



SAYISAL İŞARET İŞLEME PROJE ÖDEVİ

Dilek SARIYERLIOĞLU

16008117014

Sevil ALAN

16008117036

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

EEG Sinyallerinin Derin Öğrenme ile Sınıflandırılması

Mayıs

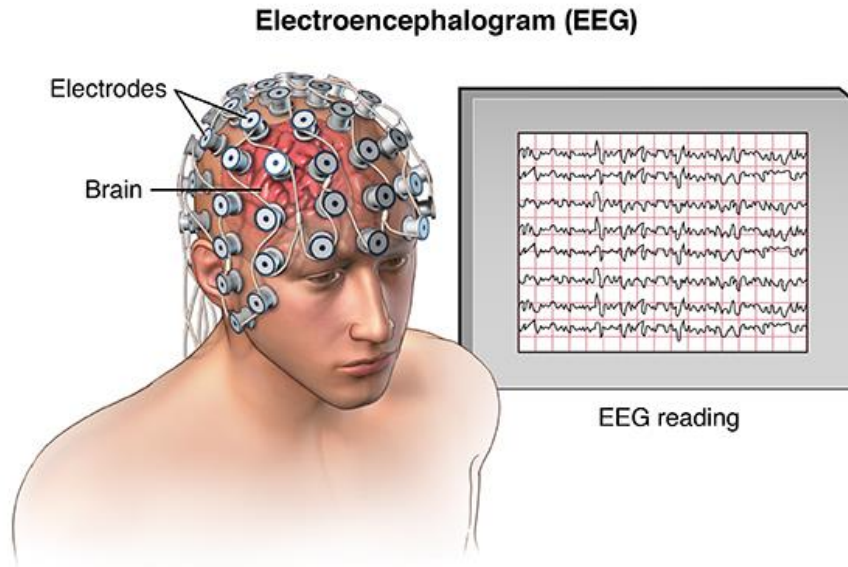
2021

1. EEG NEDİR?

Beyin, vücudumuzda bulunan en karmaşık organlardan biridir. Nöronlar, beyindeki en temel hücrelerdir. Bu nöronların haberleşmesini sağlayan bir sistem vardır. Bu sistemin düzgün çalışmaması kronik hastalıkların olduğunu göstermektedir [2]. EEG canlı insan beyninin normal ve anormal fonksiyonlarının saptanmasında/araştırılmasında kullanılan yöntemlerden biridir.

Elektroensefalograf (EEG), beynin farklı bölgelerindeki sinirlerin elektriksel aktivitesinden kaynaklanan beyin sinyallerini aynı anda kaydetmek, toplamak ve ölçmek için kullanılan bir cihaz, alet veya makinedir. EEG sinyalleri, kullanıcının beyin sinyallerini kaydettikten sonra bir EEG cihazından elde edilen sinyallerdir.

Beyin korteksince oluşan potansiyel değişimler kafatasına yerleştirilen elektrotlar ile ölçülüp kaydedilmektedir. Bu değişimler, elektriksel ritimlerden ve anlık deşarjlardan oluşur. Bu değişimlere elektroensefalogram (EEG) sinyalleri denir [1].



Şekil 1. Elektrot

2. SINIFLANDIRMA AŞAMALARI

EEG beyindeki elektriksel aktivitenin elektroensefalogram cihazı kullanılarak analog sinyal olarak kaydedilmesini sağlar. Bir yükselticiden geçirilir. Sonrasında elde edilen analog sinyal dijitale çevrilir. Bu sayede sinyaller bilgisayar tarafından kullanılabilir.

EEG sinyali ile o kişinin o anki beyinsel faaliyetleri hakkında bilgiler elde edilmektedir. Bu bilgilerin elde edilebilmesi için gelişmiş sinyal işleme tekniklerinin uygulanması gerekmektedir. Daha sonra bu işlenmiş sinyaller üzerinden özellikler analiz edilebilir [3].

Bir EEG sinyalinin sınıflandırılabilmesi için sinyalin sırayla 5 aşamadan geçmiş olması gerekir [2]. Bu aşamalar:

- Sinyalin elde edilmesi,

- Sinyalin gürültülerden temizlenmesi (filtreleme),
- Sinyalin özelliklerinin çıkartılması,
- Özellik uzayı boyutlarının küçültülmesi,
- Sınıflandırma

Sinyal elde edildikten sonra sinyalin filtrelenmesi gerekmektedir. Bu sayede sinyalin uğradığı bozulma en aza indirilecektir. Sinyalin özelliklerinin çıkartılması adımıyla ise elde edilen sinyalin kendine has özelliklerin ayrıştırılması sağlanır. Bu yüzden sınıflandırmaya başlamadan önce sinyalin hangi özelliklerine ihtiyaç duyulduğuna göre bir sinyal analiz yöntemi seçilmelidir. Boyut azaltma aşamasında ise gereksiz öznitelikler elenerek sınıflandırma başarısı ve bilgisayar performansını arttırmak istenmektedir. Son olarak elde edilen sinyaller sınıflandırılmaktadır.

2.1. Sinyal Elde Etme Yöntemleri

Sinyalleri elde etmek için çeşitli yöntemler mevcuttur. Kullanılan yöntemler invaziv ve invaziv olmayan yöntemler olarak iki çeşittir. İnvaziv yöntemler;

- Intracranial Electroencephalography (EcoG)
- İntra-Corticül Electrode Array

İnvaziv olmayan yöntemler ise;

- Elektroencephalography (EEG)
- Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) vb olarak sıralanabilir.

2.2. Sinyallerin Filtrelenmesi

EEG sinyallerinde çeşitli gürültüler bulunmaktadır. Bu yüzden sinyalin amacına uygun olarak istenmeyen gürültüler ayrıştırılır. Bu işlem için çeşitli yöntemler vardır. Bunlar;

- Frekans seçici filtreler
 - Yüksek geçirgen
 - Alçak geçirgen
 - Bant geçirgen

Bu filtrelerin mantığı istenen sinyalle gürültü sinyalinin frekans bantlarının farklı olduğudur. Bu sebeple bu filtreler geniş frekans bandındaki gürültüleri temizlemede başarılı değildirler [4].

Gürültü temizlenmesinde başka bir yöntem de temizlenecek sinyalin analiz edilmesidir. Bu sebeple gürültü sinyalinin frekans bilgisiyle, asıl sinyal ile ayırt edilebilir. Bunun içinde Wiener filtreleme yöntemi, bağımsız bileşen analizi algoritması kullanılabilir.

2.3. Sinyalin Özniteliklerinin Çıkartılması

EEG sinyallerinin farklı frekans bandına sahip 5 dalgası bulunmaktadır. Bunlar;

<i>Dalga Türü</i>	<i>Frekansı (Hz)</i>
<i>Delta</i>	1-3 Hz
<i>Teta</i>	3.5-8 Hz
<i>Alfa</i>	8-13 Hz
<i>Beta</i>	12-33 Hz
<i>Gama</i>	34-100 Hz

Tablo 1. Beyin Dalga Türleri

Delta Dalgaları: En büyük genliğe sahip dalgadır. Derin uyku ile ilgilidir.

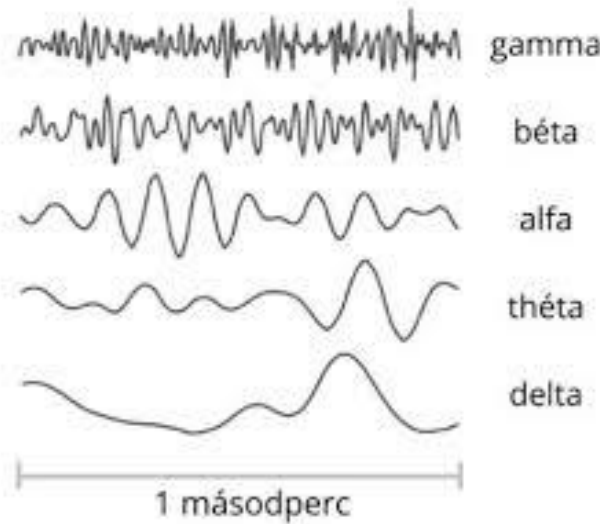
Teta Dalgaları: Çoğunlukla hayal gücü, düşünme ve uyku ile ilgilidir. Teta dalgaları, çok derin duyguları yaşadığımızda daha aktiftir.

Alfa Dalgaları: Alfa dalgaları, ara sıra sakin, ancak uykuda değilken, alacakaranlık zamanlarında ortaya çıkıyor. Örneğin televizyon seyrederken ya da yatakta dinlenirken, ama uykuya dalmadan önce gibi.

Beta Dalgaları: Tam dikkatimizi verirken, çok uyanıkken ve uyarıların uyanışıyla ilgili zamanlarda ortaya çıkar.

Gama Dalgaları: Çok yüksek frekanslara sahip dalgalardır.

1 Saniyedeki sinyal dalgaları:



Şekil 2. Beyin dalga ölçümleri

Sinyal analizinde başlarda Fourier dönüşümü (FD) kullanılıyordu. FD, EEG sinyalini zaman ekseninde ele almadığı için sinyali durağan ele alır. Ama EEG lineer olmayan dinamik bir sinyaldir. Bu yüzden EEG'ye uygun farklı dönüşüm metotları kullanılmalıdır. Bu metotlara Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) ve Dalgacık Dönüşümü (DD) örnek verilebilir.

2.4. Öznitelik Vektörünün Boyutlarının Azaltılması

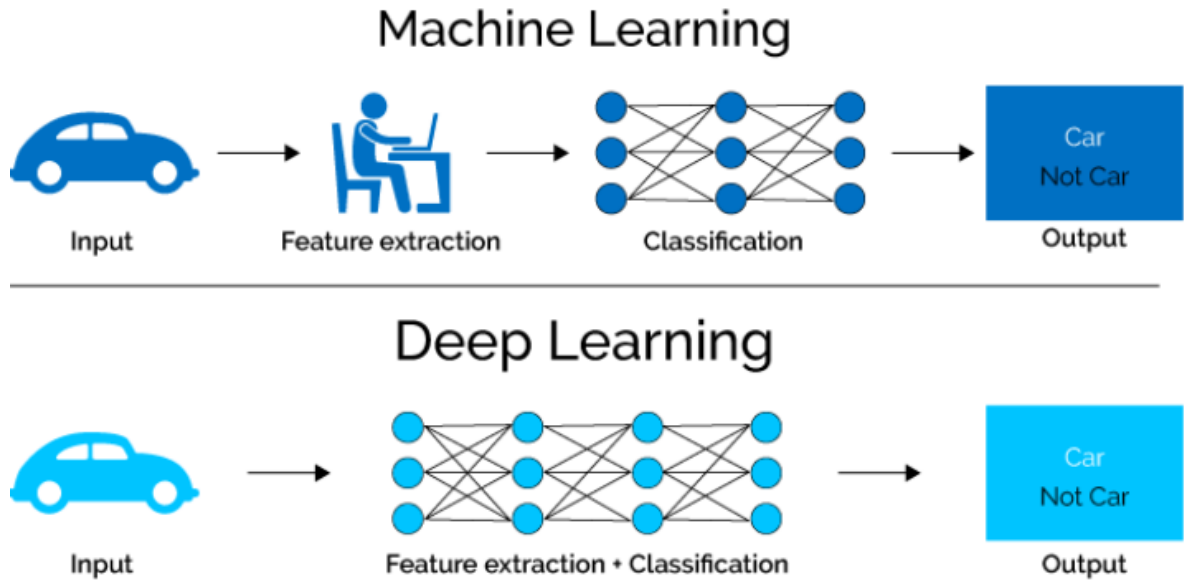
Öznitelik vektöründeki her özellik sınıflandırma algoritmasına verilmemelidir. Bu yüzden öznitelik vektörünün çıkartılma aşamasından sonra boyutun azaltılması aşaması gelmelidir. Bu aşamada sinyali en iyi şekilde temsil edebilecek özelliklerin çıkartılması için boyut azaltma algoritmaları kullanılır. Bu algoritmalar [4];

- Temel Bileşenler Analizi (PCA)
- Bağımsız Bileşenler Analizi (ICA)
- Doğrusal Ayrım Analizi (LSA)

3. DERİN ÖĞRENME NEDİR?

Günümüzde insan gibi düşünebilen, davranışlar sergileyebilen uygulamalar çok popülerdir. Buna en iyi örnek makine öğrenmesidir.

Derin öğrenme makine öğrenmesinin bir alt dalıdır. Makine öğrenmesinin başlarından bugüne kadar yapay zekaya olan ilgi oldukça artmıştır. Bu durum yapay zeka algoritmalarından olan derin öğrenmenin ortaya çıkmasına olanak sağlamıştır. Yapay zeka problemlerinin çözümü için birçok derin öğrenme yaklaşımı geliştirilmiştir [5]. Bu yaklaşımlar; Endüstri, tıp, robotik, görüntü işleme, bilgisayar görmesi, nesne tanıma, ses işleme, ses tanıma gibi birçok alanda yardımcıdır.



Şekil 3.

Hinton yapmış olduğu çalışmalarla, yayınladığı makalelerle YSA'ya yeni bir yaklaşım getirmiştir. Derin öğrenme (Deep Convolution Neural Network) olarak adlandırılmıştır. Aynı zamanda konvolüsyonel sinir ağları olarak da bilinmektedir.

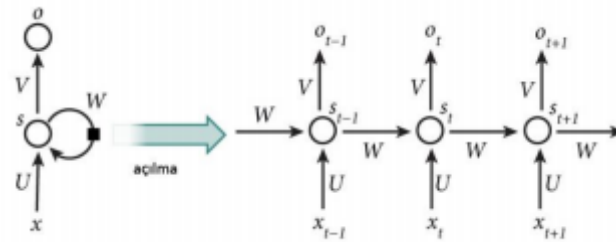
Konvolüsyonel sinir ağı ile sinyal işleme, analiz, tespit, sınıflandırma gibi birçok alanda önemli işler yapılmıştır.

3.1. Konvolüsyonel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)

Çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağıdır. En sık görüntü analizinde kullanılır. Filtreleme dayalıdır. Sınıflandırıcı işlemlerde daha doğru bir sonuç üretmektedir. Kullanılan filtrelerle sinyali daha belirgin hale getirip sınıflandırmayı kolaylaştırmaktadır. Çok katmanlı bu sinir ağı içerisinde birden fazla konvolüsyon katmanı, tam bağlı katman, aktivasyon katmanı, sınıflandırıcı katman, havuzlama katmanı ve bunlara ek katmanlar yer almaktadır [5]. Derin öğrenme algoritmaları içerisinde en çok kullanılan sinir ağıdır. Sınıflandırma ve tespit etme için kullanılmaktadır.

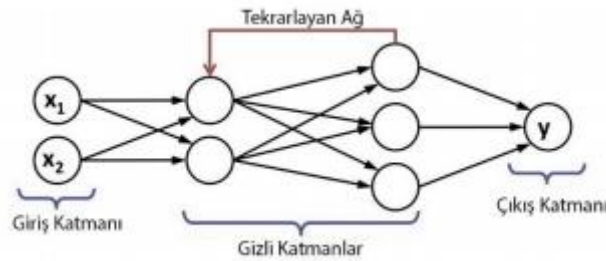
3.2. Tekrarlayan Sinir Ağı (Recurrent Neural Network)

RNN amacı ardıl şekilde gelen verilerin kullanılmış olmasıdır. Diğer sinir ağlarında girişler birbirlerinden bağımsız olarak yapılır. Ancak RNN’de dizideki her verinin çıktısı önceki hesaplamalara bağlıdır. Şekil 4’te RNN’nin açılma mantığı gösterilmektedir.



Şekil 4. Tekrarlayan Sinir Ağının Açılması

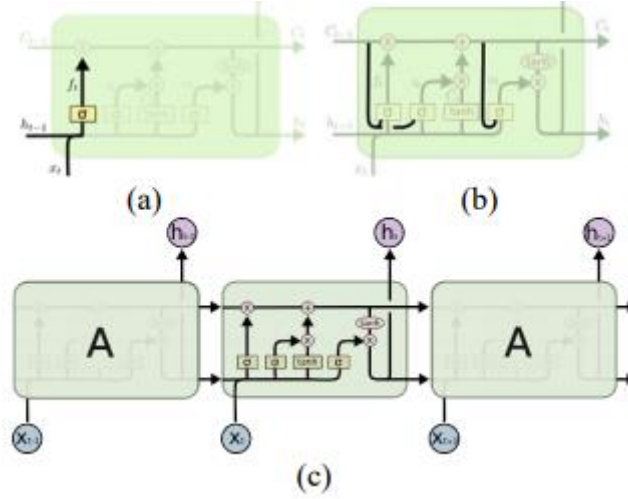
RNN, arka arkaya gelen bir dizi yapıdan sonraki noktayı tahmin eder. Bu duruma örnek verecek olursak bir cümlede ard arda gelen kelimeler sonrasında cümlenin devamının tahmin edilmesidir.



Şekil 5. RNN Modeli

3.3. Uzun-Kısa Süreli Hafıza (LSTM)

LSTM ile RNN arasında bir fark yoktur. Ama gizli durumu hesaplayabilmek için LSTM ağlarında bir yapı vardır. LSTM de hafıza hücreleri vardır. Bu hücreler önceki durumu ve girdi bilgisini tutarlar. Bu hücreler hangi verinin tutulması gerektiğini veya hangi verinin silineceğine karar vermektedirler. Daha sonra önceki durum ile mevcut bellek ile giriş verisini birleştirir. Bu yaklaşımla uzun vadeli bağımlılıkları ortadan kaldırıp veri dizilerinin devam ettirilmesi mümkündür.



Şekil 6. LSTM Modeli

Bu LSTM modelinde;

- A) Unutma kapısı
- B) Alan gözetleme
- C) LSTM Bloğu

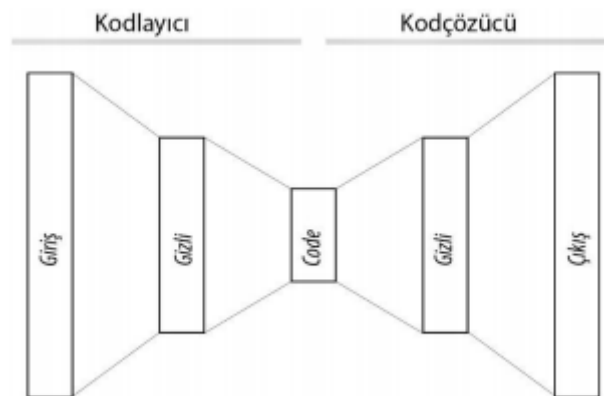
Burada yer alan gözetleme ve unutma kapısında unutma kapısı durumu sıfırlamak, gözetleme kapısı bağlantıları öğrenmeyi kolaylaştırmak için kullanılmaktadır.

3.4.Derin Oto-Kodlayıcılar (Auto Encoder)

Aslında makine öğrenme sistemi olan oto kodlayıcılar derin öğrenme mimarilerinin ortaya çıkmasıyla derin öğrenme algoritması olmuştur. Oto kodlayıcı giriş veri kümesini sıkıştırıp, en az kayıpla en iyi öğrenmeyi amaçlar. İleri beslemeli bir sinir ağıdır. 3 katmandan oluşmaktadır;

- Girdi katmanı,
- Gizli katman,
- Çıktı katmanı

Girdi ve çıktı katmanındaki nöron sayıları eşittir fakat gizli katmandaki nöron sayısı değişkenlik göstermektedir.



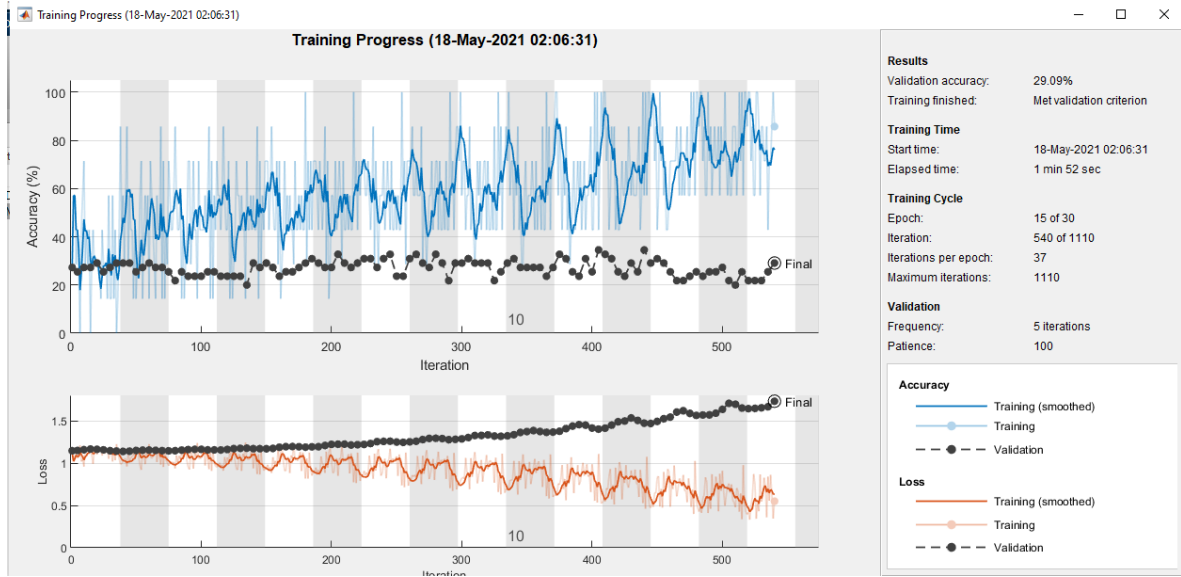
Şekil 7. Oto Kodlayıcı Şeması

4. PROJE OLUŞTURMA

Projede insanlardan alınan motor görüntülerin LSTM modeli kullanılarak sınıflandırılma işlemi yapılmıştır. Motor görüntüler, bireyin belirli bir eylemi prova ettiği veya simüle ettiği zihinsel bir süreçtir. Projede niyet tahmini yapılmıştır. Gelen sinyallerin sağ el, sol el veya hareketsiz durma durumunu tahmin etmektedir.

Matlab R2019a ile kodlanmıştır.

Ham veriler alınmıştır. Alınan veriler test, train, doğrulama olarak 3 parçaya bölünmüştür. 70/15/15 olarak. Bu veriler bir derin öğrenme algoritması olan LSTM yöntemi ile eğitilmiştir.



Şekil 8. LSTM Eğitim Ekranı

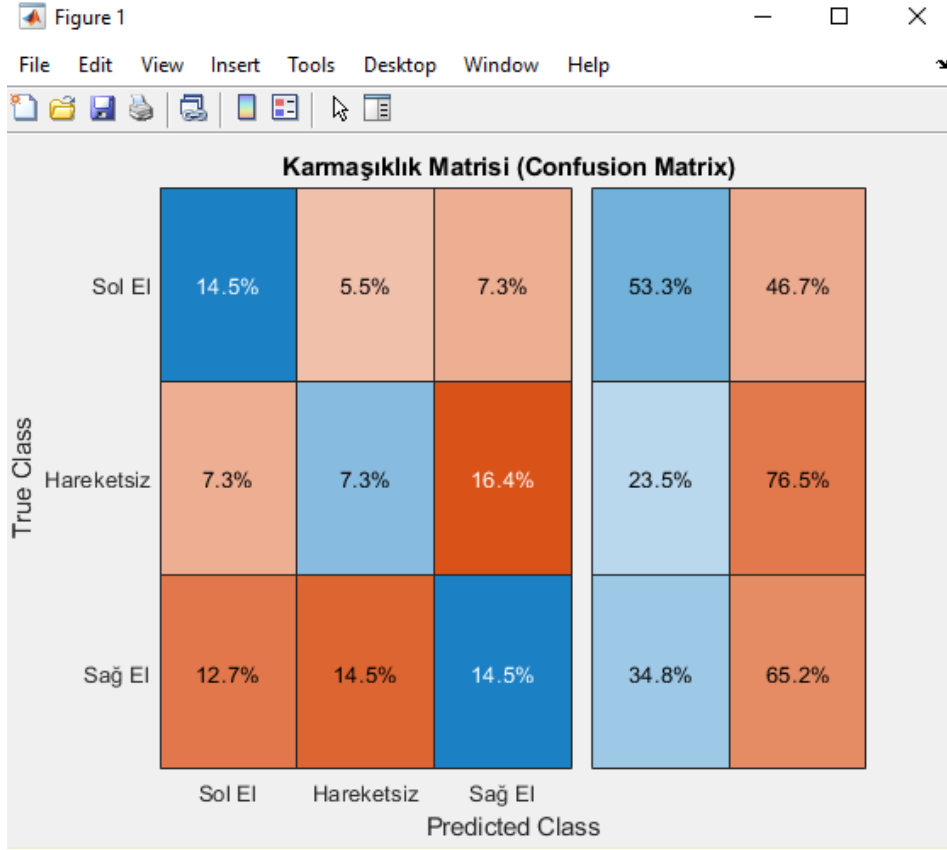
Validation accuracy: Tüm doğrulama setindeki sınıflandırma doğruluğunu ifade eder.

Accuracy: Eğitim doğruluğunu ifade eder.

Smoothed Training: Eğitim doğruluğuna bir yumuşatma algoritması uygulanarak elde edilen düzleştirilmiş eğitimin doğruluğunu ifade eder. Düzgün olmayan doğruluktan daha az gürültülüdür ve eğilimleri tespit etmeyi kolaylaştırır.

Training loss, smoothed training loss, ve validation loss: Sırasıyla her bir mini partideki kayıp, düzeltilmiş versiyonu ve doğrulama setindeki kayıp anlamına gelir. Eğitimin tamamlanamadığı durumlarda görülür.

30 epoch (iterasyon sayısı) oluşan eğitim bu şekilde tamamlanıyor. Karşımıza bir karmaşıklık matrisi çıkıyor. Bu karmaşıklık matrisi ile oluşturduğumuz modelin sınıflandırma işleminin doğruluk oranını net bir şekilde görmekteyiz.



Şekil 9. Karmaşıklık Matrisi

Elde edilen ekranda sol üstteki 3x3lük matris model tarafından eğitilen verilerin doğruluk oranlarını göstermektedir.

Çıktıya bakıldığında çapraz olarak;

14.5% mavi sütun → Doğru şekilde sol olarak sınıflandırılan verilerin yüzdesidir.

7.3% mavi sütun → Doğru şekilde hareketsiz olarak sınıflandırılan verilerin yüzdesidir.

14.5% mavi sütun → Doğru şekilde sağ olarak sınıflandırılan verilerin yüzdesidir.

1. Satır 2. Sütun → Hareketsiz olan sinyallerin 5.5%'u sol olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

1. Satır 3. Sütun → Right olan sinyallerin 7.3%'i sol olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

2. Satır 1. Sütun → Sol olan sinyallerin 7.3%'i hareketsiz olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

2. Satır 3. Sütun → Sağ olan sinyallerin 16.4%'u hareketsiz olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

3. Satır 1. Sütun → Sol olan sinyallerin 12.7%'u sağ olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

3. Satır 2. Sütun → Hareketsiz olan sinyallerin 14.5%'i sağ olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

Sağdaki kutucukta ise;

Sol tahmini → %31.3 doğru, %68.8 yanlış sınıflandırılmıştır.

Hareketsiz Tahmini → %22.2 doğru, %77.8 yanlış sınıflandırılmıştır.

Sağ Tahmini → %33.3 doğru, %66.7 yanlış sınıflandırılmıştır.

KAYNAKÇA

[1] ELEKTROENSEFALOGRAM(EEG) ÖLÇÜMÜ DENEYİ 4 Raporu

“https://www.ktu.edu.tr/dosyalar/eee_37893.pdf”

[2] B. S. Uygun, E. Sezer ve M. O. Ünalır “EEG Sinyallerinin Analizi ve Sınıflandırılmasında Yazılım Sistemlerinin Kullanımına Genel Bir Bakış”

‘[https://openaccess.iyte.edu.tr/xmlui/bitstream/handle/11147/7537/paper63.pdf?sequence=55&isAllowed=y#:~:text=Electroencephalogram%20\(EEG\)%2C%20beyinde%202,ayd%C4%B1nlat%C4%B1lmas%C4%B1nda%20%C3%B6nemli%20bir%20yeri%20vard%C4%B1r.](https://openaccess.iyte.edu.tr/xmlui/bitstream/handle/11147/7537/paper63.pdf?sequence=55&isAllowed=y#:~:text=Electroencephalogram%20(EEG)%2C%20beyinde%202,ayd%C4%B1nlat%C4%B1lmas%C4%B1nda%20%C3%B6nemli%20bir%20yeri%20vard%C4%B1r.)’
05.2021

[3] D. P. Subha, P. K. Joseph, R. Acharya U, and C. M. Lim, “EEG signal analysis: a survey.,” J. Med. Syst., vol. 34, no. 2, pp. 195–212, 2010.

[4] A. van Boxtel, P. Goudswaard, and L. R. B. Schomaker, “Amplitude and Bandwidth of the Frontalis Surface EMG: Effects of Electrode Parameters,” Psychophysiology, vol. 21, no. 6, pp. 699–707, 1984.

[4] L. J. Cao, K. S. Chua, W. K. Chong, H. P. Lee, and Q. M. Gu, “A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine,” Neurocomputing, vol. 55, no. 1–2, pp. 321–336, 2003.

[5] F. Doğan ve İ. Türkoğlu “Derin Öğrenme Modelleri ve Uygulama Alanlarına İlişkin Bir Derleme” ‘<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/738321>’ 05.2021