



# Bir Bulmaca Video Oyunu Oynama Sürecinde Baskın EEG Frekans Alt Bandların Belirlenmesi

## Determination of Dominant EEG Frequency Sub-Bands in the Process of Playing a Puzzle Video Game

Serdar Gündoğdu<sup>1</sup>, Ömer Halil Çolak<sup>2</sup>, Ebru Apaydın Doğan<sup>3</sup>, Evrim Gülbetkin<sup>4</sup>, Övünç Polat<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Bergama Meslek Yüksekokulu, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir, Türkiye

<sup>2</sup>Akdeniz Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi,

Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya, Türkiye

<sup>3</sup>Akdeniz Üniversitesi, Tıp Fakültesi,

Nöroloji Anabilim Dalı, Antalya, Türkiye

<sup>4</sup>Akdeniz Üniversitesi, Edebiyat Fakültesi,

Psikoloji Bölümü, Antalya, Türkiye

ovuncpolat@akdeniz.edu.tr

**Özetçe**—Bu çalışmada bir bilgisayar oyunu oynama öncesinde ve oyun sırasında Elektroensefalografi (EEG) sinyallerinin etkin frekans alt bandının belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışmada oyun öncesi ve oyun sırasında 9 gönüllüden alınan EEG verileri dalgacık paket dönüşümü kullanılarak ayrıştırılıp güç değerleri hesaplanmış ve bu değerlere göre dinlenme ve oyun durumları sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma aşamasında K. En Yakın Komşu algoritması ve İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılmıştır. Çalışmada dört kanallı mobile EEG cihazı ile sinyaller kaydedilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre oyun öncesi ve oyun sırasında en ayırt edici durumun AF7 elektrot bölgesinde beta bandı, TP9 bölgesinde düşük gama ve delta bandları, TP10 bölgesinde de delta bandı olduğu belirlenmiştir.

**Anahtar Kelimeler** — EEG; Dalgacık Paket Dönüşümü; E-spor; Sınıflandırma

**Abstract**—The aim of this study was to determine the effective frequency subband of electroencephalography (EEG) signals before and during a computer game. In this study, EEG data obtained from 9 volunteers before and during play were separated using wavelet packet transform and power values were calculated and rest and play situations were classified according to these values. K-Nearest Neighbor algorithm and feed-forward artificial neural network were used in the classification stage. In this study, signals were recorded with four channel mobile EEG device. According to the obtained results, it was determined that the most distinctive situation before and after the game was beta band in AF7 electrode region, low gamma and delta bands in TP9 region and delta band in TP10 region.

**Keywords** — EEG; Wavelet Packet Transform; E-sport; Classification

### I. GİRİŞ

Elektronik spor, eğlence endüstrisinin önemli bir parçası haline gelmiştir. Oyun alanındaki gelişmelerin odak noktası hem eğlence hem de eğitim amaçlıdır [1]. Bir elektronik spor

türü olan Tetris, bulmaca video oyunudur. Tetris önemli sayıda oynayıcısı olan bir oyundur ve iddialı oyuncuların, tetrisin klasik versiyonunda en yüksek puanı elde etmek için toplandıkları ve rekabet ettikleri bir Dünya Tetris Şampiyonası için turnuva düzenlenmektedir [2]. Son yıllarda, bilgisayar oyununun oluşturduğu stresi analiz etmek için EEG kullanıldığı gibi [3] oyuncuların video oyunlarına tepkisinin bilişsel yönünü değerlendirmek için birçok farklı yöntem önerilmiştir [4,5]. Bilgisayar oyunlarının öğrenme sonuçlarına etkisini analizi için farklı fizyolojik sinyal kullanılmıştır. Lee vd (2011), oyun sırasında stres ölçümünde kullanılan R dalgasının algılanması için Pan ve Tompkin algoritmasının hesaplama süresini azaltacak bir algoritma önermişlerdir. Önerdikleri algoritmanın doğruluğu Pan & Tompkin'inkinden daha düşük; fakat işlem hızı iki katına çıktığını bildirmişlerdir [6]. Bevilacqua vd. (2018), oyun sırasında doğal davranan oyuncuların stres ve can sıkıntısını tespit etmede videolardan gelen yüz ipuçları kullanılarak otomatik analiz için bir yöntem sunmuşlardır. Önerilen otomatik analiz, yüz ölçümlerinden hesaplanan 7 özelliğinin hesaplanmasına dayanmaktadır. 7 özelliğin 5'inde sıkıcı ve stresli oyun zamanlarındaki yüz özellik değerlerinde istatistiksel olarak anlamlı farklar tespit etmişlerdir. Buldukları yöntemin, yüz ipuçlarının otomatik analizi için oyuncuların duygusal sıkıntı durumları ve stresini ayırt etmek için kullanılabilir potansiyele sahip olduğunu iddia etmişlerdir [7]. EEG çalışmaları, sağlıklı kişilerde olduğu kadar hastalarda da yapılmıştır [8]. EEG, insan beynindeki nöronal dinamikleri araştırmak için kullanılan önemli bir araçtır. EEG sonuçlarından elde edilen veriler, bireyin bilgi işlem sürecini yansıtır [9]. EEG verilerinin analiz işlemleri için birçok çalışma yapılmış, işaretlere ait özniteliklerin belirlenmesi sınıflandırmaya tabii tutulması için farklı yöntemler önerilmiştir. Tuğba'nın (2014) yaptığı çalışmada, bir veri tabanından aldığı EEG sinyallerine ait öznitelik vektörlerinin belirlenmesinde ayrık dalgacık dönüşümü; sınıflandırılma için

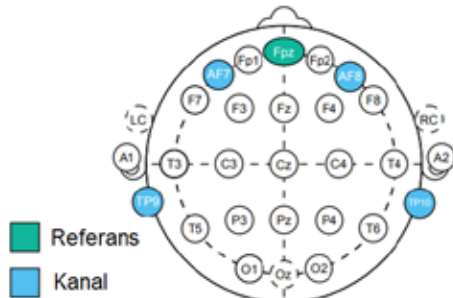
de KNN algoritması kullanmıştır. Çalışmasında % 83'lük bir doğruluk bildirmiştir [10]. Nandish vd. (2012), EEG sinyallerini iki özellik kullanarak sinir ağları ile sınıflandırmışlardır. Bu iki özelliklere göre karşılaştırma yapmışlar ve yapay sinir ağı örüntü tanıma tekniği kullanılarak yaptıkları sınıflandırma başarısı yüzde 80'lere ulaşmıştır [11]. Abishek ve Suma (2014) oyuncunun bilgisayar oyunları etkinliği sırasında EEG kullanılarak oyun seansı sırasındaki stres seviyesini analiz etmişlerdir. Sinyalin zaman ve frekans alanı ile ilgili olarak birçok özellik çıkarmışlardır. Sınıflandırma algoritması olarak SVM kullanılarak iki stres seviyesi (uyarılma ve normal durum) karşılaştırılmıştır. Rahat ve stresli kişileri etkili bir şekilde ayırt ettiklerini belirtmişlerdir [3]. Anwar vd. (2018) oyun sırasında insan beyni aktivitesini kaydetmek için EEG kullanmışlardır. Amaçları, oyun anında beyin aktivitesini kullanarak bir oyuncuyu uzman veya acemi olarak sınıflandırmaktır. Sistemi eğitmek ve test etmek için üç farklı makine öğrenme (Naive Bayes, SVM ve MLP) sınıflandırıcıları arasında Naive Bayes, EEG verileri kullanıldığında, % 88 doğruluk yakalamışlardır. Destek vektör makinesinin ve Naive Bayes'in, gerçek zamanlı uygulamalar için iyi bir sınıflandırma doğruluğu ve işlem süresi sağladığı görülmüştür [12].

Bu çalışmanın amacı; popüler bir elektronik spor olan ve literatürdeki ilgili konudaki farklı çalışmalarda kullanılan [13] tetris oyununda, oyun öncesi ve oyun süresince elde edilen farklı elektrot bölgelerine ait EEG sinyallerinin, diğerlerine göre baskın olan bölge ve frekans alt bandının tespitini çeşitli sınıflandırmalar kullanılarak belirlenmesidir.

## II. METOT

Çalışmaya katılan katılımcılar, ortalama  $32.3 \pm 7.5$  (ortalama  $\pm$  standart sapma) olan sağ elini kullanan 9 sağlıklı yetişkinden oluşmuştur. Çalışma için Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Etik Kurulundan 06.12.2017 tarihli ve 715 No'lu etik kurul onayı alınmıştır.

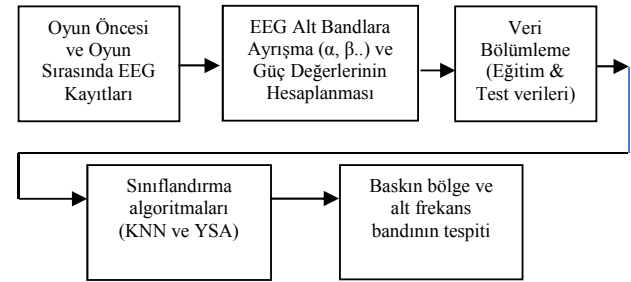
Çalışmada gönüllülerden oyun öncesinde ve oyun sırasında Kablosuz EEG cihazı kullanılarak kayıtlar alınmıştır. Veriler, uluslararası 10-20 sistem tarafından tanımlanan AF7, AF8, TP9, TP10 konumlarında bulunan elektrotlar vasıtasıyla kaydedilmiştir. Bu kayıtlar için Şekil 1'de elektrot yerleri gösterilen Muse kablosuz EEG band cihazı kullanılmıştır.



Şekil 1. EEG Elektrot yerleşimi [14].

Sinyaller, 256 Hz örnekleme frekansıyla elde edilmiş ve bir bant geçiren Butterworth filtresi ile filtrelenmiştir. Filtrelenen sinyaller, sinyal işleme yöntemlerinden olan ayırık dalgaçık dönüşümü kullanılarak ayrıştırılmıştır. Alt frekans

bantları, delta (0-4 Hz), teta (4-8 Hz), alfa (8-16 Hz), beta (16-32 Hz) ve düşük gama (32-40 Hz)[15] şeklinde ayrılmıştır [16,17]. Bu işlemlerden sonra her bir elektrot bölgelerine göre EEG sinyallerinin güç değerlerinin ortalamaları alınmış ve normalize edilmiştir [17]. Oyun öncesi ve oyun sırasında hangi bölge hangi alt bandın daha ayırt edici olduğunu belirlemek için K. En yakın komşu algoritması [18] ve çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı [19] kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Amaçlanan sürecin ana hatları Şekil 2'de gösterilmektedir.



Şekil 2. Amaçlanan sürece ait blok diyagram

## III. BULGULAR

Oyun öncesi ve oyun sırası 9 gönüllüden alınmış iki farklı elektrot bölgesindeki EEG verilerinin her bir alt bandlarına ilişkin güç değerleri ayrı ayrı sınıflandırıcının girişine uygulanmış ve oyun öncesi ve oyun sırası durum sınıflandırılmıştır. KNN ile sınıflandırma aşamasında her bir toplam 9 oyun öncesi ve 9 da oyun sırası olma üzere toplam 18 özellik değerinden her bir sınıftan 5'er adet olmak üzere toplam 10 adet referans olarak alınmış, her iki sınıftan kalan 8 veri ile de KNN test edilmiştir. Test verisi için elde edilen ortalama sınıflandırma oranları tablo 1'de gösterilmiştir. (K=1 alınmıştır.) Elde edilen test verisi sonuçları incelendiğinde oyun öncesi ve oyun sırası durumu sınıflandırmada en yüksek başarı oranı AF7 bölgesi için beta bandında, TP9 bölgesinde düşük gama ve delta bandlarında ve TP10 için ise delta bandında elde edilmiştir.

TABLO I. FARKLI ALTBANDLAR VE ELEKTROT BÖLGELERİ İÇİN KNN KULLANILARAK ELDE EDİLEN ORTALAMA TEST BAŞARI ORANLARI

|      | Gama   | Beta   | Alfa   | Teta   | Delta  |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|
| AF7  | 50%    | 75%    | 50%    | 37,50% | 37,50% |
| AF8  | 50%    | 37,50% | 62,50% | 62,50% | 62,50% |
| TP9  | 75%    | 50%    | 37,50% | 37,50% | 75%    |
| TP10 | 62,50% | 50%    | 37,50% | 62,50% | 75%    |

Çalışma da ayrıca ileri beslemeli yapay sinir ağı kullanılarak baskın alt bandın belirlenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Tüm veri randomize bir şekilde %50 eğitim, %25 test ve %25 doğrulama verisi olarak kendi içinde ayrılmıştır. Oluşturulan YSA yapıları iki saklı katmana sahip olup, nöron sayıları değişen iki farklı YSA yapısı oluşturulmuştur. Oluşturulan bir YSA'da ilk saklı katmanda 20 ve ikinci saklı katmanda 40 nöron ve diğerinde ise ilk saklı katmanda 40 ve ikinci saklı katmanda 80 nöron bulunmaktadır. Oluşturulan yapay sinir ağları Levenberg-Marquardt [20] algoritması kullanılarak eğitilmiştir.

İlk YSA'daki birinci saklı katmanda 20 ve ikinci saklı katmanda 40 nöron bulunan YSA ile elde edilen eğitim, test ve doğrulama verileri ve tüm veri için ortalama doğruluk oranları sırasıyla tablo 2 ve tablo 3' de verilmiştir.

**TABLO II. FARKLI ALT BANDLAR VE ELEKTROT BÖLGELERİ İÇİN YSA KULLANILARAK (I. SAKLI KATMAN 20 VE II. SAKLI KATMAN 40 NÖRON) ELDE EDİLEN ORTALAMA EĞİTİM, TEST VE DOĞRULAMA BAŞARI ORANLARI.**

|                      |      | Gama | Beta | Alfa | Teta | Delta |
|----------------------|------|------|------|------|------|-------|
| <b>Eğitim (%)</b>    | AF7  | 75   | 100  | 62,5 | 100  | 62,5  |
|                      | AF8  | 50   | 62,5 | 75   | 75   | 75    |
|                      | TP9  | 87,5 | 62,5 | 100  | 75   | 75    |
|                      | TP10 | 87,5 | 62,5 | 50   | 50   | 62,5  |
| <b>Test (%)</b>      | AF7  | 40   | 60   | 40   | 60   | 60    |
|                      | AF8  | 40   | 40   | 60   | 60   | 60    |
|                      | TP9  | 20   | 60   | 0    | 80   | 80    |
|                      | TP10 | 60   | 40   | 40   | 60   | 40    |
| <b>Doğrulama (%)</b> | AF7  | 60   | 80   | 60   | 40   | 60    |
|                      | AF8  | 40   | 80   | 80   | 60   | 60    |
|                      | TP9  | 60   | 60   | 80   | 60   | 60    |
|                      | TP10 | 40   | 20   | 60   | 80   | 40    |

**TABLO III. FARKLI ALT BANDLAR VE ELEKTROT BÖLGELERİ İÇİN YSA KULLANILARAK (I. SAKLI KATMAN 20 VE II. SAKLI KATMAN 40 NÖRON) ELDE EDİLEN ORTALAMA BAŞARI ORANLARI.**

|             | Gama | Beta        | Alfa | Teta  | Delta |
|-------------|------|-------------|------|-------|-------|
| <b>AF7</b>  | 61.1 | <b>83.3</b> | 55.6 | 72.2  | 61.1  |
| <b>AF8</b>  | 44.4 | 61.1        | 72.2 | 66.7  | 66.7  |
| <b>TP9</b>  | 61.1 | 61.1        | 66.7 | 72.2  | 72.2  |
| <b>TP10</b> | 66.7 | 44.4        | 50.0 | 61.11 | 50    |

İkinci YSA'daki birinci saklı katmanda 40 ve ikinci saklı katmanda 80 nöron bulunan YSA ile elde edilen eğitim, test ve doğrulama verileri ve tüm veri için ortalama doğruluk oranları sırasıyla tablo 4 ve tablo 5'de verilmiştir.

**TABLO IV. FARKLI ALT BANDLAR VE ELEKTROT BÖLGELERİ İÇİN YSA KULLANILARAK (I. SAKLI KATMAN 40 VE II. SAKLI KATMAN 80 NÖRON) ELDE EDİLEN ORTALAMA EĞİTİM, TEST VE DOĞRULAMA BAŞARI ORANLARI.**

|                      |      | Gama | Beta | Alfa | Teta | Delta |
|----------------------|------|------|------|------|------|-------|
| <b>Eğitim (%)</b>    | AF7  | 100  | 100  | 100  | 100  | 50    |
|                      | AF8  | 62.5 | 50   | 75   | 75   | 25    |
|                      | TP9  | 87.5 | 87.5 | 50   | 50   | 75    |
|                      | TP10 | 75   | 87.5 | 87.5 | 62.5 | 100   |
| <b>Test (%)</b>      | AF7  | 40   | 80   | 40   | 20   | 80    |
|                      | AF8  | 60   | 40   | 60   | 40   | 60    |
|                      | TP9  | 100  | 80   | 20   | 80   | 80    |
|                      | TP10 | 20   | 60   | 40   | 80   | 60    |
| <b>Doğrulama (%)</b> | AF7  | 80   | 60   | 80   | 60   | 60    |
|                      | AF8  | 60   | 60   | 80   | 60   | 60    |
|                      | TP9  | 60   | 60   | 60   | 60   | 80    |
|                      | TP10 | 80   | 40   | 20   | 60   | 80    |

**TABLO V. FARKLI ALT BANDLAR VE ELEKTROT BÖLGELERİ İÇİN YSA KULLANILARAK (I. SAKLI KATMAN 40 VE II. SAKLI KATMAN 80 NÖRON) ELDE EDİLEN ORTALAMA BAŞARI ORANLARI.**

|             | Gama        | Beta        | Alfa | Teta | Delta       |
|-------------|-------------|-------------|------|------|-------------|
| <b>AF7</b>  | 77.8        | <b>83.3</b> | 77.8 | 66.7 | 61.1        |
| <b>AF8</b>  | 61.1        | 50.0        | 72.2 | 61.1 | 44.4        |
| <b>TP9</b>  | <b>83.3</b> | 77.8        | 44.4 | 61.1 | 77.8        |
| <b>TP10</b> | 61.1        | 66.7        | 55.6 | 66.7 | <b>83.3</b> |

Tablolardaki gama alt bandı, düşük gama bandını temsil etmektedir. Eğitim, test ve doğrulama verilerinin ortalamasında %83,3 ile en yüksek başarı elde edilen AF7 bölgesi, beta bandı için tablo 6'da gösterilen karışıklık (confusion) matrisi elde edilmiştir.

**TABLO VI. EN YÜKSEK BAŞARI ELDE EDİLEN ALT BAND VE ELEKTROT BÖLGESİ İÇİN KARIŞIKLIK MATRİSLERİ**

| <b>Eğitim Karışıklık Matrisi</b> |        |              |   | <b>Doğrulama Karışıklık Matrisi</b> |               |        |              |   |        |
|----------------------------------|--------|--------------|---|-------------------------------------|---------------|--------|--------------|---|--------|
|                                  |        | Gerçek Sınıf |   |                                     |               |        | Gerçek Sınıf |   |        |
|                                  |        | 1            | 2 | Toplam                              |               |        | 1            | 2 | Toplam |
| Tahmin Sınıfı                    | 1      | 4            | 0 | 4                                   | Tahmin Sınıfı | 1      | 1            | 0 | 1      |
|                                  | 2      | 0            | 4 | 4                                   |               | 2      | 2            | 2 | 4      |
|                                  | Toplam | 4            | 4 | 8                                   |               | Toplam | 3            | 2 | 5      |

| <b>Test Karışıklık Matrisi</b> |        |              |   | <b>Tüm Karışıklık Matrisi</b> |               |        |              |   |        |
|--------------------------------|--------|--------------|---|-------------------------------|---------------|--------|--------------|---|--------|
|                                |        | Gerçek Sınıf |   |                               |               |        | Gerçek Sınıf |   |        |
|                                |        | 1            | 2 | Toplam                        |               |        | 1            | 2 | Toplam |
| Tahmin Sınıfı                  | 1      | 1            | 0 | 1                             | Tahmin Sınıfı | 1      | 6            | 0 | 6      |
|                                | 2      | 1            | 3 | 4                             |               | 2      | 3            | 9 | 12     |
|                                | Toplam | 2            | 3 | 5                             |               | Toplam | 9            | 9 | 18     |

#### IV. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada bir bulmaca video oyununda, oyun öncesi ve oyun sırasında elde edilen farklı elektrot bölgelerine ait EEG sinyalleri, dalgacık paket dönüşümü kullanılarak ayrıştırılıp, güç değerleri hesaplanmıştır. Bu değerler kullanılarak K. en yakın komşu algoritması ve farklı yapıdaki ileri beslemeli yapay sinir ağı sınıflandırıcıları ile baskın olan elektrot bölgesi ve frekans alt bandların belirlenmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, en yüksek sınıflandırma oranının; AF7 elektrot bölgesinde beta bandının, TP9 bölgesinde düşük gama ve delta bandlarının, TP10 bölgesinde de delta bandının olduğu tespit edilmiştir. Sınıflandırma başarısının çıkarılan özneliğe ve kullanılan sınıflandırma tekniklerine bağlı olduğu göz önüne alınırsa, farklı öznelikler ve farklı sınıflandırıcılar kullanılarak ve aynı zamanda farklı kanal sayılı EEG kayıtları alınarak oyun öncesi ve oyun sırası durumların baskın frekans alt bandlarının ve elektrot bölgelerinin değerlendirilmesi yapılabilir.

Ayrıca literatürde EEG ve stres ile ilişkili çalışmalardan [3, 21] ve bu çalışmadan elde ettiğimiz sonuçlar ışığında kişilerin



stres düzeyinin oyuna göre değişebileceği değerlendirilmektedir.

### TEŞEKKÜR

Bu çalışma Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından desteklenmektedir (Proje No: FBA-2018-3351)

### KAYNAKLAR

- [1] Sourina, O., Wortley, D. and Kim, S. *Subconscious Learning via Games and Social Media*, Springer: Singapore, 2015.
- [2] <https://thectwc.com/>
- [3] Abhishek, A.M. and Suma, H., "Stress analysis of a computer game player using electroencephalogram", *In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Circuits, Communication, Control and Computing (I4C)*, Bangalore, India, 21–22 November, p. 25–28, 2014.
- [4] Cain, M.S., Landau, A.N. and Shimamura, A.P. "Action video game experience reduces the cost of switching tasks". *Atten. Percept. Psychophys.* 74(4): 641–647, 2012.
- [5] Irons, J.L., Remington, R.W. and McLean, J.P. "Not so fast: Rethinking the effects of action video games on attentional capacity". *Aust. J. Psychol.*, Vol. 63(4):224–23, 2011.
- [6] Lee, I., Yoo, and K.-S. Lee, W.-H., "A proposition on R wave detection algorithm for real-time stress measurement in the game", *2011 6th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology (ICCIT)*, Seogwipo, South Korea, 29 Nov.-1 Dec., IEEE, p 308-310, 2011.
- [7] Bevilacqua, F., Engström, H. and Backlund, P. "Automated Analysis of Facial Cues from Videos as a Potential Method for Differentiating Stress and Boredom of Players in Games". *International Journal of Computer Games Technology*, 2018:1-14, 2018.
- [8] Hisham, S. and Rahman, A.W.A., "Lesson Learnt from an EEG-Based Experiment with ADHD Children in Malaysia", *In Proceedings of the International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, Toronto, ON, Canada, 17–22 July, Springer, p 73–81, 2016.
- [9] Grabner, R. H., Neubauer, A. C., and Stern, E. (2006). "Superior performance and neural efficiency: the impact of intelligence and expertise", *Brain Res. Bull.*, 69(4):422–439, 2006.
- [10] Palabaş, T. "Ayrık Dalgacık Dönüşümü Bileşenlerine Ait İstatistiksel Veriler ile Epileptik EEG İşaretlerinin Sınıflandırılması". *AJIT-e:Online Academic Journal of Information Technology*, 5(15):49-56, 2014.
- [11] Nandish.M, Stafford, Hemanth Kumar P, Faizan Ahmed, "Feature Extraction and Classification of EEG Signal Using Neural Network Based Techniques", *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, 2(4):1-5, 2012.
- [12] Anwar, S. M., Saeed, S. M. U., Majid, M., Usman, S., Mehmood, C. A. and Liu, W. "A Game Player Expertise Level Classification System Using Electroencephalography (EEG)". *Appl. Sci.*, 8(1):1-15, 2018.
- [13] Gündoğdu, S., Doğan, E. A., Gülbetkin, E., Çolak, Ö. H. ve Polat, Ö., "Bulmaca Video Oyunu Oynama Süresinin Stres ve Odaklanma Üzerindeki Etkilerinin Galvanik Deri Tepkisi, KHD ve Göz Takip Tabanlı Değerlendirilmesi", *Inter. Med. Sci. and Eng. Congress (IMSEC 2019)*, 25-27 April, Antalya. 2019.
- [14] Abujelala, M., Abellanoza, C., Sharma, A. and F. Makedon, "Brain-EE: Brain Enjoyment Evaluation using Commercial EEG Headband", *Conference: PETRA 2016*, June 29 – July 01, Corfu Island, Greece, 2016.
- [15] A. Gagol, M. Magnuski, B. Kroczek, P. Kałamała, M. Ociełka, E. Santarnecchi, A. Chuderski, Delta-gamma coupling as a potential neurophysiological mechanism of fluid intelligence, *Intelligence*, Vol. 66, 2018, Pages 54-63.
- [16] Rinco'n, A.Q., Prendes, J., Pereyra, M., Batatia, H. and Risk, M. 2016. Multivariate bayesian classification of epilepsy eeg signals. 12th IEEE

Workshop on Image, Video, and Multidimensional Signal Processing (IVMSP 2016), pp. 1-5, 11 June-12 July, Bordeaux, France.

- [17] Gündoğdu, S. Stres ve Zihinsel Yorgunluğun Fiziksel ve Fizyolojik Ölçümlerle Değerlendirilmesi, Akdeniz Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Antalya, 2019.
- [18] Dasarathy, B.V., "Nearest Neighbor (NN) Norms NN pattern Classification Techniques", *IEEE Computer Society Press*, Los Alamitos, CA. 1991.
- [19] Aşkın, D., İskender, I. ve Mamızadeh, A. "Farklı Yapay Sinir Ağları Yöntemlerini Kullanarak Kuru Tip Transformatör Sargısının Termal Analizi". *Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.*, 26(4): 905-913, 2011.
- [20] W. H. Press et al., *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, Cambridge, 1988.
- [21] Al-shargie F.M., Tang T.B., Badruddin N., Kiguchi M. (2016) Mental Stress Quantification Using EEG Signals. In: Ibrahim F., Usman J., Mohktar M., Ahmad M. (eds) *International Conference for Innovation in Biomedical Engineering and Life Sciences. ICIBEL 2015. IFMBE Proceedings*, vol 56. Springer, Singapore