



# Matematiksel ve İşitsel Görevlere Dayalı Bilişsel Yorgunluğun EEG Sinyallerinin Gama Bandından Tespiti

Sevde Gül Korkmaz<sup>1</sup>, Onur Erdem Korkmaz<sup>2\*</sup>, Önder Aydemir<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye, (ORCID: 0000-0001-6043-1353), [sevdedoner@gmail.com](mailto:sevdedoner@gmail.com)

<sup>2\*</sup> Atatürk Üniversitesi, İspir Hamza Polat Meslek Yüksekokulu, Elektrik ve Enerji Bölümü, Erzurum, Türkiye (ORCID: 0000-0001-6336-6147), [onurerdem.korkmaz@atauni.edu.tr](mailto:onurerdem.korkmaz@atauni.edu.tr)

<sup>3</sup> Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye (ORCID: 0000-0002-1177-8518), [onderaydemir@ktu.edu.tr](mailto:onderaydemir@ktu.edu.tr)

(İlk Geliş Tarihi 29 Ağustos 2022 ve Kabul Tarihi 20 Eylül 2022)

(DOI: 10.31590/ejosat.1168173)

**ATIF/REFERENCE:** Korkmaz, S. G., Korkmaz, O. E. & Aydemir, Ö. (2022). Matematiksel ve İşitsel Görevlere Dayalı Bilişsel Yorgunluğun EEG Sinyallerinin Gama Bandından Tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (41), 6-15.

## Öz

Bilişsel yorgunluk, var olan bilişsel performansı devam ettirebilmek için sürekli olmayan bir yetersizlik durumudur. Bilişsel yorgunluk yapılan işte hataların artmasına, çeşitli güvenlik zafiyetlerinin ortaya çıkmasına ve performans azalmasına sebep olmaktadır. Bu nedenle bilişsel yorgunluğun tespiti bazı meslek grupları için oldukça önemlidir. Bu çalışmada, geliştirilen yeni hibrit bilişsel görev kullanılarak yorgunluk tespit edilmeye çalışılmıştır. Bilişsel yorgunluğun tespiti amacıyla oluşturulan paradigma kullanılarak toplam 8 katılımcıyla deneyler gerçekleştirilmiş ve EEG sinyalleri kaydedilmiştir. Kaydedilen EEG sinyalleri kullanılarak, beynin farklı bölgelerinin, farklı frekans bantlarının ve farklı EEG uzunluklarının bilişsel iş yükünün sınıflandırması üzerine etkisi araştırılmıştır. Yapay sinir ağı algoritmasıyla tüm elektrotların gama frekansına ait bant gücü ve 5 saniye uzunluğundaki EEG parçaları kullanılarak en yüksek %99,49 sınıflandırma doğruluğu ile bilişsel yorgunluk tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Bilişsel yorgunluk, EEG, Gama bandı, Sınıflandırma, Yapay sinir ağıları.

## Detection of Cognitive Fatigue Based on Mathematical and Auditory Tasks using Gamma Band of EEG Signals

### Abstract

Cognitive fatigue is a discontinuous inability to maintain the existing cognitive performance. Cognitive fatigue causes an increase in errors, the emergence of various security vulnerabilities, and a decrease in performance. In this study, fatigue was tried to be determined by using the developed hybrid cognitive task. Experiments were carried out with a total of 8 participants using the paradigm created for the detection of cognitive fatigue and EEG signals were recorded. Using the recorded EEG signals, the effects of different brain regions, different frequency bands, and different EEG lengths on the classification of cognitive workload were investigated. In addition, band power of EEG signals in situations with resting and cognitive workload were compared graphically. With the artificial neural network algorithm, the highest 99.49% classification accuracy was obtained by using the band power of the gamma frequency of all electrodes and the 5-second EEG segments.

**Keywords:** Cognitive fatigue, EEG, Gamma band, Classification, Artificial neural network.

\* Sorumlu Yazar: [onurerdem.korkmaz@atauni.edu.tr](mailto:onurerdem.korkmaz@atauni.edu.tr)

## 1. Giriş

Yorgunluk, insan fizyolojisi, duygusal, davranışsal ve bilişsel bileşenleri olan çok çeşitli bir konudur. Çok yaygın, çeşitli sebeplere dayanan, kendine has ve çözümlenmesi zor bir olgudur. Yorgunluk genelde fiziksel veya zihinsel çalışmalardan dolayı oluşan genel geçer bir kavram değildir. Daha ziyade kişinin sergilediği performansı karşılayamayan, dinlenmeyle geçmeyen ve gerekçeleri olmayan bir durum olarak karşımıza çıkmaktadır (Bjørheim ve ark., 2022). Yorgunluk oldukça çeşitli tanımları içinde barındıran bir kavramdır ve her zaman kas sisteminden kaynaklı fizyolojik yorgunluklar olmamaktadır. Günlük hayat performansını etkileyen yorgunluk türlerinden biri de bilişsel yorgunluktur. Bilişsel yorgunluk uzun süreli hareketler sonucu meydana gelen psiko-biyolojik bir durumdur (Salankar ve ark., 2022).

Bilişsel yorgunluk günlük hayatta birçok alanda etkilerini göstermektedir. Fiziksel açıdan geçici bir durum olarak kabul edilse de çok ciddi ve tehlikeli sonuçlara sebebiyet vermektedir (Marotta ve ark., 2022). Literatürdeki çalışmalarda görüldüğü üzere bilişsel yorgunluğun herhangi bir iş yapma durumunda hata yapma oranını arttırdığı, özellikle yetişkinlerde sıklıkla rastlanan nörolojik rahatsızlıkların belirtisi olduğu belirtilmiştir (Chaudhuri ve Behan, 2004). Bunların yanında bilişsel yorgunluğun spor ve egzersiz alanında da performansın önemli bir belirleyicisi olarak kabul edilmiştir (Weinberg ve Gould, 2003).

Her ne kadar literatürde bilişsel yorgunluğun tespit edilmesinde elektrodermal aktivite (Chiessi ve ark., 2022), magnetoensefalografi, elektrokardiyografi ve fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme gibi tekniklerde kullanılsa da elektroensefalografi (EEG) (Abukhettala ve ark., 2022) kullanım ulaşım kolaylığı, daha hızlı tepki süresi ve yüksek zamansal çözünürlük sağlaması nedeniyle bilişsel yorgunluğun tespit edilmesinde en sık tercih edilen yöntemdir (Ansari ve ark., 2022). Bilişsel yorgunluğun tespit edilmesinde yapılan araştırmaların biri, Dehais ve arkadaşlarının yapmış olduğu 32 kanallı EEG sisteminin zihinsel yorgunluğu ve zihinsel aşırı yüklenmenin elektrofizyolojik etkilerinin ölçülmesi olmuştur. Gerçek uçuş durumunu canlandıran simülatörle 2 deney yapılmış, bilişsel yorgunluğun tespitinde alfa, teta ve beta bant güçlerinin etkisinin olduğunu ortaya koymuşlardır. SD %76.9 ve zihinsel yorgunluğu ayırt etmede %89.1'e ulaşmışlardır (Dehais ve ark., 2020). Bir başka çalışmada Trejo ve arkadaşları 30 kanal üzerinden aldıkları EEG sinyalleriyle 16 kişiyle deney yapmışlardır. Elde edilen EEG sinyalleriyle Bayes sınıflandırma algoritması kullanılarak 3 durumlu yorgunluk modeli geliştirilmiştir (Trejo ve ark., 2007). Bir başka çalışmada ise Sun ve arkadaşları 26 kişiye 20 dakikalık dikkat testi gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada kullanılan algoritma çapraz doğrulama yoluyla yorgunluk sınıflandırmasında %81.5'lik bir doğruluk göstermiştir (Sun ve ark., 2014). Bir başka çalışmada da Papakostas 19 kadın ve erkekten oluşan deneklere Winconsin Kart Sıralama Testi ile bu testin farklı bir versiyonunu kullanarak 76 oturumluk bir bilişsel deney gerçekleştirilmiştir. Deney sırasında kaydettiği EEG sinyalleriyle Destek Vektör Makinesi Algoritması kullanılarak

sınıflandırma işlemi yapılmış ve %67'lik bir doğruluk elde edilmiştir (Papakostas ve ark., 2019). Pires ve arkadaşları bilişsel yorgunluk sonrasında frontal kortekste bir aktivite artışı olduğu EEG sinyalleriyle belirlemişlerdir (Pires ve ark., 2018).

Yukarıda özetlenen çalışmalardan da anlaşılacağı üzere literatürde bilişsel yorgunluğun tespit edilmesi farklı deneysel paradigmalarda tespit edilmeye çalışılmıştır. Ancak hem matematiksel hem de işitsel açıdan kişilerin bilişsel olarak yorgunluğunu tespit eden bir çalışma raporlanmamıştır. Her iki yaklaşımın beraber kullanılmasıyla daha etkili hibrit bilişsel iş yükü paradigması elde edilmiştir. Bu çalışmada kişilerin dinlenme durumunda, matematiksel işlem yaptığı ve hem matematiksel işlem hem de işitsel bir görev verildiği esnada kaydedilmiş EEG sinyalleri sınıflandırılarak kişilerin bilişsel yorgunluğu sinyallerin gama band güçleri öznelikleri ve yapay sinir ağları sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılmıştır. Ayrıca farklı EEG bant güçlerinin bilişsel iş yükü tespitinde nasıl etkisi olduğu araştırılmıştır.

## 2. Materyal ve Metot

### 2.1. Veri Seti Tanıtımı

Bu çalışma altı alt adımdan oluşmakta ve bu adımlar blok diyagram ile Şekil 1'de gösterilmektedir. Öncelikle bilişsel iş yükünün tespit edilmesini sağlayacak paradigma bir LED ekranda katılımcıya gösterilmektedir. Katılımcının deney boyunca uyarılara verdiği beyin elektriksel tepkisi kaydedilmektedir. EEG kaydından sonra ön işleme aşamasında, EEG sinyallerinin doğasında yer almayan çok yüksek frekans bileşenleri giderilerek gürültüden temizlenir. Daha sonra EEG verileri dinlenme ve bilişsel iş yükünün olduğu bloklara bölünür. Elde edilen bloklar 0.25 s, 0.5 s, 1 s, 3 s ve 5 s'lik alt bloklara ayrılır. Elde edilen her bir alt veri bloklarından öznelikler çıkarılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Veri setinin elde edilme biçimi aşağıda alt başlıklar altında detaylandırılmıştır.

### 2.2. Paradigma

Bilişsel iş yükünün tespiti için hazırlanan paradigma Şekil 2'de gösterildiği gibi 4 bloktan oluşmaktadır. İlk blokta katılımcı bilgisayar ekranındaki '+' sembolüne bakarak 5 dk boyunca dinlenmiştir. İkinci blokta katılımcı, bilgisayar ekranında görüntülenen soruları 5 dk boyunca zihinsel olarak çözmüştür. Daha sonra 1 dk'lık dinlenme arası verilmiştir. Dinlenme sonunda üçüncü bloğa geçilmiştir. Üçüncü blokta da yine katılımcı 5 dk boyunca karşısındaki ekranda görülen soruları zihinden çözmüştür. Üçüncü bloktan sonra yine 1 dk'lık dinlenme arası verilmiştir. Son olarak dördüncü blokta katılımcı yine 5 dk boyunca karşısındaki ekranda beliren soruları zihinden çözerken aynı zamanda arka planda çalan haber kayıtlarını da dinlemiştir. Deney başlamadan önce katılımcıya son blokta soruları çözerken bir yandan da haber kaydını dinlemesi gerektiği hatırlatılmış, deney sonunda haber kayıtlarıyla alakalı sorular sorulacağı söylenmiştir. Böylelikle katılımcılar dördüncü blokta soruları çözerken bir yanda da haber kaydını dinlemiştir. Deney sonunda haberle ilgili sorular sorularak verilen cevaplar not edilmiştir.

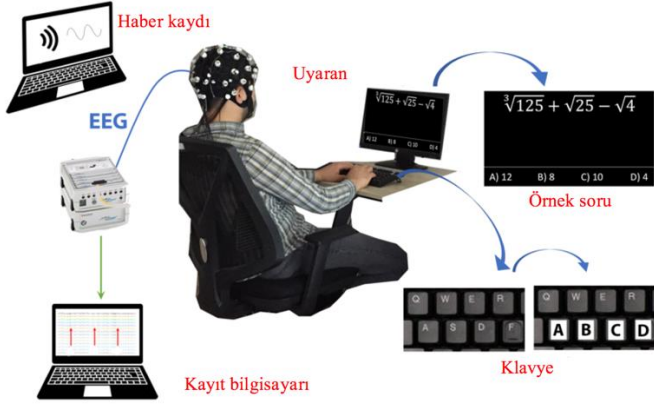


Şekil 1. Yürütülen Çalışmanın Blok Diyagramı



Şekil 2. Deneyde Yer Alan Bloklar ve Süreleri

Bilişsel iş yükünün oluşturulduğu blok1, blok2 ve blok3'te çoktan seçmeli (A-B-C-D olmak üzere 4 seçenekli) ve zihinden çözülebilen sorular sorulmuştur. Soruların zorluk seviyeleri blok 1, blok 2 ve blok 3 için mümkün olduğunca eşit ayarlanmıştır. Bu çalışmada oluşturulan deney düzeneği Şekil 3'te görülmektedir.



Şekil 3. Bilişsel yorgunluğun tespiti için oluşturulan deney düzeneği

### 2.3. EEG Kaydı

Bilişsel yorgunluğu saptamak için beş erkek (ortalama yaş  $30 \pm 6.05$ ) ve üç kadın (ortalama yaş  $30 \pm 5.29$ ) olmak üzere toplam sekiz katılımcı ile deneyler gerçekleştirilmiştir. Katılımcıların herhangi bir görme ya da nörolojik bozukluğu bulunmamaktadır. Ayrıca tüm katılımcılar sağ elini kullanmaktadır. Katılımcılardan hiçbiri daha önce benzer bir deneye katılmamıştır. Veri toplama işlemi Atatürk Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Etik Kurulu tarafından onaylanmıştır. Tüm katılımcılar deney başlamadan önce kurul tarafından sağlanan onay formunu imzalamışlardır.

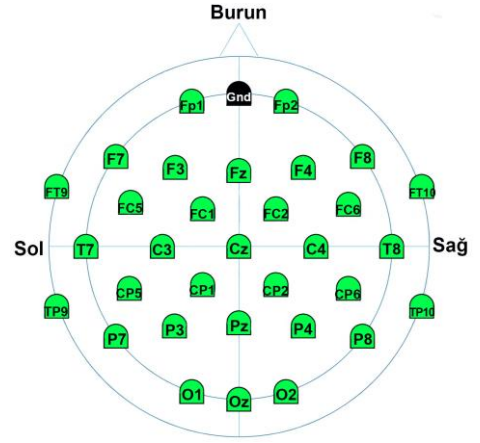
EEG verileri, actiCHamp (Brain Products GmbH, Gilching, Almanya) cihazı kullanılarak, 32 kanaldan uluslararası 10-20 standartına göre yerleştirilmiş elektrotlar kullanılarak kaydedilmiştir. Örnekleme frekansı 250 Hz olarak belirlenmiş, 'Fz' referans elektrotu ve alın bölgesindeki toprak (ing. ground) elektrotu kullanılarak veriler kaydedilmiştir. Deneyler boyunca, tüm elektrotların empedanslarının  $5 \text{ k}\Omega$ 'un altında olması için iletkenliği artırıcı jel kullanılmıştır. Veri alınırken kullanılan elektrot dizilimi Şekil 4'te görülmektedir.

### 2.4. Ön İşleme

Ön işleme adımında katılımcılardan elde edilen EEG verisi 0.1-4 Hz (delta), 4-8 Hz (teta), 8-13 Hz (alfa), 13-30 Hz (beta), 30-100 Hz (gama) ve 0.1-100 Hz (tüm frekans bandı, TFB) olmak üzere 6 farklı bant geçiren filtre uygulanmıştır. Bu şekilde farklı bant bileşenlerinin sınıflandırma üzerine etkisi araştırılmıştır.

Bu çalışma kapsamında 4. derece Butterworth sonsuz dürtü yanıtı (ing. infinite impulse response, IIR) bant geçiren filtre

kullanılmıştır. Sayısal filtreler genel olarak IIR ve sonlu dürtü yanıtı (ing. finite impulse response, FIR) olmak üzere iki sınıfa ayrılır (Karakaş ve ark., 2022). Filtreye giden giriş ve çıkış sinyalleri, evrişim toplamı ile ilişkilidir.



Şekil 4. Veri alınırken kullanılan elektrotların dizilimi

$$y(n) = \sum_{k=0}^{\infty} h(k)x(n-k) \quad (1)$$

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(n-k) \quad (2)$$

1. ve 2. eşitlikler sırasıyla IIR ve FIR temsil etmektedir.  $x(n)$ ,  $y(n)$  ve  $h(n)$  ise sırasıyla giriş, çıkış ve filtrenin birim dürtü yanıtını temsil etmektedir, N ise filtrenin derecesini göstermektedir.

Pratikte, IIR filtresinin çıkışını Eşitlik 1'deki gibi kullanarak hesaplamak mümkün değildir çünkü darbe yanıtının uzunluğu çok uzundur (teoride sonsuzdur). Bunun yerine, IIR filtreleme denklemi özyinelemeli biçimde Eşitlik 3'te gösterildiği gibi ifade edilmektedir.

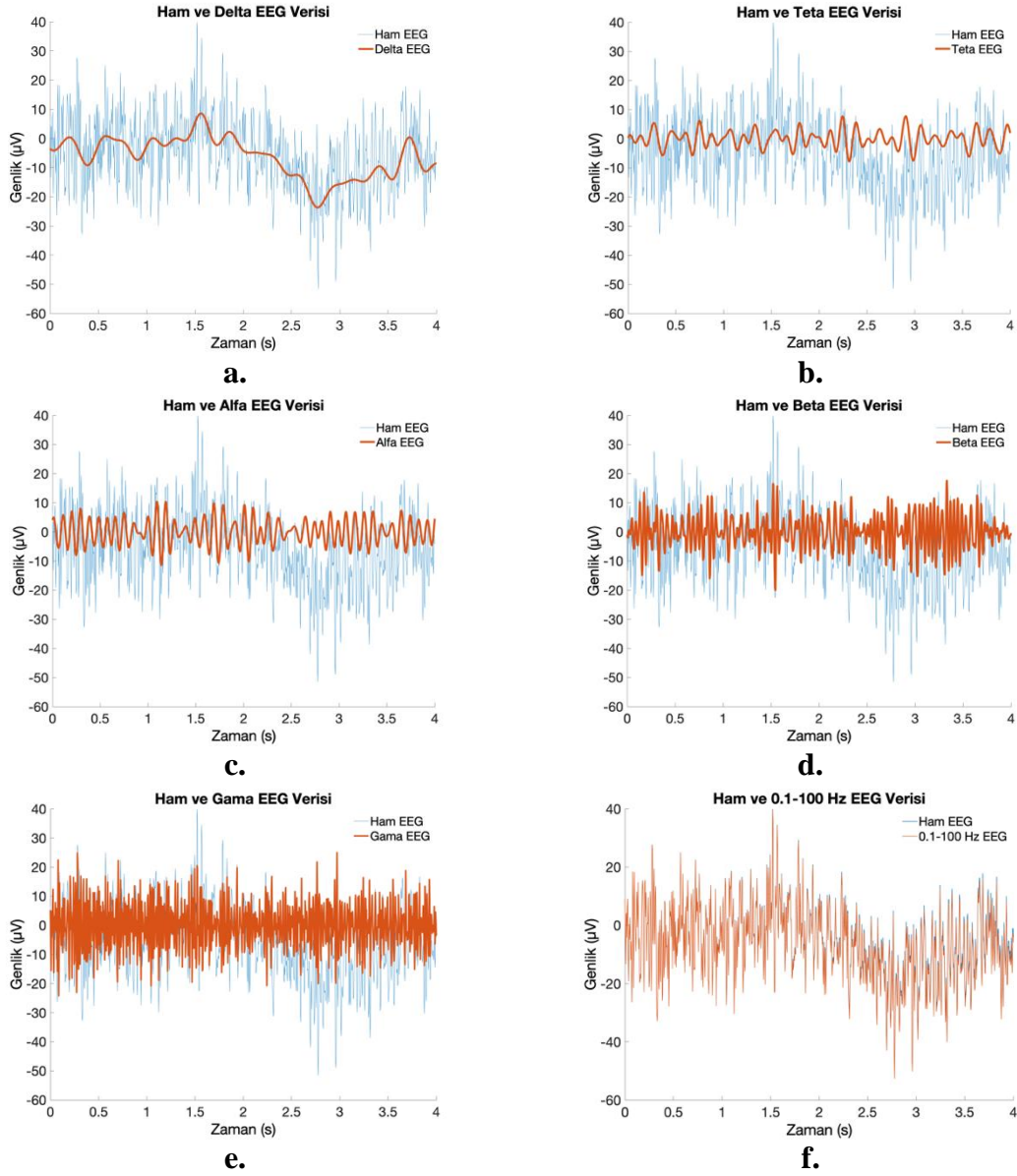
$$y(n) = \sum_{k=0}^{\infty} h(k)x(n-k) = \sum_{k=0}^N b(k)x(n-k) + \sum_{k=0}^M a(k)x(n-k) \quad (3)$$

Bu eşitlikteki  $a_k$  ve  $b_k$  filtre katsayılarını göstermektedir. Bant geçiren filtre tasarımında IIR filtre türlerinden Butterworth kullanılmıştır. Filtrenin transfer fonksiyonu;

$$B(\omega) = \frac{1}{\left[1 + \left(\frac{\omega}{\omega_0}\right)^{2n}\right]^{1/2}} \quad (4)$$

Burada n filtrenin derecesini göstermektedir.

Şekil 5. a'da birinci katılımcının dinlenme bloğunun 11. kanalından alınmış 4 s ham EEG verisi ve bu verinin 0.1-4 Hz bant geçiren ve delta bandı olarak adlandırılan EEG parçalarının üst üste çizdirilmiş halleri görülmektedir. Şekil 5. b, c, d, e, f ise sırasıyla teta, alfa, beta, gama ve TFB bantları ve aynı ham EEG verisinin üst üste çizdirilmiş halleri görülmektedir. Şekil 6'da ise bileşenlerine ayrılan delta, teta, alfa, beta ve gama bantlarının toplamı ve aynı ham EEG verisi üst üste çizdirilmiştir. Şekil 6'dan frekans bileşenlerine ayrılan orijinal sinyal ile frekans



Şekil 5. Uygulanan bant geçiren filtreler sonucunda elde edilmiş EEG verileri

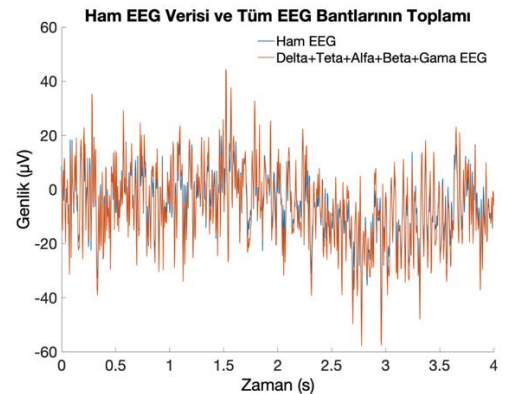
bileşenlerinin toplamından elde edilen yeni sinyalin yaklaşık olarak aynı olduğu görülmektedir. Yani ele alınan alt frekans

bileşenlerinin orijinal EEG sinyalini yaklaşık olarak temsil ettiği söylenebilir. Böylelikle orijinal EEG sinyalini oluşturan alt frekans bileşenlerinin sınıflandırma performansına dolayısıyla bilişsel iş yükünün tespit edilmesine etkisi araştırılmıştır.

## 2.5. Bloklara Ayırma

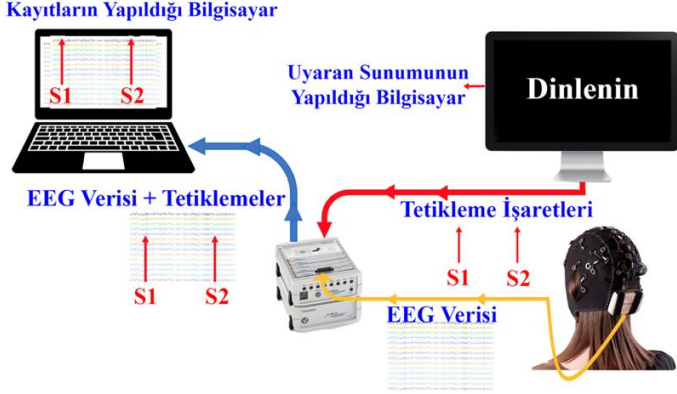
Bloklara ayırma aşamasında, ön işleme adımında farklı frekans bileşenlerine ayrılmış verilerin her biri dinlenme, blok 1, blok 2 ve blok 3 gruplarına ayrılmıştır. Katılımcılardan deney esnasında veriler alınırken uyaran sunumunun yapıldığı bilgisayar, verilerin kaydedildiği bilgisayar ve beyin elektriksel aktivitesinin alındığı EEG cihazı arasındaki bağlantılar Şekil 7’de görülmektedir. Uyaran sunumunun yapıldığı bilgisayarda hangi bloğun başladığına dair tetikleme bilgisi (ing. stimulus; S1, S2, S3 vb.) LPT portu aracılığıyla EEG cihazına 1 ms gecikme ile gönderilmektedir. Elektrotlardan gelen beyin elektriksel

aktivitesi ve bu tetikleme bilgileri EEG cihazında birleştirilerek kayıt bilgisayarına zaman kilitli şekilde gönderilmektedir.



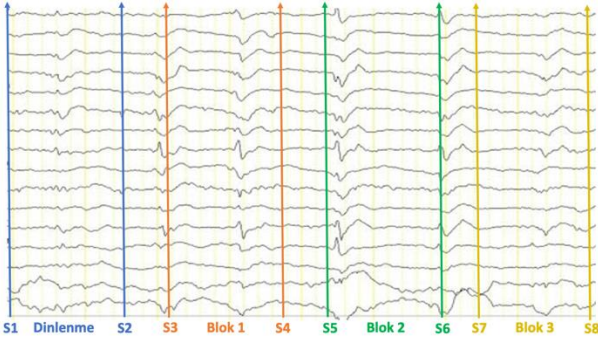
Şekil 6. Tüm frekans bileşenlerinin toplamı ve ham EEG verisi

Dinlenme bloğunun başında 'S1' tetikleme işareti, sonunda ise 'S2' tetikleme işareti LPT portundan EEG cihazına gönderilmektedir. Benzer şekilde blok 1 başlangıç ve bitişi için sırasıyla 'S3' ve 'S4' tetikleme işaretleri, blok 2 başlangıç ve bitişi için sırasıyla 'S5' ve 'S6' tetikleme işaretleri ve son olarak blok3 başlangıç ve bitişi için sırasıyla 'S7' ve 'S8' tetikleme işaretleri gönderilmektedir. Blokların başlangıç ve bitiş tetikleme işaretleri Şekil 8'de görülmektedir.



Şekil 7. Deney bağlantıları

Blokların başlangıç ve bitiş tetikleme işareti arasında 75000 zaman noktası bulunmaktadır. Örnekleme frekansı 250 Hz olduğundan, 75000 zaman noktası 300 s yani 5 dk ya karşılık gelmektedir. Bu şekilde her bir blok (dinlenme, blok1, blok2 ve blok3) 5 dk olacak şekilde bölünmektedir. Dinlenme-blok 1, blok 1-blok 2 ve blok 2-blok 3 ardışık bloklar arasında 1 dk ara dinlenme verilmiş, katılımcı bu sürede bir sonraki blok için dinlendirilmiştir

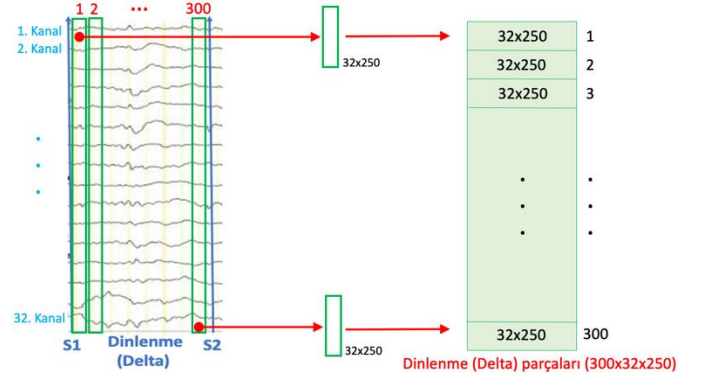


Şekil 8. Bloklar ve tetikleme işaretleri

6 farklı bant geçiren filtre (Delta, Teta, Alfa, Beta, Gama ve TFB) uygulanmış ve dört farklı bloğa ayrılmış (Dinlenme, Blok1, Blok2 ve Blok3) EEG verisi sonucunda toplam 24 farklı kombinasyon elde edilmiştir ve bu kombinasyonlar Tablo 1'de gösterilmiştir.

Her bir blok ve frekans bandı için EEG verisi 0.25 s, 0.5 s, 1 s, 3 s ve 5 s uzunluğundaki alt parçalara ayrılmıştır. Şekil 9'da dinlenme bloğunun delta bandı için 1 s lik parçalara ayrılmış temsili EEG parçaları görülmektedir. Dinlenme bloğu 300 s (5 dk) uzunluğunda olduğundan, 1 s'lik parçalar sonucunda toplam 300 parça EEG verisi elde edilmiştir. Örnekleme frekansı 250 Hz olduğundan her bir parçanın uzunluğu 250 zaman noktasından oluşmakta, 32 kanaldan veri alındığından toplam 32x250 boyutlu matris elde edilmektedir. Sonuç olarak dinlenme bloğu 1 s'lik parçalara ayrıldığında her birinin uzunluğu 32x250 olan toplam 300 parça EEG verisi elde edilmiş ve hücre (ing. cell) tipi saklama biriminde kaydedilmiştir. Tablo 1'de yer alan tüm blok ve frekans bantları için 0.25 s, 0.5 s, 1 s, 3 s ve 5 s uzunluğundaki parçalar e-ISSN: 2148-2683

ayrı bir hücre tipi depolama türünde saklanarak öz nitelik çıkarma aşamasında kullanılmıştır.



Şekil 9. Dinlenme bloğu ve delta frekans bandı için elde edilen 1 s'lik EEG parçaları

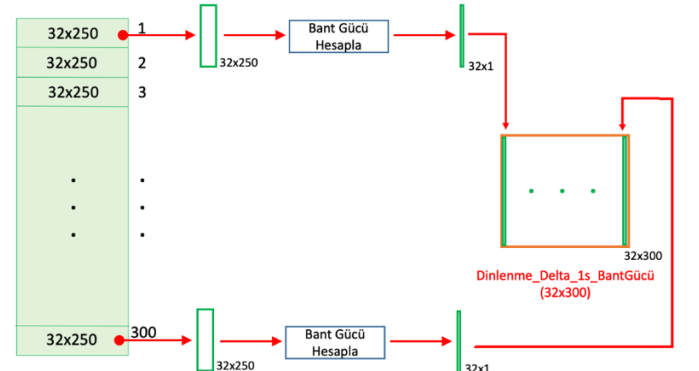
Her bir blok ve frekans bandında; 0.25 s için her biri 32x62 uzunluğunda toplam 1200 adet (1200x32x62), 0.5 s için her biri 32x125 uzunluğunda toplam 600 adet (600x32x125), 1 s için her biri 32x250 uzunluğunda toplam 300 adet (300x32x250), 3 s için her biri 32x750 uzunluğunda toplam 100 adet (100x32x750) ve son olarak 5 s için her biri 32x1250 uzunluğunda toplam 60 adet (60x32x1250) veri parçası bulunmaktadır. Dinlenme bloğu için farklı frekans bileşenleri ve farklı EEG uzunlukları için elde edilen veri hücreleri Tablo 2'de gösterilmiştir. Benzer veri hücreleri blok 1, blok 2 ve blok 3 için de elde edilmiştir.

## 2.6. Öz nitelik Çıkarma

Öz nitelik çıkarma aşamasında bant gücü öz niteliği kullanılmıştır. Bu öz niteliğe ait ayrıntılar aşağıda sunulmuştur. Frekans bantlarındaki güç hesaplanırken, bir zaman-frekans sinyali ayrıştırması elde etmek için Eşitlik 5'te verilen spektrogram yöntemini kullanılmaktadır.

$$E_f = \sum_t |X(f, t)|^2 \quad (5)$$

Bu eşitlikte x(t) orijinal sinyali, X(f,t) orijinal x(t) sinyalinin zaman frekans gösterimini,  $E_f$  ise frekans alanındaki enerji marjinalerini göstermektedir. Bant gücü ise  $E_B$  ile gösterilmektedir ve bantta yer alan enerji marjinalerinin toplanmasıyla elde edilir ve aşağıdaki eşitlikte gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.



Şekil 10. Dinlenme bloğunun delta frekans bandında 1 s'lik EEG parçaları için bant gücü hesaplama

$$E_B = \sum_{f \in B} E_f \quad (6)$$

Tablo 1. Dinlenme bloğunda farklı frekans bileşenleri ve EEG uzunlukları için veri hücre boyutları

Dinlenme Bloğu	0.25 s	0.5 s	1 s	3 s	5 s
Delta	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250
Teta	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250
Alfa	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250
Beta	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250
Gama	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250
TFB	1200x32x62	600x32x125	300x32x250	100x32x750	60x32x1250

Daha öncede ifade edildiği gibi; 0.25 s, 0.5 s, 1 s, 3 s ve 5 s'lik EEG uzunlukları için sırasıyla 62, 125, 250, 750 ve 1250 zaman noktası elde edilmektedir. Farklı zaman noktası uzunluğundaki bu değerlerin bant güçleri hesaplandığında bir sayı değeri elde edilmektedir. 32 kanaldan elde edilen bu zaman noktalarının her biri için bant gücü hesaplandığında sonuçta 32x1'lik bir vektör elde edilmektedir. Tablo 2'de dinlenme bloğunda 1 s uzunluğundaki EEG sinyallerinin delta frekans bandı için uzunluğun 300x32x250 olduğu görülmektedir. Burada 32 kanaldan alınan ve her birinin uzunluğu 250 zaman noktasından oluşan 300 adet EEG verisi bulunmaktadır. Birinci 32x250 boyutlu matrisin bant gücü her kanal için ayrı ayrı hesaplandığında sonuçta 32x1'lik vektör elde edilmektedir. Bu işlem 300 adet örnek için tekrarlandığında sonuçta 300x32 boyutlu matris elde edilmektedir. Bu matris dinlenme bloğundaki verinin delta frekans bandındaki 1 s'lik parçalarından elde edilen bant gücü değerlerini göstermektedir ve Dilenme\_Delta\_1s\_BantGücü matrisi şeklinde isimlendirilmiştir. Aynı işlemler Tablo 2'de yer alan ve dinlenme bloğu için oluşturulan tüm matris değerleri için tekrarlanmıştır. Yukarıda açıklanan adımlar Şekil 10'da detaylı bir şekilde gösterilmiştir.

Şekil 10'da dinlenme bloğunda delta frekans bandında 1 s'lik EEG parçalarının bant güçlerinin hesaplanma adımları gösterilmiştir. Bu işlem sonucunda 32x300 boyutlu matris elde edilmiştir. Tablo 2'de yer alan tüm matrisler için aynı adımlar tekrarlanarak elde edilen değerler Tablo 3'te gösterilmiştir. Yine Tablo 3'te yer alan değerler blok 1, blok 2 ve blok 3 içinde elde edilmiştir.

Bu çalışma kapsamında dinlenme ve iş yükünün olduğu blokların karşılaştırıldığı yani dinlenme-blok 1, dinlenme-blok 2 ve dinlenme-blok 3 ikili sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Örneğin delta frekans bandı ve 0.25 s uzunluğunda EEG parçalarından çıkarılan bant gücü öznitelikleriyle dinlenme ve blok 1 karşılaştırması için

sınıflandırılmıştır. Bu amaçla aynı uzunluk ve frekans bandında yer alan dinlenme ve bilişsel iş yükünün olduğu blok bir araya getirilerek sınıflandırılacak veri seti oluşturulmuştur.

## 2.7. Sınıflandırma

Yukarıda açıklanan adımlar sonucunda her biri Nx32 boyutunda veri matrisi ve Nx1 boyutundaki etiket matrisi elde edilmektedir. Burada N kullanılan EEG parça uzunluğuna göre değişmektedir. Örneğin 1 s'lik EEG parçaları kullanıldığında 300 adet örnek dinlenme bloğundan, 300 adet örnek ise iş yükü bloğundan (blok1 veya blok2 veya blok3) geldiğinden burada N=600 olmaktadır. Benzer şekilde EEG uzunluğu sırasıyla 0.25 s, 0.5 s, 3 s ve 5 s seçildiğinde N sırasıyla 2400, 1200, 200 ve 120 ye eşit olmaktadır.

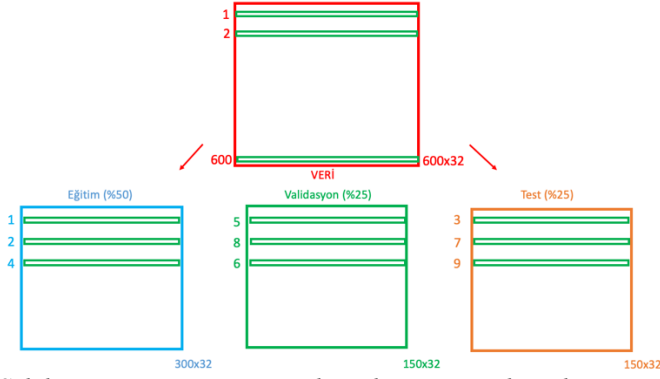
EEG parça uzunluğuna, frekans bileşenine ve kullanılan öznitelige bağlı olarak elde edilen veri seti kullanılarak üç farklı sınıflandırma algoritmasıyla sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. N adet öznitelik vektörü her defasında rastgele biçimde %50 eğitim, %25 doğrulama ve %25 test olmak üzere üç parçaya ayrılarak, toplamda 50 kez sınıflandırma işlemi tekrarlanmıştır.

Sonuçlar kısmında bu 50 kez tekrarlanan sınıflandırma işlemi sonucunda elde edilen ortalama test doğrulukları gösterilmiştir. 50 kez tekrarlanan sınıflandırma işlemi ve veri setinin eğitim, doğrulama ve test parçalarına ayrılması süreci Şekil 11'de gösterilmiştir. Buna göre her defasında farklı öznitelik vektörleri eğitim, doğrulama ve test grubuna dahil olmakta bu şekilde yanlış doğruluklar elde edilmemektedir.

Tablo 2. Dinlenme bloğunda farklı frekans bileşenleri ve EEG uzunlukları için elde edilen bant güçleri matrisleri

Dinlenme Bloğu	0.25 s	0.5 s	1 s	3 s	5 s
Delta	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60
Teta	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60
Alfa	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60
Beta	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60
Gama	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60
TFB	32x1200	32x600	32x300	32x100	32x60

Burada ( $N$ ) sinyaldeki toplam örnek sayısını, ( $\hat{y}_l$ ) sinir ağı modeli tarafından hesaplanan tahmini değeri ve ( $y_l$ ) ise örneğin gerçek etiket değerini göstermektedir. Oluşturulan YSA modeli Şekil 12’de görülmektedir.



Şekil 11. Veri setinin eğitim, doğrulama ve test kısımlarına ayrılması

Sınıflandırma aşamasında tek çıkış nöronu ve tek gizli katmanı olan iki katmanlı YSA modeli kullanılmıştır. Gizli katmandaki nöron sayısı 50 olan YSA modeli aşağıda gösterilmiştir.

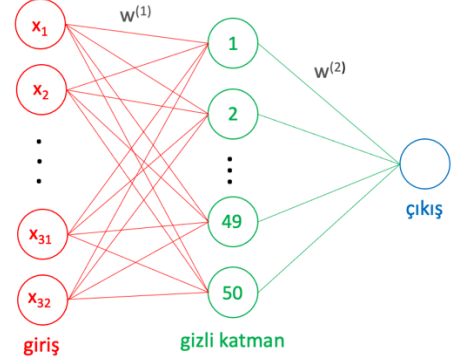
$$\hat{y} = \tilde{g}\left(\sum_{j=1}^M w_{1j}^{(2)} * g\left(\sum_{i=1}^d w_{ji}^{(1)} * x_i + w_{j0}^{(1)}\right) + w_{11}^{(2)}\right) \quad (7)$$

( $x_i$ ), i'inci girişi, ( $w_{ji}$ )<sup>k</sup> k'ncü katmandaki i'inci nöronu j'inci nöron arasındaki katman ağırlığını, ( $g$ ) tanjant sigmoid fonksiyonunu ve ( $\tilde{g}$ ) lineer fonksiyonu göstermektedir. Ayrıca, ( $d$ ) ise giriş vektörünün boyutunu göstermektedir. Tüm veri seti için toplam hata;

$$J(w) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y_n \log \hat{y}_n + (1 - y_n) \log(1 - \hat{y}_n)] \quad (8)$$

Tablo 3. Farklı EEG bantları ve farklı EEG uzunlukları için, tüm kanallar kullanılarak dinlenme ve iş yükü bloklarının tüm kişiler için ortalama sınıflandırma doğrulukları

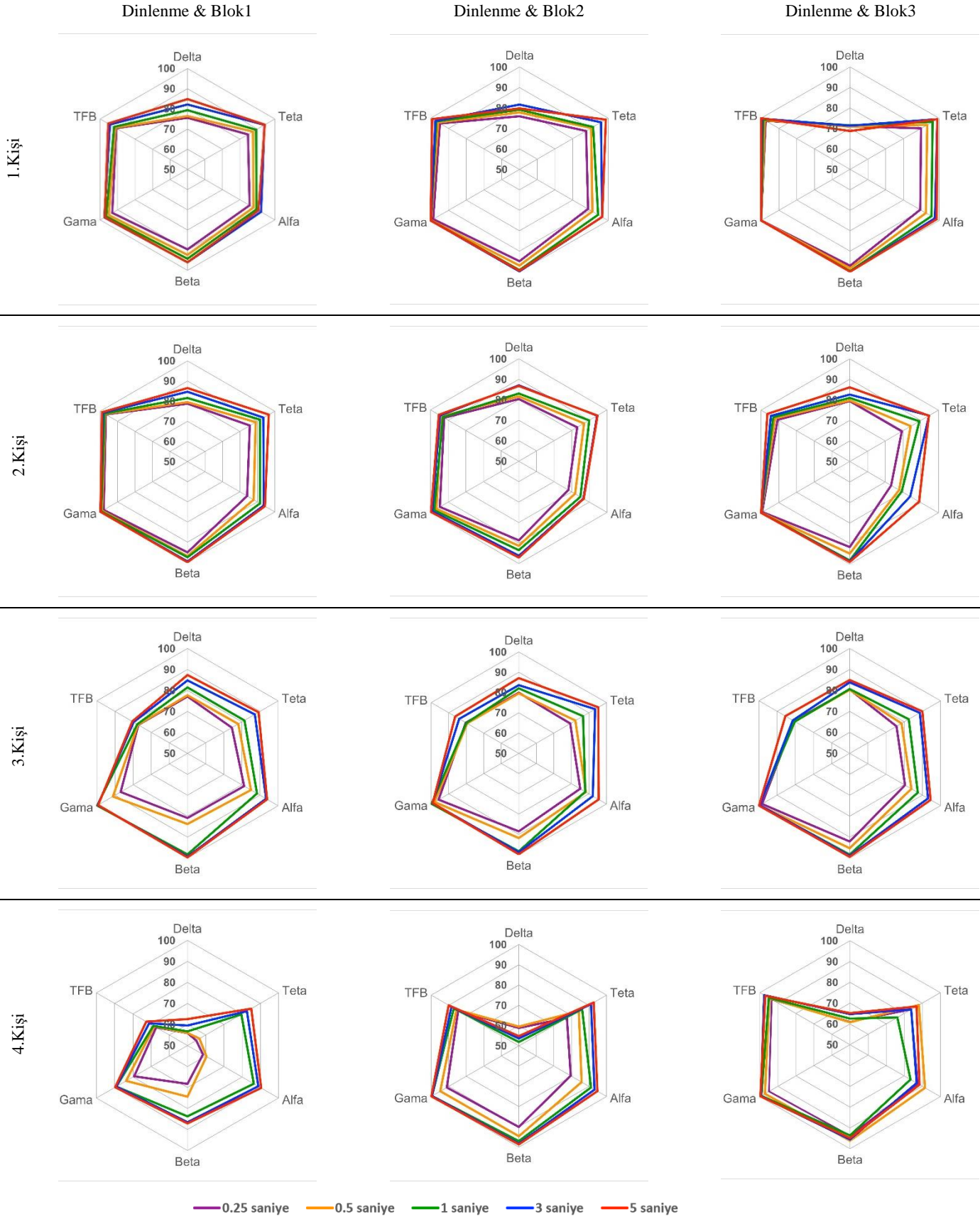
	Dinlenme & Blok1					Dinlenme & Blok2					Dinlenme & Blok3				
	0.25 s	0.5 s	1 s	3 s	5 s	0.25 s	0.5 s	1 s	3 s	5 s	0.25s	0.5 s	1 s	3 s	5 s
<b>Delta</b>	66.26	66.38	67.51	69.44	71.23	67.57	67.91	67.84	68.77	68.70	69.59	70.09	70.97	72.86	72.82
<b>Teta</b>	74.37	76.83	82.50	86.39	87.90	79.83	83.27	85.90	92.02	93.60	80.72	84.26	85.60	91.26	92.98
<b>Alfa</b>	75.75	78.54	84.08	87.37	88.57	80.28	83.86	86.47	90.09	91.18	81.60	85.17	86.81	90.94	93.04
<b>Beta</b>	81.69	84.69	89.15	92.03	92.75	87.44	90.53	93.47	95.47	96.11	88.47	91.39	93.47	95.15	95.29
<b>Gama</b>	87.09	89.99	92.78	94.68	95.46	93.28	95.57	97.29	98.39	99.18	94.48	96.44	97.67	98.35	<b>99.49</b>
<b>TFB</b>	79.22	79.56	80.53	81.51	82.41	83.08	83.90	84.28	85.95	87.16	88.20	88.86	89.38	90.02	91.45



Şekil 12. Yapay sinir ağı modeli

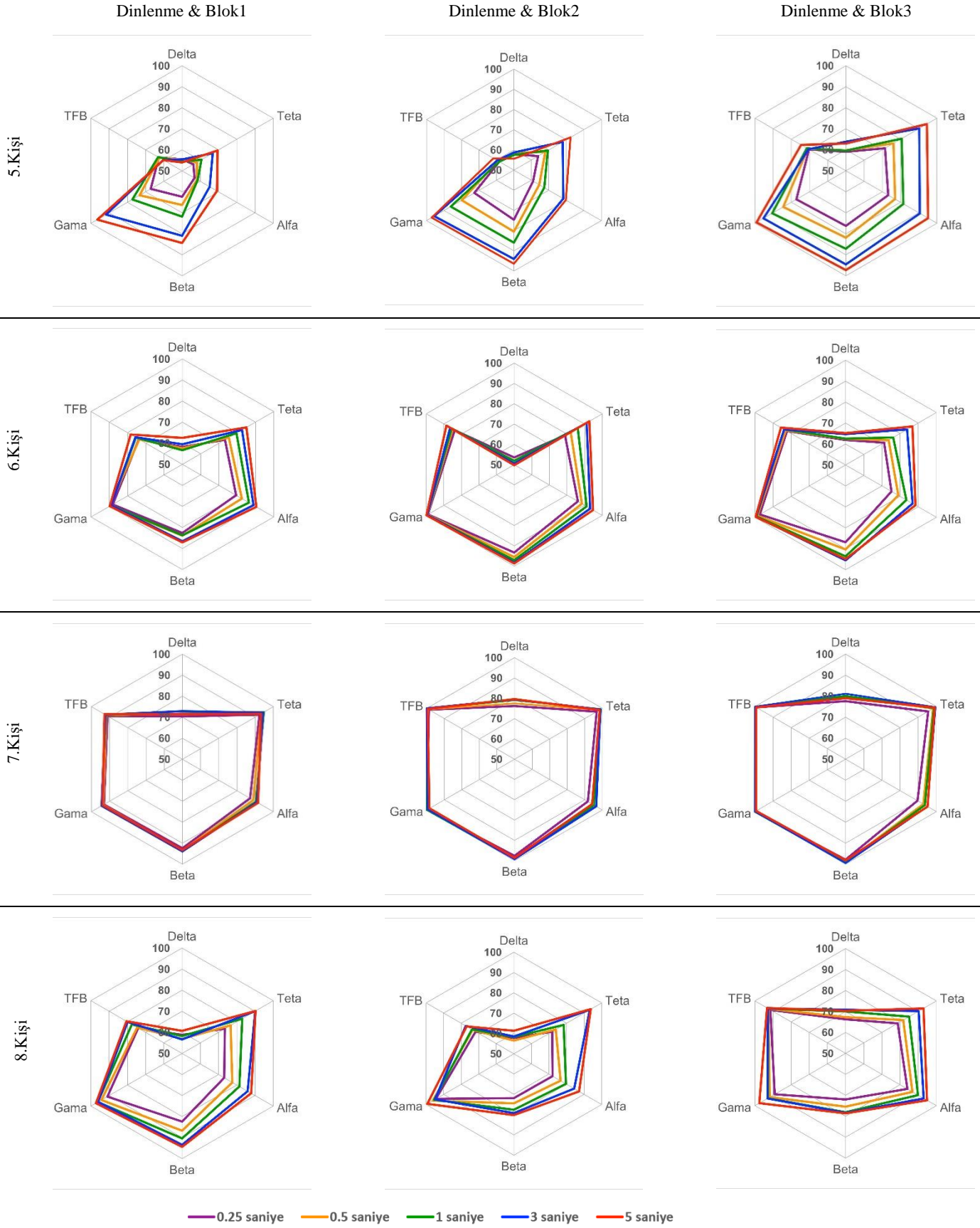
### 3. Sonuçlar

Elde edilen deneysel sonuçların daha rahat değerlendirilebilmesi adına radar grafikleri şeklinde gösterilmiştir. Buna göre radar grafiklerin köşelerinde EEG bantları, iç kısımda ise farklı uzunluktaki EEG uzunluklarına ait sınıflandırma doğrulukları görülmektedir. Birinci sütunda dinlenme ile blok 1'e ait ikili sınıflandırma sonuçları, ikinci ve üçüncü sütunlarda ise sırasıyla dinlenme-blok2 ve dinlenme-blok3 ikili sınıflandırma sonuçları gösterilmiştir.



Şekil 13. Tüm kanallar kullanılarak 1, 2, 3 ve 4. kişiler için elde edilen doğruluklar





Şekil 14. Tüm kanallar kullanılarak 5, 6, 7 ve 8. kişiler için elde edilen doğruluklar

## 4. Bulgular

Şekil 13 ve 14'ten de görüleceği üzere, tüm kanallar kullanılarak elde edilen sınıflandırma doğrulukları incelendiğinde gama bandının dinlenme ve bilişsel iş yükünün olduğu bloklardaki EEG sinyallerini birbirinden ayırmada diğer bantlara göre daha etkili olduğu görülmektedir. Ayrıca dinlenme ve iş yükü bloklarına ait EEG parçalarını birbirinden ayırmada 5 s'lik EEG uzunluklarının kullanılması da SD'ünü artırmaktadır. Tablo 4'ten de görüleceği üzere, dinlenme-blok 2 ve dinlenme-blok 3 de yer alan EEG sinyallerini kullanarak elde edilen sınıflandırma doğrulukları, dinlenme-blok1 de yer alan EEG sinyallerinden daha da yüksektir. Bu durumun deneyin blok1 ile başlamasından ve zihnin henüz blok2 ve blok3 deki kadar yorulmadığından kaynaklandığı düşünülmektedir. Ayrıca Tablo 4 incelendiğinde en yüksek SD %99.49 ile gama bandı ve 5s'lik EEG parçaları kullanılarak dinlenme-blok3 EEG verilerinden elde edilmiştir. Blok 3 de yapılan matematiksel işlemlerin yanında haber kaydının dinletilmesi de bilişsel olarak kişinin daha çok yorulmasına ve dinlenme bloğundan daha iyi ayrılmasına sebep olduğu düşünülmektedir.

## Kaynakça

- ABUKHETTALA, K., & Oğuz, A. T. A. (2022). Analyzing of EEG Signals with Deep Learning and Discrete Wavelet Transform. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (35), 514-52
- Ansari, S., Du, H., Naghdy, F., & Stirling, D. (2022). Automatic Driver Cognitive Fatigue Detection based on Upper Body Posture Variations. *Expert Systems with Applications*, 117568.
- Bjørheim, F., Siriwardane, S. C., & Pavlou, D., 2022. A review of fatigue damage detection and measurement techniques. *International Journal of Fatigue*, 154, 106556.
- Chaudhuri, A., ve Behan, P. O., 2004. Fatigue in neurological disorders. *The lancet*, 978-988. doi:10.1016/S0140-6736(04)15794-2
- Chiossi, F., Welsch, R., Villa, S., Chuang, L., & Mayer, S., 2022. Virtual Reality Adaptation Using Electrodermal Activity to Support the User Experience. *Big Data and Cognitive Computing*, 6(2), 55. doi:10.3390/bdcc6020055
- Dehais, F., Somon, B., Mullen, T., ve Callan, D. E., 2020. A neuroergonomics approach to measure pilot's cognitive incapacitation in the real world with EEG. *Applied Human Factors and Ergonomics*, 111-117. doi:10.1007/978-3-030-51041-1\_16
- Karakaş, M. F., & Latifoğlu, F. (2022). Metaheuristic FIR Filter Design with Multi-Objective Atomic Orbital Search Algorithm. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (39), 13-16.
- Marotta, L., Scheltinga, B. L., van Middelaar, R., Bramer, W. M., van Beijnum, B. J. F., Reenalda, J., & Buurke, J. H., 2022. Accelerometer-Based Identification of Fatigue in the Lower Limbs during Cyclical Physical Exercise: A Systematic Review. *Sensors*, 22(8), 3008. doi:10.3390/s22083008
- Papakostas, M., Rajavenkatanarayanan, A., ve Makedon, F., 2019. Cogbeacon: A multi-modal dataset and data-collection platform for modeling cognitive fatigue. *Technologies*, 7, 46. doi:10.3390/technologies7020046
- Pires, F. O., Silva-Júnior, F. L., Brietzke, C., Franco-Alvarenga, P. E., Pinheiro, F. A., De Franca, N. M., ve Meireles Santos, T., 2018. Mental fatigue alters cortical activation and psychological responses, impairing performance in a

- distance-based cycling trial. *Frontiers in physiology*, 227. doi:10.3389/fphys.2018.00227
- Salankar, N., Koundal, D., Chakraborty, C., & Garg, L., 2022. Automated attention deficit classification system from multimodal physiological signals. *Multimedia Tools and Applications*, 1-16. doi:10.1007/s11042-022-12170-1
- Sun, Y., Lim, J., Meng, J., Kwok, K., Thakor, N., ve Bezerianos, A., 2014. Discriminative analysis of brain functional connectivity patterns for mental fatigue classification. *Annals of biomedical engineering*, 42, 2084-2094. doi:10.1007/s10439-014-1059-8
- Trejo, L. J., Knuth, K., Prado, R., Rosipal, R., Kubitz, K., Kochavi, R., ve Zhang, Y., 2007. EEG-based estimation of mental fatigue: convergent evidence for a three-state model. *Foundations of Augmented Cognition*, 2000-2012. doi:10.1007/978-3-540-73216-7\_23
- Weinberg, R., ve Gould, D., 2003. Introduction to psychological skills training. *Foundations of sport and exercise psychology*, 327-352. doi:10.1080/1612197X.2003.9671724