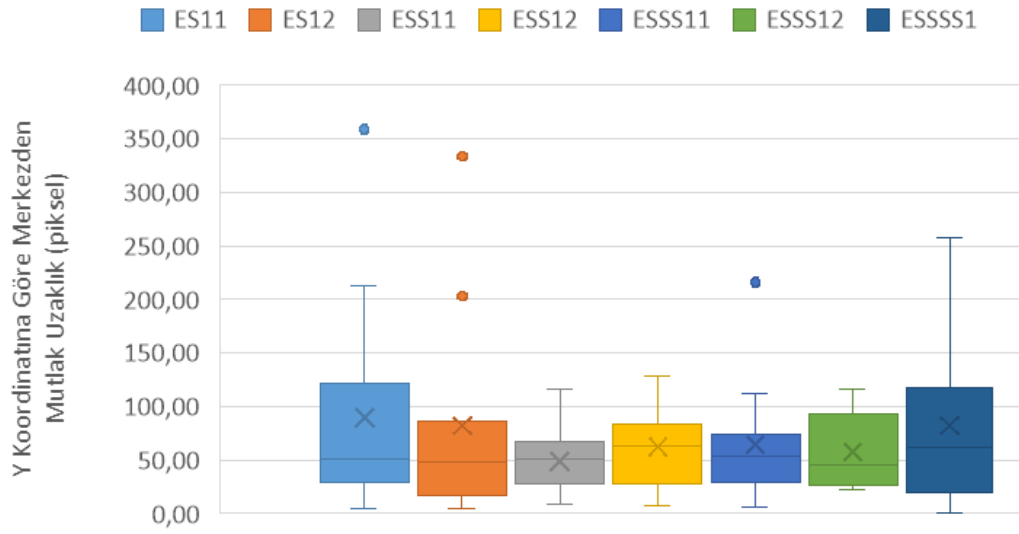
Şekil 4.101. Tüm grupların senaryo 5 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı



Şekil 4.102. Tüm grupların senaryo 6 için y koordinatına göre merkezden uzaklığı

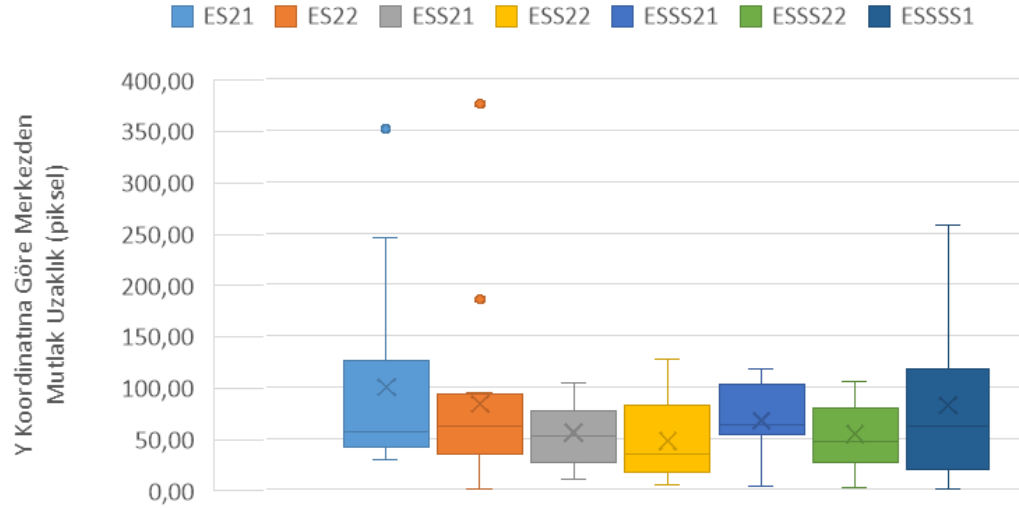
Y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığın senaryolara göre değişimleri Şekil 4.103., Şekil 4.104., Şekil 4.105., Şekil 4.106., Şekil 4.107. ve Şekil 4.108'deki grafiklerde verilmiştir. 15 dk'lık e-spor oturumları içeren senaryo 4, 5 ve 6'da y koordinatına göre merkezden mutlak kayma miktarı ortalaması en düşük 2. grupta, en yüksek 4. gruptadır. 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryolar için; senaryo 1'de 2. ve 3. grubun her iki oturumunun, senaryo 2 ve 3'te ise 2. grubun her iki oturumunun ve 3. grubun Beat Saber exergame oyunu sonrası oynanan 2. oturumunun y koordinatına göre merkezden mutlak kayma ortalaması değerinin en düşük olduğu gözlemlenmiştir.

Tüm Gruplar Senaryo 1 için Y Koordinatına
Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



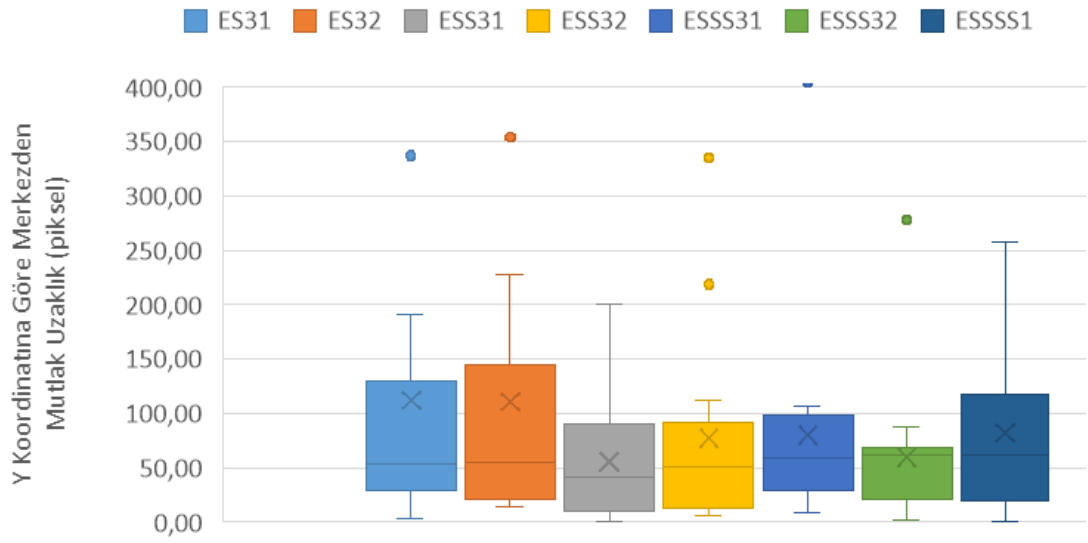
Şekil 4.103. Tüm grupların senaryo 1 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 2 için Y Koordinatına
Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



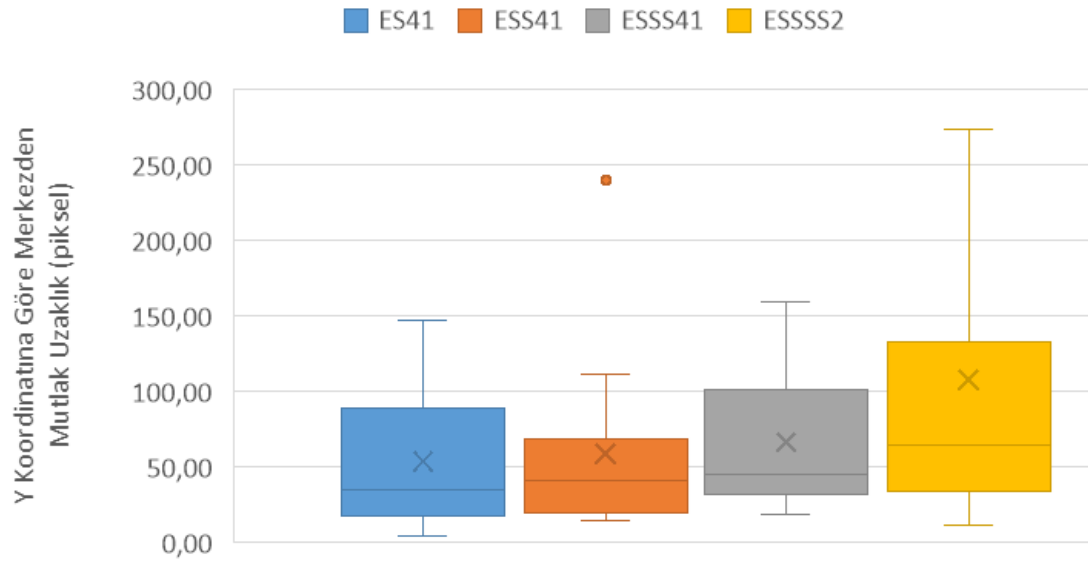
Şekil 4.104. Tüm grupların senaryo 2 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

Tüm Gruplar Senaryo 3 için Y Koordinatına
Göre Merkezden Mutlak Uzaklık

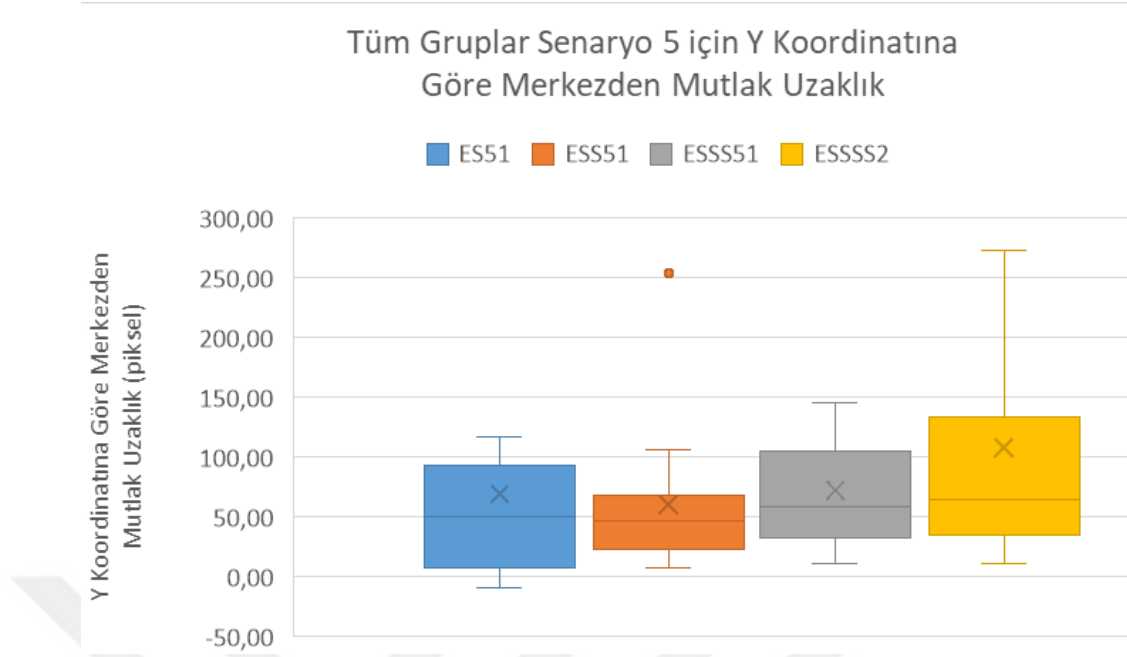


Şekil 4.105. Tüm grupların senaryo 3 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

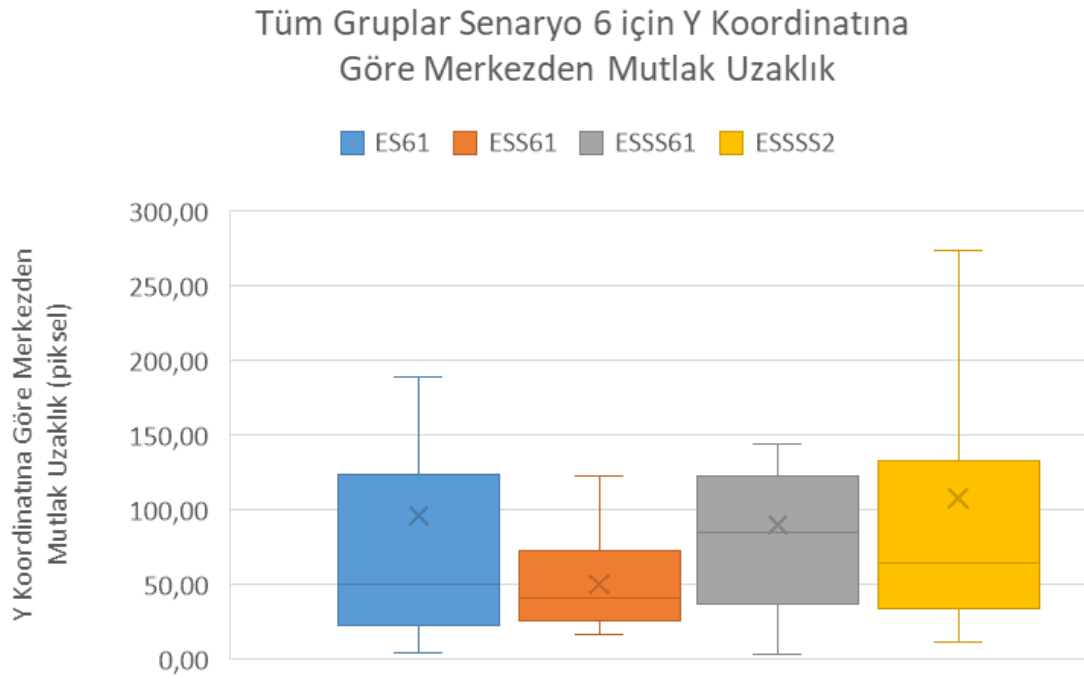
Tüm Gruplar Senaryo 4 için Y Koordinatına
Göre Merkezden Mutlak Uzaklık



Şekil 4.106. Tüm grupların senaryo 4 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı



Şekil 4.107. Tüm grupların senaryo 5 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı



Şekil 4.108. Tüm grupların senaryo 6 için y koordinatına göre merkezden mutlak uzaklığı

4.2. Ayırt Edici Özniteliklerin Sınıflandırma ile Belirlenmesi

Literatürde birçok çalışmada sınıflandırıcılar elde edilen verilerin doğruluğunu karşılaştırmak, sınıflandırma, öznitelik belirleme gibi daha birçok alanda yaygın kullanılan bir yöntemdir (Ayata vd. 2017; Jalal vd. 2020; Kuduz ve Kaçar, 2024). İki farklı exergame oyununun GSR ve göz takip verileri üzerindeki etkisi incelenmek istendiği için sınıflandırmada sadece ilk 2 grup oturumları kullanılmıştır. GSR exergame oturumları ve e-spor oturumları birbirinden ayrı şekilde dokuz öznitelik için ayrı ayrı ve dokuz öznitelik birlikte eğitilerek sınıflandırma başarıları hesaplanmıştır. Göz takip verileri için ise üç öznitelik ayrı ayrı ve üç öznitelik birlikte eğitilerek sınıflandırma başarıları hesaplanmıştır. Hesaplamalar sonunda GSR exergame, GSR e-spor ve göz takip verileri için ayırt edici öznitelikler ve fazla sayıda oturumda en yüksek başarıları elde eden sınıflandırıcılar belirlenmiştir.

4.2.1 Exergame Oturumları Sınıflandırma Bulguları

Exergame GSR verileri analizi sonucunda elde edilen 9 öznitelik ayrı ayrı ve hepsi birlikte olmak üzere 10 farklı şekilde sınıflandırıcı modelleri kullanılarak doğruluk yüzdeleri hesaplanmıştır. Bu hesaplamalar sonucunda her oturumun en yüksek başarı yüzdesini veren sınıflandırıcı modelleri ve başarı yüzdeleri Çizelge 4.1., Çizelge 4.2., Çizelge 4.3., Çizelge 4.4., Çizelge 4.5., Çizelge 4.6., Çizelge 4.7., Çizelge 4.8., Çizelge 4.9. ve Çizelge 4.10.'daki tablolarda verilmiştir.

Tabloları incelediğimizde en yüksek doğruluk yüzdesi genel ortalamasının standart sapma özniteliği (%73.04) ile 9 özniteliğin birlikte kullanıldığı (%78.88) sınıflandırma modellerinde olduğu görülmüştür. Buradan da exergame oyunlarının oynandığı sırada elde edilen özniteliklerden standart sapmanın grup sınıfını dolayısıyla exergame oyun tipini ayırt etmede daha başarılı olduğu görülmüştür. Basıklık dışındaki tüm özniteliklerde %70 üzerinde doğruluk yüzdesi elde edilmiştir. Ayrıca tüm öznitelikler birlikte alındığında da en yüksek sınıflandırma başarıları ortalaması %78.88 olarak elde edilmiştir. Standart sapma özniteliğinin EG61 oturumunda yani senaryo 6'nın 1. 5 dk'lık exergame oturumunda 5 sınıflandırıcı modelinde %90 doğruluk yüzdesi elde edilmiştir. Ayrıca bir öznitelik dışında kalan tüm özniteliklerde EG61 oturumundaki doğruluk yüzdeleri diğer oturumlara göre daha yüksektir. EG61 oturumu 5 dk'lık süreye sahip exergame oturumdur ve ilk 3 senaryoda olduğu gibi öncesinde bir e-spor oturumu değil exergame oturumu gelir. Bu yüzden exergame oynama süresinin ve öncesinde e-spor değil yine aynı exergame oyununu oynamanın birlikte bir farklılık yarattığı ve iki oyun arasında daha büyük farklılık yarattığı düşünülmektedir.

10 tabloya bakarak oturumlarda en yüksek doğruluk yüzdesini veren sınıflandırıcıları sıralarsak; Doğrusal Diskriminant (51) birinci sırada, Lojistik Regresyon (48) ikinci sırada, Ensemble- Alt Uzay Diskriminant (45) üçüncü sırada, Doğrusal Destek Vektör Makineleri (35) dördüncü sırada, Kübik K-En Yakın Komşu (29) ve Orta K-En Yakın Komşu (29) beşinci sıradadır. Farklı exergame tiplerine sahip iki grubun farkını ortaya koymada en başarılı sınıflandırıcının Doğrusal Diskriminant modeli olduğu görülmektedir. Doğrusal Diskriminant sınıflandırma algoritmasının sınıflar arası farkı maksimize ederek çalışan ve az sayılı sınıflarda daha başarılı bir algoritma olduğu için bu problemde yüksek başarı gösterdiği düşünülmektedir.

Çizelge 4.1. GSR Maksimum Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MAKSİMUM DEĞER	EG11	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Karesel Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Çekirdek Naive Bayes	%63.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%63.3
		Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG12	Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%73.3
	EG21	Detaylı Karar Ağacı	%70.0
		Orta Karar Ağacı	%70.0
		Basit Karar Ağacı	%70.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makinesi	%70.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%70.0
		Orta Yapay Sinir Ağları	%70.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	EG22	Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG31	Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG32	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Karesel Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Gauss Naive Bayes	%76.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%76.7
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%76.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%76.7
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%76.7
	EG41	Doğrusal Diskriminant	%60.0
		Lojistik Regresyon	%60.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%60.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%60.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%60.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%60.0
	EG42	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%66.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%66.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%66.7

Çizelge 4.1 devamı

MAKSİMUM DEĞER	EG51	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%76.7
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%76.7
	EG52	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%76.7
		Alt Uzay Diskriminant	%76.7
	EG61	Doğrusal Diskriminant	%80.0
		Lojistik Regresyon	%80.0
		Çekirdek Naive Bayes	%80.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%80.0
	EG62	Karesel Diskriminant	%80.0
		Gauss Naive Bayes	%80.0
		Çekirdek Naive Bayes	%80.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Detaylı K-En Yakın Komşu	%80.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%80.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble – Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%80.0
Genel Başarı Ortalaması: %72.78			

Çizelge 4.2. GSR Minimum Değer Özniteliliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZELLİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MİNİMUM DEĞER	EG11	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG12	Detaylı Karar Ağacı	%70.0
		Orta Karar Ağacı	%70.0
		Basit Karar Ağacı	%70.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	EG21	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%70.0
		Ensemble- Rastgele Alt Örnekleme ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%70.0
	EG22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Çekirdek Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG31	Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG32	Karesel Diskriminant	%76.7
		Gauss Naive Bayes	%76.7
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%76.7
		Küçük K-En Yakın Komşu	%76.7
	EG41	Karesel Destek Vektör Makineleri	%60.0
	EG42	Doğrusal Diskriminant	%60.0
		Lojistik Regresyon	%60.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%60.0

Çizelge 4.2. devamı

MİNİMUM DEĞER	EG51	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%66.7
		Orta Yapay Sinir Ağları	%66.7
	EG52	Küçük Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	EG61	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%73.3
	EG62	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Karesel Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Gauss Naive Bayes	%70.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%70.0
Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%70.0	
Ensemble- Alt Uzak Diskriminant		%70.0	
Geniş Yapay Sinir Ağları		%70.0	
Genel Başarı Ortalaması: %70.4			

Çizelge 4.3. GSR Ortalama Değer Özniteliliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ORTALAMA	EG11	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
	EG12	Karesel Diskriminant	%66.7
		Gauss Naive Bayes	%66.7
	EG21	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%70.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
	EG22	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%76.7
	EG31	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%76.7
	EG32	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	EG41	Doğrusal Diskriminant	%56.7
		Lojistik Regresyon	%56.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%56.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%56.7
	EG42	Orta K-En Yakın Komşu	%66.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%66.7
	EG51	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
	EG52	Lojistik Regresyon	%80.0
	EG61	Doğrusal Diskriminant	%83.3
		Lojistik Regresyon	%83.3
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%83.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%83.3
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%83.3
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%83.3
	EG62	Orta Yapay Sinir Ağları	%76.7
Genel Başarı Ortalaması: %72.67			

Çizelge 4.4. GSR Standart Sapma Özniteliliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
STANDART SAPMA	EG11	Çekirdek Naive Bayes	%76.7
	EG12	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Karesel Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG21	Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%76.7
	EG22	Kübik Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG31	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%60.0
		Ensemble- Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%60.0
		Ensemble- Rastgele Alt Örnekleme ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%60.0
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%60.0
	EG32	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG41	Çekirdek Naive Bayes	%66.7
	EG42	Doğrusal Diskriminant	%80.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%80.0
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%83.3
	EG51	Orta K-En Yakın Komşu	%83.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%83.3
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%83.3
		Doğrusal Diskriminant	%80.0
	EG52	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%80.0
		Lojistik Regresyon	%90.0
	EG61	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%90.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%90.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%90.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%90.0
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%66.7
	EG62	Geniş Yapay Sinir Ağları	%66.7
Genel Başarı Ortalaması: %73.04			

Çizelge 4.5. GSR Medyan Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MEDYAN	EG11	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%63.3
		Orta Yapay Sinir Ağları	%63.3
	EG12	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%66.7
		Doğrusal Diskriminant	%70.0
	EG21	Lojistik Regresyon	%70.0
		Küçük Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
		Doğrusal Diskriminant	%76.7
	EG22	Lojistik Regresyon	%76.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%76.7
		Küçük K-En Yakın Komşu	%76.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%76.7
		Doğrusal Diskriminant	%73.3
	EG31	Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Küçük K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	EG32	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
	EG41	Orta K-En Yakın Komşu	%60.0
		Küçük K-En Yakın Komşu	%60.0
	EG42	Doğrusal Diskriminant	%66.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%66.7

Çizelge 4.5. devamı

MEDYAN	EG51	Kübik Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%70.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%70.0
	EG52	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
	EG61	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Karesel Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Gauss Naive Bayes	%76.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%76.7
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%76.7
	EG62	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%76.7
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%76.7
Genel Başarı Ortalaması: %72.98			

Çizelge 4.6. GSR Çarpıklık Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ÇARPIKLIK	EG11	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	EG12	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
		Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	EG21	Doğrusal Diskriminant	%60.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%60.0
	EG22	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%76.7
	EG31	Geniş Yapay Sinir Ağları	%83.3
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%83.3
	EG32	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
	EG41	Doğrusal Diskriminant	%66.7
		Lojistik Regresyon	%66.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%66.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%66.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%66.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%66.7
	EG42	Çekirdek Naive Bayes	%66.7
	EG51	Orta K-En Yakın Komşu	%60.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%60.0
	EG52	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%53.3
	EG61	Karesel Diskriminant	%83.3
		Lojistik Regresyon	%83.3
		Gauss Naive Bayes	%83.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
	EG62	Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
Genel Başarı Ortalaması: %71.85			

Çizelge 4.7. GSR Basıklık Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
BASIKLİK	EG11	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	EG12	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG21	Doğrusal Diskriminant	%53.3
		Karesel Diskriminant	%53.3
		Gauss Naive Bayes	%53.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%53.3
	EG22	Çekirdek Naive Bayes	%66.7
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%66.7
	EG31	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	EG32	Detaylı K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak K-En Yakın Komşu	%73.3
	EG41	Detaylı K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağaçları	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak K-En Yakın Komşu	%73.3
		Dar Yapay Sinir Ağları	%73.3
	EG42	Detaylı K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ensemble- Alt Uzak K-En Yakın Komşu	%70.0
	EG51	Kübik Destek Vektör Makineleri	%56.7
	EG52	Karesel Diskriminant	%56.7
		Gauss Naive Bayes	%56.7
	EG61	Karesel Destek Vektör Makineleri	%56.7
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%56.7
	EG62	Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%60.0
Genel Başarı Ortalaması: %63.44			

Çizelge 4.8. GSR Etkin Değer Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ETKİN DEĞER	EG11	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG12	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Karesel Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%63.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%63.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG21	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	EG22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%73.3
	EG31	Karesel Diskriminant	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Çekirdek Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
	EG32	Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Doğrusal Diskriminant	%80.0
		Karesel Diskriminant	%80.0
		Gauss Naive Bayes	%80.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%80.0

Çizelge 4.8. devamı

ETKİN DEĞER	EG41	Doğrusal Diskriminant	%60.0
		Lojistik Regresyon	%60.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%60.0
	EG42	Orta K-En Yakın Komşu	%66.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%66.7
	EG51	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
	EG52	Lojistik Regresyon	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG61	Doğrusal Diskriminant	%80.0
		Lojistik Regresyon	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%80.0
	EG62	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
Doğrusal Destek Vektör Makineleri		%73.3	
Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3	
Orta K-En Yakın Komşu		%73.3	
Kosinüs K-En Yakın Komşu		%73.3	
Kübik K-En Yakın Komşu		%73.3	
Ensemble- Alt Uzay Diskriminant		%73.3	
Genel Başarı Ortalaması: %71.1			

Çizelge 4.9. GSR Güç Özniteliğinin Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
GÜÇ	EG11	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
	EG12	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Karesel Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Çekirdek Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%63.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%63.3
		Doğrusal Diskriminant	%70.0
	EG21	Karesel Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Gauss Naive Bayes	%70.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%70.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%70.0
	EG22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%73.3
	EG31	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Kernel Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%73.3

Çizelge 4.9. devamı

GÜÇ	EG32	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Karesel Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Gauss Naive Bayes	%76.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%76.7
	EG41	Dar Yapay Sinir Ağları	%63.3
	EG42	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%66.7
	EG51	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	EG52	Lojistik Regresyon	%73.3
		Dar Yapay Sinir Ağları	%73.3
	EG61	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Orta Yapay Sinir Ağları	%80.0
	EG62	Lojistik Regresyon	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Orta Yapay Sinir Ağları	%73.3
Genel Başarı Ortalaması: %71.25			

Çizelge 4.10. GSR 9 Özniteliğin Birlikte Tüm Exergame Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
9 ÖZNİTELİK BİRLİKTE	EG11	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	EG12	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%73.3
	EG21	Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%76.7
	EG22	Geniş Yapay Sinir Ağları	%80.0
	EG31	Çekirdek Naive Bayes	%76.7
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%76.7
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%76.7
	EG32	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
	EG41	Doğrusal Diskriminant	%76.7
	EG42	Gauss Naive Bayes	%80.0
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%80.0
	EG51	Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%86.7
	EG52	Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
	EG61	Karesel Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Detaylı K-En Yakın Komşu	%83.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%83.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%83.3
	EG62	Karesel Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
Genel Başarı Ortalaması: %78.88			

4.2.2. E-spor Oturumları Sınıflandırma Bulguları

E-spor GSR verileri analizi sonucunda elde edilen 9 öznitelik ayrı ayrı ve hepsi birlikte olmak üzere 10 farklı şekilde sınıflandırıcı modelleri kullanılarak doğruluk yüzdeleri hesaplanmıştır. Bu hesaplamalar sonucunda her oturumun en yüksek başarı yüzdesini veren sınıflandırıcı modelleri ve başarı yüzdeleri Çizelge 4.11. Çizelge 4.12., Çizelge 4.13., Çizelge 4.14., Çizelge 4.15., Çizelge 4.16., Çizelge 4.17., Çizelge 4.18., Çizelge 4.19. ve Çizelge 4.20. arasındaki tablolarda verilmiştir.

Tabloları incelediğimizde en yüksek doğruluk yüzdesi genel ortalamasının medyan özniteliği (%74,32) ile 9 özniteliğin birlikte kullanıldığı (%77.31) sınıflandırma modellerinde olduğu görülmüştür. Buradan da e-spor oyununun oynandığı sırada elde edilen özniteliklerden medyanın grup sınıfını ayırt etmede daha başarılı olduğu görülmüştür. Minimum değer, maksimum değer, standart sapma ve basıklık dışındaki tüm özniteliklerde %70 üzerinde doğruluk yüzdesi elde edilmiştir. Ayrıca tüm öznitelikler birlikte alındığında da en yüksek sınıflandırma başarı ortalaması %77.31 olarak elde edilmiştir. Ortalama özniteliğinin ES32 oturumunda yani senaryo 3'ün 2. 10 dk'lık e-spor oturumunda bir sınıflandırıcı modelinde %90 doğruluk yüzdesi elde edilmiştir. Ayrıca genel başarı yüzdesi ortalaması %70 altında kalan standart sapma ve

basıklık  znitelikleri dıřındaki t m  zniteliklerde ES31, ES32 ve ES61 oturumlarındaki doęruluk y zdeleri dięer oturumlara g re daha y ksektir. ES31 ve ES32 oturumları 10 dk'lık e-spor, ES61 oturumu ise 15 dk'lık e-spor oturumu i ermektedir. Bu    oturumun ortak  zellięi ise    n n de  ncesinde 5 dk'lık exergame oyunu oynanmasıdır. Bu y zden e-spor oturumu  ncesinde uzun s reli exergame oynanmasının gruplar arasındaki farklılıęı daha başarılı ortaya koyduęu d ř n lmektedir.

10 tabloya bakarak oturumlarda en y ksek doęruluk y zdesini veren sınıflandırıcıları sıralarsak; Lojistik Regresyon (23) birinci sırada,  ekirdek Naive Bayes (20) ikinci sırada, Doęrusal Diskriminant (19), Karesel Diskriminant (19) ve Gauss Naive Bayes (19)    nc  sıradadır. Farklı exergame tiplerine sahip iki grubun e-spor oturumlarındaki farkı ortaya koymada en başarılı sınıflandırıcının Lojistik Regresyon modeli olduęu g r lmektedir. Lojistik Regresyon modeli temelde 2 sınıflı sınıflandırmalar i in sınıf etiketi olasılıęını tahmin etme  zerine oluřtuęu i in bu problemde y ksek başarı g sterdięi d ř n lmektedir.

Çizelge 4.11. GSR Maksimum Değer Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MAKSİMUM DEĞER	ES11	Karesel Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Orta Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES12	Karesel Diskriminant	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
	ES21	Karesel Destek Vektör Makineleri	%70.0
	ES22	Çekirdek Naive Bayes	%66.7
	ES31	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
	ES32	Detaylı Karar Ağacı	%80.0
		Orta Karar Ağacı	%80.0
		Basit Karar Ağacı	%80.0
		Doğrusal Diskriminant	%80.0
		Karesel Diskriminant	%80.0
		Lojistik Regresyon	%80.0
		Gauss Naive Bayes	%80.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Kosinüs K-En Yakın Komşu	%80.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%80.0
	ES41	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%63.3
	ES51	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	ES61	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
Genel Başarı Ortalaması: %65.15			

Çizelge 4.12. GSR Minimum Değer Özniteliliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MİNİMUM DEĞER	ES11	Dar Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES12	Çekirdek Naive Bayes	%70.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	ES21	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
		Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%73.3
		ES22	Doğrusal Diskriminant
	Karesel Diskriminant		%73.3
	Lojistik Regresyon		%73.3
	Gauss Naive Bayes		%73.3
	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Ensemble- Alt Uzay Diskriminant		%73.3
	ES31	Kernel Naive Bayes	%80.0
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%80.0
	ES32	Karesel Destek Vektör Makineleri	%83.3
	ES41	Kernel Naive Bayes	%66.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%66.7
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%66.7
	ES51	Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
	ES61	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
Genel Başarı Ortalaması: %69.26			

Çizelge 4.13. GSR Ortalama Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ORTALAMA	ES11	Karesel Diskriminant	%60.0
		Gauss Naive Bayes	%60.0
			Karesel Destek Vektör Makineleri
	ES12	Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%73.3
	ES21	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Karesel Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Gauss Naive Bayes	%70.0
		Kernel Naive Bayes	%70.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%70.0
	ES22	Doğrusal Diskriminant	%76.7
		Lojistik Regresyon	%76.7
		Ensemble- Alt Uzak Diskriminant	%76.7
	ES31	Lojistik Regresyon	%80.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%80.0
	ES32	Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%90.0
	ES41	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES51	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Kernel Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3	
Ensemble- Alt Uzak Diskriminant		%73.3	
Dar Yapay Sinir Ağları		%73.3	
ES61	Lojistik Regresyon	%76.7	
	Karesel Destek Vektör Makineleri	%76.7	
Genel Başarı Ortalaması: %71.76			

Çizelge 4.14. GSR Standart Sapma Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
STANDART SAPMA	ES11	Orta K-En Yakın Komşu	%53.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%53.3
	ES12	Detaylı K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%70.0
		Ensemble- Rastgele Alt Örneklemeye ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%70.0
	ES21	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
	ES22	Dar Yapay Sinir Ağları	%70.0
	ES31	Karesel Destek Vektör Makineleri	%66.7
		Gauss Naive Bayes	%66.7
	ES32	Detaylı Karar Ağacı	%63.3
		Orta Karar Ağacı	%63.3
		Karesel Diskriminant	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES41	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES51	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Lojistik Regresyon	%63.3
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%63.3
		Orta Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES61	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%73.3
Genel Başarı Ortalaması: %64.12			

Çizelge 4.15. GSR Medyan Öznitelığının Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
MEDYAN	ES11	Karesel Diskriminant	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
	ES12	Geniş Yapay Sinir Ağları	%83.3
	ES21	Lojistik Regresyon	%76.7
	ES22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Kernel Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	ES31	Lojistik Regresyon	%80.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%80.0
	ES32	Doğrusal Diskriminant	%83.3
		Lojistik Regresyon	%83.3
		Kernel Naive Bayes	%83.3
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%83.3
	ES41	Karesel Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Ensemble- Rastgele Alt Örnekleme ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%60.0
	ES51	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	ES61	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%76.7
Genel Başarı Ortalaması: %74.32			

Çizelge 4.16. GSR Çarpıklık Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ÇARPIKLIK	ES11	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	ES12	Detaylı K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ensemble- Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%63.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%63.3
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ensemble- Rastgele Alt Örneklemeye ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%63.3
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%63.3
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES21	Orta Yapay Sinir Ağları	%70.0
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	ES22	Kübik Destek Vektör Makineleri	%53.3
	ES31	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
		Detaylı K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%73.3
	ES32	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
	ES41	Karesel Diskriminant	%60.0
		Gauss Naive Bayes	%60.0
		Kernel Naive Bayes	%60.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%60.0
	ES51	Kernel Naive Bayes	%60.0
		Orta K-En Yakın Komşu	%60.0
		Kübik K-En Yakın Komşu	%60.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%60.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES61	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
Genel Başarı Ortalaması: %72.2			

Çizelge 4.17. GSR Basıklık Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
BASIKLIK	ES11	Lojistik Regresyon	%66.7
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%66.7
			Dar Yapay Sinir Ağları
	ES12	Karesel Destek Vektör Makineleri	%53.3
	ES21	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES22	Basit Karar Ağacı	%60.0
	ES31	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Dar Yapay Sinir Ağları	%63.3
		Orta Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES32	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%56.7
		Detaylı K-En Yakın Komşu	%56.7
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%56.7
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%56.7
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%56.7
	ES41	Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	ES51	Detaylı Karar Ağacı	%76.7
		Orta Karar Ağacı	%76.7
		Basit Karar Ağacı	%76.7
	ES61	Doğrusal Diskriminant	%63.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%63.3
Genel Başarı Ortalaması: %63.67			

Çizelge 4.18. GSR Etkin Değer Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ETKİN DEĞER	ES11	Karesel Diskriminant	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
		Çekirdek Naive Bayes	%63.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
	ES12	Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%70.0
		ES21	Karesel Diskriminant
	Gauss Naive Bayes		%70.0
	Çekirdek Naive Bayes		%70.0
	Doğrusal Destek Vektör Makineleri		%70.0
	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri		%70.0
	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%70.0
	ES22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Karesel Diskriminant	%73.3
		Lojistik Regresyon	%73.3
		Gauss Naive Bayes	%73.3
		Çekirdek Naive Bayes	%73.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Orta K-En Yakın Komşu	%73.3
		Kübik K-En Yakın Komşu	%73.3
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%73.3
	ES31	Çekirdek Naive Bayes	%83.3
	ES32	Detaylı Karar Ağacı	%83.3
		Orta Karar Ağacı	%83.3
		Basit Karar Ağacı	%83.3
		Lojistik Regresyon	%83.3
		Çekirdek Naive Bayes	%83.3
	ES41	Lojistik Regresyon	%60.0
	ES51	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
	ES61	Karesel Diskriminant	%76.7
		Gauss Naive Bayes	%76.7
		Karesel Destek Vektör Makineleri	%76.7
Genel Başarı Ortalaması: %72.85			

Çizelge 4.19. GSR Güç Özniteliğinin Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleeri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
GÜÇ	ES11	Karesel Diskriminant	%63.3
		Gauss Naive Bayes	%63.3
	ES12	Doğrusal Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
		Doğrusal Diskriminant	%70.0
	ES21	Karesel Diskriminant	%70.0
		Lojistik Regresyon	%70.0
		Gauss Naive Bayes	%70.0
		Kernel Naive Bayes	%70.0
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
		Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%70.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
		ES22	Doğrusal Diskriminant
	Karesel Diskriminant		%73.3
	Lojistik Regresyon		%73.3
	Gauss Naive Bayes		%73.3
	Kernel Naive Bayes		%73.3
	Doğrusal Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Karesel Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Basit Gauss Destek Vektör Makineleri		%73.3
	Orta K-En Yakın Komşu		%73.3
	Küçük K-En Yakın Komşu		%73.3
	Ensemble- Alt Uzay Diskriminant		%73.3
	ES31	Detaylı Karar Ağacı	%83.3
		Orta Karar Ağacı	%83.3
		Basit Karar Ağacı	%83.3
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%83.3
	ES32	Detaylı Karar Ağacı	%83.3
		Orta Karar Ağacı	%83.3
		Basit Karar Ağacı	%83.3
		Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
	ES41	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%56.7
	ES51	Lojistik Regresyon	%73.3
	ES61	Kernel Naive Bayes	%73.3
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
		Dar Yapay Sinir Ağları	%73.3
		Orta Yapay Sinir Ağları	%73.3
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%73.3
Genel Başarı Ortalaması: %73.38			

Çizelge 4.20. GSR 9 Özniteliğin Birlikte Tüm E-spor Oturumlarındaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
9 ÖZELLİK BİRLİKTE	ES11	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%70.0
	ES12	Çekirdek Lojistik Regresyon	%73.3
	ES21	Doğrusal Diskriminant	%80.0
	ES22	Doğrusal Diskriminant	%73.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%73.3
	ES31	Ensemble- Alt Uzay Diskriminant	%83.3
	ES32	Kernel Naive Bayes	%83.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%83.3
	ES41	Detaylı Karar Ağacı	%73.3
		Orta Karar Ağacı	%73.3
		Basit Karar Ağacı	%73.3
	ES51	Kernel Naive Bayes	%76.7
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%76.7
	ES61	Detaylı K-En Yakın Komşu	%83.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%83.3
Genel Başarı Ortalaması: %77.31			

4.2.3. Göz Takip Sınıflandırma Bulguları

Göz takip verileri e-spor oturumları sırasında alınmıştır. Göz takip verileri analizi sonucunda elde edilen 3 öznitelik ayrı ayrı ve hepsi birlikte olmak üzere 4 farklı şekilde sınıflandırıcı modelleri kullanılarak doğruluk yüzdeleri hesaplanmıştır. Bu hesaplamalar sonucunda her oturumun en yüksek başarı yüzdesini veren sınıflandırıcı modelleri ve başarı yüzdeleri Çizelge 4.21., Çizelge 4.22. Çizelge 4.23. ve Çizelge 4.24.'deki tablolarda verilmiştir.

Tabloları incelediğimizde en yüksek doğruluk yüzdesi genel ortalamasının x ekseninde kayma özniteliği (%64.63) sınıflandırma modelinde olduğu görülmüştür. Buradan da iki grup arasındaki farkı ortaya koymada x eksenindeki odak kayma miktarının daha başarılı olduğu görülmüştür. GSR sınıflandırma modellerindeki genel ortalamaların aksine göz takip verilerinin sınıflandırmasında tüm özniteliklerin birlikte alındığı sınıflandırma modellerinin başarı ortalaması tek öznitelik olarak sınıflandırmaya giren x ekseninde kayma özniteliğinden daha düşük başarı ortalamasına sahip olduğu görülmüştür. X ekseninde kayma özniteliğinin ES11 oturumunda yani senaryo 1'in 1. 10 dk'lık e-spor oturumunda bir sınıflandırıcı modelinde %86.7 doğruluk yüzdesi elde edilmiştir. Sonuç olarak iki farklı exergame oyununun katılımcıların e-spor oynarken ki odak kaymasına yaptığı etkinin belirgin farklarının x ekseninde kayma olarak yansıdığı, e-spor oynayan kişilerin kafa ve göz hareketlerinin dikey eksenden çok yatay eksende farklılık yarattığı gözlemlenmiştir.

4 tabloya bakarak oturumlarda en yüksek doğruluk yüzdesini veren sınıflandırıcıları sıralarsak; Gauss Naive Bayes (10) birinci sırada, Karesel Diskriminant (7) ikinci sırada, Kübik Destek Vektör Makineleri (6) üçüncü sıradadır. Farklı exergame tiplerine sahip iki grubun göz takip oturumlarındaki farkı ortaya koymada en başarılı sınıflandırıcının Gauss Naive Bayes modeli olduğu görülmektedir. Gauss Naive Bayes az sınıflı problemlerde yüksek başarı veren bir sınıflandırıcı olduğu için bu problemde yüksek başarı gösterdiği düşünülmektedir.

Çizelge 4.21. Göz Takip Alan Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
ALAN	ES11	Detaylı K-En Yakın Komşu	%66.7
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%66.7
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%66.7
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%66.7
	ES12	Lojistik Regresyon	%56.7
		Orta K-En Yakın Komşu	%56.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%56.7
	ES21	Karesel Diskriminant	%53.3
		Gauss Naive Bayes	%53.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%53.3
	ES22	Kernel Naive Bayes	%66.7
	ES31	Detaylı Karar Ağacı	%60.0
		Orta Karar Ağacı	%60.0
		Basit Karar Ağacı	%60.0
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Dar Yapay Sinir Ağları	%60.0
	ES32	Orta K-En Yakın Komşu	%56.7
		Kübik K-En Yakın Komşu	%56.7
	ES41	Detaylı Karar Ağacı	%60.0
		Orta Karar Ağacı	%60.0
		Basit Karar Ağacı	%60.0
	ES51	Basit K-En Yakın Komşu	%50.0
		Ensemble- Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%50.0
		Ensemble- Alt Uzay K-En Yakın Komşu	%50.0
		Geniş Yapay Sinir Ağları	%50.0
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%50.0
	ES61	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
Genel Ortalaması: % 57.86			

Çizelge 4.22. Göz Takip X Ekseninde Kayma Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
X EKSENİNDE KAYMA	ES11	Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%86.7
	ES12	Detaylı Gauss Destek Vektör Makineleri	%63.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%63.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%63.3
		Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES21	Karesel Diskriminant	%60.0
		Gauss Naive Bayes	%60.0
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%60.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%60.0
	ES22	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%66.7
	ES31	Karesel Diskriminant	%66.7
		Gauss Naive Bayes	%66.7
	ES32	Karesel Diskriminant	%70.0
		Gauss Naive Bayes	%70.0
		Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	ES41	Ensemble- Rastgele Alt Örnekleme ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%56.7
	ES51	Kübik Destek Vektör Makineleri	%60.0
	ES61	Karesel Destek Vektör Makineleri	%56.7
Genel Ortalaması: % 64.63			

Çizelge 4.23. Göz Takip Y Ekseninde Kayma Özniteliğinin Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
Y EKSENİNDE KAYMA	ES11	Karesel Diskriminant	%53.3
		Gauss Naive Bayes	%53.3
		Doğrusal Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%53.3
	ES12	Basit K-En Yakın Komşu	%50.0
		Kosinüs Destek Vektör Makineleri	%50.0
		Ensemble- Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%50.0
		Ensemble- Rastgele Alt Örnekleme ile Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%50.0
		Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%50.0
	ES21	Detaylı Karar Ağacı	%63.3
		Orta Karar Ağacı	%63.3
		Basit Karar Ağacı	%63.3
		Ağırlıklı K-En Yakın Komşu	%63.3
	ES22	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%63.3
	ES31	Kübik Destek Vektör Makineleri	%66.7
	ES32	Karesel Diskriminant	%60.0
		Gauss Naive Bayes	%60.0
	ES41	Lojistik Regresyon	%53.3
	ES51	Karesel Destek Vektör Makineleri	%53.3
		Kübik Destek Vektör Makineleri	%53.3
	ES61	Karesel Diskriminant	%53.3
		Gauss Naive Bayes	%53.3
		Ensemble- Bagged Karar Ağacı	%53.3
		Dar Yapay Sinir Ağları	%53.3
Genel Ortalaması: % 55.71			

Çizelge 4.24. Göz Takip Üç Öz niteliğin Birlikte Tüm Oturumlardaki Sınıflandırma Doğruluk Yüzdeleri

ÖZNİTELİK ADLARI	OTURUM ADI	SINIFLANDIRICI ADI	DOĞRULUK YÜZDESİ
3 ÖZELLİK BİRLİKTE	ES11	Çekirdek Destek Vektör Makineleri	%70.0
	ES12	Çekirdek Destek Vektör Makineleri	%66.7
	ES21	Orta Gauss Destek Vektör Makineleri	%70.0
	ES22	Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağları	%66.7
	ES31	Gauss Naive Bayes	%70.0
	ES32	Gauss Naive Bayes	%66.7
	ES41	Lojistik Regresyon	%50.0
		Basit Gauss Destek Vektör Makineleri	%50.0
		Basit K-En Yakın Komşu	%50.0
		Ensemble- Güçlendirilmiş Karar Ağacı	%50.0
		Çekirdek Destek Vektör Makineleri	%50.0
	ES51	Çekirdek Lojistik Regresyon	%60.0
	ES61	Gauss Naive Bayes	%53.3
Genel Ortalaması: % 59.49			

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında; gönüllüler üzerinden nesnel ölçümler alınarak exergame (EG) oyununu oynayan ve oynamayanlar arasında fizyolojik sinyallerin karşılaştırmaları yapılarak EG yapılıp yapılmamasının, EG oynama süresinin ve EG tipinin e-spor yapan bireyler üzerinde yaratacağı stres durumu, bireylerin odaklanma başarısı gibi faktörler değerlendirilmiştir. Literatürde birçok çalışmada, fizyolojik değişimlerin galvanik deri tepkisi üzerindeki etkisi incelenmiş ve stres seviyesinin bir ölçütü olarak galvanik deri tepkisi değişimi kullanılmıştır (Kurniawan vd. 2013; Satti vd. 2021; Ishaque vd. 2023). Bu çalışmada da stres seviyesi yorumlamaları galvanik deri tepkisi verileri üzerinden yapılmıştır. Çalışma kapsamında alt ve üst ekstremitayı çalıştıran iki farklı exergame oyunu oynayan gruplar, her iki exergame oyununu da oynayan bir grup ve herhangi bir EG oynamayan dördüncü bir gönüllü grubu bulunmaktadır. Exergame oturumlarında hareket tipi belirlemek için ivme ve stres tespiti için galvanik deri tepkisi verileri, e-spor oturumlarında stres tespiti için galvanik deri tepkisi ve odaklanma için göz takip verileri analiz edilmiştir. Gerçekleştirilen çalışma ile e-spor oturumlarında stres seviyesini düşüren ve odak kaymasını azaltan oyun tipi ve senaryoları GSR ve göz takip verilerinin analizi ile belirlenmeye çalışılmıştır. Çalışmaya ek olarak galvanik deri tepkisi ve göz takip verileri için hangi öznel özelliklerin grup ayrımı konusunda ayırt edici olduğunun tespiti için sınıflandırma modelleri kullanılmıştır.

Çalışmadaki GSR verilerinden elde edilen bulgulara göre; genel olarak fiziksel aktivite yoğunluğundan kaynaklı exergame oturumlarının ortalama GSR değerleri e-spor oturumlarından yüksek çıkmıştır. Bu sonuç da Khan vd. (2021) tarafından yapılan çalışmadaki fiziksel eforun artmasıyla GSR değerinin arttığı sonucu ile benzer sonuç vermiş ve fiziksel aktivite sırasında artan ter bezi aktivitesiyle ilişkilendirilmiştir. Öncesinde 1 dakika exergame oynanan e-spor oturumlarının ortalama GSR değerleri 5 dakika exergame oynanan e-spor oturumlarından daha düşük çıkmış ve bunun sebebinin fiziksel aktivite yapma süresinin artmasına bağlı oluşan ısı ve terleme artışı olduğu düşünülmektedir. Tüm gruplar içinde 10 dk'lık e-spor oturumlarında en düşük ortalama GSR değerleri grup 2 ve grup 4'te, 15 dk'lık e-spor oturumlarında ise en düşük ortalama GSR değerleri grup 2'de görülmüştür. Buradan hareketle; grup 2'de oynanan ve üst ekstremitayı çalıştıran Beat Saber oyununun e-spor süresinden bağımsız olarak en düşük ortalama GSR'yi verdiği, e-spor oynamamanın etkisinin uzun süreli e-spor oturumlarında kısa süreli e-spor oturumlarından fazla olduğu düşünülmektedir. Gündoğdu vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada katılımcıların Tetris oyunu sırasındaki ortalama GSR değerlerinin dinlenme durumuna göre arttığı gözlemlenmiş ve bu oyun sırasında artan stres ile ilişkilendirilmiştir. Bizim çalışmamızda da benzer şekilde 4. Grubun yani exergame oynamayıp sadece e-spor oyunu oynayan grubun grup içi değerlendirmesinde oyun süresinin artmasının ortalama GSR değerini artırdığı görülmüştür. Oyun süresi arttıkça stres ve uyarılmanın etkisinden kaynaklı GSR değerinin arttığı yorumundan hareketle Beat Saber exergame oyununun uzun süreli e-spor oyunlarında da düşük ortalama GSR değerine sahip olması bu oyunun stres seviyesi üzerinde düşürücü etkiye sahip olduğunu düşündürmektedir. Ayrıca grup 3'ün 2. oturumunda yani Beat Saber sonrası olan oturumunda düşük ortalama GSR görülmeme sebebinin 1. oturumda oynanan ve alt ekstremitayı çalıştıran Hot Squat oyununun GSR üzerinde düşürücü etki yapmamasından kaynaklı değerin olduğu değerlendirilmiştir.

İvme verilerinden elde edilen bulgulara göre; tüm gruplarda en büyük ortalama ivme değerinin y ekseninde yani yukarı-aşağı hareket yönünde, en küçük ortalama ivme değerinin ise z ekseninde yani ön-arka hareket yönünde olduğu görülmüştür. Hot Squat oyununda squat hareketinden kaynaklı farklı hızlarda yukarı-aşağı hareket, Beat Saber oyununda ise kutuları vurma kaynaklı yukarı-aşağı hareket fazladır ve sonuçlar bunu doğrulamıştır. Ayrıca tüm gruplar değerlendirildiğinde genel olarak Beat Saber exergame oyunu oturumlarının ortalama ivme değerlerinin Hot Squat exergame oyunundan fazla olduğu görülmüştür. Bu sonucun da Beat Saber oyununun GSR üzerindeki düşürücü etkiyi desteklediği görülmüştür.

Göz takip ısı haritası verisinde odaklanılan alanın büyüklüğünün artması kişinin odağının daha fazla noktaya kaydığı sonucunu çıkartır. Çalışmadaki tüm grup ve senaryoları incelediğimizde genel olarak Hot Squat oynayan 1. grubun ve hiç exergame oynamayan 4. grubun alan miktarının ortalamasının fazla olduğu görülmektedir. (Gündoğdu vd. 2021) tarafından yapılan çalışmada Tetris oyununda başarısız sonuç veren katılımcıların ısı haritası odaklanılan alan miktarları başarılı katılımcılara göre daha geniş çıkmıştır, buradan hareketle odaklanılan alan miktarının büyük olması odak kayması problemlerinin göstergesi olduğu için exergame oynamanın ve doğru exergame seçiminin odak kaymasını düşürmede etkili olacağı düşünülmektedir. Ayrıca exergame oynanan oyunlarda, 10 dk'lık e-spor oturumlarındaki odaklanma alan miktarı ortalamasının 15 dk'lık e-spor oturumlarından fazla olduğu görülmüş ve hiç exergame oynamayan grubun oturumlarında ise tam tersi çıkmıştır. Buradan hareketle exergame oynamanın odaklanmayı pozitif yönde etkilediği düşünülmektedir.

Göz takip verilerinde x ve y koordinatına göre merkeze mutlak uzaklık grup 1 ve grup 3 verilerinden hareketle uzun süreli e-spor oturumları öncesinde oynanan Hot Squat exergame oyun süresinin artmasının odak kaymasını artırdığı düşünülmektedir. Hem x hem y koordinatına göre en yüksek kayma ortalaması miktarının 10 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryolarda Hot Squat oynayan 1. grupta ve hiç exergame oynamayan 4. grupta olduğu, 15 dk'lık e-spor oturumlarına sahip senaryolarda ise hiç exergame oynamayan 4. grupta olduğu gözleminden yola çıkarak exergame oynamanın uzun süreli e-spor oturumlarında odak kaymasını daha çok etkilediği düşünülmektedir. Hem x hem y koordinatı için genel olarak Beat Saber oyunu sonrası oynanan e-spor oturumlarındaki odak kayma ortalamasının düşük olmasından hareketle Beat Saber gibi bir exergame oyununun odak kaymasını azaltacağı düşünülmektedir. Ayrıca 15 dk'lık e-spor oturumu içeren senaryo 4,5 ve 6'da grup 3'e ait e-spor oturumu Hot Squat sonrası yapıldığı ve bu senaryolardaki en düşük kayma ortalamasının grup 2'ye yani Beat Saber oyunu sonrası oynanan e-sporlara ait olması bu fikri desteklemektedir.

Sınıflandırma analizlerinde exergame GSR oturumları için en başarılı sınıflandırmayı sağlayan öznitelikler standart sapma ve 9 özniteliğin birlikte kullanıldığı durum, e-spor oturumlarında ise medyan ve 9 özniteliğin birlikte kullanıldığı durum çıkmış ancak e-spor oturumlarında %70 üzerinde doğruluk yüzdesi sağlayan özniteliklerde maksimum, değer, minimum değer, standart sapma ve basıklık olmaması standart sapma özniteliğinin direkt oyun tipine bağımlı GSR değerleri için ayırt edici ancak dolaylı bağlı olan e-spor oturumları için ayırt edici öznitelik olmadığını düşündürmektedir. Göz takip verileri için ise %60 üzerinde doğruluk yüzdesine sahip tek öznitelik x koordinatına göre kayma özniteliğidir. Doğrusal Diskriminant, Lojistik Regresyon ve Gauss Naive Bayes gibi az sınıflı problemlerde yüksek başarı elde eden

sınıflandırma modelleri probleme uygun olarak bu çalışmada da en yüksek başarıları elde etmişlerdir.

Aktop (2008) tarafından yapılan çalışmada fiziksel ve zihinsel antrenmanın dart performansı üzerinde olumlu etki göstermesi ile bu çalışmadaki Beat Saber gibi fiziksel ve dikkat antrenmanı yapılan bir exergame oyununun stres ve odaklanma başarısı sonuçlarından hareketle; exergame için Beat Saber gibi üst ekstremitayı çalıştırıp dikkat ve refleks antrenmanı yaptıran, başka bir deyişle hem fiziksel hem zihinsel antrenman yaptıran bir oyun seçilmesinin stres durumu ve odak kayması üzerinde düşürücü bir etki yaratacağı değerlendirilmiştir.

Gelecek çalışmalarda; fiziksel aktivite için temel egzersizler içeren bir oyun, refleks ile dikkat antrenmanı yapılan bir tür oyun ve hiç exergame oynamayan bir grup karşılaştırılabilir. Farklı fizyolojik ölçümler dahil edilip stres ve odaklanma için incelenebilir.

6. KAYNAKLAR

- Acartürk, C., Fal, M., ve Perit Çakır, M. 2024. User performance and engagement in multi-user gaming Environments: An experimental investigation through the group eye tracking (GET) paradigm. *Entertainment Computing*, 51. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2024.100714>
- Aktop, A. 2008. Biyolojik Geribildirimle Zihinsel Antrenman Yönteminin Dart Performansına Etkisinin İncelenmesi. Doktora Tezi, Akdeniz Üniversitesi, Antalya, 144 s.
- Aladağ, S., Güven, A., Dolu, N., ve Özbek, H. 2017. Sporcularda sempatik aktivitenin belirlenmesinde elektrodermal aktivitenin ölçülmesi ve sinyal işleme yöntemleriyle sinyal karakteristiklerinin çıkarılması. 2016 Medical Technologies National Conference TIPTEKNO 2016, ss. 1-4, 27-29 Ekim, Antalya. <https://doi.org/10.1109/TIPTEKNO.2016.7863073>
- Almeida, S., Mealha, Ó., ve Veloso, A. 2016. Video game scenery analysis with eye tracking. *Entertainment Computing*, 14: 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2015.12.001>
- Argan, M., Özer, A., ve Akın, E. 2006. Elektronik Spor: Türkiye'deki Siber Sporcuların Tutum ve Davranışları. *Spor Yönetimi ve Bilgi Teknolojileri Dergisi*, 1(2): 1-11.
- Ayata, D., Yaslan, Y., ve Kamasak, M. 2017. Emotion Recognition via Galvanic Skin Response: Comparison of Machine Learning Algorithms and Feature Extraction Methods. *IU-JEEE*, 17(1), 3129-3136.
- Bediou, B., Adams, D. M., Mayer, R. E., Tipton, E., Green, C. S., ve Bavelier, D. 2018. Meta-analysis of action video game impact on perceptual, attentional, and cognitive skills. *Psychological Bulletin*, 144(1): 77-110. <https://doi.org/10.1037/bul0000130>
- Baylanççek, B., 2023. Başarılarıyla Göğsümüzü Kabartan Türk Espor Takımları. <https://www.turkmmo.com/basarilariyla-gogsumuzu-kabartan-turk-espor-takimlari-2023-h1000058807.html> [Son erişim tarihi: 2 Aralık 2024]
- Callaghan, P. 2004. Exercise: A neglected intervention in mental health care? *Journal of Psychiatric and Mental Health Nursing*, 11(4): 476-483. <https://doi.org/10.1111/J.1365-2850.2004.00751.X>
- Chang, Y. K., Labban, J. D., Gapin, J. I., ve Etnier, J. L. 2012. The effects of acute exercise on cognitive performance: A meta-analysis. *Brain Research*, 1453: 87-101. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2012.02.068>
- Cong, I., ve Duan, L. 2016. Quantum discriminant analysis for dimensionality reduction and classification. *New Journal of Physics*, 18(7). <https://doi.org/10.1088/1367-2630/18/7/073011>
- Çavuşoğlu, Ü., ve Kaçar, S. 2019. Veri Madenciliği Algoritmaları ile Yeni Bir Saldırı Tespit Sistemi Tasarımı ve Performans Analizleri. *Academic Platform Journal of Engineering and Science*, 7(2): 205-216. <https://doi.org/10.21541/apjes.418519>

- Dağdeviren, E. 2013. El Yazısı Rakam Tanıma İçin Destek Vektör Makinelerinin ve Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırması. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 82 s.
- Dessai, A., ve Virani, H. 2024. Multimodal and Multidomain Feature Fusion for Emotion Classification Based on Electrocardiogram and Galvanic Skin Response Signals. *Sci*, 6(1):10. <https://doi.org/10.3390/sci6010010>
- Diffrancisco-Donoghue, J., Balentine, J., Schmidt, G., ve Zwibel, H. 2019. Managing the health of the eSport athlete: An integrated health management model. *BMJ Open Sport and Exercise Medicine*, 5(1). <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2018-000467>
- Evans, E., Naugle, K. E., Ovispo, A., Kaleth, A. S., Arnold, B., ve Naugle, K. M. (2021). Active Virtual Reality Games Reduce Pain Sensitivity in Young, Healthy Adults. *Frontiers in Virtual Reality*, 2. <https://doi.org/10.3389/frvir.2021.772293>
- Evren, T., Kargün, M., Pala, A., ve Yazarer, İ. 2019. Spora Yenilikçi Yaklaşım: E-Spor. *Journal of International Social Research*, 12(66): 1423-1434. <https://doi.org/10.17719/jisr.2019.3682>
- Farrow, M., Lutteroth, C., Rouse, P. C., ve Bilzon, J. L. J. 2019. Virtual-reality exergaming improves performance during high-intensity interval training. *European Journal of Sport Science*, 19(6): 719-727. <https://doi.org/10.1080/17461391.2018.1542459>
- Ferreira, A., Santos, G., Rocha, A., ve Goldenstein, S. 2017. User-Centric Coordinates for Applications Leveraging 3-Axis Accelerometer Data. *IEEE Sensors Journal*, 17(16): 5231-5243. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2017.2723840>
- Fridriksdottir, E., ve Bonomi, A. G. 2020. Accelerometer-based human activity recognition for patient monitoring using a deep neural network. *Sensors (Switzerland)*, 20(22): 1-13. <https://doi.org/10.3390/s20226424>
- Ghojogh, B., ve Crowley, M. 2019. Linear and Quadratic Discriminant Analysis: Tutorial. *arXiv ön baskısı*. <http://arxiv.org/abs/1906.02590>
- Gökay, R., Masazade, E., Aydın, Ç., ve Erol-Barkana, D. 2015. Emotional State and Cognitive Load Analysis using Features from BVP and SC Sensors. 2015 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI), 14-16 Eylül, San Diego, Amerika.
- Gustavsson, M., Kjörk, E. K., Erhardsson, M., ve Alt Murphy, M. 2022. Virtual reality gaming in rehabilitation after stroke—user experiences and perceptions. *Disability and Rehabilitation*, 44(22): 6759-6765. <https://doi.org/10.1080/09638288.2021.1972351>
- Gündoğdu, S., Çolak, Ö. H., Doğan, E. A., Gülbetekin, E., ve Polat, Ö. 2021. Assessment of mental fatigue and stress on electronic sport players with data fusion. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 59(9): 1691-1707. <https://doi.org/10.1007/s11517-021-02389-9>
- Haviluddin, Dengen, N., Budiman, E., Wati, M., ve Hairah, U. 2018. Student Academic Evaluation using Naïve Bayes Classifier Algorithm. 2018 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT), ss. 104-107,

- 6-7 Kasım, Makassar, Endonezya.
<https://doi.org/10.1109/EIConCIT.2018.8878626>
- Hillman, C. H., Erickson, K. I., ve Kramer, A. F. 2008. Be smart, exercise your heart: exercise effects on brain and cognition. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(1): 58-65. <https://doi.org/10.1038/nrn2298>
- Islam, M. J., Wu, Q. M. J., Ahmadi, M., ve Sid-Ahmed, M. A. 2007. Investigating the Performance of Naive- Bayes Classifiers and K- Nearest Neighbor Classifiers. 2007 International Conference on Convergence Information Technology (ICCIT 2007), ss. 1541-1546, 21-23 Kasım, Gwangju, Güney Kore. <https://doi.org/10.1109/ICCIT.2007.148>
- Jalal, A., Quaid, M. A. K., Ud Din Tahir, S. B., ve Kim, K. 2020. A study of accelerometer and gyroscope measurements in physical life-log activities detection systems. *Sensors (Switzerland)*, 20(22): 1-23. <https://doi.org/10.3390/s20226670>
- Joshi, S., ve Srinivas, L. N. B. 2023. Galvanic Skin Conductance Response and Bio Inspired Algorithms for Human Emotion Classification: A Study. 2023 International Conference on Computer Communication and Informatics ICCCI 2023, ss. 1-6, 23-35 Ocak, Coimbatore, Hindistan. <https://doi.org/10.1109/ICCCI56745.2023.10128247>
- Kalaycı, E., Tüzün, H., Bayrak, F., Özdiç, F., ve Kula, A. 2011. Üç-Boyutlu Sanal Ortamların Kullanılabilirlik Çalışmalarında Göz-İzleme Yöntemi: Active Worlds Örneği. Akademik Bilişim Konferansı, ss. 93-98, 2-4 Şubat, İnönü Üniversitesi, Malatya.
- Karakaya, R. 2020. Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle El Yazısı Tanıma. Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, 57 s.
- Ketelhut, S., Martin-Niedecken, A. L., Zimmermann, P., ve Nigg, C. R. 2021. Physical Activity and Health Promotion in Esports and Gaming—Discussing Unique Opportunities for an Unprecedented Cultural Phenomenon. *Frontiers in Sports and Active Living*, 3. <https://doi.org/10.3389/fspor.2021.693700>
- Kocadağ, M. 2017. Elektronik Spor Kariyeri ve Eğitim. *Doğu Anadolu Sosyal Bilimlerde Eğilimler Dergisi*, 1: 49-63.
- Kramer, A. F., ve 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. <https://doi.org/10.1177/1745691617707316>
- Kuduz, H., ve Kaçar, F. 2024. Biomechanical sensor signal analysis based on machine learning for human gait classification. *Journal of Electrical Engineering*, 75(6): 513-521. <https://doi.org/10.2478/jee-2024-0059>
- Martin-Niedecken, A. L., Schwarz, T., ve Schättin, A. 2021. Comparing the Impact of Heart Rate-Based In-Game Adaptations in an Exergame-Based Functional High-Intensity Interval Training on Training Intensity and Experience in Healthy Young Adults. *Frontiers in Psychology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.572877>
- Morais, C. L. M., ve Lima, K. M. G. 2018. Principal component analysis with linear and quadratic discriminant analysis for identification of cancer samples based on mass

- spectrometry. *Journal of the Brazilian Chemical Society*, 29(3): 472-481. <https://doi.org/10.21577/0103-5053.20170159>
- MurtiRawat, R., Panchal, S., Singh, V. K., ve Panchal, Y. 2020. Breast Cancer Detection Using K-Nearest Neighbors, Logistic Regression and Ensemble Learning. 2020 International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC), ss. 534-540, 2-4 Temmuz, Coimbatore, Hindistan. <https://doi.org/10.1109/ICESC48915.2020.9155783>
- Musa, A. B. 2013. Comparative study on classification performance between support vector machine and logistic regression. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 4(1): 13-24. <https://doi.org/10.1007/s13042-012-0068-x>
- Mustafaoğlu, R. 2018. E-Spor, Spor ve Fiziksel Aktivite. *Ulusal Spor Bilimleri Dergisi*, 2(2): 84-96. <https://doi.org/10.30769/usbd.457545>
- Navada, A., Ansari, A. N., Patil, S., ve Sonkamble, B. A. 2011. Overview of use of decision tree algorithms in machine learning. 2011 IEEE Control and System Graduate Research Colloquium, ss. 37-42, 27-28 Haziran, Shah Alam, Malezya. <https://doi.org/10.1109/ICSGRC.2011.5991826>
- Onan, A. 2015. Şirket İflaslarının Tahminlenmesinde Karar Ağacı Algoritmalarının Karşılaştırmalı Başarım Analizi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 8(1).
- Ouyang, Y., Liu, M., Cheng, C., Yang, Y., He, S., ve Zheng, L. 2023. Monitoring Inattention in Construction Workers Caused by Physical Fatigue Using Electrocardiograph (ECG) and Galvanic Skin Response (GSR) Sensors. *Sensors*, 23(17). <https://doi.org/10.3390/s23177405>
- Özberk Zekiye Nisa. 2020. Mid Torakal Disfonksiyonda Biofeedback ile Egzersiz Tedavisinin Etkisinin Araştırılması. Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, 97s.
- Piercy, K. L., Troiano, R. P., Ballard, R. M., Carlson, S. A., Fulton, J. E., Galuska, D. A., George, S. M., ve Olson, R. D. 2018. The Physical Activity Guidelines for Americans *JAMA*, 320(19): 2020-2028. <https://doi.org/10.1001/JAMA.2018.14854>
- Poli, A., Gabrielli, V., Ciabattini, L., ve Spinsante, S. 2021. Cross-domain classification of physical activity intensity: An eda-based approach validated by wrist-measured acceleration and physiological data. *Electronics (Switzerland)*, 10(17). <https://doi.org/10.3390/electronics10172159>
- Rodríguez, J. J., Kuncheva, L. I., ve Alonso, C. J. 2006. Rotation Forest: A New Classifier Ensemble Method. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28: 1619-1630. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.211>
- Sanchez-Comas, A., Synnes, K., Molina-Estren, D., Troncoso-Palacio, A., ve Comas-González, Z. 2021. Correlation analysis of different measurement places of galvanic skin response in test groups facing pleasant and unpleasant stimuli. *Sensors*, 21(12). <https://doi.org/10.3390/s21124210>
- Sharma, M., Kacker, S., ve Sharma, M. 2016. A Brief Introduction and Review on Galvanic Skin Response. *International Journal of Medical Research Professionals*, 2(6). <https://doi.org/10.21276/ijmrp.2016.2.6.003>

- Smerdov, A., Somov, A., Burnaev, E., Zhou, B., ve Lukowicz, P. 2021. Detecting Video Game Player Burnout with the Use of Sensor Data and Machine Learning. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(22): 16680-16691. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3074740>
- Szpak, A., Michalski, S. C., ve Loetscher, T. 2020. Exergaming with Beat Saber: An Investigation of Virtual Reality Aftereffects. *Journal of Medical Internet Research*, 22(10). <https://doi.org/10.2196/19840>
- Şengür, D. 2013. Öğrencilerin Akademik Başarılarının Veri Madenciliği Metotları ile Tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, 60 s.
- Taşçı, E., ve Onan, A. 2016. K-En Yakın Komşu Algoritması Parametrelerinin Sınıflandırma Performansı Üzerine Etkisinin İncelenmesi. *Akademik Bilişim*, 1-8.
- Teber, S., Sağlam, M., Ertuğrul, I., Vardar-Yagli, N., Cakmak, A., Calik-Kutukcu, E., İnal-İnce, D., Arıkan, H., ve Karagöz, T. 2020. Levels of Physical Activity and Physical Fitness in Pediatric Pacemaker Patients: A Cross-Sectional Study. *Pediatric Cardiology*, 41(7): 1363-1369. <https://doi.org/10.1007/s00246-020-02384-1>
- Toth, A. J., McNeill, E., Hayes, K., Moran, A. P., ve 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. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2020.101672>
- Tsuruoka, Y., ve Ichi Tsujii, J. 2003. Training a Naive Bayes Classifier via the EM Algorithm with a Class Distribution Constraint. *Proceedings of the seventh conference on Natural language learning at HLT-NAACL 2003*, ss.127-134.
- Türkiye Fiziksel Aktivite Rehberi Ankara 2014 2. Basım. (t.y.). www.fizikselaktivite.gov.tr [Son erişim tarihi: 2 Aralık 2024]
- Verma, B., ve Rahman, A. 2012. Cluster-oriented ensemble classifier: Impact of multicluster characterization on ensemble classifier learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 24(4): 605-618. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2011.28>
- Yang, X., McCoy, E., Anaya-Boig, E., Avila-Palencia, I., Brand, C., Carrasco-Turigas, G., Dons, E., Gerike, R., Goetschi, T., Nieuwenhuijsen, M., Pablo Orjuela, J., Int Panis, L., Standaert, A., ve de Nazelle, A. 2021. The effects of traveling in different transport modes on galvanic skin response (GSR) as a measure of stress: An observational study. *Environment International*, 156. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2021.106764>
- Zou, X., Hu, Y., Tian, Z., ve Shen, K. 2019. Logistic Regression Model Optimization and Case Analysis. *2019 IEEE 7th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT)*, ss. 135-139, 19-20 Ekim, Dalian, Çin. <https://doi.org/10.1109/ICCSNT47585.2019.8962457>

ÖZGEÇMİŞ

Şehrigül TOKSOY

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

ESERLER

Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

1- Çelebi, C., Toksoy, Ş., Süzen, E., 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.