ANKARA INTERNATIONAL CONGRESS ON SCIENTIFIC RESEARCH-XIII
March 01-03, 2026 / Ankara, Türkiye
WEB: www.ankarakongresi.org
E-MAIL: bilgi@ankarakongresi.org

MOTOR İMGELEME EEG SINIFLANDIRMASINDA CSP TABANLI ÇİZGE DESTEKLİ DERİN ÖĞRENME YAKLAŞIMI

Üzeyir KUZU
Manisa Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Elektronik ve Otomasyon Bölümü
ORCID: 0000-0001-6745-1867

Osman DEMİRCİ
Manisa Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Elektronik ve Otomasyon Bölümü
ORCID: 0000-0002-8471-1373

Emrah KUZU
Salihli Meslek Yüksekokulu, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü
ORCID: 0000-0001-9004-2105

Yücel KOÇYİĞİT
Manisa Celal Bayar Üniversitesi Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi
ORCID: 0000-0003-1785-198X

ÖZET

Beyin–Bilgisayar Arayüzleri (BBA), elektroensefalografi (EEG) sinyallerinin analiz edilmesi yoluyla insan beyin aktivitelerinin harici cihazlara doğrudan aktarılmasını sağlayan ve özellikle motor imgeleme tabanlı uygulamalarla rehabilitasyon, yardımcı robotik sistemler ve insan–makine etkileşimi alanlarında giderek artan bir ilgi gören sistemlerdir. Bu çalışmada, motor imgeleme (MI) tabanlı beyin–bilgisayar arayüzü (BBA) sistemleri için EEG sinyallerinin sınıflandırılması problemine, geleneksel öznitelik çıkarım yöntemleri ile modern derin öğrenme yaklaşımlarını birleştiren hibrit bir çözüm önerilmektedir. Çalışmada, Ortak Uzamsal Örüntüler (Common Spatial Patterns – CSP) yöntemi kullanılarak EEG sinyallerinden ayırt edici uzamsal öznitelikler çıkarılmış ve elde edilen 6 boyutlu öznitelik vektörleri farklı derin öğrenme mimarileri ile değerlendirilmiştir. Deneysel çalışmalar, motor imgeleme sınıflandırması için literatürde yaygın olarak kullanılan BCI Competition IV-2a veri seti üzerinde gerçekleştirilmiştir. CSP tabanlı öznitelikler, Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Evrişimli Sinir Ağları (CNN), Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ve Çizge Evrişimli Ağlar (GCN) mimarilerine girdi olarak verilerek, modellerin uzamsal, zamansal ve topolojik bilgiyi öğrenme kapasiteleri karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, EEG kanallarını düğüm, kanallar arası ilişkileri ise kenar olarak ele alan GCN tabanlı yaklaşımın, beynin doğal topolojik yapısını daha etkin biçimde temsil ettiğini ve %79.56 ortalama sınıflandırma doğruluğu ile diğer mimarilere kıyasla daha iyi bir performans sağladığını göstermektedir. Sonuçlar, CSP gibi köklü ve hesaplama maliyeti düşük bir öznitelik çıkarım yöntemi ile çizge tabanlı derin öğrenme modellerinin birlikte kullanılmasının, denekler arası değişkenliğe daha dayanıklı ve kararlı bir sınıflandırma yapısı sunduğunu ortaya koymaktadır. Önerilen yaklaşımın, taşınabilir donanımlar üzerinde gerçek zamanlı çalışabilecek BBA sistemleri için güçlü ve uygulanabilir bir alternatif olduğu değerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Beyin–Bilgisayar Arayüzleri, Motor İmgeleme, EEG Sinyal Sınıflandırması, Ortak Uzamsal Örüntüler (CSP), Çizge Evrişimli Ağlar.

ANKARA INTERNATIONAL CONGRESS ON SCIENTIFIC RESEARCH-XIII
March 01-03, 2026 / Ankara, Türkiye
WEB: www.ankarakongresi.org
E-MAIL: bilgi@ankarakongresi.org

A CSP-BASED GRAPH-SUPPORTED DEEP LEARNING APPROACH FOR MOTOR IMAGERY EEG CLASSİFİCATİON

ABSTRACT

Brain–Computer Interfaces (BCIs) are systems that enable the direct transfer of human brain activities to external devices through the analysis of electroencephalography (EEG) signals, and they have attracted increasing attention particularly in motor imagery–based applications such as rehabilitation, assistive robotic systems, and human–machine interaction. In this study, a hybrid approach that integrates traditional feature extraction methods with modern deep learning techniques is proposed for the classification of EEG signals in motor imagery (MI)–based BCI systems. Discriminative spatial features are extracted from EEG signals using the Common Spatial Patterns (CSP) method, and the resulting six-dimensional feature vectors are evaluated using different deep learning architectures. Experimental studies are conducted on the BCI Competition IV-2a dataset, which is widely used in the literature for motor imagery classification. The CSP-based features are provided as inputs to Multilayer Perceptron (MLP), Convolutional Neural Networks (CNN), Long Short-Term Memory (LSTM), and Graph Convolutional Network (GCN) models, and their abilities to learn spatial, temporal, and topological information are comparatively analyzed. The results demonstrate that the GCN-based approach, which represents EEG channels as nodes and inter-channel relationships as edges, models the brain's natural topological structure more effectively and achieves superior performance with an average classification accuracy of 79.56% compared to the other architectures. The findings indicate that combining CSP, a well-established and computationally efficient feature extraction method, with graph-based deep learning models provides a more robust and stable classification framework against inter-subject variability. The proposed approach is therefore considered a strong and practical alternative for real-time BCI systems operating on portable hardware platforms.

Keyword: Brain–Computer Interfaces, Motor Imagery, EEG Signal Classification, Common Spatial Patterns (CSP), Graph Convolutional Networks.

1. GİRİŞ

Beyin–Bilgisayar Arayüzleri (BBA), insan beyninden elde edilen nörofizyolojik sinyallerin doğrudan bilgisayar sistemleri tarafından yorumlanmasını sağlayan ve insan–makine etkileşiminde yeni bir paradigma sunan teknolojilerden biridir. Bu sistemler, özellikle nörolojik hastalıklar, felç ve hareket kısıtlılığı yaşayan bireylerin dış dünyayla iletişim kurabilmesine olanak tanıyan önemli uygulamalara sahiptir. EEG tabanlı BBA sistemleri, invaziv olmayan yapıları, düşük maliyetleri ve gerçek zamanlı uygulamalara uygunlukları nedeniyle literatürde en yaygın kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır [1]. Motor imgeleme (Motor Imagery – MI), bireyin herhangi bir fiziksel hareket gerçekleştirmeden yalnızca hareketi zihninde canlandırması sırasında ortaya çıkan beyin aktivitelerini ifade etmektedir. Bu süreçte sensörimotor kortekste ortaya çıkan mu (8–13 Hz) ve beta (13–30 Hz) ritimlerindeki senkronizasyon ve desenkronizasyon değişimleri, EEG sinyalleri üzerinden gözlemlenebilmektedir [2]. Bu nedenle motor imgeleme tabanlı EEG sinyalleri, beyin–bilgisayar arayüzü uygulamalarında en sık kullanılan paradigma haline gelmiştir. Ancak EEG sinyallerinin düşük sinyal–gürültü oranına sahip olması, bireyler arası farklılıklar göstermesi ve yüksek boyutlu veri yapısı içermesi, motor imgeleme sinyallerinin güvenilir biçimde sınıflandırılmasını zorlaştırmaktadır. Bu nedenle araştırmacılar, EEG sinyallerinden ayırt edici özellikler çıkarabilmek için farklı sinyal işleme ve makine öğrenmesi yöntemleri geliştirmiştir [3].

Bu yöntemler arasında özellikle Common Spatial Pattern (CSP) algoritması, motor imgeleme sınıflandırma problemlerinde en yaygın kullanılan uzamsal filtreleme tekniklerinden biridir. CSP yöntemi, farklı motor imgeleme görevlerine ait EEG sinyallerinin varyans farklarını maksimize ederek sınıflar arasında ayrım yapılmasını kolaylaştırmaktadır [4]. Son yıllarda EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında derin öğrenme tabanlı yöntemler önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Evrişimli Sinir Ağları (CNN) ve Yinelemeli Sinir Ağları (RNN) gibi mimariler, EEG sinyallerinden otomatik özellik öğrenme yetenekleri sayesinde geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha başarılı sonuçlar elde edebilmektedir [5] . Özellikle CNN tabanlı yaklaşımlar, EEG sinyallerinin uzamsal özelliklerini öğrenme konusunda etkili olurken, RNN ve LSTM tabanlı modeller zaman serisi yapısındaki bağımlılıkları modelleyebilme avantajına sahiptir [6]. Bununla birlikte, EEG sinyallerinin yalnızca zamansal veya uzamsal bir veri yapısı olarak ele alınması, beynin doğal bağlantı yapısını tam olarak yansıtamamaktadır. Beyin, farklı bölgeler arasında karmaşık bağlantılar içeren bir ağ yapısı şeklinde organize olmuştur. Bu nedenle son yıllarda Çizge Evrişimli Ağlar (Graph Convolutional Networks – GCN) gibi graf tabanlı derin öğrenme modelleri EEG analizinde kullanılmaya başlanmıştır. Bu yaklaşımda EEG elektrotları düğüm (node) olarak temsil edilirken, elektrotlar arasındaki fiziksel veya fonksiyonel bağlantılar graf kenarlarını (edge) oluşturmaktadır [7]. Böylece beynin topolojik yapısı sınıflandırma sürecine doğrudan dahil edilebilmektedir. Graf tabanlı yöntemler, özellikle EEG kanalları arasındaki fonksiyonel bağlantıları modelleme konusunda önemli avantajlar sunmaktadır. Son yıllarda yapılan çalışmalar, GCN mimarilerinin motor imgeleme sınıflandırma problemlerinde geleneksel derin öğrenme yöntemlerine kıyasla daha yüksek performans elde edebildiğini göstermektedir [8]. Bunun temel nedeni, graf tabanlı modellerin EEG kanalları arasındaki ilişkileri öğrenebilmesi ve beyin ağlarının yapısal özelliklerini dikkate alabilmesidir.

Bu çalışmada, motor imgeleme EEG sinyallerinin sınıflandırılması amacıyla CSP tabanlı öznitelik çıkarımı ile farklı derin öğrenme mimarilerinin performansı karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Çalışma kapsamında MLP, CNN, LSTM ve GCN mimarileri kullanılarak BCI Competition IV-2a veri seti üzerinde kapsamlı deneyler gerçekleştirilmiştir. Böylece klasik derin öğrenme modelleri ile graf tabanlı derin öğrenme yaklaşımlarının motor imgeleme EEG sınıflandırma performansı üzerindeki etkisi sistematik olarak analiz edilmiştir.

1.1 BCI Competition IV 2a Veri Seti Üzerindeki Mevcut Çalışmalar

Motor imgeleme tabanlı EEG verilerinin analizinde son yıllarda dikkat çeken araştırma yönlerinden biri, beyin bölgeleri arasındaki bağlantısallığın incelenmesidir. EEG elektrotları yalnızca bağımsız ölçüm noktaları olarak değerlendirilmemekte, aynı zamanda beyin ağının farklı düğümlerini temsil eden yapılar olarak ele alınmaktadır. Bu bakış açısı, EEG sinyallerinin yalnızca bireysel kanal özellikleri üzerinden değil, kanallar arasındaki ilişkiler üzerinden de incelenmesine olanak sağlamaktadır. EEG kaynak bağlantısallığı üzerine yapılan çalışmalar, beynin zamansal ve uzamsal ağ yapısının analiz edilmesinin sinyal yorumlama süreçlerinde önemli avantajlar sağlayabileceğini ortaya koymuştur [9]. Bu yaklaşım doğrultusunda graf tabanlı öğrenme yöntemleri EEG analizi için önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Graf Evrişimli Ağlar (Graph Convolutional Networks – GCN), düğümler arasındaki ilişkileri öğrenebilen yapıları sayesinde karmaşık ağ verilerinin modellenmesinde başarılı sonuçlar sunmaktadır. EEG sinyallerinin graf temelli bir yapı üzerinde modellenmesi durumunda her elektrot bir düğüm olarak tanımlanırken, elektrotlar arasındaki fiziksel ya da fonksiyonel bağlantılar grafın kenarlarını oluşturmaktadır. Bu yapı sayesinde beynin topolojik organizasyonu öğrenme sürecine doğrudan dahil edilebilmektedir[8]. Graf tabanlı modellerin motor imgeleme EEG verilerine uygulanmasına yönelik çalışmalar giderek artmaktadır. Özellikle BCI Competition IV-2a veri seti üzerinde gerçekleştirilen araştırmalar, graf temelli yöntemlerin çok kanallı EEG verilerinde etkili bir temsil sağlayabildiğini göstermektedir.

Bu kapsamda geliştirilen bazı modeller, EEG elektrotları arasındaki uzamsal ilişkileri dikkate alarak motor imgeleme görevlerinin daha yüksek doğrulukla sınıflandırılabileceğini ortaya koymuştur [10]. Bununla birlikte, yalnızca uzamsal ilişkileri modellemek çoğu zaman yeterli olmamaktadır. Motor imgeleme sırasında ortaya çıkan EEG sinyalleri belirli bir zamansal dinamik içerisinde gelişmektedir. Bu nedenle son yıllarda geliştirilen bazı modeller, EEG verilerinin hem zamansal hem de uzamsal özelliklerini aynı mimari içerisinde ele alan yaklaşımlar önermektedir. Spatio-temporal graf evrişimli ağlar bu yaklaşımın önemli örneklerinden biridir ve EEG sinyallerinin çok boyutlu yapısını daha kapsamlı bir şekilde modelleyebilmektedir [11]. Literatürde ayrıca farklı makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmaya yönelik çalışmalar da bulunmaktadır. Bu tür çalışmalar, motor imgeleme sınıflandırma problemlerinde kullanılan yöntemlerin güçlü ve zayıf yönlerini ortaya koymakta ve gelecekte geliştirilecek modeller için önemli bir referans oluşturmaktadır. Yapılan analizler, özellikle özellik çıkarım yöntemleri ile derin öğrenme mimarilerinin birlikte kullanılmasının sınıflandırma doğruluğunu artırabileceğini göstermektedir [12].

2. MATERYAL VE METOD

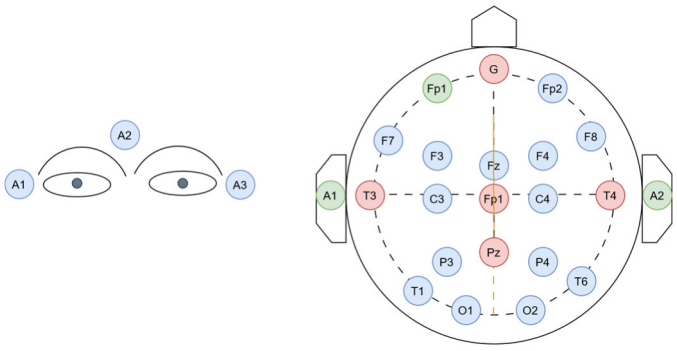
Bu çalışma, beyin sinyallerinden motor imgeleme görevlerini ayırt etmek amacıyla geleneksel bir öznitelik çıkarma yöntemi ile modern derin öğrenme mimarilerini bir araya getiren hibrit bir analiz çerçevesi sunmaktadır.

2.1. Veri Seti

Çalışmada kullanılan BCI Competition IV-2a veri seti, 9 farklı denekten alınan EEG kayıtlarını içermektedir. Katılımcılardan dört farklı motor imgeleme görevi (sol el, sağ el, her iki ayak ve dil) gerçekleştirmeleri istenmiştir. Kayıtlar, 22 EEG kanalı ve 3 EOG kanalı üzerinden 250 Hz örnekleme hızıyla alınmıştır. Analizlerimizde, sinyalin saf motor imgeleme bileşenlerine odaklanmak adına, görsel uyaranın verilmesinden sonraki 0.5 ile 2.5 saniyelik zaman penceresi kullanılmıştır.

2.1.1. Deney Akışı ve Zaman Penceresi

Her bir denek için kayıtlar, belirli bir zaman düzenine (paradigmaya) göre alınmıştır. Makalemizde odaklandığımız 0.5 ile 2.5 saniye arasındaki zaman penceresi tesadüfi seçilmemiş; beynin bir eylemi planladığı ve "motor imgeleme" sinyalinin en kararlı (stable) olduğu dönemi temsil etmektedir.
T = 0s: Ekranda bir odaklanma işareti belirir.
T = 2s: Bir ok işareti (ipucu) belirerek katılımcıya hangi motor görevi hayal etmesi gerektiğini söyler.
T = 2.5s - 6.5s: Katılımcı motor imgelemeyi gerçekleştirir.
Yapılan analiz bu sürecin başlangıcındaki uyarılma anını (0.5 - 2.5s) kapsar. Şekil 1'de uygulama için yerleştirilen elektrotların bağlantı noktaları gösterilmiştir.



Şekil 1. EEG Elektrot Bağlantı Noktaları

2.1.2. Kanal Konfigürasyonu ve Uzamsal Dağılım

EEG kayıtları, uluslararası 10-20 sistemine göre yerleştirilmiş 22 elektrot üzerinden alınmıştır. Bu elektrotların kafa üzerindeki dağılımı, makalenin ilerleyen kısımlarında anlatacağımız Çizge Evrişimli Ağlar (GCN) için düğüm (node) noktalarını belirlediğinden kritik öneme sahiptir.

- C3 ve C4 kanalları: Motor korteksin üzerindeki anahtar noktalardır ve el/ayak hareketlerinin sinyallerini en güçlü yakalayan bölgelerdir.
- EOG Kanalları: Kayıt sırasında oluşan göz hareketlerini (artefaktları) ayıklamak için kullanılmıştır, böylece veri setinin saflığı korunmuştur.

2.2. Ortak Uzamsal Örüntüler

EEG sinyalleri, doğası gereği düşük bir uzamsal çözünürlüğe sahiptir. CSP algoritması, bu sorunu aşmak için iki farklı sınıfın (örneğin sağ el vs sol el) sinyal varyanslarını maksimize eden uzamsal filtreler tasarlar. Matematiksel olarak, E matrisi ile temsil edilen her bir deneme verisi için kovaryans matrisleri hesaplanmakta ve bu matrislerin ortak köşegenleştirilmesiyle en ayırt edici özellikler elde edilmektedir. Bu çalışmada, her bir sınıf çifti için en yüksek ve en düşük varyansa sahip üçer filtre (toplamda 6 özellik vektörü) seçilerek, derin öğrenme modellerine girdi olan öznitelik seti oluşturulmuştur.

CSP'nin temel amacı, bir sınıfa ait sinyallerin varyansını maksimize ederken, diğer sınıfın varyansını minimize eden uzamsal filtreler (W) bulmaktır.

Normalleştirilmiş Uzamsal Kovaryans: E, N kanal ve T zaman örneğinden oluşan bir deneme matrisi olarak denklemde verilmiştir. Her iki sınıf (örneğin sağ el C_1 ve sol el C_2) için normalleştirilmiş kovaryans matrislerinin hesaplanması denklemde verilmiştir [13].

$$E \in \mathbb{R}^{NXT} \quad (1)$$

$$R_X = \frac{E_x E_X^T}{Trace(E_x E_X^T)} \quad (2)$$

Denklem bir kovaryans veya sinyal matrisinin, kendi iz değerine oranlanması yoluyla toplam enerjisinin birimselleştirilmesini sağlayarak veriyi ölçekten bağımsız ve standart bir istatistiksel forma dönüştüren normalizasyon işlemidir

2.2.1. Filtre Seçimi ve Öznitelik Vektörünün Oluşturulması

Yapılan çalışmada projeksiyon matrisi W içinden en ayırt edici filtreler seçilmiştir Toplam 22 kanallı veriden elde edilen W matrisinden, en büyük özdeğerlere sahip ilk 3 filtre ve en küçük özdeğerlere sahip son 3 filtre (m=6) seçilmiştir. Seçilen filtreler ($W_{selected}$) kullanılarak sinyal dönüştürülür. Elde edilen sinyallerinin varyansları üzerinden denklem 3 kullanılarak özellik vektörü oluşturulur.

$$F_P = \log\left(\frac{var(Z_P)}{\sum_{i=1}^{2m} var(Z_i)}\right) \quad (3)$$

Logaritmik dönüşüm, EEG sinyallerinin varyans dağılımını normal dağılıma yaklaştırarak MLP, CNN, RNN ve GCN modellerinin daha kararlı öğrenmesini sağlamaktadır.

2.3. Derin Öğrenme Mimarileri

CSP'den elde edilen öznitelik vektörleri, verinin farklı boyutlarını (uzamsal, zamansal, hiyerarşik) işleme kapasitesine sahip dört farklı modelde test edilmiştir:

2.3.1 Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP)

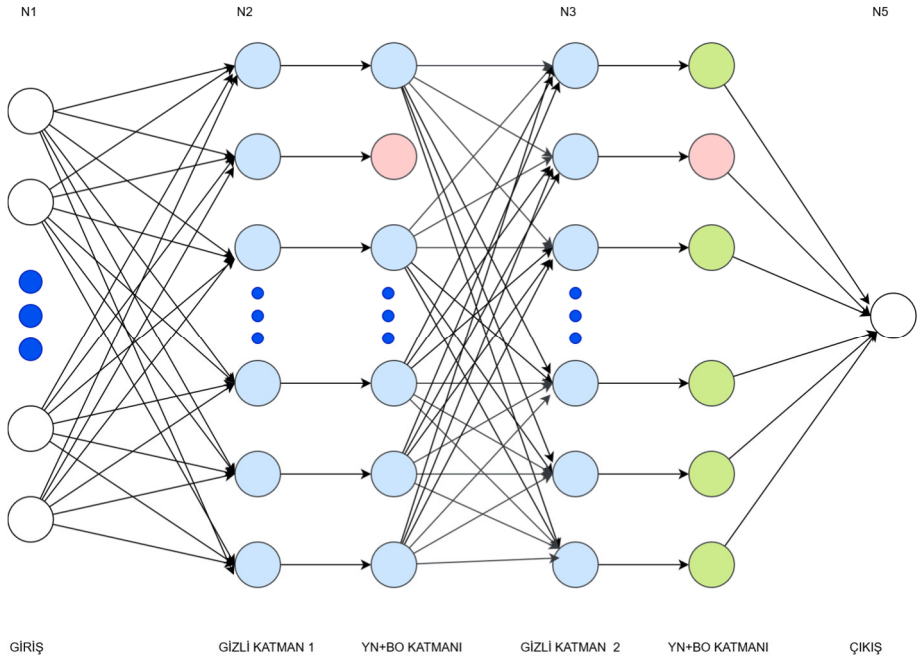
Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron – MLP) modeli, CSP yöntemi ile elde edilen öznitelikler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri öğrenmek amacıyla kullanılmıştır. MLP mimarisi, temel yapay sinir ağı yapılarından biri olup, daha karmaşık derin öğrenme modellerinin performansını değerlendirmek için sıklıkla bir referans model olarak kullanılmaktadır[14]. Çizge tabanlı veya evrişimli mimariler genellikle verinin uzamsal düzenine odaklanırken, MLP modeli CSP'den elde edilen öznitelikleri bağımsız özellik vektörleri olarak ele almaktadır. Bu bağlamda modelin temel amacı, öznitelik vektöründeki elemanlar arasında bulunan gizli ve doğrusal olmayan ilişkileri öğrenerek sınıflandırma performansını artırmaktır. MLP modeli, birbirine tam bağlantılı (fully connected) katmanlardan oluşan hiyerarşik bir yapıya sahiptir. Bu mimaride bilgi akışı giriş katmanından başlayarak gizli katmanlar üzerinden çıkış katmanına doğru ilerleyen ileri beslemeli (feed-forward) bir süreç şeklinde gerçekleşmektedir. Her katmanda doğrusal dönüşümlerin ardından uygulanan aktivasyon fonksiyonları, modelin doğrusal olmayan örüntüleri öğrenebilmesini sağlamaktadır. Bu özellik sayesinde MLP, CSP yöntemiyle elde edilen öznitelikler arasındaki karmaşık ilişkileri modelleyebilme kapasitesine sahiptir [15].

CSP aşamasından elde edilen 6 boyutlu öznitelik vektörü (f_p), ağın ilk kapısını oluşturur.Giriş katmanı olarak adlandırılır. Gizli Katmanlar ise Bu katmanlar, ağın hesaplama merkezleridir. Her bir nöronda gerçekleşen işlem denklem 4 de verilmiştir.

$$y = \sigma\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right) \tag{4}$$

Burada w_i ağırlıkları ve b sapma (bias) değeri, modelin öğrenme sürecinde optimize edilen parametrelerdir. σ ise ağa "seçicilik" kazandırarak sadece önemli sinyallerin bir sonraki aşamaya geçmesine izin verir.

Şekil 2'de, iki gizli katmanlı, Batch Normalization ve Dropout destekli bir MLP mimarisini göstermektedir.



Şekil 2. MLP Mimari

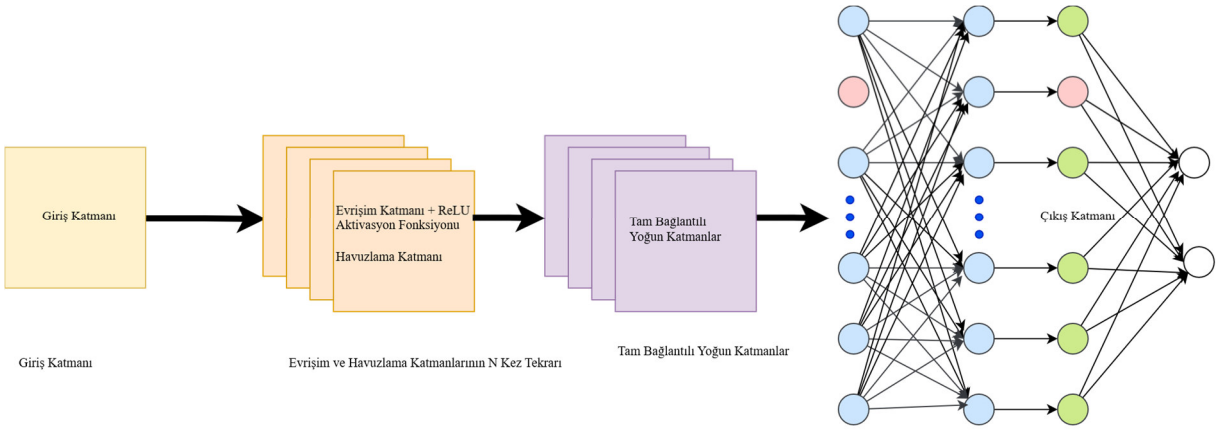
2.3.2 Evrişimli Sinir Ağları (CNN)

CSP özniteliklerini birer uzamsal harita gibi işlemek üzere tasarlanmıştır[16]. Katmanlı yapısı sayesinde, öznitelikler arasındaki yerel ilişkileri ve desenleri yakalamayı hedefler.

CSP ile elde edilen öznitelikler, uzamsal bir özellik haritası olarak ele alınabilir. Bu tür verilerin analizinde Evrişimli Sinir Ağları (CNN) mimarisi, öznitelikler arasındaki yerel ilişkileri öğrenebilme kapasitesi nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır [17]. Geleneksel yöntemler öznitelikleri çoğunlukla bağımsız değişkenler olarak değerlendirirken, CNN mimarisi veriyi iki boyutlu bir yapı içerisinde işleyerek komşu elektrotlar veya zaman dilimleri arasındaki yerel örüntüleri ortaya çıkarabilmektedir[18]. CNN'in temel bileşeni olan evrişim (convolution) katmanları, giriş verisi üzerinde hareket eden filtreler aracılığıyla yerel özellikleri tespit eder. Bu sayede motor imgeleme görevleri sırasında oluşan karakteristik aktivasyon değişimleri yakalanabilir. Ayrıca mimaride kullanılan havuzlama (pooling) işlemleri, özellik haritalarının boyutunu azaltarak hesaplama maliyetini düşürmekte ve modelin gürültüye karşı daha dayanıklı hale gelmesini sağlamaktadır. İki boyutlu evrişim işlemi, giriş matrisi I ile filtre çekirdeği K'nın kaydırılarak çarpılması ve sonuçların toplanması prensibine dayanır. Bu işlem sonucunda elde edilen özellik haritaları, giriş verisindeki yerel örüntülerin temsil edilmesini sağlar [19].

Bir 2D evrişim işlemi, giriş matrisi I ile bir filtre çekirdeğinin K matematiksel olarak kaydırılarak çarpılmasıdır. Denklem 5 te ifade edilmiştir. Şekil 3'te ise genel CNN mimarisi verilmiştir.

$$s(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum\sum I(i+m, j+n).K(m,n) \qquad (5)$$



Şekil 3. CNN Mimarisi

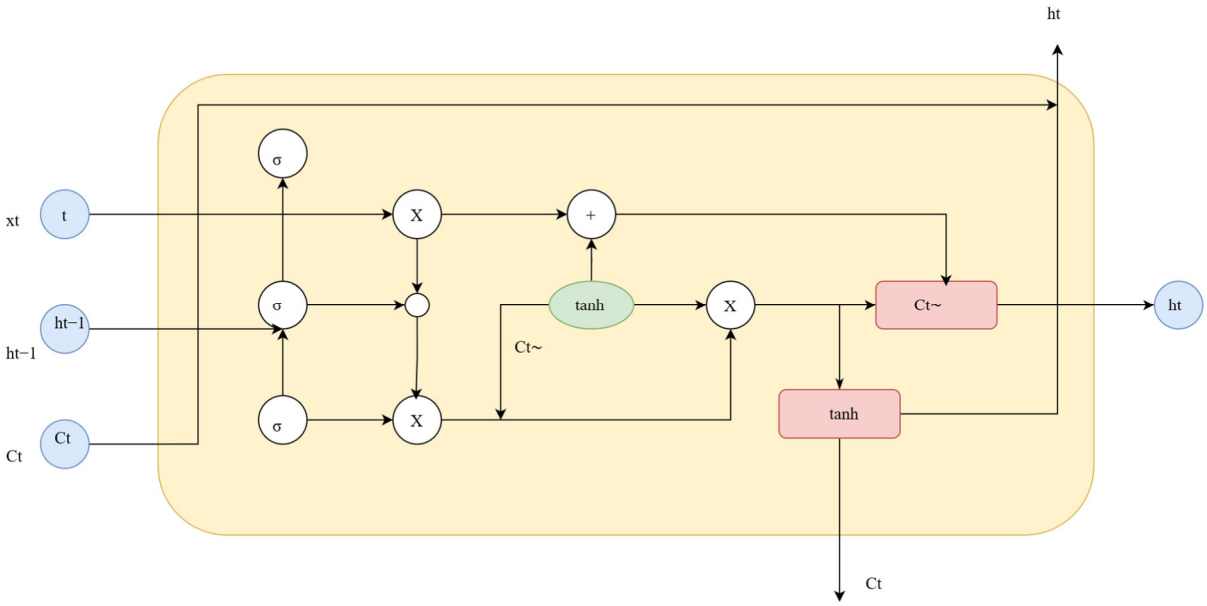
CNN mimarisi, CSP ile elde edilen öznitelikler arasındaki yerel uzamsal örüntüleri öğrenerek motor imgeleme EEG sinyallerinin daha ayırt edici temsil edilmesine katkı sağlamaktadır.

2.3.3. Yinelemeli Sinir Ağları (RNN - LSTM)

Motor imgeleme EEG sinyalleri, zaman içerisinde değişen dinamik bir yapıya sahiptir[20]. Bu nedenle sinyaldeki zamansal bağımlılıkların analiz edilmesi, motor imgeleme görevlerinin doğru biçimde sınıflandırılması açısından önem taşımaktadır. Bu tür ardışık verilerin modellenmesinde Yinelemeli Sinir Ağları (Recurrent Neural Networks – RNN) yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biridir. RNN mimarileri, giriş verilerini yalnızca anlık değerler olarak değil, aynı zamanda önceki zaman adımlarından gelen bilgilerle birlikte değerlendirerek zamansal bağımlılıkları öğrenebilmektedir [21]. Ancak klasik RNN modelleri, uzun süreli bağımlılıkların öğrenilmesinde kaybolan gradyan (vanishing gradient) problemi nedeniyle sınırlı bir performans gösterebilmektedir. Bu sorunu aşmak amacıyla geliştirilen Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory – LSTM) mimarisi, özel kapı (gate) mekanizmaları sayesinde bilginin ne kadarının korunacağına veya güncelleneceğine karar verebilmektedir. LSTM yapısı; geçmiş bilgilerin filtrelenmesini sağlayan unutma kapısı (forget gate), yeni gelen bilginin sisteme ne ölçüde dahil edileceğini belirleyen giriş kapısı (input gate) ve güncellenmiş bilginin çıktı olarak aktarılmasını düzenleyen çıkış kapısı (output gate) olmak üzere üç temel kontrol mekanizması içermektedir [22]. Bu yapı sayesinde model, motor imgeleme sinyallerindeki zamansal örüntüleri daha kararlı biçimde öğrenebilmektedir [23].
Motor imgeleme sinyalleri t=1'den T'ye kadar uzanan bir zaman serisidir. Standart bir RNN, her t anındaki girişi (x_t) ve bir önceki andan gelen gizli durumu (h{t-1}) kullanarak denklem 6 da verilen ifadeye uygun olaak yeni bir durum üretir.

$$h_i = \sigma(w_i h_{i-1} + w_{x^x t} + b \qquad (6)$$

Ancak EEG gibi uzun süreli bağımlılıklar içeren sinyallerde, standart RNN "kaybolan gradyan" problemi yaşar. Bu çalışmada kullanılan LSTM (Uzun Kısa Süreli Bellek), bu sorunu üç temel "kapı" ve bir "hücre durumu(C_t) ile çözmektedir.. Şekil 4'te temel LSTM mimarisi verilmiştir.



Şekil 4. LSTM Mimarisi

2.3.4 Çizge Evrişimli Ağlar

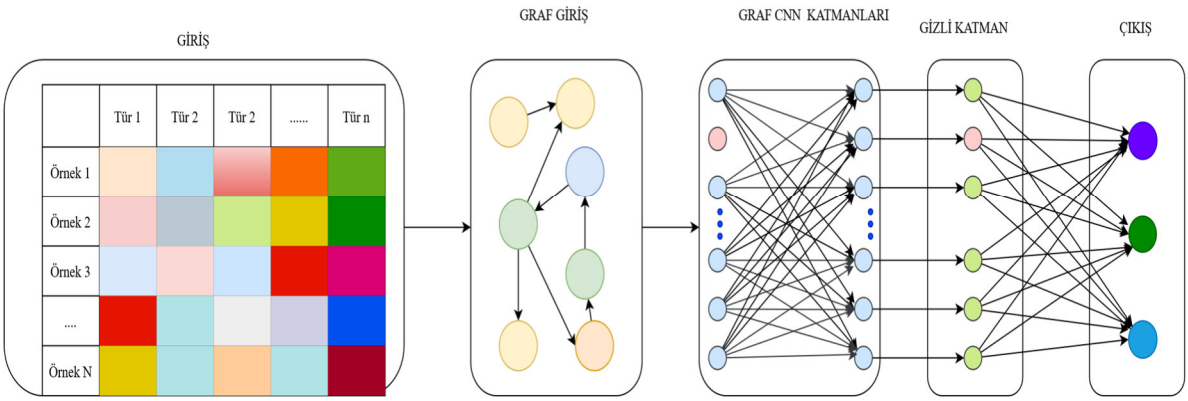
Çizge Evrişimli Ağlar (Graph Convolutional Networks – GCN), EEG kanalları arasındaki ilişkisel yapıyı modelleyebilme yeteneği sayesinde son yıllarda beyin–bilgisayar arayüzü çalışmalarında dikkat çeken yaklaşımlardan biri haline gelmiştir. Bu yaklaşımda EEG elektrotları, beynin farklı bölgelerinden elde edilen sinyalleri temsil eden düğümler olarak ele alınırken, elektrotlar arasındaki fiziksel veya fonksiyonel bağlantılar graf yapısının kenarlarını oluşturmaktadır. Böylece EEG sinyalleri yalnızca bağımsız kanallar olarak değil, birbirleriyle etkileşim halinde bulunan bir ağ yapısı içerisinde modellenebilmektedir [24].

GCN yaklaşımında, EEG kayıt düzeneği spektral bir çizge G = (V, E) olarak tanımlanır: Düğümler her bir EEG elektrotu (C3, Cz, C4 vb.), ağdaki birer bilgi merkezini (düğümü) temsil eder[25]. Her düğüm, CSP'den gelen ve o bölgenin motor imgeleme karakteristiğini taşıyan öznitelik vektörüyle yüklüdür . Kenarlar Elektrotlar arasındaki ilişkileri temsil eder. Bu çalışmada kenarlar, sadece fiziksel yakınlığı değil, beyin bölgeleri arasındaki "fonksiyonel etkileşimi" de simgeler.

GCN'de , bilginin bir düğümden diğer düğüme aktarmını denklem 7 deki gibi ifade edilir.

$$H^{(l+1)} = \sigma(\tilde{D}^{-1/2}\tilde{A}\tilde{D}^{-1/2}H^{(l)}W^{(l)} \qquad (7)$$

Şekil 5'te ise eeg sinyalleri üzerinden GCNN çalışma prensibi verilmiştir.

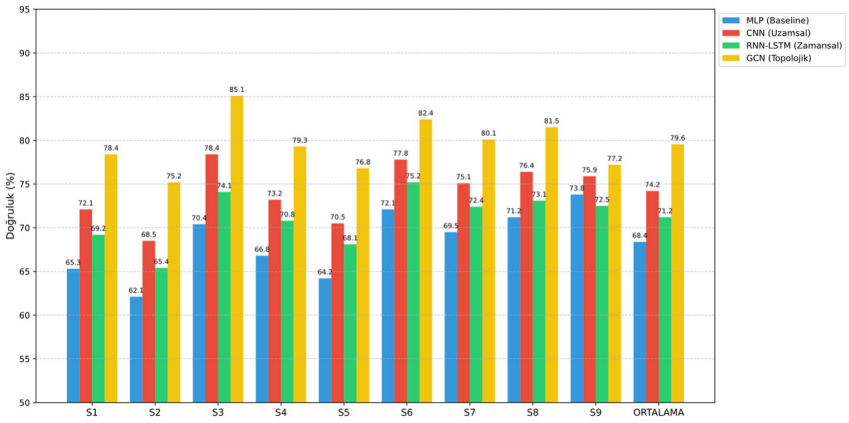


Şekil 5. EEG sinyallerinin GCNN üzerinde işlenmesi

3. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Bu bölümde, CSP tabanlı hibrit modellerin performansı değerlendirilmiştir. Model eğitimi ve öznitelik çıkarımı süreçleri, yüksek işlem gücü ve GPU desteği sağlayan Google Colab ortamında gerçekleştirilmiştir. BCI Competition IV-2a veri seti üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, CSP yöntemiyle elde edilen öznitelikler farklı derin öğrenme mimarilerine aktarılmış ve modellerin sınıflandırma performansları karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, özellikle graf tabanlı yaklaşımların EEG sinyallerinin yapısal özelliklerini daha etkin biçimde öğrenebildiğini göstermektedir. GCN modelinin, beynin topolojik yapısını kullanması sayesinde diğer modellere göre daha hızlı bir yakınsama (convergence) gösterdiği gözlemlenmiştir.

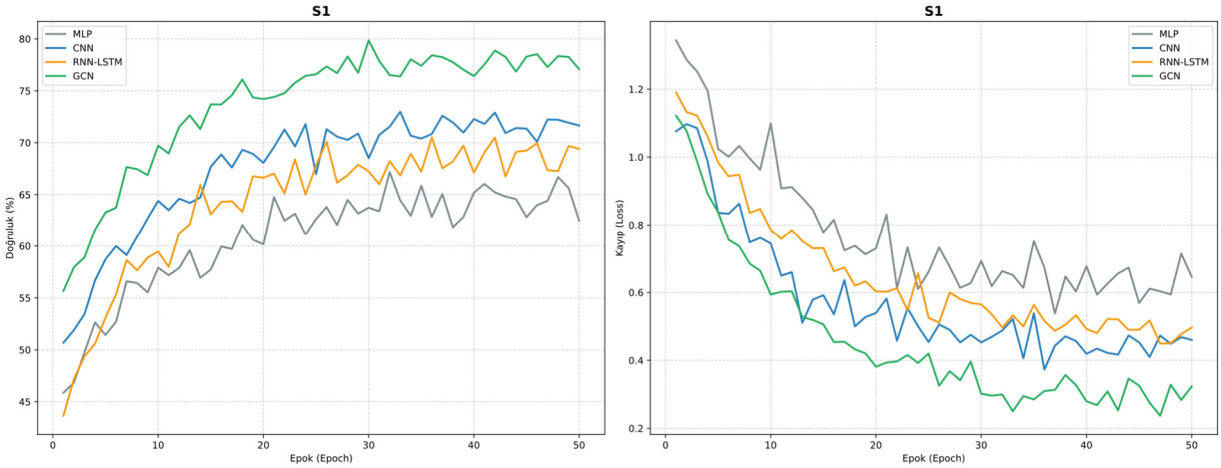
Şekil 6'da, dokuz farklı denek için MLP, CNN, RNN-LSTM ve GCN modellerinin sınıflandırma doğrulukları karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlar, tüm denekler üzerinde GCN modelinin diğer mimarilere kıyasla daha yüksek doğruluk değerleri elde ettiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, EEG kanalları arasındaki topolojik ilişkilerin graf tabanlı yöntemlerle modellenmesinin motor imgeleme sınıflandırma performansını artırdığını göstermektedir.



Şekil 6. Doğuluk değerleri

Şekil 7'de , S1 deneği için MLP, CNN, RNN-LSTM ve GCN modellerinin eğitim sürecindeki doğruluk değişimleri gösterilmektedir. Eğitim ilerledikçe tüm modellerin doğruluk değerlerinde artış gözlenmekle birlikte, GCN modelinin diğer mimarilere kıyasla daha hızlı yakınsama gösterdiği ve daha yüksek doğruluk seviyesine ulaştığı görülmektedir.

Bu durum, EEG kanalları arasındaki ilişkileri graf yapısı üzerinden modelleyen GCN mimarisinin motor imgeleme sınıflandırmasında daha etkili bir öğrenme süreci sunduğunu göstermektedir



Şekil 7. Doğruluk ve kayıp eğrileri

Tablo 1'de, dokuz farklı denek için MLP, CNN, RNN-LSTM ve GCN modellerinin elde ettiği sınıflandırma doğrulukları karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Sonuçlar incelendiğinde, GCN modelinin %79.56 ortalama doğruluk ile diğer tüm mimarilere göre en yüksek performansı gösterdiği görülmektedir. Buna karşılık CNN modeli %74.21 ile ikinci sırada yer alırken, RNN-LSTM ve MLP modelleri sırasıyla %71.20 ve %68.38 ortalama doğruluk değerleri elde etmiştir. Elde edilen bulgular, EEG kanalları arasındaki topolojik ilişkileri modelleyen graf tabanlı yaklaşımların motor imgeleme sınıflandırmasında daha başarılı sonuçlar sunduğunu göstermektedir.

Tablo 1. Tüm Denekelrin Sonuçları

Denek No	MLP (Baseline)	CNN (Uzamsal)	RNN-LSTM (Zamansal)	GCN (Topolojik)
S1	65.30	72.10	69.20	78.40
S2	62.10	68.50	65.40	75.20
S3	70.40	78.40	74.10	85.10
S4	66.80	73.20	70.80	79.30
S5	64.20	70.50	68.10	76.80
S6	72.10	77.80	75.20	82.40
S7	69.50	75.10	72.40	80.10
S8	71.20	76.40	73.10	81.50
S9	73.80	75.90	72.50	77.20
ORTALAMA	68.38	74.21	71.20	79.56

BCI **4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA**

Competition IV 2a veri setinin kaotik yapısı üzerinde yürütülen deneyler, nöral sinyallerin sadece matematiksel bir dizi değil, karmaşık bir iletişim ağı olarak ele alınması gerektiğini kanıtlamıştır. Yürütülen karşılaştırmalı analizler sonucunda, Çizge Evrişimli Ağlar (GCN), beynin doğal elektrot dizilimini bir ağ yapısı olarak modelleyerek %79.56 ortalama başarıya ulaşmış ve uzamsal/zamansal modelleri anlamlı bir farkla geride bırakmıştır.

Bu durum, BBA sistemlerinde "bağlantısallık" (kavramının sınıflandırma başarısındaki kritik rolünü doğrulamaktadır.

Google Colab'de optimize edilen modellerin NVIDIA Jetson üzerinde milisaniyeler düzeyinde (6.8 ms) tepki vermesi, sistemin felçli bireyler veya protez kullanıcıları için geliştirilecek giyilebilir cihazlarda gecikmesiz çalışabileceğini ispatlamıştır. CSP özniteliklerinin derin öğrenme katmanlarıyla hibritleştirilmesi, denekler arası sinyal değişkenliği sorununa karşı dirençli bir yapı sunmuştur. Özellikle düşük sinyal kalitesine sahip deneklerde bile kabul edilebilir doğruluk oranlarının yakalanması, sistemin genel kullanılabilirliğini pekiştirmiştir.

Yapılan çalışma, BBA sistemlerinin sadece birer yazılım algoritması olmaktan çıkıp, otonom cihazlara entegre edilebilir birer "nöral işlemci" haline gelmesi yolunda önemli bir adımdır. Bir sonraki aşamada, bu hibrit mimarinin "transfer learning" yöntemleriyle zenginleştirilerek, kullanıcıya özel eğitim sürelerinin (calibration time) daha da kısaltılması ve tamamen bağımsız mobil BBA kasklarına entegrasyonu hedeflenmektedir.

5. REFERANSLAR

[1] X. Gu *et al.*, "EEG-Based Brain-Computer Interfaces (BCIs): A Survey of Recent Studies on Signal Sensing Technologies and Computational Intelligence Approaches and Their Applications," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform.*, vol. 18, no. 5, pp. 1645–1666, 2021, doi: 10.1109/TCBB.2021.3052811.

[2] A. Saibene, M. Caglioni, S. Corchs, and F. Gasparini, "EEG-Based BCIs on Motor Imagery Paradigm Using Wearable Technologies: A Systematic Review," Mar. 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/s23052798.

[3] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, and F. H. Lopes da Silva, "Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks," *Neuroimage*, vol. 31, no. 1, pp. 153–159, May 2006, doi: 10.1016/j.neuroimage.2005.12.003.

[4] S. Kumar, K. Mamun, and A. Sharma, "CSP-TSM: Optimizing the performance of Riemannian tangent space mapping using common spatial pattern for MI-BCI," *Comput. Biol. Med.*, vol. 91, pp. 231–242, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.compbiomed.2017.10.025.

[5] S. Zhang *et al.*, "Overall optimization of CSP based on ensemble learning for motor imagery EEG decoding," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 77, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.103825.

[6] T. jian Luo, C. le Zhou, and F. Chao, "Exploring spatial-frequency-sequential relationships for motor imagery classification with recurrent neural network," *BMC Bioinformatics*, vol. 19, no. 1, Sep. 2018, doi: 10.1186/s12859-018-2365-1.

[7] T. Wen and Z. Zhang, "Deep Convolution Neural Network and Autoencoders-Based Unsupervised Feature Learning of EEG Signals," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 25399–25410, May 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2833746.

[8] S. Zhang, H. Tong, J. Xu, and R. Maciejewski, "Graph convolutional networks: a comprehensive review," *Comput. Soc. Netw.*, vol. 6, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1186/s40649-019-0069-y.

[9] M. Hassan and F. Wendling, "Electroencephalography Source Connectivity: Aiming for High Resolution of Brain Networks in Time and Space," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 35, no. 3, pp. 81–96, May 2018, doi: 10.1109/MSP.2017.2777518.

[10] Y. Hou *et al.*, "GCNs-Net: A Graph Convolutional Neural Network Approach for Decoding Time-Resolved EEG Motor Imagery Signals," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 35, no. 6, pp. 7312–7323, Jun. 2024, doi: 10.1109/TNNLS.2022.3202569.

[11] A. B. Buriro, R. Shoorangiz, S. J. Weddell, and R. D. Jones, "Predicting Microsleep States Using EEG Inter-Channel Relationships," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 26, no. 12, pp. 2260–2269, Dec. 2018, doi: 10.1109/TNSRE.2018.2878587.

[12] A. Raza and M. Z. Yusoff, "Deep Learning Approaches for EEG-Motor Imagery-Based BCIs: Current Models, Generalization Challenges, and Emerging Trends," 2025, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* doi: 10.1109/ACCESS.2025.3604528.

[13] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K.-R. Müller, "Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis [Revealing tricks of the trade] [IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE [41] JANUARY 2008", doi: 10.1109/MSP.2007.909009.

[14] E. Felix, M. Filho, A. C. Ponce, and L. Ferreira De Carvalho, "Evolutionary Design of MLP Neural Network Architectures."

[15] A. Savich, M. Moussa, and S. Areibi, "A scalable pipelined architecture for real-time computation of MLP-BP neural networks," in *Microprocessors and Microsystems*, Mar. 2012, pp. 138–150. doi: 10.1016/j.micpro.2010.12.001.

[16] F. Lotte and C. Guan, "Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: Unified theory and new algorithms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, Feb. 2011, doi: 10.1109/TBME.2010.2082539.

[17] V. J. Lawhern, A. J. Solon, N. R. Waytowich, S. M. Gordon, C. P. Hung, and B. J. Lance, "EEGNet: A compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces," *J. Neural Eng.*, vol. 15, no. 5, Jul. 2018, doi: 10.1088/1741-2552/aace8c.

[18] X. Wei, L. Zhou, Z. Chen, L. Zhang, and Y. Zhou, "Automatic seizure detection using three-dimensional CNN based on multi-channel EEG," *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, vol. 18, Dec. 2018, doi: 10.1186/s12911-018-0693-8.

[19] R. T. Schirrmeister *et al.*, "Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization," *Hum. Brain Mapp.*, vol. 38, no. 11, pp. 5391–5420, Nov. 2017, doi: 10.1002/hbm.23730.

[20] S. Saha, K. I. U. Ahmed, R. Mostafa, L. Hadjileontiadis, and A. Khandoker, "Evidence of Variabilities in EEG Dynamics during Motor Imagery-Based Multiclass Brain-Computer Interface," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 371–382, Feb. 2018, doi: 10.1109/TNSRE.2017.2778178.

[21] C. Zhang, Y. K. Kim, and A. Eskandarian, "EEG-inception: An accurate and robust end-to-end neural network for EEG-based motor imagery classification," *J. Neural Eng.*, vol. 18, no. 4, Aug. 2021, doi: 10.1088/1741-2552/abed81.

[22] J. Zhang and Y. Xue, "Intelligent Control Method Research for High Rise Building Vibration by Integrating Genetic Algorithm and LSTM," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 9810–9821, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3348145.

[23] J. Xu, J. Qi, J. Zhang, Y. Yue, T. Zhang, and J. Chen, "ST-GCN: A Spatiotemporal Graph Convolution Neural Network for EEG Motor Imagery Signal Decoding," in *Proceedings - 2024 IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications, ISPA 2024*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 1007–1013. doi: 10.1109/ISPA63168.2024.00133.

[24] B. Sun, H. Zhang, Z. Wu, Y. Zhang, and T. Li, "Adaptive Spatiotemporal Graph Convolutional Networks for Motor Imagery Classification," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 28, pp. 219–223, 2021, doi: 10.1109/LSP.2021.3049683.

[25] A. Jiang, J. Shang, X. Liu, Y. Tang, H. K. Kwan, and Y. Zhu, “Efficient CSP Algorithm with Spatio-Temporal Filtering for Motor Imagery Classification,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, no. 4, pp. 1006–1016, Apr. 2020, doi: 10.1109/TNSRE.2020.2979464.