



EEG Sinyallerini İşlemek İçin Makine Öğreniminin Kullanıldığı Konular Üzerine Bir İnceleme

Shams Qathan Omar OMAR^{1*} , Cengiz TEPE² 

¹Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Akıllı Sistemler Mühendisliği Anabilim Dalı, Samsun, Türkiye

²Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Samsun, Türkiye

Anahtar Kelimeler:

Elektroensefalografi,
Makine öğrenme,
Sinyal işleme,
Özellik çıkarma,
EEG

Özet

Son on yılda, yapay zekâ (YZ) ve makine öğrenimi (MÖ) kullanımlarında bir artış görülmüştür. MÖ alanındaki son gelişmeler, farklı alanlar için elektroensefalografinin (EEG) kullanımına yeniden ilgi duyulmasına yol açmıştır. EEG, zihinsel iş yükünü ve yorgunluğu analiz etmek, beyin tümörlerini teşhis etmek ve merkezi sinir sistemi bozukluklarının rehabilitasyonu gibi tıbbi ve biyomedikal uygulamalarda; EEG tabanlı hareket analizi ve sınıflandırması ise, klinik uygulamalardan beyin-makine ara yüzüne ve robotik uygulamalara kadar birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu makale, EEG sinyal işlemede kullanılan birçok MÖ algoritmalarının uygulamalarını gözden geçirmekte, yaygın olarak kullanılan algoritmaları, tipik uygulama senaryolarını, önemli ilerlemeleri ve mevcut sorunları tanıtmaktadır. Çalışmada, beyin-bilgisayar arayüzleri, bilişsel sinirbilim, beyin bozukluklarının teşhisi ve daha farklı konular dahil olmak üzere, EEG'deki mevcut MÖ uygulamaları araştırılmıştır. İlk olarak, evrişimli sinir ağı, destek vektör makineleri, K-en yakın komşu ve çok yönlü evrişim sinir ağı dahil olmak üzere EEG sinyal işlemede kullanılan MÖ algoritmalarının temel ilkeleri kısaca açıklanmıştır. Ayrıca EEG analizinde kullanılan MÖ uygulamalarına dair genel bir araştırma sunulmuştur. Sonuç olarak çalışmalarda en fazla DVM ve CNN yöntemlerinin kullanıldığı, çalışma başlıklarının ise ağırlıklı olarak epilepsi, BCI ve Duygu konularında en az ise Alkol, Uyku Durumları, Algı konularında yapıldığı belirlenmiştir.

*e-posta: shamsqahtan30@gmail.com

Bu makaleye atıf yapmak için:

Shams Qahtan Omar OMAR; Cengiz TEPE, "EEG sinyallerini işlemek için makine öğreniminin kullanıldığı konular üzerine bir inceleme", Bayburt Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, C. 5, s 1, ss. 124-137

How to cite this article:

Shams Qahtan Omar OMAR; Cengiz TEPE, "A review on topics where machine learning has been used to process EEG signals", Bayburt University Journal of Science, vol. 5, no 1, pp. 124-137

A Review on Topics where Machine Learning has been used to Process EEG Signals

Keywords:

*Electroencephalography,
Machine learning,
Signal processing,
Feature extraction,
EEG*

Abstract

The last decade has seen an increase in the use of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML). Recent advances in the field of BC have led to renewed interest in the use of electroencephalography (EEG) for different fields. EEG is used in medical and biomedical applications such as analyzing mental workload and fatigue, diagnosing brain tumors and rehabilitation of central nervous system disorders; EEG-based motion analysis and classification is widely used in many areas from clinical applications to brain-machine interface and robotic applications. This article reviews the applications of many ML algorithms used in EEG signal processing, introduces commonly used algorithms, typical application scenarios, important advances and current problems. The study explored current applications of ML in EEG, including brain-computer interfaces, cognitive neuroscience, diagnosis of brain disorders, and more. First, the basic principles of ML algorithms used in EEG signal processing, including convolutional neural network, support vector machines, K-nearest neighbor and multidirectional convolutional neural network, are briefly explained. In addition, a general research on ML applications used in EEG analysis is presented. As a result, it was determined that the most SVM and CNN methods were used in the studies, and the study titles were mainly on epilepsy, BCI and Emotion, and the least on Alcohol, Sleeping States, Perception.

1 GİRİŞ

Elektroensefalografinin (EEG), beyin tarafından üretilen elektrik alanlarının yüksek zamansal ve uzaysal çözünürlüğe sahip tek beyin görüntüleme yöntemidir[1] EEG, beyinden gelen elektrik sinyallerini kaydeder, böylece beyin aktivitesiyle ilgili değerli bilgileri çıkarma yeteneği sağlar[2]. EEG sinyalleri, nöronlar tarafından üretilen elektriksel beyin aktivitesinin izlenmesini sağlar[3]. Şizofreni, zihinsel bozukluklar ve diğer ilgili hastalıklarda EEG'den makine öğrenimi (MÖ) araçları son yıllarda önem kazanmıştır[3]. EEG, sinyal analizi, epilepsi tespiti, Alzheimer hastalığının teşhisi, uyku bozukluğu analizi vb. alanlarda yaygın olarak çalışılan sinir sistemi hastalıklarının yardımcı analizi için ana araçlardan biridir[4].

Günümüzün büyük ve karmaşık veriye dayalı uygulamalar dünyasında, araştırma mühendisleri, biyoinformatik, tıbbi görüntüleme, yaygın algılama, tıbbi bilişim, ve halk sağlığı gibi çalışmalar üzerine yoğunlaşmaktadır. Bu tür çalışmalar ayrıca EEG adı verilen invaziv olmayan ölçüm tekniğini kullanan beyin aktivitesini kapsayan sinir mühendisliği araştırmalarıyla ilgili olanları da içerir. EEG'nin temel konsepti, kafa derisi boyunca elektriksel aktivitenin (voltaj değişimi) ölçülmesini içerir. EEG sinyali sağlık verilerinde en karmaşık olanlardan biridir; uykusuzluk teşhisi, nöbet tespiti, uyku çalışmaları, duygu tanıma ve beyin-bilgisayar arayüzü (BBA) gibi çeşitli uygulamalarda derin öğrenme (DÖ) tekniklerinden yararlanabilir [5].

Beyin sinyal analizi ve edinimi, herhangi bir alandan bağımsız olarak, yani üretim, ağ, sosyal, finansal, sosyal bilimler için de gerekli bir alandır. Ölçülebilir hastanelerde doğru “tanı” ve “analiz” amaçları için kullanılabilir [6].

Yapılan literatür taraması sonucunda MÖ kullanılarak EEG işareti işleme konuları 18 başlık altında toplanabilir. Bunlar: epilepsi [7, 8], duygu durumu [9, 10], beyin-bilgisayar arayüzleri [11, 12], uyku evreleri [13, 14], devinimsel görselleştirme [15, 16], zihinsel iş yükü [17, 18], Alzheimer [19, 20], Sürücü dikkati [1, 21], şizofreni [3, 22], robotik [23, 24], dikkat [2, 25], Alkol [26, 27], göz kırpmak [4, 28], algı [6, 29], niyet [30, 31], nesnelere interneti [32, 33], kişi kimliği [5, 34], beyin hastalığı [35].

MÖ yöntemleri literatürde çok çeşitlidir. Bunlardan bazıları, evrimsel sinir ağı (ESA), sinyalleri otomatik olarak sınıflandıran bir derin öğrenme ağı olarak bilinir. ESA, görüntülerle çalışmak üzere tasarlanmıştır. Derin Sinir Ağları (DSA), MÖ yeni eklenen alt alanıdır. Yapay sinir ağlarından esinlenilmiştir. Bu tür sinir ağı, özel bir topolojiye sahip çok katmanlı bir algılayıcıdır (ÇKA) ve birden fazla gizli katman içerir. Evrimsel Sinir Ağları (ESA), zaman alan geleneksel özellik çıkarma ve sınıflandırma algoritmalarının yerini alıyor. Bu sinir ağı, nesne

tanıma ve el yazısı karakter tanıma için kullanılır [10, 11]. Tembel bir öğrenme yöntemini benimseyen K-En Yakın Komşu (KYN), kn komşuları arasında en sık görülen değere göre sınıf etiketlerini belirleyen kabul edilir. hangi kn değerinin en iyi performansı verdiğini belirlemek için çeşitli sayıda komşu (kn) dikkate alınır. Rastgele orman modeli, çoklu karar ağaçları (ÇKA)'nın sonuçlarına dayalı olarak sınıfları tahmin eden bir topluluk sınıflandırma yöntemini benimser [32]. Doğrusal destek vektör makinesi (DVM), iki sınıf arasındaki mesafeyi maksimize eden bir hiper düzleme dayalı olarak nöbet verilerini ele geçirme olmayanlardan ayırır [7]. İleri makine öğrenimi (İMÖ) tek bir gizli katman ileri beslemeli sinir ağıdır (İBSA) ve verilerin yerel tutarlılığıyla öğrenme, son yıllarda mevcut makine öğrenimi modellerinin performansını iyileştirmek için kullanılmıştır [9]. Bunlar Karmaşık optimal sınıflandırma sınırlarının çizilmesine izin veren doğrusal olmayan sınıflandırıcılar, DVM ve çok katmanlı algılayıcıya (ÇKA) dayalı sinir ağlarıdır [3].

Bu çalışmanın amacı, makine öğrenimi ve EEG sinyali üzerine 2011 ile 2021 yılları arasındaki IEEE ve Web of Science veri tabanında taranan dergilerde yayınlan makaleler çeşitli kriterlere göre incelenerek analiz etmektir.

Bu genel amaç doğrultusunda aşağıdaki sorulara yanıt aranmıştır:

- Makalelerin konularına göre dağılımları nasıldır?
- Yayınlanma yıllarına göre makalelerin konu dağılımları nasıldır?
- Hangi yöntem kullanılmıştır?
- Kullanılan veri tabanı nedir?
- Yöntemlerin başarımları oranları nedir?

Makine öğrenimi kullanılarak yapılan EEG sinyaline dayalı kapsamlı bir literatür taraması yapılmıştır. Sonrasında her bir konunun en çok atıf alan iki makale üzerinde genel bir tanımını sunulmaktadır.

2 MATERYAL VE YÖNTEM

Çalışmada literatür taraması, “EEG” ve “makine öğrenimi” anahtar sözcükleri kullanılarak IEEE ve Web of Science veri tabanlarında yapılmıştır. Taranan makaleler 2011-2021 yılları arasındaki dergilerde ve erken erişim makalelerinde yayınlanan çalışmalardan oluşmaktadır. Sadece IEEE veri tabanında Toplam 428 makaleye erişim sağlanmıştır. Derleme makaleleri çalışmaya dahil edilmemiştir. Seçilen makaleler belirli konu başlıkları (epilepsi, Duygu, Beyin-Bilgisayar Arayüzleri, Uyku Evreleri, Kinestetik Görselleştirme, Zihinsel İş Yükü, Alzheimer, Sürücü Dikkati, Şizofreni, Robotik, Dikkat, Alkollü, Göz kırpmak, Nesnelerin İnterneti, Niyet, Kişi Kimliği, Algı, Beyin Hastalıkları) altında gruplandırılmıştır. Her gruptan, IEEE veri tabanından birinci makale 2021 yılı öncesi araştırma makalelerinde en çok atıf yapılan çalışmalardan, diğerleri ise 2021 yılına ait en çok atıf yapılanda çalışmalardan 2 tanesi seçilmiştir, Bununla birlikte Web of Science veri tabanında birer makale eklenmiştir. Belirlenen kriterlere göre gerçekleştirilen seçim sonrası 54 makale bu araştırma kapsamına dâhil edilmiştir. Devamında ise her bir çalışmanın yöntemi, veri seti tabanı ve sonuçları Tablo 1'de sunulmuştur. Ayrıca söz konusu yıllara göre her çalışma ana başlığındaki/alanında ki yönelimler sunulmaktadır. Şekil 1 den şekil 6 'ya kadar ise IEEE veri tabanındaki çalışmaların karşılaştırmalı olarak analizi verilmiştir.

2.1 Epilepsi

Tekrarlayan provoke edilmemiş nöbetlerle kendini gösteren kronik nörolojik bir hastalıktır. Dünya çapında 65 milyondan fazla insanı etkiler [8]. Ayrıca, gelişmekte olan ülkelerde ve pediatrik grupta epilepsi hastaları daha yüksek bir oranda gözlenmektedir[7]. Epileptik nöbetlere duyuşsal aura, davranışsal arrest, bilinç kaybı, otomatik hareketler ve tam vücut kasılmaları da dahil olmak üzere çok çeşitli semptomlar eşlik eder, bu süreç birkaç saniye ile birkaç dakika arasında değişebilir. Epilepsi sadece hastaların yaşam kalitesini düşürmekle kalmaz, aynı zamanda sık nöbet geçiren hastalar için genel popülasyona göre beş kat daha fazla ölüm oranına yol açar. EEG sinyalleri şu anda bakıcıları uyarmak ve nöbetlerin hastaların yaşam kalitesi üzerindeki etkisini azaltmak için epileptik nöbetleri tespit etmek amacıyla modern sistemleri izlemek için geliştirilmektedir. Ancak, epilepsi hastalarından EEG verilerinin toplanması ve etiketlenmesi, şu anda hastaların bir izleme ünitesinde kaydedilirken nöbet geçirmelerini gerektiren maliyetli bir süreçtir. Anonimleştirilmiş veri kümelerinden hastanın yeniden tanımlanması olasılığı ve veri sızıntısı riski tıbbi verilerin paylaşılmasını engeller. Bu sorunları çözmek için, yüksek kaliteli sentetik epileptik nöbet sinyalleri üreten bir üretici düşmanlık ağı olan epilepsyGAN'ı önerilmiştir[8].

2.2 Duygu

Dışa vurumcu tepki, fizyolojik tepki ve öznel deneyimden oluşan fizyolojik bir durumdur. Duygu, insan iletişiminde ve karar vermede önemli bir rol oynar. Son yıllarda, EEG'ye dayalı duygu tanıma üzerine araştırmalar,

duygu teorileri ve uygulamaları, duygusal beyin-bilgisayar arayüzleri (BBA), fizyolojik sinyalleri kullanarak kullanıcıların duygusal durumlarını algılama, işleme ve bunlara yanıt verme yeteneği ile BBA sistemlerini geliştirir. Çeşitli insan duygularını ortaya çıkarmak için resimler, ses, video ve ses-video kullanılabilir. Bir ses-video yönteminden duyguların çıkarılması, diğer yöntemlerden daha iyi performans göstermiştir. Ayrıca, cinsiyet, yaş ve ırk gibi birkaç önemli faktör göz önünde bulundurulmalıdır. Otomatik duygu tanıma modellerini uyarlanabilir hale getirmek için bireysel farklılıklar ve zamansal evrim gibi faktörler göz önünde bulundurulmalıdır [9, 10].

2.3 Beyin-Bilgisayar Arayüzleri (BBA)

Elektrik, manyetik veya hemodinamik nöral sinyalleri kullanarak bireylerin bilişsel durumlarını çıkarmaya ve insanların bilgisayarlarla ya da robotik cihazlarla etkileşime girmesini sağlamaya çalışan bir sistemdir [12]. Yani bir insan beyni ile harici bir cihaz arasında doğrudan bir iletişim yoludur. Bu tür sistemler insanların herhangi bir harekete gerek duymadan beyin ölçümlerini analiz ederek iletişim kurmasını sağlar. BBA'leri, ciddi motor engelleri nedeniyle geleneksel yollarla iletişim kuramayan kişiler için mümkün olan tek iletişim aracı olabilir [11].

2.4 Uyku Evreleri

Uyku insan sağlığında önemli bir rol oynar. İnsanların ne kadar iyi uyuduğunu izleyebilmenin tıbbi araştırma ve uygulama üzerinde önemli bir etkisi vardır. Tipik olarak uyku uzmanları, vücudun farklı bölgelerine bağlı sensörlerden kaydedilen elektriksel aktiviteyi kullanarak uyku kalitesini belirler. Bu sensörlerden gelen bir dizi sinyale (EEG), elektrookülogram (EOG), elektromiyogram (EMG) ve elektrokardiyogramdan (EKG) oluşan polisomnogram (PSG) adı verilir. Bu PSG, daha sonra uzmanlar tarafından Rechtschaffen ve Kales (R&K) [2] ve Amerikan Uyku Tıbbi Akademisi (AASM) gibi uyku kılavuzlarına göre farklı uyku evrelerine sınıflandırılan 30'luk dönemlere ayrılmıştır. Biyo-sinyallere dayalı uyku aşamalarını belirlemek, yetenekli klinisyenlerin zaman alıcı ve yoğun bir emeğini gerektirir. Bundan dolayı klinisyenlere yardımcı olmak ve iş yüklerini hafifletmek, otomatik uyku aşamalarını sınıflandırmak için derin öğrenme yaklaşımları kullanılmıştır [13, 14].

2.5 Kinestetik Görselleştirme

Kinestetik Görselleştirme (KG), eş zamanlı motor çıkışı olmayan bir hareketin zihinsel simülasyonu olarak tanımlanır [15]. Belirli bir eylemi zihinsel olarak simüle eden, örneğin uzuvların hareketlerini görüntüleme gibi BBA alanında önemli bir araştırma konusudur. Spesifik olarak, kafa derisi üzerinde farklı pozisyonlarda sensorimotor ritimlerde olayla ilgili senkronizasyonu ve olayla ilgili senkronizasyonu aynı anda indükleyecek olan zihinsel simülasyonu tetiklemek için görsel ipucu gibi eksojen bir olay kullanılır. Bu fenomenler, çeşitli beyin aktivitesi ölçüm teknikleri ile deneysel olarak gözlemlenebilir. KG 'nin beyin dinamikleri genellikle EEG ile düşük sinyal-gürültü oranının durağan olmayan zaman serileri olarak ölçülür. Motor görüntü sınıflandırmasına dayanan tekerlekli sandalye kontrolü, 2 boyutlu imleç kontrolü ve dörtlü helikopter kontrolü gibi bazı ilginç uygulamalar gerçekleştirilmiştir [15, 16].

2.6 Zihinsel İş Yükü

Zihinsel iş yükü, belirli görevlerde insan performansını önemli ölçüde etkileyecektir. Uygun zihinsel iş yükü çalışma ve iş verimliliğini artırabilir. Bununla birlikte, ağır zihinsel çalışma, bir kişinin hafızasını, tepki verme yeteneğini ve çalışma yeteneğini azaltacaktır. İş yoğunluğunda veya uzun süreli görev katılımında daha fazla artış, aşırı zihinsel yüklenmeye neden olabilir ve bu durum da görev performansını azaltabilir. Hatta tükenmişlik sendromu geliştirmede yüksek riskler oluşturabilir. Askerler, pilotlar, mürettebat üyeleri ve cerrahlar gibi belirli işler, büyük miktarda zihinsel çalışma nedeniyle ciddi sonuçlarla karşılaşabilir. Bu nedenle Zihinsel iş yükünün değerlendirilmesi, insan sağlığını korumak ve kazaları önlemek için esastır [17, 18]. EEG, korteksin elektriksel aktivitelerini yansıtan yeteneği nedeniyle iş yüküne bağlı zihinsel durumu tahmin etmek için en etkili fizyolojik sinyallerden biridir [17].

2.7 Alzheimer

Alzheimer hastalığı (AH) en yaygın nörodejeneratif hastalıklardan biridir. Demansa yol açan nöronal hücre ölümüne neden olur. Dünya çapında AH, tüm demans vakalarının %60-70'ini oluşturur. Erken evrede klinik tanı son derece zordur. AH için bir tedavi olmamasına rağmen, erken ve kesin tanı demansın ilerlemesini önlemek veya geciktirmek ve böylece AH hastalarının yaşam kalitesini iyileştirmek için çok önemli olabilir. AH 'yi teşhis etmek ya da karakterize etmek için erişilebilir ve invaziv olmayan yöntemler bu nedenle acilen gereklidir. EEG bu kriterleri karşılar [19, 20].

2.8 Sürücü Dikkati

Sürücünün bilişsel ve fizyolojik durumları aracı kontrol etme becerisini etkiler. Bu nedenle, bu sürücü durumları araçların güvenliği için gereklidir. Uzun süreli, monoton veya gece sürüşü genellikle sürüş performansını düşürür. Yaygın olarak varsayıldığı gibi uyuşukluk otomobil kazalarına önemli ölçüde katkıda bulunur ve her yıl önemli sayıda trafik kazasına, yaralanmaya ya da ölüme yol açar. Güvenli sürüş görevinde sürdürülen dikkatle ilişkili beyin aktivitesi, son zamanlarda birçok nörofizyolojik çalışmada büyük ilgi görmüştür. Son yıllarda yapılan çalışmalarda kullanılan EEG sinyalinin uyanıklık durumlarını değerlendirmek için oldukça etkili bir fizyolojik gösterge olduğunu göstermiştir [1].

2.9 Şizofreni

Şizofreni, dünya nüfusunun yaklaşık %1'ini etkileyen bir ruhsal bozukluktur. Şizofreni hastaları (ŞH) sanrılar, halüsinasyonlar veya düzensiz konuşma gibi farklı semptomlar gösterirler. Bilişsel bozulma, diğer negatif ve pozitif temel semptomlarla birlikte dikkate alınması gereken şizofreninin temel bir semptomu olarak kabul edilir. Şizofreni kronik bir bozukluktur ve sonuç olarak, benzersiz, onaylanmış mevcut tedavi, hastaların mümkün olduğunca normal bir yaşamdan zevk alabilmeleri için etkilerini kontrol etmekten ibarettir. Şizofreni teşhisi, psikiyatristler tarafından kapsamlı bir şekilde yapılır. Ancak öznel bir bileşeni olan herhangi bir insan temelli karar olarak EEG ve makine öğrenimi yöntemleri hekimlere şizofreni teşhisinde yardımcı olmak için nesnel bir tamamlayıcı olarak görev sağlar [3, 22].

2.10 Robotik

BBA'lerindeki son gelişmeler, özellikle engelliler için insan performansını artırmaya yönelik insanların çevresel sinir sistemi yerine düşünceler aracılığıyla harici cihazlarla iletişim kurmasına olanak tanır. Robotik araştırmalar ve uygulamalar çeşitlilik gösterir. BBA teknolojisi, felçli bireylerin bir robot kolunu yönlendirerek su içmesine, ekranda harfler yazarak iletişim kurmasına yardımcı olur. Ayrıca, omurilik yaralanması (OY) ve amyotrofik lateral skleroz (ALS) hastaları için hareket fonksiyonlarının iyileşmesini kolaylaştırmakla kalmaz, aynı zamanda sağlıklı insanların yeteneklerini de destekler [23, 24].

Bu çalışmada sadece aşağıdaki gibi iki türe değinilmiştir... Birincisi, non-invaziv EEG sinyallerine dayalı beyin kontrollü tekerlekli sandalyedir. Bu, mobilite bozukluğu olan bir bireyin günlük yaşam aktivitelerini bağımsız olarak gerçekleştirmesine izin verir [23].

İkincisi ise üç boyutlu (3B) ortamlarda çok yönlü kol ulaşma görevlerine yönelik sezgisel üst ekstremite görüntülerinin kodunun çözülmesidir. Bir tür BBA uygulaması olan robotik kol ile hem sağlıklı insanlara hem de motor engelli hastalara alternatif üst ekstremite işlevi sunarak içme suyu veya hareketli nesnelere gibi üst düzey görevleri gerçekleştirmelerine izin vermektedir [24].

2.11 Dikkat

Dikkat, insanın çevredeki çevre ile etkileşiminde önemli bir rol oynar. Dikkat durumu, katılımcının bir görevi yerine getirmek için belirli miktarda kaynak tahsis ettiği beyin durumuna karşılık gelen bir davranıştır. Dikkat durumu, uyarıların görünümüne ve/veya inhibisyonuna göre cevabı incelemek için nörofizyolojik görevlere (bu uyarılar görsel, işitsel ve hatta koku olabilir) [2, 25] göre değerlendirilebilir.

2.12 Alkollü

Alkol, merkezi sinir sistemindeki sinir hücrelerinin fonksiyonlarını etkileyen ve kullanan kişinin davranışlarını etkileyen ciddi bir rahatsızlıktır. Alkol vücudun birçok bölümünü etkileyebilir. Ancak özellikle beyni, kalbi, karaciğeri ve bağışıklık sistemini etkiler. Kalp kasi hastalığı, felç, yüksek tansiyon, karaciğer sirozu ve kanser riskinde artış, aşırı alkol tüketiminin yaygın sağlık riskleridir. Dünya Sağlık Örgütü'ne göre, alkolün zararlı kullanımı sonucu dünya çapında yılda 3,3 milyon ölüm meydana gelmektedir. Alkolizm ayrıca karar verme, öğrenme ve hafıza bozuklukları gibi nörolojik bozukluklara neden olmakta ve ayrıca araç kullanırken ciddi kazalara neden olabilmektedir. Ayrıca insan beyninin uzun süreli büyümesini de bozar Kısa süreli tüketim ise hafıza bozukluğu, bilinç kaybı gibi bir dizi soruna neden olur. Ulusal Alkol Suistimali ve Alkolizm Enstitüsü'ne göre, alkolizmin kronik tüketimi, düşünme yeteneğinin bozulmasına, görsel-uzaysal yeteneklerin kaybına, Wernicke-Korsakoff sendromuna, hafıza kaybına ve dikkat süresi kaybına yol açar [26].

2.13 Göz kırpmak

Göz kırpma, EEG sinyalinde en yaygın artefaktlardan biridir. Ayrıca epilepsi tanımı, ani artış tespiti, ensefalit teşhisi vb. gibi EEG ile ilgili uygulamaların performansını önemli ölçüde etkiler, Göz kırpmalarının neden olduğu EEG artefaktı, EEG destekli analizin performansını önemli ölçüde etkileyebilir. Bu arada, EEG de BBA'leri için en belirgin sinyallerden biridir. Bu nedenle, etkili artefakt algılama ve reddetme algoritmaları, EEG ile ilgili uygulamalarda giderek daha acil hale gelmektedir. Göz kırpma artefaktı tespiti bu nedenle çok önemli hale gelir [4].

2.14 Nesnelerin İnterneti

Teknolojik gelişmeler, çeşitli uygulamalar için nesnelerin internetinin (Nİ) yaygınlaşmasına yol açmıştır. İnternete bağlantıya izin veren yerleşik teknolojiye sahip bir ağıdır. Bu ağ makineler, fiziksel bileşenler, hayvanlar ve hatta insanlar ile diğer internet özellikli cihazlar ve sistemler arasında meydana gelen bağlantıyı ifade eder. Nİ, kullanıcı sağlık bilgilerini bildiren küçük sensörlerden, trafiği düzenlemek, güvenliği sağlamak ve hava durumunu izlemek için kullanılan şehir çapındaki sensör ve cihazlara kadar uzanır. 2025 yılına kadar, toplam Nİ cihazı sayısının 80 milyara ulaşması ve 180 zettabayt (ZB) üretmesi bekleniyor [32, 33].

2.15 Niyet

Gönüllü hareketlerin hızlı tanınması, insan-bilgisayar etkileşiminde çok önemlidir. Ve bu tanıma için bir dizi farklı algılama teknolojisi kullanılmıştır. Gönüllü hareketler arasında, birkaç şeyden birine yönelik hareketler bulmak özellikle ilginçtir. Birçok potansiyel hedef karşısında amaç, hareketin gerçek hedefini olabildiğince hızlı ve doğru bir şekilde tahmin etmektir. Tahmin için çeşitli teknikler kullanılabilir. EEG ile ilgili beyin aktivitesi, birden fazla nesne arasından seçim yaparken de ölçülebilir. Bir karar verildikten sonra, otonom sinir sistemi tepkileri hareketten önce gelebilir ve ilgili kasların elektriksel aktivitesi, kol hareket ettirilmeden önce amaçlanan hareket yönünü gösterir. Son olarak, hareket yönü, kullanıcının eli nesneye dokunmadan önce bile hedefi gösterir [30].

2.16 Kişi Kimliği

EEG tabanlı kişi tanımlama, parmak izlerini, iris ve yüz özelliklerini tanıma yeteneğine sahip biyometrik bir kişi tanımlama (PI) sistemidir, EEG sinyalleri bir kişinin benzersiz beyin dalgası modeli tarafından belirlenir ve ruh hali, stres, ve zihinsel durumunu ifade eder [5]. Bilgi güvenliği ve finansal güvenlik alanlarında kimlik doğrulama talebi artmaktadır. Şu anda geleneksel tanıma teknolojileri şunları içermektedir: parmak izi tanıma, avuç izi tanıma, yüz tanıma, iris tanıma, yürüyüş tanıma vb [34].

2.17 Algı

Algı, birkaç milisaniyeden yüzlerce milisaniyeye kadar değişen hızlı tepkilerdir. Algı beş duyuyu içerir; dokunma, görme, ses, koku ve tat. Aynı zamanda, vücut pozisyonları ve hareketlerindeki değişiklikleri algılama yeteneğini içeren bir dizi duyu olan propriyosepsiyon olarak bilinen şeyi de içerir. Ayrıca, bir arkadaşın yüzünü tanımak veya tanıdık bir kokuyu algılamak gibi bilgiyi işlemek için gereken bilişsel süreçleri de içerir.

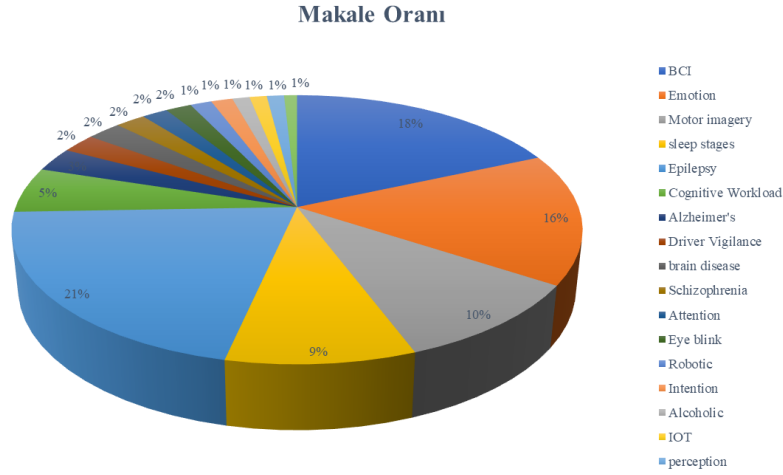
Algı ve duyu gibi insan bilişindeki değişiklikleri ölçmek ve analiz etmek mümkünse bilimsel sonuçlar üretmek mümkündür. Ek olarak, bilişsel bilim, biyoinformatik teorisini uygularken beynin bilişsel işlevindeki değişikliklerin yanı sıra, beyin hastalıkları (özellikle epilepsi veya şiddetli depresyon) vakasını incelemek için kullanılabilir [6].

2.18 Beyin Hastalıkları

Beyin hasarı, sivil ve askeri tıp için önemli bir zorluk teşkil etmektedir. Hastalık Kontrol ve Önleme (HKÖ) Merkezlerine göre, yılda yaklaşık 2,5 milyon insan bir Travmatik beyin hasarı (TBH)'yi olur ve Amerika Birleşik Devletleri'ndeki tüm yaralanmaya bağlı ölümlerin üçte birini oluşturur. Vücut sıvısı analizi, gelişmiş görüntüleme modaliteleri (yani, yaygın tensör görüntüleme [YTG], pozitron emisyon tomografisi [PET]) ve nörofizyolojik sinyaller (yani, göz hareketi ve elektroensefalografi) dahil olmak üzere TBI için alternatif klinik değerlendirme araçları aramak için çabalar devam etmektedir. EEG]). Travmatik beyin hasarı (TBH) öyküsü olan hastaların inme öyküsü ve/veya normal EEG'si olanlardan sınıflandırılmasında yaygın olarak kullanılan denetimli makine öğrenimi algoritmaları [35].

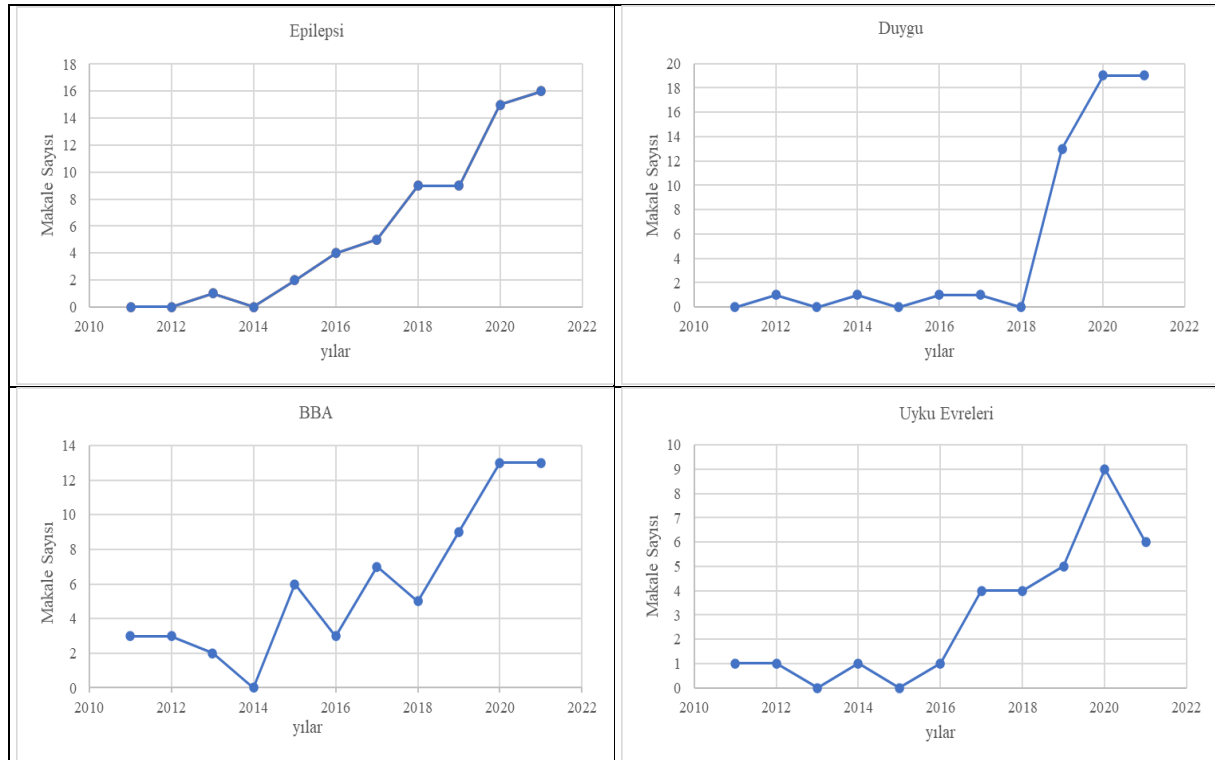
3 BULGULAR VE TARTIŞMA

Şekil 1' deki grafik bu çalışmada İEEE veri tabanında yer alan dokuz konu başlığında tüm makale sayıları arasındaki dağılımı göstermektedir. Bazı konular yoğun bir şekilde çalışılmışken bazılarında ise çok az çalışma yapıldığı görülmektedir. En çok çalışılan konu alanlarının epilepsi (%21), BCI (%18) ve Duygu (%16) alanları olduğu; en az çalışılan konuların ise Alkol (%1), Uyku Evreleri (%1), Algı (%1) olduğu belirlenmiştir.

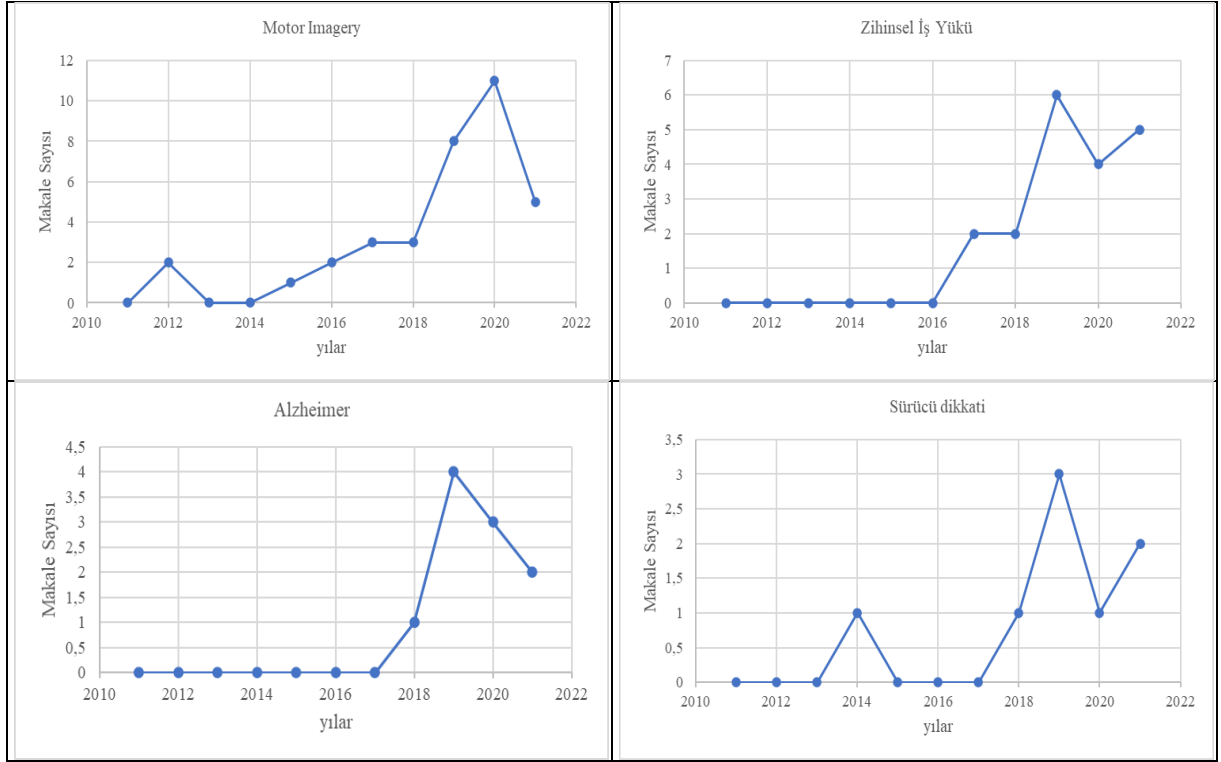


Şekil 1. Çalışmalar arasında bir karşılaştırma

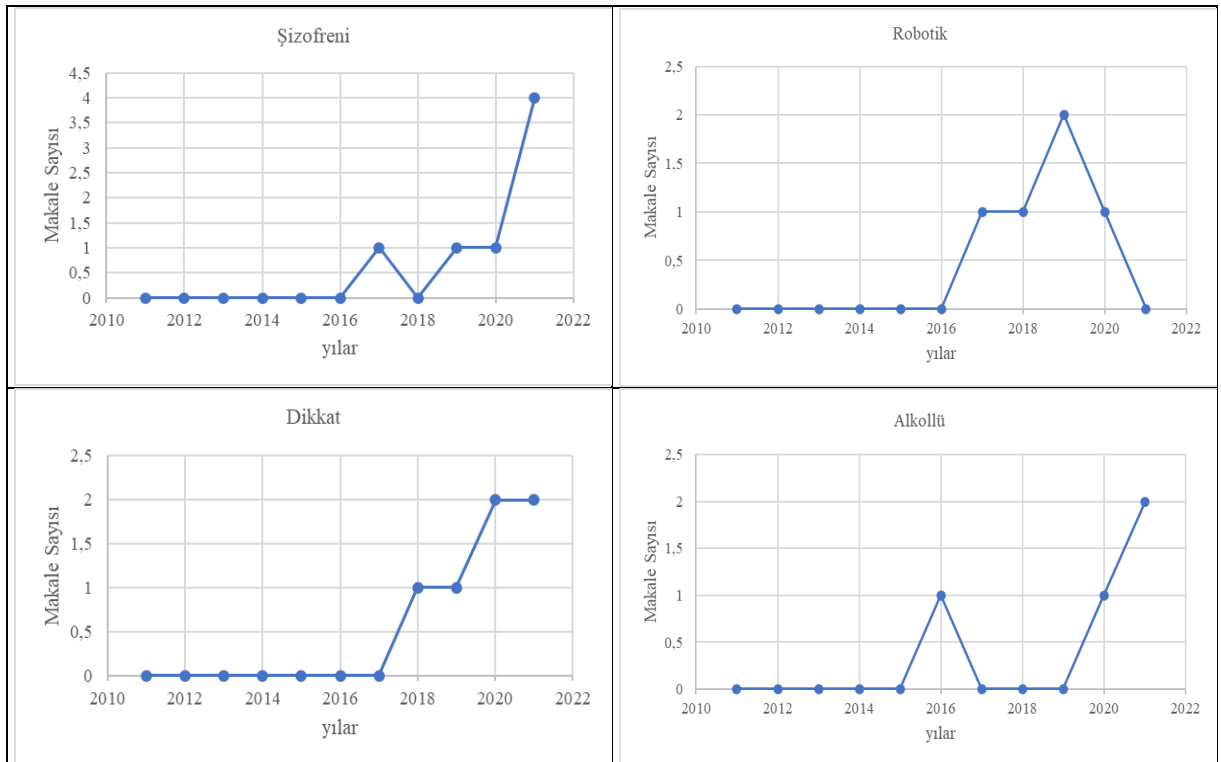
Çalışılan konuların yıllara göre dağılımlarını veren Şekil 2-6 incelendiğinde ise her konu bazında 2011-2021 yılları arasında yapılan çalışmaların sayısının değiştiği görülmektedir. Genel olarak tüm konular üzerinde yapılan makale sayısı aynı oranda olmasa bile artış tespit edilmiştir, ancak epilepsi ve duygu konuları gibi, bazı konular son yıllarda artmaya başlamıştır. Alzheimer ve sürücü dikkati konuları gibidir. Şekil 2 'deki olan Epilepsi üzerinde yapılan makale sayısına bakıldığında yıllar gittikçe artmış 2011 yılında hiçbir makale yayınlanmamışken 2016 yılında 4 makale ve 2021 yılında 16 makale yayınlamıştır, Beyin-bilgisayar arayüzleri üzerinde yapılan makale sayısına bakıldığında yıllar gittikçe de artmış 2011 yılında 3 makale yayınlanmışken 2021 yılında 13 makale yayınlamıştır, Ancak Şekil 3 'teki olan Alzheimer konusu üzerinde yapılan makale sayısı 2019 yılından sonra azaltmayı başlamıştır, 2019 yılında 4 makale yayınlanmışken 2021 yılında 2 makale yayınlamıştır.



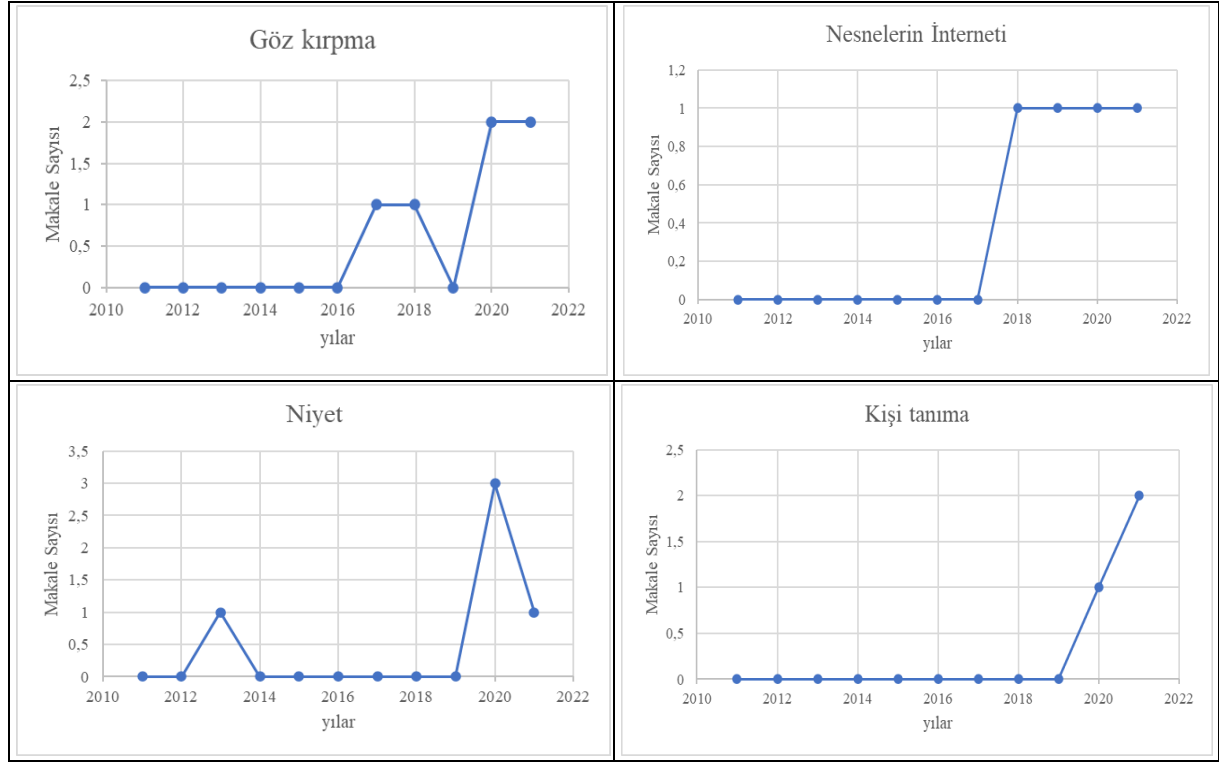
Şekil 2. Her bir çalışma için yıllara göre dağılım



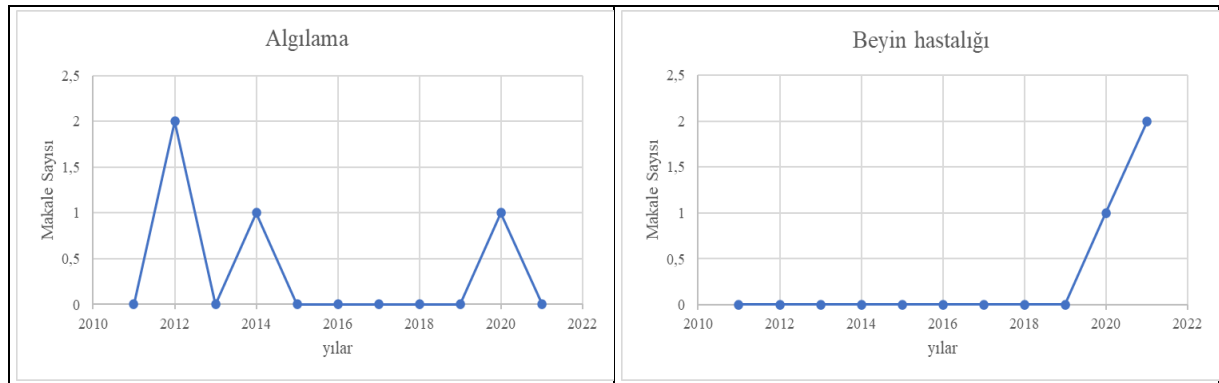
Şekil 3. Her bir çalışma için yıllara göre dağılım



Şekil 4. Her bir çalışma için yıllara göre dağılım



Şekil 5. Her bir çalışma için yıllara göre dağılım



Şekil 6. Her bir çalışma için yıllara göre dağılım

Aşağıda Tablo 1’de bu çalışmada incelenen makaleler konusuna, makine öğrenme yöntemine, uygulamasına, veri setine ve doğruluğuna göre sınıflandırılarak gösterilmiştir.

Tablo 1 incelendiğinde yapılan çalışmalarda en çok CNN ve DVM yöntemlerinin kullanıldığı, veri seti olarak yetişkin bireylerin daha çok tercih edildiği görülmektedir. Araştırma sonuçlarının doğruluk oranlarının %69-100 arasında olduğu belirlenmiştir.

Tablo 1. EEG ile yapılan uygulamalarında makine öğrenimi algoritmalarının özeti

Makale	Konu	Yöntem	Veri seti	Doğruluk
[7]	Epilepsi	SVM	24 hasta	%84,4
[8]	Epilepsi	CNN	30 hasta	%95,4
[37]	Epilepsi	DT, KNN, LDA, LR, NB ve SVM	23 hasta	%100
[9]	Duygu	SVM, KNN, LR ELM,	32 + 15 sağlıklı	%79,28
[10]	Duygu	CNN	20 sağlıklı	%93,01
[38]	Duygu	SVM	6 sağlıklı	%91,77
[11]	BBA	CNN	2 sağlıklı	%95,5
[12]	BBA	CNN, LSTM ve CNN-LSTM	10 sağlıklı	%86,3
[39]	BBA	NIRS	14 sağlıklı	%90
[13]	Uyku	CNN ve LSTM	8 2 sağlıklı	%86,2
[14]	Uyku	CNN	20 sağlıklı, 47 hasta	%89,56
[40]	Uyku	SVM	15 sağlıklı	%92
[16]	Motor Imagery	DBN ve RBM	9 sağlıklı	%83
[15]	Motor Imagery	CNN	21 sağlıklı	%89,56
[41]	Motor Imagery	CNN	9 sağlıklı	%76,36
[17]	Zihinsel iş yükü	CNN ve LSTM	20 sağlıklı	%88,9
[18]	Zihinsel iş yükü	SVM	40 sağlıklı	%94
[42]	Zihinsel iş yükü	SVM	17 sağlıklı	%89,6
[20]	Alzheimer	KNN	20 sağlıklı, 20 hasta	%99
[19]	Alzheimer	SVM	20 sağlıklı, 20 hasta	%92
[43]	Alzheimer	ANNs	272 sağlıklı Ve hasta	%98,25
[1]	Sürücü Dikkati	SVR	15 sağlıklı	%93
[21]	Sürücü Dikkati	LSTM	23 sağlıklı	%98
[44]	Sürücü Dikkati	KNN, SVM, RFC ve ANN	35 sağlıklı	%70,1
[3]	Şizofreni	SVM ve MLP	47 hasta	%93,42
[22]	Şizofreni	SVM ve GNN	120 sağlıklı	%84,17
[45]	Şizofreni	SVM, LOOCV	34 sağlıklı, 34 hasta	%78,24
[23]	Robot	CSP	12 sağlıklı	%75
[24]	Robot	CNN VE BiLSTM	15 sağlıklı	%60
[46]	Robot	MLP	12 sağlıklı	%92,1
[2]	Dikkat	LSTM	103 sağlıklı	%98,3
[25]	Dikkat	SVM,RNN,GNN ve CNN	32 sağlıklı	%85,8
[47]	Dikkat	SVM, RF, DT, DL, LR, GLM, NB	30 sağlıklı, 30 hasta	%100
[27]	Alkol	SVM ve KNN	45 sağlıklı, 77 hasta	%98,8
[26]	Alkol	ANN ve LSTM	122 sağlıklı ve hasta	%93
[48]	Alkol	SVM, LDA ve CNN	20 sağlıklı, 20 hasta	%100
[28]	Göz kırpma	MCA ve KSVD	7 sağlıklı	%76
[4]	Göz kırpma	GMM	15 hasta	%93,54
[49]	Göz kırpma	SVM ve RF	32 sağlıklı, 32 hasta	%89,6
[33]	Nİ	SVM	10 hasta	%87,6
[32]	Nİ	KNN, DNN ve CNN.	10 sağlıklı	%90
[50]	Nİ	SVM	10 katılımcı	%85,7
[30]	Niyet	LDA ve SFFS	10 sağlıklı	%72,8
[31]	Niyet	EEGNet derin sinir ağı	22 katılımcı	%94,5
[51]	Niyet	CNN	18 sağlıklı	%84
[5]	Kişi tanıma	CNN ve RNN	32 Sağlıklı	%99,90
[34]	Kişi tanıma	CNN ve TensorNet	109 sağlıklı	%99
[52]	Kişi tanıma	LDA, SVM ve kNN	12 sağlıklı	100%
[29]	Algılama	LDA	9 sağlıklı	%89
[6]	Algılama	DTW	8 sağlıklı	%93
[53]	Algılama	BP, KNN, RF ve SVM	20 katılımcı	%98,24
[36]	Beyin hastalığı	SVM	36 sağlıklı, 37 hasta	%92
[35]	Beyin hastalığı	SVM ve KNN	10 sağlıklı, 10 hasta	%94
[54]	Beyin hastalığı	LR, SVM, KNC, DTC, RF, ABC, BC, GBC ve XGB	648 hasta	%99,07

4 SONUÇLAR

EEG teknolojisindeki gelişmelerin son yıllarda arttığı görülmektedir. Bu artışın teknoloji alanındaki yenilik ve gelişmeler ile ilişkili olduğu söylenebilir. EEG sinyal işleme teknolojisinde bilgisayar işlemci ve grafik ekran kartları kapasitelerinin artması, bilgisayar makine arayüz cihazlarının artışı, verim alım cihazlarının çeşitliliği bu gelişmeler arasında sayılabilir.

Araştırma sonuçları incelendiğinde makale konu dağılımlarının en çok epilepsi, BCI ve Duygu alanlarda, en az ise Alkol, Uyku Durumları, Algı alanlarda olduğu görülmektedir. Yıllara göre dağılım incelendiğinde ise son yıllarda en çok çalışılan konuların BCI olduğu tespit edilmiştir. Zihinsel İş Yükü alanlarda ise son yıllarda azalma olmuştur. En çok tercih edilen veri tabanlarının yetişkin bireylerin olduğu, çocuk bireylerin ise daha az tercih edildiği belirlenmiştir. Çoğu makalede kullanılan yöntemlerin doğruluk başarımları yüksektir.

Bu makalede incelenen açık erişimli veri tabanları gelecek çalışmalarda kullanılabilir. En çok ve en az çalışma yapılan konular araştırmacılar tarafından tekrar ele alınarak farklı bakış açıları geliştirilebilir.

Yazar Katkıları

Shams Qahtan OMAR: Kavramlaştırma, Metodoloji, Yazılım, Doğrulama, Veri analizi, Araştırma, Materyaller / Kaynaklar, Veri İyileştirme, Yazım - Özgün Taslak, Yazım - Değerlendirme & Düzenleme, Görselleştirme

Cengiz TEPE: Kavramlaştırma, Metodoloji, Yazılım, Doğrulama, Veri analizi, Materyaller / Kaynaklar, Veri İyileştirme, Yazım - Özgün Taslak, Yazım - Değerlendirme & Düzenleme, Görselleştirme, Süpervizyon, Proje yönetimi

Yazarlar makalenin son halini okuyup onaylamışlardır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan eder.

Kaynakça

- [1] C. Lin et al., "Wireless and Wearable EEG System for Evaluating Driver Vigilance", IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 8 (2), 165-176, 2014.
- [2] G. Zhang, V. Davoodnia, A. Sepas-Moghaddam, Y. Zhang, and A. Etemad, "Classification of Hand Movements From EEG Using a Deep Attention-Based LSTM Network", IEEE Sensors Journal, 20 (6), 3113-3122, 2020.
- [3] L. Santos-Mayo, L. M. San-José-Revuelta, and J. I. Arribas, "A Computer-Aided Diagnosis System With EEG Based on the P3b Wave During an Auditory Odd-Ball Task in Schizophrenia", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 64 (2) 395-407, 2017.
- [4] J. Cao et al., "Unsupervised Eye Blink Artifact Detection From EEG With Gaussian Mixture Model", IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 25 (8), 2895-2905, 2021.
- [5] T. Wilaiprasitporn, A. Ditthaporn, K. Matchaparn, T. Tongbuasirilai, N. Banluesombatkul, and E. Chuangsuwanich, "Affective EEG-Based Person Identification Using the Deep Learning Approach", IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 12 (3), 486-496, 2020.
- [6] T. Jeong, "Time-Series Data Classification and Analysis Associated With Machine Learning Algorithms for Cognitive Perception and Phenomenon", IEEE Access, 8, 222417-222428, 2020.
- [7] J. Yoo, L. Yan, D. El-Damak, M. A. B. Altaf, A. H. Shoeb, and A. P. Chandrakasan, "An 8-Channel Scalable EEG Acquisition SoC With Patient-Specific Seizure Classification and Recording Processor", IEEE Journal of Solid-State Circuits, 48 (1), 214-228, 2013.
- [8] D. Pascual, A. Amirshahi, A. Aminifar, D. Atienza, P. Ryvlin, and R. Wattenhofer, "EpilepsyGAN: Synthetic Epileptic Brain Activities With Privacy Preservation", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 68 (8), 2435-2446, 2021.
- [9] W. Zheng, J. Zhu, and B. Lu, "Identifying Stable Patterns over Time for Emotion Recognition from EEG", IEEE Transactions on Affective Computing, 10 (3), 417-429, 2019.

- [10] S. K. Khare and V. Bajaj, "Time-Frequency Representation and Convolutional Neural Network-Based Emotion Recognition", *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32 (7), 2901-2909, 2021.
- [11] H. Cecotti and A. Graser, "Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33 (3), 433-445, 2011.
- [12] B. Abibullaev and A. Zollanvari, "A Systematic Deep Learning Model Selection for P300-Based Brain-Computer Interfaces", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 52 (5), 2744-2756, 2021.
- [13] A. Supratak, H. Dong, C. Wu, and Y. Guo, "DeepSleepNet: A Model for Automatic Sleep Stage Scoring Based on Raw Single-Channel EEG", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25 (11), 1998-2008, 2017.
- [14] N. Banluesombatkul et al., "MetaSleepLearner: A Pilot Study on Fast Adaptation of Bio-Signals-Based Sleep Stage Classifier to New Individual Subject Using Meta-Learning", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25 (6), 1949-1963, 2021.
- [15] B. Sun, X. Zhao, H. Zhang, R. Bai, and T. Li, "EEG Motor Imagery Classification With Sparse Spectrotemporal Decomposition and Deep Learning", *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 18 (2), 541-551, 2021.
- [16] N. Lu, T. Li, X. Ren, and H. Miao, "A Deep Learning Scheme for Motor Imagery Classification based on Restricted Boltzmann Machines", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25 (6), 566-576, 2017.
- [17] P. Zhang, X. Wang, W. Zhang, and J. Chen, "Learning Spatial-Spectral-Temporal EEG Features With Recurrent 3D Convolutional Neural Networks for Cross-Task Mental Workload Assessment", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27 (1), 31-42, 2019.
- [18] I. Kakkos et al., "EEG Fingerprints of Task-Independent Mental Workload Discrimination", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25 (10), 3824-3833, 2021.
- [19] D. Klepl, F. He, M. Wu, M. D. Marco, D. Blackburn, and P. G. Sarrigiannis, "Characterising Alzheimer's Disease with EEG-based Energy Landscape Analysis", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 26 (3), 992-1000, 2021.
- [20] P. Durongbhan et al., "A Dementia Classification Framework Using Frequency and Time-Frequency Features Based on EEG Signals", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27 (5), 826-835, 2019.
- [21] G. Zhang and A. Etemad, "Capsule Attention for Multimodal EEG-EOG Representation Learning With Application to Driver Vigilance Estimation", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29, 1138-1149, 2021.
- [22] Q. Chang et al., "Classification of First-Episode Schizophrenia, Chronic Schizophrenia and Healthy Control Based on Brain Network of Mismatch Negativity by Graph Neural Network", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29, 1784-1794, 2021.
- [23] K. T. Kim, H. I. Suk, and S. W. Lee, "Commanding a Brain-Controlled Wheelchair Using Steady-State Somatosensory Evoked Potentials", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26 (3), 654-665, 2018.
- [24] J. H. Jeong, K. H. Shim, D. J. Kim, and S. W. Lee, "Brain-Controlled Robotic Arm System Based on Multi-Directional CNN-BiLSTM Network Using EEG Signals", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 28 (5), 1226-1238, 2020.
- [25] V. Delvigne, H. Wannous, T. Dutoit, L. Ris, and J. P. Vandeborre, "PhyDAA: Physiological Dataset Assessing Attention", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32 (5), 2612-2623, 2021.
- [26] L. Farsi, S. Siuly, E. Kabir, and H. Wang, "Classification of Alcoholic EEG Signals Using a Deep Learning Method", *IEEE Sensors Journal*, 21 (3), 3552-3560, 2021.
- [27] A. Anuragi, D. S. Sisodia, and R. B. Pachori, "Automated Alcoholism Detection Using Fourier-Bessel Series Expansion Based Empirical Wavelet Transform", *IEEE Sensors Journal*, 20 (9), 4914-4924, 2020.

- [28] S. R. Sreeja, R. R. Sahay, D. Samanta, and P. Mitra, "Removal of Eye Blink Artifacts From EEG Signals Using Sparsity", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22 (5), 1362-1372, 2018.
- [29] S. Scholler et al., "Toward a Direct Measure of Video Quality Perception Using EEG", *IEEE Transactions on Image Processing*, 21 (5), 2619-2629, 2012.
- [30] D. Novak, X. Omlin, R. Leins-Hess, and R. Riener, "Predicting Targets of Human Reaching Motions Using Different Sensing Technologies", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60 (9), 2645-2654, 2013.
- [31] O. Avilov, S. Rimbart, A. Popov, and L. Bougrain, "Optimizing Motor Intention Detection With Deep Learning: Towards Management of Intraoperative Awareness", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 68, (10), 3087-3097, 2021.
- [32] T. Tazrin, Q. A. Rahman, M. M. Fouda, and Z. M. Fadlullah, "LiHEA: Migrating EEG Analytics to Ultra-Edge IoT Devices With Logic-in-Headbands", *IEEE Access*, 9, 138834-138848, 2021.
- [33] A. O. Akmandor, Y. I. N. H, and N. K. Jha, "Smart, Secure, Yet Energy-Efficient, Internet-of-Things Sensors", *IEEE Transactions on Multi-Scale Computing Systems*, 4 (4), 914-930, 2018.
- [34] X. Jin et al., "CTNN: A Convolutional Tensor-Train Neural Network for Multi-Task Brainprint Recognition", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29, 103-112, 2021.
- [35] N. Vivaldi, M. Caiola, K. Solarana, and M. Ye, "Evaluating Performance of EEG Data-Driven Machine Learning for Traumatic Brain Injury Classification", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 68 (11), 3205-3216, 2021.
- [36] I. Hussain and S. J. Park, "HealthSOS: Real-Time Health Monitoring System for Stroke Prognostics", *IEEE Access*, 8, 213574-213586, 2020.
- [37] P. K. Sethy, M. Panigrahi, K. Vijayakumar, and S. K. Behera, "Machine learning based classification of EEG signal for detection of child epileptic seizure without snipping", *International Journal of Speech Technology*, 1-12, 2021.
- [38] X. W. Wang, D. Nie, and B. L. Lu, "Emotional state classification from EEG data using machine learning approach", *Neurocomputing*, 129, 94-106, 2014.
- [39] S. Fazli et al., "Enhanced performance by a hybrid NIRS-EEG brain computer interface", *Neuroimage*, 59 (1), 519-529, 2012.
- [40] T. Lajnef et al., "Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines", *Journal of Neuroscience Methods*, 250, 94-105, 2015.
- [41] K. W. Ha and J. W. Jeong, "Motor Imagery EEG Classification Using Capsule Networks", *Sensors*, 19 (13), 2854, 2019.
- [42] H. Aghajani, M. Garbey, and A. Omurtag, "Measuring Mental Workload with EEG plus fNIRS", *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, 359, 2017.
- [43] M. Buscema et al., "An improved I-FAST system for the diagnosis of Alzheimer's disease from unprocessed electroencephalograms by using robust invariant features", *Artificial Intelligence in Medicine*, 64 (1), 59-74, 2015.
- [44] M. M. Hasan, C. N. Watling, and G. S. Larue, "Physiological signal-based drowsiness detection using machine learning: Singular and hybrid signal approaches", *Journal of Safety Research*, 80, 215-225, 2022.
- [45] M. Shim, H. J. Hwang, D. W. Kim, S. H. Lee, and C. H. Im, "Machine-learning-based diagnosis of schizophrenia using combined sensor-level and source-level EEG features", *Schizophrenia Research*, 176 (2-3), 314-319, 2016.
- [46] N. Korovesis, D. Kandris, G. Koulouras, and A. Alexandridis, "Robot Motion Control via an EEG-Based Brain-Computer Interface by Using Neural Networks and Alpha Brainwaves", *Electronics*, 8 (12), 1387, 2019.
- [47] E. Ghasemi, M. Ebrahimi, and E. Ebrahimie, "Machine learning models effectively distinguish attention-deficit/ hyperactivity disorder using event-related potentials", *Cognitive Neurodynamics*, 1-15, 2022.
- [48] A. B. Buriro et al., "Classification of alcoholic EEG signals using wavelet scattering transform-based features", *Computers in Biology and Medicine*, 139, 104969, 2021.

- [49] R. Zafar, A. Qayyum, and W. Mumtaz, "Automatic eye blink artifact removal for EEG based on a sparse coding technique for assessing major mental disorders", *Journal of Integrative Neuroscience*, 18 (3), 217-229, 2019.
- [50] J. Y. Yu and X. J. Bai, "Analysis of Classroom Learning Behaviors Based on Internet of Things and Image Processing", *Traitement Du Signal*, 38 (3), 845-851, 2021.
- [51] H. J. Mora and E. J. Pino, "Simplified Prediction Method for Detecting the Emergency Braking Intention Using EEG and a CNN Trained with a 2D Matrices Tensor Arrangement", *International Journal of Human-Computer Interaction*, 1-14, 2022.
- [52] I. Jayarathne, M. Cohen, and S. Amarakeerthi, "Person identification from EEG using various machine learning techniques with inter-hemispheric amplitude ratio", *Plos One*, 15 (9), e0238872, 2020.
- [53] Y. T. Wang, S. J. Wang, and M. Xu, "Landscape Perception Identification and Classification Based on Electroencephalogram (EEG) Features", *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19 (2), 629, 2022.
- [54] F. Wang, Y. C. Tian, X. Y. Zhang, and F. Y. Hu, "An ensemble of Xgboost models for detecting disorders of consciousness in brain injuries through EEG connectivity", *Expert Systems with Applications*, 198, 116778, 2022.