

ELEKTROENSEFALOGRAFI BEYİN-MAKİNE ARAYÜZLERİNİN GELİŞİMİ

Yuriy Mischenko¹, Zehra Yıldız²

¹yuriy.mishchenko@gmail.com, ²zyildiz@tarsus.edu.tr

¹İzmir Ekonomi Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliği Bölümü, İzmir, Türkiye
²Tarsus Üniversitesi, Enerji Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Mersin, Türkiye

Özet

Son zamanlarda nörobilimdeki nöral aktivite görüntüleme ve analiz tekniklerinin hızlı gelişimi, beyindeki sinir ağlarındaki bilginin nasıl işlendiğini anlamamıza yardımcı olmuştur. Sinir ağlarının düzeni, işleyişi hakkında elde edilen yeni yaklaşımlar ile bunlara bağlı gelişmeler, önceden tedavisi zor hatta imkansız gibi görünen tıbbi nörolojik durumlar için yeni çözüm yolları göstermiştir. Beyin-Makine ya da Beyin-Bilgisayar Arayüzleri (BBA) son 10-15 yılda hızlı ilerlemeler kaydeden yeni bir araştırma alanıdır. BBA alanında devam eden gelişmeler, birçok yeni pratik uygulamalar ile birlikte motor ve iletişim yetersizliği olan binlerce insanın hayat kalitesini iyileştirebilecek radikal yeni iletişim sistemleri ve tıbbi protezler için faydalı olacaktır. Türkiye’de BBA alanında teorik ve uygulama boyutunda yapılan çok az çalışma vardır. Bu çalışmada, özellikle elektroensefalografi beyin-bilgisayar arayüzleri (EEG BBA) ve gelişimi ile ilgili yapılan önemli çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir. Ayrıca EEG BBA alanında farklı veri işleme yaklaşımları, farklı elektrod düzenleme stratejileri, farklı zihinsel eylem kullanımı ve farklı arayüzler üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Beyin-bilgisayar arayüzü, elektroensefalografi, sinirsel protezler, nörogörüntüleme, makine öğrenme, bilgisayarlı nörobilim

DEVELOPMENT OF ELEKTROENSEFALOGRAFI BRAIN- MACHINE INTERFACES

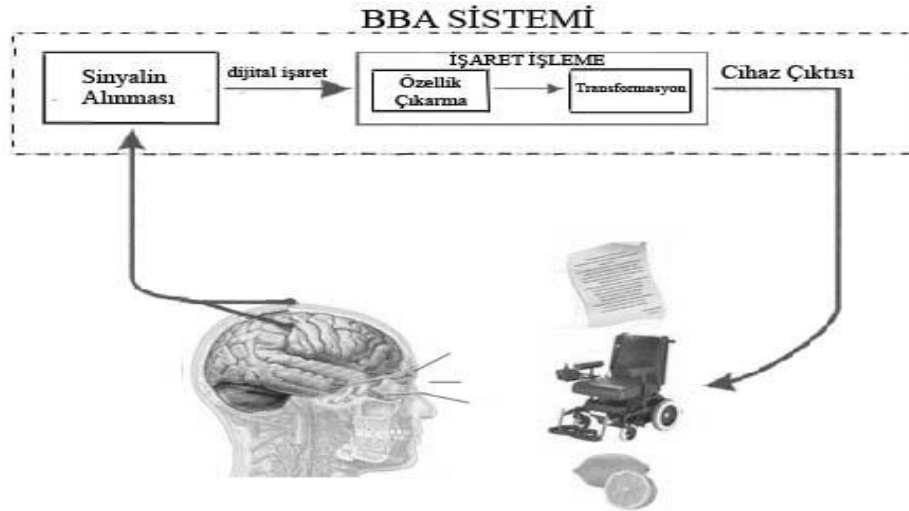
Abstract

Recent rapid development in neural activity imaging and analysis in neuroscience had fueled a revolution in our understanding of information processing and representation in the brain. Not only these advances resulted in new fundamental insights into brain’s organization, but they also paved the way for new treatments of earlier unmanageable neurological conditions. The field of Brain-Machine or Brain-Computer Interfaces (BCI) is a relatively new field with the fast advances beginning only in the past 10-15 years. Today, BCI research promises radically novel communication systems and prosthetic devices having potential to significantly improve the quality of life of thousands of people with disabilities or severe injuries. BCI in Turkey in the field of theoretical and practical dimensions has made very little work. In this study, especially basic studies about electroencephalography brain-computer interfaces (EEG BCI) and history are given. In addition, different data processing approaches, different electrode regulation strategies, different mental action usage and different interfaces are studied in the field of EEG BBA.

Keywords: Brain-computer interface, electroencephalography, neuroprosthetics, neuroimaging, machine learning, computational neuroscience, scientific computing

1. GİRİŞ

Nörobilimdeki son uygulamalar, beyin-bilgisayar (Brain-Computer Interfaces, BBA) veya beyin-makine arayüzleri (BMI) ile ilgilidir. BBA, zihinsel süreçler ile ilgili olarak nöral aktiviteye doğrudan dayanan insan-bilgisayar iletişimi için yeni arayüzler geliştirmeyi amaçlayan bir araştırma alanıdır. BBA, nörobilim, istatistik ve sayısal yöntemler ile birlikte ortaya çıkan iletişim ve kontrol için bir bireyin beynindeki nöral aktiviteyi doğrudan kullanan insan-bilgisayar iletişim sistemleri sağlayacak konular ile ilgilenir. BBA çalışmaları, sinirbilim, makine mühendisliği, ileri istatistik ve makine öğrenmesi teknikleri birleştirip nöral aktivite ile ayarlanabilen yeni iletişim ve elektromekaniksel cihazları gelişimine katkı sağlamayı hedeflemektedir. BBA araştırmalarının bir bölümü, sadece beynindeki nöral aktiviteye dayanan doğrudan iletişim ve kontrol metotları geliştirmek üzerine yoğunlaşmaktadır. BBA araştırmalarının bir kısmı da, yapay sensörler ile toplanan görsel veya işitsel verisi ile beyindeki nöral sistemleri fonksiyonel olmayan bu duyu organlarının eksikliklerini gideren yöntemler üzerine yoğunlaşmaktadır. Bu araştırma alanındaki çalışmalar yeni olduğundan, bu alandaki önemli bazı gelişmeler son yıllarda gerçekleşmiştir. Örneğin beyin-içi (invaziv) mikroelettrot dizileri kullanarak motor kortekste nöral popülasyonlardaki elektriksel aktiviteyi kullanan robot kol, hem maymunlarda hemde felçli insanlarda kontrol edilebilmiştir. Elektroensefalografi (EEG) ve elektromiyografi (EMG) görüntüleme yöntemleri kullanarak robot kol ve tekerlekli robot sandalyesi gibi cihazların kontrolü de sağlanabilmiştir. Ambient, Emotive, Starlab gibi kuruluşlar ticari BBA cihazları piyasaya sunmuştur.



Şekil 1. BBA sistemi

Harici bir cihaz, ileri düzeyde veya düşük düzeyde kontrol edilebilir. Harici cihaz tarafından yürütülen eylemler çok sayıda bileşenin karmaşık aktivasyonunu gerektirdiğinden herbirinin yüksek boyutlu parametre uzayındaki işleyişin bilinmesi durumunda cihazın birçok basit eylemi otomatik olarak gerçekleştirmesi ve kontrolü sağlanabilir. Bu gibi cihazların “akıllı” olması ve düşük boyutlu yüksek düzeyde etkili kontrol parametresi ile kontrol edilebilir. Örneğin, yer araçlarının kontrolü, bir boyutlu iki parametre ile yani direksiyon ve güç kontrolü sağlanarak başarılabılır. Biyomühendislik uygulamalarından bir diğeri ise yürüme protezidir. Yürüme işlemi çok sayıda kasın aktivasyonu, sensor

geribildirimlerinin işleyişi kişinin vucut dengesini içeren çok sayıda karmaşık görevden oluşur. Bununla beraber insanlar bilinçli yürür; farklı kas aktivitelerinin, sensor geribildirimlerinin işleyişi ve denge gibi düşük düzey kontrolleri içeren aktivitelerin çoğu spinal kordtaki nöral devreler ile sınırlandırılmıştır. Yürümenin bilinçsel kontrolü yön ve hızın iki boyutlu kontrolünü önemli ölçüde azaltır buna karşılık kasların ve sensorün düşük düzey kontrolü spinal kordtaki devre tarafından otomatik olarak gerçekleştirilir. Günlük hayatta her gün karşımıza çıkan kontrol görevi, ileri düzey kontrol görevidir. BBA alanında önemli sorunlardan biri BBA cihazlarının düşük bilgi aktarma hızıdır. Bugünkü BBA sistemlerindeki bilgi aktarma hızı genellikle 20-60 bit/dakika ve hata oranı %80-90'dır. Bu nedenle mevcut BBA sistemleri, ileri düzeyde görevlerin tamamlanması için genellikle kullanılamaz ve sadece en kötü yani felç durumunda veya en basit kontrol senaryosunda faydalıdır. Bu sorunu çözmek için intracranial EEG nöral aktivite görüntüleme tekniği gibi farklı deneysel yaklaşımların ve daha ileri veri işleme yöntemleri kullanılmalıdır. EEG BBA, ileri düzeyde kontrol sağlarsa medikal protez, sivil makineleşme, askeri araç kontrol veya operator yardımı gibi uygulamalarda önemli bir potansiyele sahip olacaktır.

Türkiye’de BBA alanında gerek teorik gerek uygulama çalışmaları ile ilgili yapılan araştırmalar oldukça yetersizdir. Bu çalışma, BBA çalışmalarını ve tarihçesini kapsamlı bir şekilde açıklayan bir ulusal yardımcı bir kaynak olarak değerlendirilebilir. BBA alanında hem donanım hem de yazılımların geliştirilmesi için Türkçe kaynak olarak faydalı olabilir. Türkiye’de BCI alanında ve nöroprotezlerle ilgili araştırma ve projelere yol gösterebilir. Bu tür projeler ile kaybedilen fonksiyonların geri kazanımı için motor ve iletişim yetersizliği olan insanlara yardımcı olunabilir, sivil ve askeri yeni uygulamalar için yol gösterici olabilir.

2. BEYİN-BİLGİSAYAR ARAYÜZLERİ (BBA)

BBA araştırmaları, fonksiyonel olmayan bir duygusal organ yerine beyine duylara ait bilgi gönderebilen cihazlar (bunlardan en bilinen ve başarılı olan örnek, kulak salyangozu implantıdır) ve beyindeki nöral aktiviteye dayanan iletişim veya harici cihazların kontrolünü sağlayabilen cihazları geliştirmek üzerine yoğunlaşmıştır. İlk BBA çalışmaları, geçmiş elli yıldan fazla olan insan-bilgisayar iletişimi için doğrudan nöral aktivite kullanılabilirliğinin gösterildiği çalışmalardır. Fetz ve arkadaşları tarafından yapılan ilk araştırmalar, bireyler tarafından beyindeki belirli nöron aktivitesinin kontrol edilebileceğini göstermiştir (Fetz 1969, 1971, 1972, 1973; Schmidt ve ark. 1978; Schmidt 1980). BBA alanında araştırmaların dönüm noktası olan çalışma ise beyin içinde mikroelettrot dizi yerleştirilmesiyle görüntülenen motor korteksindeki nöral popülasyonların aktivitesini kullanarak maymunların robotik kolu kontrol edebileceğinin gösterildiği Donoghue, Schwartz ve Nicolelis Laboratuvarlarında yapılan çalışmalardır (Wolpaw ve McFarland, 2004; Santhanam, 2006; Carmena ve ark., 2003; Musallam ve ark., 2004; Lebedev ve ark., 2005; Santucci ve ark., 2005; Jeuneta ve ark., 2019; Wessberg ve ark., 2000). İklere imza atılan bu çalışmalarda, maymunun sensormotor korteksinde 16-64 mikroelettrot dizisi kullanarak bir sanal robot kolu “erişme ve tutma” denemeleri gerçekleştirilmiştir (Carmena ve ark., 2003). Maymunlar, bir meyve suyu ödülü ile teşvik edilerek ve görsel geri besleme kullanarak sanal elin kontrolü sağlanmıştır. Nöral aktivite ile harici cihazın kontrolünün sağlanabileceğinin yanında BBA işlemi esnasında fonksiyonel kortikal organizasyonunun değiştiği keşfedilmiştir. Daha sonraki (Lebedev ve ark., 2005) bir çalışmada, maymunun motor korteksindeki nöronların aktivitesinin görüntülenmesinde kullanan ve uzuvların hareketi olmadan harici cihazın hareketlerinin kontrol edilebileceği gösterilmiştir. Kortekste temel sinirsel simgelerin BBA öğrenmesine cevaben hızlı değiştiği de ortaya çıkartılmıştır. (Velliste ve ark., 2008) çalışmasında, BBA sistemi ile bir maymun, robotik kolu kontrol ederek kendi kendini

besleyebilmiştir. Bu deneyde maymun, motor korteksindeki nöral aktiviteyi kullanarak gerçek manipulatörün üç boyutlu hareketini kontrol etmiştir. Robotik kolu ve gerçek nesnel arasındaki fiziksel etkileşimler nedeniyle verilen yeni görevin daha önceki sanal deneyler ile karşılaştırıldığında zorluklar yaşanmıştır. Bu çalışmada, nöral aktivite analizi yapılarak gerçek zamanlı kayıtlı nöral populasyonun atış hızı vektörü ağırlıklandırılıp bireysel nöronların tercih edilen yönleri ile çarpılıp toplanmış ve bu şekilde manipulatörün hızı belirlenmiştir. Pittsburgh Üniversitesindeki araştırmacılar, beyin-içi mikroelektrot dizisi kullanarak benzer şekilde tetraplejik bir felçli insanın robot kolu kullanarak kendi kendini besleyebildiğini göstermiştir (Collinger ve ark., 2012). Böyle invaziv (iç) teknik ile beraber son yıllarda non-invaziv (dış) nöral aktivite görüntüleme tekniklerine, özellikle elektroensefalografi, elektromyografi ve fonksiyonel manyetik rezonans görüntülemeye dayanan BBA yöntemlerinde önemli ilerlemeler sağlanmıştır. İnvaziv teknikler için en büyük zorluk, mikroelektrot dizilerinin beyinde yerleştirilmesi için cerrahi müdahale gerekliliğidir. Ayrıca, mikroelektrotlar etrafındaki dokularda BBA sinyalinin bozabildiği çizikler görülmüştür. BBA alanındaki bu sorunlar nedeniyle çalışmalar, non-invaziv tekniklerin kullanabileceği araştırmalar üzerine yoğunlaşmıştır.

2.1. Elektromyografi (EMG)

Noninvaziv teknikler arasında, elektromyografi (EMG) iskelet kaslarına ulaşan çevresel sinirlerden elektriksel sinyal kaydetme yöntemi, en kolay nöral aktivite görüntüleme yöntemidir. EMG, direkt olarak motor nöronlarının aktivitesine dayalı olması sebebiyle yüksek sinyal çözünürlüğü ve özgünlük sağlar. Örneğin EMG, bir elektromekanik kol kontrolü için kol ve avuç içi hareketlerini kontrol eden sinirlerdeki sinyalleri bu şekilde doğrudan kullanabilir. Ayrıca EMG, nöral aktiviteyi çevresel sinirlerden tenin yüzeyinden de kayıt edebilir (surface EMG veya sEMG). EMG sensorleri çoğu temel EEG sistemlerinden çok daha ucuzdur. Bu avantajlar pratik nöroprotezler için sEMG kullanımında önemli ilerlemelere yol açmıştır. Fiziksel hareket veya gerçek konuşmaya ihtiyaç olmaksızın alt vokal ile gırtlak kası kontrol edilerek konuşmanın bozulmasıyla iletişim sağlayan "The Audeo" diye adlandırılan ticari bir ürün piyasaya çıkmıştır. En son akademik çalışmalar, bileğin (Jiang ve ark., 2011) ve dirseğin (Giuffrida, 2004; Giuffrida ve Crago, 2004, 2005; Lu ve ark., 2019) kinematik kontrolünün yani sıra sEMG (Matrone ve ark., 2012; Tenore ve ark., 2009; Nougaraou ve ark., 2019) ile parmak hareketlerinin kontrolü için metod araştırıp pratik bir robotik el protezinin yapımı için yol göstermiştir. (Liua ve ark., 2019) de ise sEMG ile pnömomatik kasları hareket ettiren dışardan giyilebilir bir iskeletten oluşan insan-robotun kontrolü için bir çalışma yapılmıştır. EMG BBA'lar, motor nöronlarının çevresel aktivitesine bağlı olduğu için tam anlamıyla doğrudan BBA değildir. EMG BBA, motor aktivitesinin bir türünü kullanarak "saf" zihinsel süreçler tarafından kontrolü sağlayamaz.

2.2. Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI)

Fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI), beyinin farklı alanlarında kan akımı değişikliklerine dayanan beyindeki nöral aktiviteyi üç boyutlu görüntüleme tekniğidir. Aktif beyin alanlarında yüksek seviyede aktivite sağlayacak enerji miktarı artışına karşın oksijen tüketimi ve dolayısıyla kan akışının arttığı görülmüştür (hemodinamik cevap). Böylece manyetik rezonans kullanarak gözlenen hemodinamik cevap, farklı zihinsel prosesler esnasında beyinin uzay-zamansal aktivasyon görüntüsünü sağlar. fMRI'nin başlıca avantajı nispeten iyi uzay çözünürlüğüdür (1mm) buna karşın zaman çözünürlüğü kötüdür (hemodinamik cevap hızı yaklaşık olarak 1-10 saniye) ve fMRI

makinelerinin yüksek boyutlu olması ve maliyeti gibi önemli dezavantajları vardır. Son onbeş yılda fMRI BBA araştırmalarında önemli ilerlemeler olmuştur. 2007’de Pittsburg beyin aktivite yorumlama yarışında, sanal gerçeklik çevrelerinde oyun oynayan deneklerin durumunu takip etmek için fMRI-BBA larının üzerine yapılmış araştırmalar sunulmuştur. Yarışta, amacı yüksek doğrulukla sağlayan bir kaç fMRI-BBA yöntemi ortaya konmuştur (<http://pbc.lrdc.pitt.edu/>). fMRI sinyalini kullanarak denek tarafından izlenen görsel görüntüleri belirleyebilen yöntemler de sunulmuştur [Miyawaki ve ark., 2008; Nishimoto ve ark., 2011]. Epilepsi hastalarında uykusuzluk durumları EEG ve fMRI birlikte kullanılarak takip edilmiştir (Cartella ve ark., 2019).

2.3. Elektroensefalografi Beyin-Bilgisayar Arayüzleri (EEG BBA)

Noninvaziv tekniklerinin arasında BBA’da en fazla elektroensefalografi (EEG) görüntüleme tekniği kullanılır. EEG görüntüleme tekniği, beyindeki nöronların elektriksel aktivitesi tarafından üretilen elektrik potansiyel değişikliklerini kafatası yüzeyinden kayıt eder. EEG’de saptanan elektrik sinyali, kafatası kemiklerinden dokulara oradan elektrotlara geçer. Bu nedenle EEG görüntülerinin uzay çözünürlüğünün kötü olduğu bilinmektedir. Diğer taraftan, EEG’nin zaman çözünürlüğü çok yüksektir (birkaç milisaniye). EEG’nin diğer avantajları, teknolojinin oturmuş olması, taşınabilirliği ve düşük maliyetidir. EEG ile ilgili diğer bir teknik, kalp-içi EEG veya elektrokortikografi (IEEG veya ECOG) dir. IEEG, nöral doku içerisine nakil olmaksızın, kafatası altında ama beyin yüzeyine yerleştirilen bir mikroelektrot dizisi kullanan nöral aktivite görüntüleme tekniğidir. IEEG daha iyi uzay çözümü veren bir görüntüleme opsiyonudur (Yanagisawa ve ark., 2011; Pei, 2011; Schalk ve ark., 2008). Ancak, IEEG’in en büyük dezavantajlarından biri mikroelektrotların yerleştirilmesi için cerrahi müdahalenin gerekli olmasıdır.

EEG BBA gelişmesi, EEG’deki P300 diye adlandırılan olay-ilişki-potansiyelinin (event-related potential, ERP) 1960 yıllarda keşfi ile başlamıştır (Chapman ve Bragdon, 1964; Sutton ve ark., 1965, 1967; Sur ve Sinha, 2009). P300, deneğin bir uyarıcıya dikkatini verdiği andaki parietal lob elektrotlarında görünen stereotipik bir EEG sinyal desenidir. P300, deneğin uyarıcıya dikkatini vermesinden sonra tipik olarak 300-500 ms içinde EEG sinyalindeki pozitif sapmadır. Bu EEG fenomenini kullanarak en temel BBA cihazı, 1980 yıllarda ortaya çıkartılmıştır. P300-dekoder, P300 “evet-hayır” sinyali olarak kullanarak “locked-in” sendromu gibi ciddi felçli kişilere iletişim fırsatını sağlamıştır. P300-dekoder, bireye alfabe harflerini ardaşık gösterip dikkati verilen harfleri belirlemiş ve bu şekilde felçli birey tarafından imgelenen kelimeler ve cümleler ortaya çıkartılabilmektedir (Farwell ve Donchin, 1988; Donchin, Spencer, Wijesinghe, 2000; Piccione ve ark., 2006). Gelişmiş güçlü bilgisayarlar ve yeni makine öğrenme yaklaşımları geliştirilmesi sayesinde EEG BBA alanında son 10-15 yılda hızlı gelişmeler yaşanmıştır. Bu çalışmalardan en önemlilerinden biri, McFarland ve arkadaşları tarafından gösterilen motor eylem düşünmelerine bağlı olarak deneğin EEG ritimlerindeki değişikliklerine dayanan bir BBA metodudur (Wolpaw ve McFarland, 2004). Bu çalışma, EEG sinyali kullanarak ve deneğin sağ ve sol el hareketi düşünmelerine bağlı olan bilgisayar ekranı üzerindeki kursörün iki boyutlu hareket kontrolünü göstermiştir. Bu çalışmada, sağ ve sol sensorimotor alanları üzerine yerleştirilen EEG elektrotlarındaki sinyalin özellikle standart 10/20 sisteminin C3 ve C4 elektrotlarındaki sinyalin μ (8-12Hz) ve β (13-30 Hz) ensefalografik ritimlerin genliği kullanılmıştır. Bu şekilde elde edilen EEG sinyali için sağ ve sol elektrotlar arasında yukarıdaki frekans aralıklarında EEG’nin spektral güç farkı ölçülmüştür. Bu ölçüm, kursörün iki boyutlu hareketini lineer model kullanarak lineer şekilde vermiştir yani μ ve β frekans bantlarında sağ ve sol sensorimotor alanındaki EEG spektral gücü farkına göre kursörü sola sağa ve yukarıya aşağıya hareket ettirebilmiştir. Bu şekilde, denekler sağ ve sol el hareketini düşünerek kursörün pozisyonunu kontrol edebilmiştir. Böyle BBA’ler, Sensorimotor Ritim Modülasyon [SMR] olarak nitelendirilir. Bu tip BBA da denek beyindeki sensorimotor EEG ritimlerinin modülasyon edilmesi sayesinde harici cihazlara bilgi iletebilmektedir. Bu çalışmada, SMR EEG BBA performansının (Carmena ve ark., 2003; Musallam ve ark., 2004; Jeuneta ve ark., 2019)’deki invazif BBA’lerin performansı ile karşılaştırılabileceğini gösterilmiştir. Müteakip çalışmalarda, McFarland ve arkadaşları EEG ritmi kullanan daha verimli iletişim protokolleri ve üç boyutlu

hareket kontrolü gösterilmiştir (Piccione ve ark., 2006; McFarland ve ark., 2008; McFarland ve Wolpaw, 2008a, 2008b; Friedrich ve ark. 2009; McFarland, Sarnacki, Wolpaw, 2010). Deneklerin ilk başta motor eylemler düşünerek kursorün hareketlerini kontrol ettiği daha sonra deneklerin EEG ritimlerini doğrudan ayarlamayı öğrenebildiği ortaya çıkmıştır. Bu çalışmalara göre bireyler, beyin ritimlerinin kontrolü öğrenip, herhangi bir BBA cihazının kullanımı doğrudan öğrenebilir (McFarland ve ark., 2008; McFarland ve Wolpaw, 2008b; McFarland, Sarnacki, Wolpaw, 2010; McFarland ve Wolpaw, 2010).

Sonraki çalışmalarda (Bradberry, Gentili, Vidal, 2010, 2011), bilgisayar kursor hareketleri için kişinin EEG ritimleri ile ilgili olarak benzer bir yaklaşım kullanılmış fakat (Wolpaw ve McFarland, 2004)'deki eğitilmiş EEG tasarımına karşın doğal EEG tasarımına bağlı olarak BBA sistemine ulaşmak amaçlanmıştır. Bu çalışmada, 34 kanallı bir EEG kullanılmış ve kursor hareketleri EEG sinyallerindeki değişime lineer model yoluyla bağlanmıştır. (Wolpaw ve McFarland, 2004)'deki uzun eğitim süreci yerine kısa kalibrasyon oturumu kullandıktan sonra EEG BBA, hedef ve tahmin edilmiş kursorün yörüngeleri arasında 0.5-0.7 aralığında olan korelasyon sağlanabilmiş ve %50-80 doğrulukla hareketler tahmin edilmiştir. Aynı çalışma, EEG sinyalinde kursor hareketlerini kodlamasında yer alan bölgelerin precentral gyrus, postcentral gyrus, lateral premotor cortex, superior temporal sulcus ve dorsal ve ventral kısımları olduğu belirlenmiştir.

Yukarıdaki çalışmalarda kursor hareketini ayarlamak için EEG sinyali ve kursor hareketini sağlayan sürekli bir model kullanıldığında diğer birçok EEG BBA çalışmalarında kursor ya da robot hareketini ayarlamak için birkaç ayrı zihinsel durum kullanıldığı görülmüştür. Bu EEG BBA çalışmalarında, EEG sinyalindeki değişim kursor hareketini sürekli şekilde etkilediğinde ikinci tip EEG BBA çalışmalarında denek tarafından uygulanmış motor eylem düşünceleri, kursorün ayrı "sağ/sol dön" ve "ileri/geri hareket et" emirleri kullanılmıştır. Bunlar için genellikle sağ el, sol el ve ayak hareketi düşünceleri kullanılmış ve ham verilerden var olan zihinsel hali belirlemek için bir makine öğrenme sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Birinci tip EEG BBA ler, EEG sinyal ve kursor hareketine bağlayan regresyon modeli kullanan BBA'ler, ikinci tip ise EEG BBA sınıflandırma modeli kullanan BBA'lerdir.

Özellikle, Berlin beyin-bilgisayar arayüzü projesinde (BBBA) büyük bir ekip "modern makine öğrenme metodlarının uygulamaları ve beyinin nasıl anladığını geliştiren yeni sensor teknolojisi" geliştirerek EEG BBA üzerine çalışmaktadır. BBBA projesinin amaçlarından biri bireyin öğretimini gerektirmeyen "doğal" nöral EEG sinyali kullanan BBA yaklaşımı geliştirmektir (Blankertz ve ark., 2006, 2007a, 2007b, 2008; Krauledat ve ark., 2008). Bu projede, 128 elektrot yoğun EEG ve makine öğrenmesinin Linear (Fisher) Discriminant Analysis (LDA) yöntemine bağlı veri işleme yaklaşımı kullanılmış ve zihinsel durumlar olarak bireylerin sağ/sol el ve ayak hareket düşünceleri kullanılmıştır. Bireyin uzun öğretimi yerine daha kısa bir kalibrasyonu için pratik bir oturum kullanılmıştır. Bu durumda bahsi geçen üç durum, %80-90 doğrulukla belirlenebilmiştir. BBBA projesi tarafından dört EEG BBA yarışı (BCI Competition I-IV) düzenlenmiştir ve onların sonuçları internette açıklanmıştır.

Diğer BBA grupları tarafından farklı veri analiz ve deneysel modeller incelenmiştir. Linear discriminants (LDA and QDA) ve support vector machines (SVM) dan kompleks nöral ağlara kadar bir çok farklı makine öğrenme teknikleri uygulanmıştır (Lotte ve ark., 2007; Belwafi ve ark., 2019; Tarana ve ark., 2018; Zhua ve ark., 2019; Kaura, Singha, Royb, 2018). Bunlar genellikle EEG BBA uygulamalarında %80-90 doğruluk göstermiştir. EEG BBA'de kullanılan zihinsel durumlarını EEG sinyalinden belirlemek için yapay sinir ağları ve "fuzzy hybrid" sinir ağları kullanılmıştır. Zihinsel eylemler olarak sağ/sol el parmakları ve ayak hareketi, 3D geometrik şekil sanal dönüşü ve matematiksel hesaplama kullanmıştır (Jia ve ark., 2004; Gupta ve ark., 2008; Barbosa ve ark., 2009; Palaniappan ve Raveendran, 2001). Bu zihinsel durumlar, %70-90 doğrulukla belirlenmiştir.

EEG BBA araştırmalarındaki bir diğer önemli konu, EEG BBA veri işleme için kullanılacak EEG elektrotlarının ve frekanslarının seçilmesidir. (Benevides, Filho ve Sarcinelli-Filho, 2012; Benevides, Bastos, Sarcinelli-Filho, 2011a; Benevides, Bastos, Sarcinelli-Filho, 2011b; Hwang, Kwon ve Im, 2009; Iversen ve ark., 2008; QiBin, LiQing, Cichocki, 2009; Wu ve ark., 2009; Chae, Jo ve Jeong,

2011, 2012)'de, EEG BBA'nde kullanılacak elektrotlarının otomatik seçilmesi için bir yöntem önerilmiştir. Pasif ve aktif zihinsel durumlar için farklı elektrotlar ve frekanslardaki EEG sinyal değerlerinin dağılımı bulunmuştur. Bu şekilde farklı elektrotlardaki pasif ve aktif EEG sinyal dağılımları arasında Kullback-Leibler uzaklığı hesaplanmıştır. Bu ölçüm kullanarak EEG BBA için en verimli EEG elektrotları seçilmiştir. LDA sınıflandırma yöntemi kullanarak üç motor hareket düşüncesi (sağ/sol el ve ayak hareketi) %94 ve dört motor hareket düşüncesi (sağ/sol el, ayak, ve dil hareketi) %70 doğrulukla belirlenmiştir.

Araştırmalarda ortaya çıkan diğer önemli bir EEG BBA konusu, EEG BBA öğretim süresinde geribildirim (feedback) kullanılmasıdır. (Hwang, Kwon ve Im, 2009)'da araştırmacılar, EEG BBA sistemi öğretilmesinde görsel geribildirim kullanımını tartışmıştır. Deneylerde, 10 denekten yarısına beyin aktivitesi haritasını gösteren 30 dakikalık eğitim oturumu verilmiştir. Kalan beş deneğe görsel geribildirim verilmemiştir. Eğitilmiş tüm deneklerin doğru görüntülenmiş hareketleri kullanmada başarılı olduğu rapor edilmiştir. İki grupta sırasıyla BBA kullanarak öğretim öncesinde %60 ve %65, öğretim sonrasında %70 ve %65 doğruluk kaydedilmiştir. Bu sonuçlara göre, BBA öğretiminde geribildirim önemli olduğu ortaya çıkmıştır. Benzer şekilde, (Iversen ve ark., 2008)'de Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) sinir bozukluğu hastalığı olan iki hasta için bilgisayar kursoru taşıyan EEG BBA'yı öğretirken hastalara görsel geribildirim verilmiştir. Denekler, deney sırasında %85 ve %83 doğruluğa ulaşmıştır.

Son onbeş yılda EEG BBA çalışmaları, uzaktan robot kontrolü, tekerlekli sandalye kontrolü ve bilgisayar kullanımı gibi pratik durumlarda EEG BBA'nın uygulamaları üzerine yoğunlaşmıştır.

(QiBin., LiQing, Cichocki, 2009)'da motor korteks üzerinden 5 EEG elektrot kullanan araba kontrolü için EEG BBA sistemi gösterilmiştir. Denekler, sanal arabayı sağ veya sol el hareketi ve ayak hareketi düşünerek kontrol etmişlerdir. Bir "kümülatif artan kontrol" stratejisi kullanılmış, yani durum kademeli olarak güncellenmiş, düşünülen sağ el hareketi kademeli direksiyonu hareket ettirmiş ve bununla beraber düşünülen sol el hareketi kademeli sola hareket ettirmiştir. BBA tarafından belirlenmiş geçerli zihinsel durumu kullanıcıya sürekli olarak geribildirim olarak gösterilmiştir. Birkaç eğitim oturumundan sonra %75 üzerinde bir performansa ulaşabildiği sonucuna varılmıştır. 0.5 saniye bir aralıkla elde edilen en iyi performans, %70 doğruluk ve daha dar aralıklarla elde edilen performans daha düşük olmuştur. (Barbosa ve ark., 2009) çalışmasında, sensorimotor ritimlerinin modülasyonu (SMR) EEG BBA kullanarak uzaktan hareket edilen oyuncak bir robotun kontrolü için bir yöntem gösterilmiştir. (Chae, Jo ve Jeong, 2011, 2012) çalışmalarında, benzer robot kontrolünü sağlamak için EEG BBA veri işlemede kullanılan iki-aşamalı sınıflandırıcı önerilmiştir. Birinci sınıflandırıcı, sadece pasif ve aktif EEG halleri arasında ayırt etmiş ve ikinci sınıflandırıcı sağ/sol el ve ayak motor düşünceleri gibi birkaç aktif eylemi ayırt etmiştir. İki sınıflandırmada makine öğrenmesi LDA yöntemi kullanılmıştır.

BBA alanındaki farklı bir araştırma konusu son yıllardaki (Bell ve ark., 2008; Perrin ve ark., 2010) çalışmalarında incelenmiştir. Bu çalışmalarda, EEG BBA'de var olan bilgi aktarım hızıyla (Information Transfer Rate, ITR) uygulanabilecek robot kontrol arayüzleri incelenmiştir. Kontrol arayüzlerinin sadece en önemli ve yüksek seviyeli emirleri incelenmiştir. Örneğin, kontrol arayüzü sadece robot kolu tarafından alınacak hedef nesnesi seçmek için ya da bir navigasyon eylemi gerçekleştiren robota sadece "yanlış yönde hareket edildi" diye emir göndermek için kullanılmıştır. Bu yüksek seviye emirler dışında, hem erişim hem de navigasyon eyleminde robotun otonom olarak davranması gerektiği belirtilmiştir.

Diğer son yıllardaki çalışmalarda kısmen veya tamamen felçli kişilerin kullanabileceği yardımcı aletler için EEG BBA'ler sunulmuştur. (Blasco ve ark., 2012; Zhang ve ark., 2019)'de internet web tarayıcı, robotik kol ve heceleme tip iletişim cihazı kullanmak için özürülere imkan sağlayan steady state visual evoked potentials (SSVEP) ERP'ine bağlı bir EEG BBA sunulmuştur. SSVEP, 3.5-70 Hz arasında sabit

frekansta ani görsel uyarıcıya karşılık kişinin görsel korteksinde geliştirilen bir ERP'dir. Bunlar 30 Hz üzerinde görünmez frekansları da içermektedir. (Blasco ve ark., 2012)'de farklı frekanslarda birkaç parlak ani uyarıcı kullanılmış ve bireye gösterilmiştir. BBA, EEG verileri kullanarak uyarılan SSVEP'nin frekansını belirleyerek kişinin uyarıcıya dikkatini vermesi ve ilgili eylemin başlatılması sağlanmıştır. (Cincotti ve ark., 2008)'de felçli bireyler için joyistik, mouse ve göz takip sistemi birleştiren komple bir yardımcı sistem ile EEG BBA iletişim ve robotik kol kontrolü opsiyonları tasarlanmıştır. SMR EEG BBA, bu taslağı gerçekleştirmek için sağ/sol el ve ayak motor görüntülemeyi belirlemek için kullanılmıştır. (Mayaud ve ark., 2013)'da da felçli bireyler için virtual bilgisayar klavye ile internete göz atmak veya mailleri kontrol etmek gibi temel bilgisayar görevini yapmak için P300 e dayalı benzer EEG BBA sistemi geliştirilmiştir.

Son yıllarda birçok çalışma, tekerlekli robot sandalyeyi kontrol eden EEG BBA'ların gelişimi üzerine yoğunlaşmıştır. (Galán ve ark., 2008)'de tekerlekli robot sandalyesinin kontrolü için bir EEG BBA önerilmiştir. Bu BBA da, SMR modülasyonu kullanarak motor eylem düşünceleri ve kelime-oyun zihinsel aktivitesini belirlemek için 64 kanallı EEG ve veri işleme için makine öğrenmesinin LDA yaklaşımını kullanılmıştır. Tekerlekli robot sandalyenin kontrolünde %60-80 başarı rapor edilmiştir. (Ferreira ve ark., 2010)'de C3/C4 EEG elektrotlarından toplanan SMR EEG sinyali kullanarak %80-90 doğrulukla motor eylem düşüncelerinin belirlenmesi için DVM (Destek Vektör Makine) veri analiz algoritması kullanılmış ve bu EEG BBA sistemi ile tekerlekli robot sandalyenin kontrolü açıklanmıştır. (Hwang, Kwon ve Im, 2009)'de EEG BBA'nda veri işleme algoritmasında kullanılacak EEG elektrotları ve frekanslarının ön-seçimi için Kullback-Leiber uzaklığı ve veri işleme algoritması olarak LDA yöntemi kullanılmıştır. Tekerlekli robot sandalyesi kontrolü bağlamında yaklaşımın %80-90 doğrulukla çalışabileceği belirtilmiştir. (Chae, Jo ve Jeong, 2012)'da, tekerlekli robot sandalyesi için farklı bir BBA sunulmuştur. Bu BBA da, görsel kortekste uyarılan SSVEP'nin frekansını belirleyerek tekerlekli sandalye hareketini başlatılmıştır. Kişi, sağ-sol/yukarı-aşağı şekilde gösterilen dört frekansta parlak ani çubuklardan birinin üzerine odaklandıktan sonra robot sandalyesi ilgili hareketi başlatmıştır. BBA durumlarının en yüksek ITR'sinin birkaçı (80-100 bit/dakika) %85-95'lik doğrulukla belirlenebilmiştir. Benzer SSVEP BBA kontrollü tekerlekli robot sandalye (Müller ve ark., 2010)'de sunulmuştur. (Bastos ve ark., 2011)'deki çalışmada, DVM makine öğrenme yöntemi ve portatif Epoc Emotiv EEG cihazı kullanılarak sağ ve sol el hareket düşüncelerini ayırt eden bir EEG BBA sistemi geliştirilmiştir. BBA sisteminde sağ ve sol el hareket düşünceleri, tek olay bazında DVM yöntemiyle %80-85 doğrulukla, kontrol sinyali üretmek için iki ve daha fazla tekrarlanan düşünce kullanıldığında %90-95 doğrulukla sınıflandırılmıştır. (Erkan ve Akbaba, 2018) de yapılan çalışmada göz kırpma SSVEP BBA kontrolü incelenmiştir. Sistem performansı standart korelasyon analizi (CCA) ve minimum enerji kombinasyonu (MEC) metodu ile analiz edilmiştir. MEC ile en yüksek ITR 133.33 bit/dk olarak belirlenmiştir.

EEG BBA alanında önemli ilerlemeler olmasına rağmen, halen çözümü bekleyen çok ciddi problemler vardır. Özel olarak zihinsel tek durumun belirlenmesi %100'e yakın bir doğrulukla şimdi uygulanabilir olmasına rağmen, 3 veya 4 zihinsel durum üzerine mevcut BBA performansı %80 de kalmakta ve 5 durum ise halen elde edilebilir değildir. Bu konularda literatürde son 5-10 yılda önemli bir ilerleme de olmamıştır. EEG BBA alanında aşağıda verilen birçok çalışmadaki yaklaşımlar bu alandaki sorunların çözümü ile ilgilenmektedir [McFarland ve Wolpaw, 2010; Bradberry, Gentili, Vidal, 2010; Jia ve ark., 2004; Kaya, Cömert ve. Mishchenko, 2017).

2.3.1. Farklı veri işleme yaklaşımları

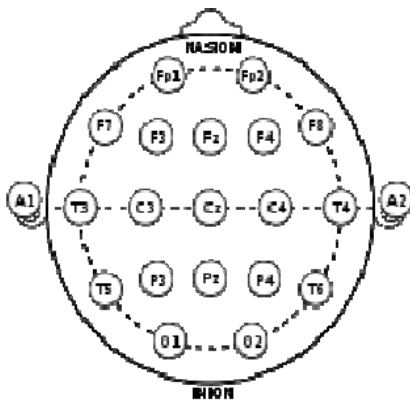
Farklı veri işleme yaklaşımlarından özellikle EEG verilerinin dinamik modellenmesine dayalı olan veri işleme yaklaşımları incelenmiştir. Son EEG BBA çalışmalarının neredeyse tamamı EEG BBA kurulumlarındaki makine öğrenme tekniklerinin uygulaması üzerine yoğunlaşmıştır. EEG BCI çalışmalarının çoğu, LDA, SVM ve sinir ağlar gibi bilinen makine öğrenme algoritmalarının uygulanması üzerine yoğunlaşmıştır. Makine öğrenmesinin EEG BBA’de kullanımında literatüre göre bazı zorluklar aşağıda sıralanmıştır (Jia ve ark., 2004):

- [i] EEG verileri, EEG yoğunluğuna ve kullanılan özellik ön-seçme yöntemine bağlı olarak her veri noktası başına yüzlerce ve binlerce özelliğe bağlı olup, yüksek boyutludur.
- [ii] EEG sinyali, zamana bağlı ve durağan olmayan sinyallerdir; bu sinyal değişkenliği, BBA makine öğrenmesi uygulamalarında gürültü olarak dikkate alınır. Bu şekilde kötü sinyale sebep olan gürültü oranını (signal-to-noise ratio, S/N) yaratır.
- [iii] BBA uygulamalarda mevcut eğitim verilerinin boyutu küçüktür. Deneklerin eğitim BBA ları, harcanan zamanla sınırlıdır. Bu durum, EEG BBA uygulamalarında öğrenme algoritmalarının kullanımını ve eğitimini zorlaştırır.

Sadece ERP EEG sinyalini modellemek için pasif (background) EEG sinyalinde değişimlerin önemli kısmını açıklayabilen EEG sinyalinin dinamik modeli geliştirilirse bu bağlamda ilerlemelere ümit olabilir. Bu model, EEG sinyalinden “background” değişimini daha iyi ortaya koyabilir. Böylece EEG sinyalin gürültüsü azalacak ve S/N iyileşecektir. Aynı zamanda, makine öğrenmesine daha basit dinamik sinyal modelini sunan az eğitim verisinin yararlılığı da arttırabilecektir. EEG BBA veri analizi, dinamik modellerin yüksek potansiyel etkisine rağmen (Jia ve ark., 2004) bugüne kadar bu yaklaşımları çok az çalışma araştırmıştır (Scherberger, 2009; Wu ve ark., 2011; Makeig ve Onton, 2009).

2.3.2. Farklı Elektrod Düzenleme Stratejileri

Geçmişte yapılan tüm EEG BBA çalışmalarında 10/20, 10/10, veya 10/5 standart elektrot düzenleme sistemleri kullanılmıştır. Bu sistemlerde elektrotlar kafatası derisi etrafında uniform olarak yerleştirilir [85]. Bu durum BBA uygulamaları için optimal olmayabilir.



Şekil 2. Uluslararası 10/20 EEG yerleşim sistemi

Birçok EEG BBA çalışmasında beyinin her yarıküresindeki motor korteksteki C3 ve C4 başına tek elektrot üzerinde güvenilir veriler elde edilmiştir. Özellikle hazırlık potansiyeline (Sur ve Sinha, 2009) dayalı olan sağ ve sol el hareketlerinin ayrımı için yeterli olduğu kanıtlanmasına rağmen ayak veya dil

hareketleri gibi ek hareketlerin belirlenmesinde önemli zorluklar ortaya çıkabilmektedir. Vücudun farklı bölgelerinin hareketinden sorumlu olan korteks alanları motor kortekste ayrılmış olduğu bilinmesine rağmen (cortical homunkulus) yukarıdaki durumda bu alanların çoğundan gelen sinyaller tekli C3 ve C4 elektrodu üzerine düşer ve bu sinyallerin ayrımı zorlaşır. 10/20 sisteminde olmayan C3/C4 noktaları etrafında yoğunlaşan elektrotların yerleşimleri farklı motor görevlerinin belirlenmesi için motor kortekste daha iyi uzaysal çözüm sunabilir.

2.3.3. Farklı Zihinsel Eylem Kullanımı

SMR BBA ilk çalışmalarının başarısından sonra (Wolpaw ve McFarland, 2004), pratik olarak sonraki bütün çalışmalar sağ/sol el ve ayak hareketleri gibi motor düşünme işinin kullanımı üzerine yoğunlaşmıştır. Motor ve premotor korteksteki elektrotlardan sinyaller kaydedilmiştir. Bu çalışmalar başarılı olmuş, daha iyi sonuçlar da elde edilebileceği görülmüştür. Görsel geometrik şekil döndürme, işitsel imgeler, kursor hareket imgeleri, matematiksel ve kelime oyunları içeren EEG BBA için farklı zihinsel görevler üzerine yapılmış bazı çalışmalarda iyi sonuçlar elde edilmiştir (Wolpaw ve McFarland, 2004; Bradberry, Gentili, Vidal, 2010; Blankertz ve ark., 2007; Jurcak, Tsuzuki ve Dan, 2007; Sakkaff ve Nanayakkara, 2010; Curran ve ark., 2004). Bu sinyaller motor olmayan kortikal alanlardan toplandığı için (örneğin ön frontal veya işitsel korteksten) kullanılan farklı taslaklar, gelecek EEG BBA'ların verimini arttıracaktır.

2.3.4. Farklı arayüzeyler

Son EEG BBA çalışmalarının birçoğu sınıflandırma modeli üzerine yoğunlaşmıştır. Bu BBA'lerde amaç, sağ veya sol elin hareketi gibi belirgin zihinsel durumu belirlemek ve buna göre tek bir eylem gerçekleştirmektir. Dolayısıyla, kişi BBA'le iletişim kurarak belirli zamanda zihinsel bir durum iletebilir. Böyle paradigmalarda iletişiminde oldukça düşük ITR sağlar, yani eğer bir kişi 1-2 saniyede bir zihinsel görevi yapabilirse elde edilecek maksimal ITR sadece 30-40 bit/dk veya bir dakikada 4-5 harf olacaktır. Bu durumda iki farklı yaklaşımın kullanımı yararlı olabilir. Birkaç çalışmada, EEG BBA'nın regresyon modeli bağlamında EEG sinyalinin devamlı olarak bir işleticinin hareketine bağlı olmasının faydalı olduğu görülmüştür (Wolpaw ve McFarland, 2004; McFarland ve ark., 2008; Bradberry, Gentili, Vidal, 2011; Blankertz ve ark., 2007). Sadece birkaç çalışma da yüksek seviyedeki emirler için kullanan ve aksi halde otonom davranabilen EEG BBA robot kontrol modeli araştırılmıştır (Bell ve ark., 2008; Perrin ve ark., 2010).

SONUÇLAR

BBA alanında son yıllarda önemli gelişmeler olmuştur. BBA sistemleri, medikal protez, nöroprotez, sivil makineleşme, insansı robot, askeri araç kontrolü veya operator yardımı gibi uygulama alanlarında önemli bir potansiyele sahiptir. Ayrıca BBA sistemleri, araç kontrol ve kontrol yardımı için kullanılabilir, ayrıca gelişmiş yürüme robot protezleri veya tekerlekli robot sandalyeleri için yüksek düzey BCI kontrol sistemleri ve iskeletdışı cihazların tasarımına yardımcı olacaktır.

KAYNAKLAR

- Barbosa, A. O. G., Diaz, D. R. A., Vellasco, M. M. B. R., Meggiolaro, M. A., Tanscheit, R. (2009). Mental Tasks Classification for a Noninvasive BBA Application, *Lecture Notes in Computer Science* 5769, 495–504.
- Bastos, T. F., Muller, S. M. T., Benevides, A. B., Sarcinelli-Filho, M. (2011). in *Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, 4753–4756
- Bell, C. J., Shenoy, P., Chalodhorn, R., Rao, R. P. N. (2008). Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans., *Journal of neural engineering* 5, 214–20
- Belwafi, K., Gannouni, S., Aboalsamh, H., Mathkour, H., Belghith, A. (2019). A dynamic and self-adaptive classification algorithm for motor imagery EEG signals, *Journal of Neuroscience Methods*, 327
- Benevides, A. B., Bastos, T. F., Sarcinelli-Filho, M. (2011). *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, IEEE, 2249–2254
- Benevides, A. B., Bastos, T. F., Sarcinelli-Filho, M. (2011). *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, IEEE, 81–84
- Benevides, A. B., Filho, T. F., Sarcinelli-Filho, B. M. (2012). Pseudo-Online Classification of Mental Tasks Using Kullback- Leibler Symmetric Divergence, *Journal of Medical and Biological Engineering* 32, 411–416
- Blankertz B. *et al.*, (2006). The Berlin Brain-Computer Interface: EEG-based communication without subject training, *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 14, 147–152
- Blankertz B. *et al.*, (2008). The Berlin Brain-Computer Interface: Accurate Performance From First-Session Naive Subjects, *IEEE Trans. on Biomedical Engineering* 55, 2452–2462,
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K., Curio, G., (2007). The non-invasive Berlin Brain – Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects, *Neuroimage* 37, 539–550
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K.-R., Curio, G. (2007). The Berlin Brain-Computer Interface: Machine learning based detection of user specific brain states, *NeuroImage* 37, 539–550
- Bradberry, T. J., Gentili, R. J., Contreras-Vidal, J. L. (2011). Fast attainment of computer cursor control with noninvasively acquired brain signals., *Journal of neural engineering* 8, 036010.
- Bradberry, T. J., Gentili, R. J., Contreras-Vidal, J. L. (2010). Reconstructing Three-Dimensional Hand Movements from Noninvasive Electroencephalographic Signals, *The Journal of Neuroscience* 30, 3432–3437
- Carmena J. M. *et al.*, (2003). Learning to Control a Brain–Machine Interface for Reaching and Grasping by Primates, *PLoS Biology* 1, e42.
- Cartella, E., Salvo, S. D., Bonanno, L., Muscarà, N., Micchia, K., Pisani, L. R., Corallo, F., Pollicino, P., Bramanti, P., Marino, S. (2019). fMRI and electroencephalographic evaluation of sleep deprivation in epilepsy patients: An observational study, *Journal of Clinical Neuroscience*, 69, 120–123
- Chae, Y., Jeong, J., Jo, S. (2012). Toward Brain-Actuated Humanoid Robots: Asynchronous Direct Control Using an EEG- Based BBA, *IEEE Transactions on Robotics* 28, 1131–1144.
- Chae, Y., Jo, S., Jeong, J. (2011). in *Proceedings of the 5th Int. IEEE EMBS Conf. on Neural Engineering*, 519–524
- Chapman, R. M., Bragdon, H. R. (1964). Evoked responses to numerical and non-numerical visual stimuli while problem solving, *Nature* 203, 1155–7

- Cincotti F. *et al.*, (2008). Non-invasive brain-computer interface system: towards its application as assistive technology., *Brain research bulletin* 75, 796–803.
- Collinger, J. L. *et al.*, (2012). High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia, *The Lancet* 381, 557–564
- Curran E. *et al.*, (2004). Cognitive tasks for driving a brain-computer interfacing system: a pilot study., *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering* 12, 48–54.
- Donchin, E., Spencer, K. M., Wijesinghe, R. (2000). The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain- computer interface, *IEEE TRansactions on Rehabilitation Engineering* 8, 174–9
- Erkan, E., Akbaba, M. (2018). A study on performance increasing in SSVEP based BCI application, *Engineering Science and Technology an International Journal*, 21, 421–427
- Farwell, L. A., Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials., *Electroencephalography and clinical neurophysiology* 70, 510–23
- Ferreira A. *et al.*, (2010). Improvements of a Brain-Computer Interface Applied to a Robotic Wheelchair, *Communications in Computer and Information Science* 52, 64–73,
- Fetz, E. E. (1969). Operant conditioning of cortical unit activity, *Science* 163, 955–8.
- Fetz, E. E., Baker, M. A. (1973). Operantly conditioned patterns on precentral unit activity and correlated responses in adjacent cells and contralateral muscles, *Journal of Neurophysiology* 36, 179–204, 1973.
- Fetz, E. E., Finocchio, D. B. (1971). Finocchio, Operant conditioning of specific patterns of neural and muscular activity, *Science* 174, 431–5.
- Fetz, E. E., Finocchio, D. V. (1972). Operant conditioning of isolated activity in specific muscles and precentral cells, *Brain Research* 40, 19–23
- Friedrich E. V. C. *et al.*, (2009). A scanning protocol for sensorimotor rhythm-based brain computer interface, *Biological Psychology* 80, 169–175
- Galán F. *et al.*, (2008). A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive Brain-computer interfaces for continuous control of robots., *Clinical neurophysiology* 119, 2159–69.
- Giuffrida, J. P. (2004). Case Western Reserve University, PhD thesis.
- Giuffrida, J. P., Crago, P. E. (2004). in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS '04. 26th Annual International Conference of the IEEE*, 4118–21
- Giuffrida, J. P., Crago, P. E. (2005). Functional restoration of elbow extension after spinal-cord injury using a neural network-based synergistic FES controller, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 13, 147–52.
- Gupta, N., Gupta, S., Khare, V., Jain, C. K., Akhter, S. (2008). An Efficient Model to Decipher the Electroencephalogram Signals Using Machine Learning Approach, *IFMBE Proceedings* 21, 782–785.
- Hwang, H., Kwon, K., Im, C. (2009). Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface, *BBA, Journal of Neuroscience Methods* 179, 150–6.
- Iversen, I. H. *et al.*, (2008). A brain-computer interface tool to assess cognitive function in completely paralyzed patients with amyotrophic lateral sclerosis, *Clinical Neurophysiology* 119, 2214–23.
- Jeuneta, C., Glizeb, B., McGonigal, A., Batail, J-M, Micoulaud-Franchig, J-A. Using EEG-based brain computer interface and neurofeedback targeting sensorimotor rhythms to improve motor skills: Theoretical background, applications and prospects, *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, 49, 125-136, 2019
- Jia W. *et al.*, (2004). in *IEMBS '04. 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Societ*, 5–8

- Jiang, N., Vest-Nielsen, J., Muceli, S., Farina, D. (2011). in *Front. Comput. Neurosci. Conference Abstract: BC11: Computational Neuroscience & Neurotechnology Bernstein Conference & Neurex Annual Meeting*, p. doi: 10.3389/conf.fncom.2011.53.00081.
- Jurcak, V., Tsuzuki, D., Dan, I. (2007). 10/20, 10/10, and 10/5 Systems Revisited: Their Validity As Relative Head-Surface- Based Positioning Systems., *NeuroImage* 34, 1600–11.
- Kaura, B., Singha, D., Royb, P. P., EEG Based Emotion Classification Mechanism in BCI, *Procedia Computer Science*, 132, 752–758, 2018
- Kaya, M., Cömert, M., Mischenko, Y. (2017). Beyin bilgisayar arayüzü için dvm makine öğrenme yöntemi kullanılarak eeg verilerinden sağ ve sol el hareket düşüncelerinin tespiti, *TÜBAV*, 10:3, 1-20
- Krauledat, M., Tangermann, M., Blankertz, B., Muller, K. (2008). Towards Zero Training for Brain-Computer Interfacing, *PloS one* 3, e2967.
- Lebedev M. A. *et al.*, (2005). Cortical Ensemble Adaptation to Represent Velocity of an Artificial Actuator Controlled by a Brain-Machine Interface, *Journal of Neuroscience* 25, 4681–93.
- Liua, H., Taa, J., Lyua, P. (in press) Human-Robot Cooperative Control based on sEMG for the Upper Limb Exoskeleton Robot, *Robotics and Autonomous Systems*
- Lotte, F., Congedo, M., Lecuyer, A., Lamarche, F., Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces, *Journal of Neural Engineering* 4, R1–R13
- Lu, L., Wu, Q., Chen, X., Shao, Z., Chen, B., Wu, H. (2019). Development of a sEMG-based torque estimation control strategy for a soft elbow exoskeleton, *Robotics and Autonomous Systems*, 111, 88–98, 2019
- Makeig, S., Onton, J. (2009). in *Oxford Handbook of Event-Related Potential Components*, Oxford, New York, NY.
- Matrone, G. C., Cipriani, C., Carrozza, M. C., Magenes, G. (2012). Real-time myoelectric control of a multi-fingered hand prosthesis using Principal Components Analysis, *Journal of neuroengineering and rehabilitation* 9: 40
- Mayaud, L., Filipe, S., Pétégnief, L., Rochecouste, O., Congedo, M. (2013). Robust Brain-computer Interface for virtual Keyboard ,RoBIK: Project results, *IRBM* 34, 131–138.
- McFarland, D. J., Krusienski, D. J., Sarnacki, W., Wolpaw, J. R. (2008). Emulation of computer mouse control with a noninvasive brain-computer interface., *Journal of neural engineering* 5, 101–110
- McFarland, D. J., Sarnacki, W., Wolpaw, J. R. (2010). Electroencephalographic ,EEG control of three-dimensional movement., *Journal of neural engineering* 7, 036007
- McFarland, D. J., Wolpaw, J. R. (2008). Brain-Computer Interface Operation of Robotic and Prosthetic Devices, *Computer* 41, 52–56
- McFarland, D. J., Wolpaw, J. R. (2008). Sensorimotor rhythm-based brain-computer interface, BBA: model order selection for autoregressive spectral analysis, *Journal of Neural Engineering* 5, 155–162
- McFarland, D. J., Wolpaw, J. R. (2010). Brain-Computer Interfaces for the Operation of Robotic and Prosthetic Devices, *Advances in computers* 79, 169–187
- Miyawaki Y. *et al.*, (2008). Visual Image Reconstruction from Human Brain Activity using a Combination of Multiscale Local Image Decoders, *Neuron* 60, 915–929.
- Müller, S. M. T., Celeste, W. C., Bastos-filho, T. F., Sarcinelli-Filho, M. (2010). Brain-computer Interface Based on Visual Evoked Potentials to Command Autonomous Robotic Wheelchair, *Journal of Medical and Biological Engineering* 30, 407–416
- Musallam, S., Corneil, B. D., Greger, B., Scherberger, H., Andersen, R. A. (2004). Cognitive Control Signals for Neural Prosthetics, *Science* 305, 258–62

- Nishimoto S. *et al.*, (2011). Reconstructing Visual Experiences from Brain Activity Evoked by Natural Movies, *Current Biology* 21, 1641–6
- Nougaroua, F., Campeau-Lecoursb, A., Massicottea, D., Boukadoumc, M., Gosselinb, C., Gosselin, B. (2019). Pattern recognition based on HD-sEMG spatial features extraction for an efficient proportional control of a robotic arm, *Biomedical Signal Processing and Control*, 53, 101550
- Palaniappan, R., Raveendran, P. (2001). Cognitive task prediction using parametric spectral analysis of eeg signals, *Malaysian Journal of Computer Science* 14, 58–67
- Pei, X., Barbour, D. L., Leuthardt, E. C., Schalk, G. (2011). Decoding vowels and consonants in spoken and imagined words using electrocorticographic signals in humans., *Journal of Neural Engineering* 8, 046028
- Perrin, X., Chavarriaga, R., Colas, F., Siegwart, R., Millán, J. D. R. (2010). Brain-coupled interaction for semi-autonomous navigation of an assistive robot, *Robotics and Autonomous Systems* 58, 1246–1255
- Piccione F. *et al.*, (2006). P300-based brain computer interface: reliability and performance in healthy and paralysed participants, *Clinical Neurophysiology* 117, 531–7.
- QiBin, Z., LiQing, Z., Cichocki, A. (2009). EEG-based asynchronous BBA control of a car in 3D virtual reality environments, *Chinese Science Bulletin* 54, 78–87
- Sakkaff, Z., Nanayakkara, A. (2010). in *2010 5th International Conference on Information and Automation for Sustainability*, 70–74
- Santhanam, G., Ryu, S. I., Yu, B. M., Afshar, A., Shenoy, K. V. (2006). A high-performance brain-computer interface., *Nature* 442, 195–8.
- Santucci, D. M., Kralik, J. D., Lebedev, M. A., Nicolelis, M. A. L. (2005). Frontal and parietal cortical ensembles predict single-trial muscle activity during reaching movements in primates, *European Journal of Neuroscience* 22, 1529–40.
- Schalk G. *et al.*, (2008). Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans, *Journal of Neural Engineering* 5, 75–84.
- Scherberger, H. (2009). Neural control of motor prostheses., *Current Opinion in Neurobiology* 19, 629–33, 2009.
- Schmidt, E. M. (1980). Single neuron recording from motor cortex as a possible source of signals for control of external devices, *Annals of Biomedical Engineering* 8, 339–49
- Schmidt, E. M., McIntosh, J. S., Durelli, L., Bak, M. J. (1978). Fine control of operantly conditioned firing patterns of cortical neurons, *Experimental Neurology* 61, 349–69
- Shenoy, P., Rao, R. P. N. (2004). in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1265–1272
- Sirvent Blasco, J. L., Iáñez, E., Úbeda, A., Azorín, J. M. (2012). Visual evoked potential-based brain-machine interface applications to assist disabled people, *Expert Systems with Applications* 39, 7908–7918
- Sur, S., Sinha, V. K. (2009). Event-related potential: an overview, *Industrial Psychiatry Journal* 18, 70–73.
- Sutton, S., Braren, M., Zubin, J., John, E. R. (1965). Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty, *Science* 150, 1187–8
- Sutton, S., Tueting, P., Zubin, J., John, E. R. (1967). Information delivery and the sensory evoked potential, *Science* 155, 1436–9
- Tarana, S., Bajaja, V., Sharma, D., Siulyb, S., Sengurc, A. (2018). Features based on analytic IMF for classifying motor imagery EEG signals in BCI applications, *Measurement*, 116, 68–76

- Tenore F. V. G. *et al.*, (2009). Decoding of Individuated Finger Movements Using Surface Electromyography, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 56, 1427–34
- Velliste, M., Perel, S., Spalding, M. C., Whitford, A. S., Schwartz, A. B. (2008). Cortical control of a prosthetic arm for self- feeding., *Nature* 453, 1098–1101.
- Wessberg J. *et al.*, (2000). Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates., *Nature* 408, 361–5.
- Wolpaw, J. R., McFarland, D. J. (2004). Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans., *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 101, 17849– 54
- Wu, L-W., Liao, H.-C., Hu, J.-S., Lo, P.-C. (2008). Brain-controlled robot agent: an EEG-based eRobot agent, *Industrial Robot: An International Journal* 35, 507–519.
- Wu, W., Chen, Z., Gao, S., Brown, E. (2011). A hierarchical Bayesian approach for learning sparse spatio-temporal decompositions of multichannel EEG, *Neuroimage* 56, 1929–1945.
- Yanagisawa T. *et al.*, (2011). Electrographic control of prosthetic arm in paralyzed patients, *Annals of Neurology* 71, 353–61
- Zhang, Y., Yin, E., Li, F., Zhang, Y., Guo, D., Yao, D., Xu, P. (2019). Hierarchical feature fusion framework for frequency recognition in SSVEP-based BCIs, *Neural Networks*, 119, 1–9.
- Zhua, X., Lia, P., Lia, C., Yao, D., Zhang, R., Xu, P. (2019). Separated channel convolutional neural network to realize the training free motor imagery BCI systems, *Biomedical Signal Processing and Control* 49, 396–403