

**HAYALİ VE GERÇEK MOTOR FONKSİYONLARDA BEYİN  
BÖLGELERİ ARASINDAKİ UYUMLU DAVRANIŞI VERİ  
ODAKLI ÇÖZÜMLEYEN YENİ BİR BEYİN-BİLGİSAYAR  
ARAYÜZÜ YAKLAŞIMI**

**Program Kodu: 1001**

**Proje No: 117E784**

**Prof. Dr. Bilge KARAÇALI**

**OCAK 2021  
İZMİR**

## ÖNSÖZ

Bu rapor, TÜBİTAK 1001 programı kapsamında toplam 300.330,00TL bütçeyle desteklenmiş olan ve yürütücülüğünü Prof. Dr. Bilge KARAÇALI'nın yapmış olduğu araştırma projesi kapsamında gerçekleştirilmiş olan faaliyetleri sunmaktadır. Proje 01/06/2018-01/12/2020 tarihleri arasında yürütülmüş olup toplam süresi 30 aydır. Projede Bilal Orkan Olcay ve Serhat Çağdaş lisansüstü bursiyer öğrenci statüsünde görev almış ve yürütücünün akademik kadrosunda görevli olduğu İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü tarafından yürütülmekte olan lisansüstü programlardaki tez çalışmalarını bu proje faaliyetleri çerçevesinde gerçekleştirmişlerdir. Projeye Prof. Dr. Murat ÖZGÖREN danışman olarak katkı sağlamıştır.

Projenin temel hedefi beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme amaçlı olarak EEG kanalları arasında bilişsel aktivitelere özgü ortaya çıkan uyum davranışları üzerinden çeşitli bilişsel aktivite tanıma yöntemlerinin kurgulanmasıdır. Raporda detaylı olarak anlatıldığı üzere bu hedef, herhangi bir gecikme olmadan gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgular EEG kanalları arasındaki uyumluluk profilleri üzerinden kurgulanan tanıma sistemlerinin hayali motor aktivite özelinde bilişsel aktivitelerin birbirinden ayırt edebildiğine işaret etmektedir.

Sunulan çalışmalar, nihai hedefi tüm kullanıcılar için farklı bilişsel aktivitelerin EEG sistemleriyle toplanan sinyaller üzerinden anlık olarak ve yüksek başarımlar seviyelerinde tanınmasına olanak veren bir beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme olan uzun vadeli bir araştırmanın başlangıç safhasını oluşturmaktadır. Takip eden süreçte buna yönelik faaliyetler, EEG verilerinden elde edilen aktiviteye özgü kanallar arası uyum profilleriyle daha başarılı tanıma yöntemleri oluşturulması, bu yöntemlerin akan EEG verilerine adaptasyonu ve bilişsel aktivitenin başlangıç ve bitiş anlarının bilinmediği eşzamanlı olmayan modda toplanan verilerde eğitim süreçlerini yeniden ele alan yaklaşımlara yönelik olarak projelendirilerek sürdürülecektir.

Proje ekibi, TÜBİTAK'a ve projenin izleyici hakemi başta olmak üzere bu projenin yürütülmesinde katkısı olan TÜBİTAK mensuplarına teşekkürü borç bilmektedir.

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ .....	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
TABLolar .....	iv
ŞEKİLLER.....	v
ÖZET .....	vi
ABSTRACT .....	vii
1 GİRİŞ .....	1
2 LİTERATÜR ÖZETİ.....	4
3 GEREÇ ve YÖNTEM .....	8
3.1 Veri Kümeleri.....	8
3.2 Ön İşleme Süreçleri.....	9
3.3 Uyum Ölçütleri.....	11
3.4 Kanal Çiftlerinin Aktiviteye Bağlı Uyumları.....	16
3.5 Aktiviteye Özgü Kanal Çiftlerinin Uyum Profillerine Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı.....	19
3.6 Aktiviteye Özgü Uyum Gösteren Kanal Grupları.....	21
3.7 Aktiviteye Özgü Uyum Gösteren Kanal Gruplarının Uyum Profillerine Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı .....	23
3.8 Tüm Kanal Çiftlerinin Uyum Profiline Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı .....	25
4 BULGULAR.....	28
4.1 Kanallar Arası Uyum Profillerinin Gerçek ve Hayali Motor Aktiviteleri Sırasındaki Değişimleri.....	28
4.2 Aktiviteye Özgü Kanallar Arası Uyumu Belirleyen Zaman Parametrelerinin Bulunması 35	
4.3 Aktiviteye Özgü Yüksek Uyum Gösteren Kanal Çiftlerine Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı.....	36
4.4 Aktiviteye Özgü Yüksek Uyum Gösteren Kanal Gruplarına Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı.....	40
4.5 Tüm Kanal Çiftlerine Ait Uyum Profillerine Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı .....	42
5 TARTIŞMA.....	48
6 SONUÇ .....	52

## TABLÖLAR

Tablo 1. Projede kullanılmıř olan 64 kanallı Physionet EEG veri tabanında uygulanan deneysel protokol .....	9
Tablo 2. Kanallar arası uyumu sadece öncü ve artçı kanallar arasındaki gecikmeye göre eniyileyen $\tau$ tabanlı temel yaklařımla elde edilen ortalama tanıma başarıları .....	31
Tablo 3. Literatürde sađ el – sađ ayak hayali aktivitelerinin ayrıřtırılmasında faydalı olduđu önerilmiş olan kanal grupları ve çiftleri.....	33
Tablo 4. Literatürde sađ el – sol el hayali motor aktivitelerinin ayrıřtırılması için önerilmiş olan kanallar ve kanal çiftleri arasındaki uyum deđerleri Fisher'in dođrusal sınıflandırıcısı ile deđerlendirildiđine Physionet veri setinde elde edilen ortalama tanıma başarıları.....	34
Tablo 5. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve aktiviteye özđü kanallar arası uyum deđerlerine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	39
Tablo 6. Ortak uzaysal örüntüler ve özbađlanımlı model yaklařımlarıyla hesaplanan öznitelikler kullanılarak elde edilen dođru tanıma oranları .....	40
Tablo 7. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve aktiviteye özđü kanal gruplarındaki uyum deđerlerine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	41
Tablo 8. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum deđerlerinin Fisher oranı ile seřimine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	43
Tablo 9. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum deđerlerinin $t$ test ile seřimine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	44
Tablo 10. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum deđerlerinin öznitelik deđeri ile sınıf bilgisi arasındaki ortak bilgi miktarına göre seřimine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	45
Tablo 11. Proje kapsamında biliřsel aktivite tanıma amaçlı geliřtirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum deđerlerinin en yakın aktivite öznitelik vektörleri üzerinden ađırlıklandırılarak seřimine dayanan yaklařımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki dođru tanıma oranları .....	46

## ŞEKİLLER

Şekil 1. Proje çalışmalarında kullanılan EEG sinyallerinin istenmeyen frekans bileşenlerinden ayıklanması amacıyla geliştirilmiş olan iki kademeli dijital filtrenin büyüklük ve faz yanıtları .10	
Şekil 2. Proje çalışmalarında kullanılan EEG sinyallerinin istenmeyen frekans bileşenlerinden ayıklanması amacıyla geliştirilmiş olan iki kademeli dijital filtrenin grup gecikmesi.....11	
Şekil 3. Sinyaller arası ortak bilgi miktarını kestiren alternatif yöntemlerin doğruluk ve işlem süresi üzerinden karşılaştırması .....15	
Şekil 4. Kanallar arası ortalama uyumun en yüksek değerini sağlayan üçlü zaman parametrelerinin tespiti için kurgulanan sezgisel yaklaşım.....18	
Şekil 5. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında aralarındaki uyum anlamlı şekilde değişen kanal çiftlerini kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması.....21	
Şekil 6. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında uyum değerleri anlamlı şekilde değişen kanal gruplarını kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması.....25	
Şekil 7. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında herhangi bir ayırım yapmadan tüm kanal çiftlerinin uyum değerleri kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması.....26	
Şekil 8. Farklı ölçütler ile belirlenen kanallar arası uyum değerlerinin (a) $\Delta t, \tau, w = 200ms, 0ms, 500ms$ , (b) $\Delta t, \tau, w = 200ms, 0ms, 1000ms$ , (c) $\Delta t, \tau, w = 200ms, 0ms, 2000ms$ olduğu durumlarda Physionet veri setindeki aktivite çiftleri arasındaki farklılıklarını gösterir $P$ değerleri .....29	
Şekil 9. Nelder-Mead algoritmasının $\Delta t, \tau, w = 500ms, 500ms, 1000ms$ üçlü zaman parametrelerinde bire-bir örtüşen sentetik EEG sinyallerinde (a) $\Delta t, \tau, w = 0ms, 0ms, 2000ms$ ve (b) $\Delta t, \tau, w = 100ms, 200ms, 500ms$ başlangıç değerleriyle oluşturulduğunda bulunduğu sonuçlar .....36	
Şekil 10. Kanallar arası aktiviteye özgü ortalama uyumu üçlü zaman parametreleri üzerinden eniyileyen sezgisel yaklaşımın (a) BCI Competition-III IVa veri setindeki al kodlu katılımcının F3-CFC3 kanalları ve (b) Physionet veri setindeki S004 kodlu katılımcının FP2-F8 kanalları arasında $w = 300ms$ için $\Delta t \times \tau$ uzayında hesapladığı ortalama uyum kesit değerleri ve uyumun en yüksek bulunduğu aralıklar .....37	
Şekil 11. BCI Competition-III IVa veri setindeki al kodlu katılımcıda korentropi uyum ölçütü ile gözlenen sağ el ve sağ ayak aktiviteleri ile ilintili kanal grupları ( $P < 0,001$ ) .....49	

## ÖZET

Beyin-bilgisayar arayüzü sistemleri beyinin işleyişiyle beraber ortaya çıkan fizyolojik yanıtlara dayanarak kullanıcılara, içinde buldukları ortam üzerinde işlevsel kontrol sağlamaya çalışır. Beynin işleyişini bu amaçla takip etmek için sıklıkla kullanılan teknolojilerden biri elektroensefalografidir (EEG). Ancak EEG verilerinden gerekli çıkarımları yapmak, aranan sinyalin düşük şiddeti, arka plandaki işlevlerin bu sinyali gizlemesi ve kaydedilen veride yakındaki bölgelerden kaynaklanan birçok sinyalin olması gibi sorunlardan ötürü zordur. Bu sebeplerle şimdiye kadar sadece kullanıcıya dikkatteki seçicilik ve sinirsel geri bildirim le birtakım belirli beyin sinyallerini kontrol etmeyi öğreten beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları sınırlı bir başarı gösterebilmiştir. Yapılmak istenen hareketi kullanıcının zihninde canlandırmasından tanımayı amaçlayan beyin bilgisayar arayüzü çalışmaları, yüksek bilgi aktarım hızı için kabul gören bir potansiyele rağmen umulan başarı düzeyinden uzaktır.

Bu projede, gerçek ve hayali motor fonksiyonları tanımak için beyin bölgeleri arasındaki uyum yapısına dayalı yeni bir beyin-bilgisayar arayüzü yaklaşımı geliştirilmiştir. Farklı beyin bölgeleri arasındaki uyum yapısını çok kanallı EEG verisinden elde etmek için EEG sinyalleri üzerinde hiçbir istatistiksel veya dinamik model içermeyen yeni uyum ölçütleri kullanılmıştır. Farklı motor fonksiyonlar sırasında uyum düzeylerinde istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar gösteren EEG kanal çiftleri tespit edilmiş ve prototip beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları için gerçek ve hayali motor fonksiyon tanıma sistemlerinde değerlendirilmiştir.

Bu projenin bulguları ve geliştirilmiş olan gerçek ve hayali motor fonksiyon tanıma yöntemleri, gerçek ve özellikle hayali motor fonksiyonları EEG kanalları arasındaki uyum profillerine bakarak birbirinden ayırt edebilen yüksek bilgi aktarım hızına sahip yeni nesil beyin-bilgisayar arayüzü yaklaşımlarına temel teşkil edecektir. Bu da beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları için motor fonksiyonlar sırasında ortaya çıkan beyindeki bağlantı yapılarının ışığında yeni eğitim paradigmalarının geliştirilmesine öncülük edecek ve nörolojik rehabilitasyon ile tamamen içe-kilitli hastalarla iletişimden nöral protezlerin kontrolü ve bilgisayar kullanım deneyiminin yükseltilmesine kadar sivil ve askeri çok çeşitli uygulama alanlarında gerçekleştirilecek dramatik atılımların yolunu açabilecektir.

Anahtar Kelimeler: beyin-bilgisayar arayüzü, elektroensefalografi, gerçek ve hayali motor fonksiyonlar, kanallar arası uyum

## **ABSTRACT**

Brain-computer interfacing studies aim to provide functional control on the environment in which the users reside based on the physiological responses that arise with brain activity. Electroencephalography (EEG) is one of the technologies most commonly used to track brain activity for this purpose. Making the necessary inferences from the EEG data, however, is challenging due to issues such as the low power of the signal of interest, background activity concealing this signal, and many different signals originating from the neighboring regions contributing to the recorded data. For these reasons, to date, only the brain-computer interfacing applications that train users to control certain brain waves via selective attention and neurofeedback have had a limited success. Brain-computer interfacing applications that aim to recognize the intended movement from the user's imagination are far from the desired performance levels despite a recognized potential for higher information transfer rates.

In this project, a new brain-computer interfacing approach has been developed based on the coherence structure between brain regions in order to recognize real and imaginary motor functions. Coherence structure between different brain regions has been derived from multi-channel EEG data using novel coherence measures that involve no statistical or dynamic model assumptions regarding the behavior of EEG signals. Channel pairs with significantly different coherence levels between different motor functions were identified and used in recognition systems for prototype brain-computer interfacing applications.

The findings of this project and the real and imaginary motor function recognition methods that have been developed will form the basis of new generation high information transfer rate brain-computer interfacing approaches that can distinguish real and especially imaginary motor functions using the coherence profiles between EEG channels. This will lead to the development of new training paradigms for brain-computer interfacing applications that incorporate the brain connectivity patterns involved in motor functions and pave the way for dramatic leaps in many civilian and military application areas from neurological rehabilitation to communication with totally locked in patients and augmented computer use experience.

Keywords: brain-computer interfacing, electroencephalography, real and imaginary motor functions, inter-channel coherence

## 1. GİRİŞ

Bireylerin günlük yaşamlarında gerçekleştirdikleri bütün faaliyetlerin arkasında beyinde yürütülen algılama, muhakeme ve hareket süreçlerinden doğan komutların uzuvlar tarafından eyleme dönüştürülmesi vardır. Olağan işleyişte beyin ile uzuvlar arasındaki bu haberleşme çevresel sinir sistemi bileşenleri tarafından yürütülür. Ancak çevresel sinir sisteminde veya söz konusu uzuvlarda yaşanan arıza veya engelleyici rahatsızlıklar bu eylemleri sekteye uğratar ve normal yaşamı aksatır.

Bu tip durumlardan muzdarip bireylerin normal yaşamlarını devam ettirebilmelerine yönelik olarak beyinden gelen hareket komutlarını tanıyıp ilgili uzuvlara aktarmak üzere geliştirilen sistemler genel olarak beyin-bilgisayar arayüzü olarak adlandırılmaktadır. Bu adlandırmadaki bilgisayarın temel işlevi, beyinin işleyişine ait olarak anlık toplanan sinyallerden gerçekleştirilmek istenen hareketle, ya da teknik adlandırmayla motor faaliyetle ilgili tanıma yapılıp ilgili sistemlere bu tanıma bilgisinin aktarılmasıdır. Bu sayede beyinin işleyişiyle beraber ortaya çıkan fizyolojik yanıtlara dayanarak kullanıcılara, içinde buldukları ortam üzerinde işlevsel kontrol sağlanmaya çalışılır.

Beyinin işleyişini bu amaçla takip etmek için sıklıkla kullanılan teknolojilerden biri elektroensefalografi (EEG) tekniğidir. Bu teknoloji, başın üzerine geçirilen bir ağ sistemine iliştirilmiş elektrotlar üzerinden kafa derisinin belirli noktalarındaki elektrik potansiyelini saniyede yüzlerce defa kaydetmektedir. Bu sayede doğası elektriksiz sinyal iletimine dayanan beyin genelindeki etkinliğin kafa derisindeki yansımalarını gözlemek ve bir takım veri analizi yöntemleri ile beyindeki süreçleri takip etmek mümkün olmaktadır.

Alternatiflerine göre çok üstün bir zaman çözünürlüğü, kullanıcıların vücut bütünlüğüne herhangi bir müdahale içermemesi ve görece ucuz bir teknoloji olması sebebiyle beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme araştırmalarında EEG sistemleri yoğun olarak kullanılmaktadır. Bununla beraber EEG verilerinden başarılı bir beyin-bilgisayar arayüzü sistemi için gereken çıkarımları yapmak, aranan sinyalin düşük şiddeti, arka plandaki işlevlerin bu sinyali gizlemesi ve kaydedilen veride yakındaki bölgelerden kaynaklanan birçok sinyalin üst üste binmesi gibi sorunlardan ötürü zordur. Bu sebeplerle şimdiye kadar sadece kullanıcıya dikkatteki seçicilik ve sinirsel geri bildirim ile birtakım beyin yanıtlarını kontrol etmeyi öğreten beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları ancak sınırlı bir başarı gösterebilmiştir. Bunun yanında yapılmak istenen hareketi kullanıcının zihninde canlandırmasından tanımayı amaçlayan hayali motor aktivitelere



yönelik beyin bilgisayar arayüzü çalışmaları, yüksek bilgi aktarım hızı için kabul gören bir potansiyele rağmen umulan başarı düzeyinden uzaktır.

Beyin-bilgisayar arayüzü sistemleri için EEG teknolojisinin istenen düzeyde başarı yakalayamamış olmasının arkasında birçok olası sebep sıralanabilir. Bunların başında elektriksel aktivitenin beyin genelindeki yayılımının kafa derisinden toplanan sinyallere etkisinin karmaşık ve belirsiz olmasıdır. Hacimsel iletkenlik olarak adlandırılan bu süreç, süreklilik içeren beyin aktivitelerine ait birçok sinyal bileşeninin arasında tanınmaya çalışılan faaliyetlere ait olan sinyallerin zayıf kalmasına sebep olmakta ve tanımayı zorlaştırmaktadır. Şimdiye kadar önerilmiş olan yaklaşımlar değişik biçimlerde bu sorunu gidermeye çalışmış olmakla beraber genel olarak yüksek başarımlar sunabilen bir yöntem henüz geliştirilebilmiş değildir.

EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzü yaklaşımlarının beyin işleyişini okumayı henüz başaramamış olduklarının en belirgin ifadesi de bu noktada ortaya çıkmaktadır: Önerilmiş olan yöntemler farklı kullanıcılar için farklı başarımlar göstermekte, ama bunun da ötesinde, farklı kullanıcılar için kurgulandıklarında tanıma için faydalandıkları kanal ve sinyal özellikleri de değişmektedir. İnsan beyninin genel topolojisinin fonksiyonel organizasyonunun değişmemesine rağmen tanınmaya çalışılan bir beyin aktivitesi için farklı kullanıcılarda farklı kanal ve sinyal özelliklerine bakılıyor olması, esas itibarı ile toplanan sinyallerin doğru şekilde değerlendirilemiyor olduğunun işareti olarak görülebilir.

Bu ve benzeri sorunlara yönelik olarak bu projede, gerçek ve hayali motor fonksiyonlar özelinde bilişsel aktiviteler sırasında beyinden gözlenen EEG sinyalleri arasındaki farkları EEG kanalları arasındaki uyumluluk profilleri üzerinden ayırt eden tanıma yöntemleri kurgulanması hedeflenmiştir. Bu yaklaşımın dayanak noktası, bilişsel süreçlerde farklı bölgeler arasındaki haberleşmeye bağlı olarak ortaya çıkan uyumlu davranışın ilgili bölgelerden alınan EEG sinyallerinin bilgisayarlı yöntemlerle analizi sayesinde ortaya çıkarılabilmesidir. Bunun ötesinde farklı bilişsel davranışlar için beyinde ortaya çıkan uyumlu bölgeler arasındaki farklara bakılarak birden çok bilişsel aktivitenin birbirinden ayırt edilebilmesine yarayacak EEG profillerinin tespit edilebilmesi söz konusudur. Dikkat edilecek olursa sınırlı sayıda kanal bile kullanılsa uyum davranışı açısından birbirinden ayırt edilebilecek bilişsel aktivite sayısı iki üssü kanal sayısı kadardır. Bu da EEG tabanlı beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme yaklaşımlarında kanallar arası uyum profillerinde bilişsel aktiviteye bağlı olarak ortaya çıkan farkların kullanılmasını destekler niteliktedir.

Bu proje kapsamında yukarıda ifade edilen temel hedef çerçevesinde EEG kanalları arasındaki uyumluluğun değerlendirilmesi amacıyla, gözlenen sinyallerle ilgili hiçbir istatistiksel veya dinamik varsayımlara dayanmayan ölçütler kullanılmıştır. Proje faaliyetleri çerçevesinde bu ölçütler, halka açık bir biçimde paylaşılan veri setlerindeki EEG sinyal verilerine, kanallar arasındaki uyumun değişik şekillerde ortaya çıkabileceği göz önüne alınarak uygulanmış ve her bir motor fonksiyon durumunda kanal çiftleri arasındaki uyum sayısal ve karşılaştırılabilir bir biçimde hesaplanmıştır. Farklı aktiviteler esnasında kanal uyumları arasında ortaya çıkan farklar ilk olarak istatistiksel testler kullanılarak değerlendirilmiş ve aralarındaki uyum farklı aktiviteler arasında anlamlı olarak artan kanal çiftleri tespit edilmiştir. Proje dahilinde gerçek ve hayali motor fonksiyonları birbirinden ayırt etmeye yönelik ilk yöntem, bu şekilde tespit edilen aktiviteye özgü kanal çiftlerinin uyumluluk değerleri üzerinde kurgulanmış, elde edilen başarı oranı da kronolojik açıdan gerçekçi bir çapraz doğrulama yöntemiyle saptanmıştır.

Proje çalışmalarıyla gerçek ve hayali motor fonksiyonların ayırt edilmesine yönelik olarak geliştirilmiş olan ikinci yöntem ise kanallar arasında ölçülen uyumluluk profiline bakarak ortaya çıkan uyumlu kanal gruplarına yönelik olarak kurgulanmıştır. Bunun için EEG kanalları, her bir motor fonksiyon sırasında ölçülen kanallar arası uyum ölçüleri üzerinden gruplanmış ve elde edilen grupların uyumluluk değerleri motor fonksiyonlar arasında kıyaslanarak her bir motor fonksiyon sırasında istatistiksel olarak anlamlı biçimde yüksek iç uyum gözlenen kanal grupları saptanmıştır. İlgili grupların iç uyumunu kullanan tanıma yöntemleri kurgulanarak başarı oranları ilk alt hedeftekiyle aynı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. Proje faaliyetleri kapsamında geliştirilen son tanıma yöntemi ise daha önceden belirlenen kanallar arası uyumluluk değerlerinin hepsini alışıldık bir makine öğrenmesi çerçevesinde kullanır şekilde kurgulanmıştır. Elde edilen tanıma yönteminin başarı oranı yine aynı çapraz doğrulama yöntemiyle belirlenmiştir.

Bu rapor şu şekilde düzenlenmiştir: Literatürde yer alan EEG tabanlı beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme yöntemlerinin geniş bir özeti bir sonraki bölümde verilmiştir. Proje kapsamında uygulanmış olan tekniklerle geliştirilmiş olan yeni yöntemler Gereç ve Yöntem Bölümünde anlatılmıştır. Bu proje kapsamında geliştirilmiş olan yeni yöntemlerin gerçek EEG verileri üzerindeki gerçek ve hayali motor aktivitelerini birbirinden ayırt etmedeki başarı değerlendirmeleri Bulgular Bölümünde sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar ve bu sonuçların beyin fizyolojisi perspektifindeki değerlendirilmeleri Tartışma Bölümünde detaylandırılmıştır. Rapor, Sonuç Bölümüyle noktalanmıştır.

## 2. LİTERATÜR ÖZETİ

EEG sinyalleri üzerine kurgulanan beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları günümüzde ağırlıklı olarak kullanıcıya dikkatteki seçicilik ve sinirsel geri bildirim yolu ile birtakım belirli beyin sinyallerini kontrol etmeyi öğreten yaklaşımlara dayanır. Bu sinyaller bir dış uyarana beyinin verdiği tepkiyi ölçmek üzere, genellikle P300 gerilimleri olarak kullanılan olaya bağlı gerilim (OBG), durağan-durum görsel uyarılmış gerilimler (DDGUG) ve olaya bağlı senkronizasyon kaybı (OBSK) sinyalleridir (Birbaumer 2006; Graimann vd. 2010; Nicolas-Alonso ve Gomez-Gil 2012). Bunlardan P300 sinyallerini kullanan beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları, genellikle bir ekranda sırayla yanıp sönen sembollerden istenen sembol görüldüğünde yaklaşık 300ms sonra beyinin üst arka tarafında gözlenen gerilim değişimini takip eder (Fazel-Rezai vd. 2012). DDGOG yaklaşımında ise ekranda olası seçeneklerin hepsi aynı anda, ancak farklı frekanslarda yanıp sönerken kullanıcıya gösterilir. Kullanıcı tercih ettiği seçeneğe baktığında görsel kortekste aynı frekansa bir gerilim dalgalanması oluşur ve bu dalgalanmanın frekansına bakarak kullanıcının hangi seçeneğe bakıyor olduğu kestirilmeye çalışılır (Allison vd. 2010). Son olarak OBSK sinyalleri, istenen uyarana bağlı olarak sinir hücreleri gruplarının davranışında ortaya çıkan veya kaybolan senkronizasyonun ilgili frekans bandındaki gücü artırıp azaltmasını takip ederek kullanıcının seçimini tespit etmekte kullanılabilir (Pfurtscheller ve da Silva 1999; Pfurtscheller vd. 1999). Bunların dışında yavaş korteks gerilimleri (YKG) de beyin-bilgisayar arayüzü uygulamalarında değerlendirilebilir (Birbaumer vd. 1999). Bu ve aşağıda sıralanan diğer yaklaşımlarda, gözlenen EEG sinyallerindeki karmaşıklığı düzenlemek için ise sıklıkla ortak uzaysal örüntüler olarak adlandırılan ve uyarılar arasında farklılık yaratacak doğrusal kanal bileşiklerini belirleyen yöntem bir ön süzgeç olarak kullanılmaktadır (Ramoser vd. 2000).

Dikkatteki seçiciliğin aksine herhangi bir dış uyaran içermeyen, yapılmak istenen hareketi sadece kullanıcının zihninde canlandırmasına bağlı olarak tanımayı amaçlayan motor fonksiyonların hayal edilmesine bağlı beyin bilgisayar arayüzü çalışmaları, ağırlıklı olarak OBSK sinyalleri kullanılarak kurgulanmaya çalışılmıştır (Pfurtscheller ve Neuper 2001). Ancak bilgi aktarma potansiyelindeki yüksekliğe rağmen bu uygulamaların bilgi aktarım oranları klasik beyin-bilgisayar arayüzü uygulamalarına kıyasla daha düşüktür ve henüz dilenen başarı düzeyinden uzaktır; üstelik kullanılabilmesi için sinirsel geribildirim üzerine kurgulanmış uzun eğitim seansları gerekmektedir (Graimann vd. 2010).

Bu duruma çare bulabilmek amacıyla hayali motor fonksiyonlar sırasında beyinin farklı bölgelerinin beraber aktivasyonu tespit edilmeye çalışılmıştır (Delorme vd. 2002; Hamedi vd.

2016). Beyin bağlantılılığı adı altında çok kanallı EEG verisine bakarak hangi kanal ya da beyin bölgelerinin beraber davranış gösterdiğini ölçmek amacıyla birçok sinyal işleme yöntemi önerilmiştir (Sakkalis 2011). Bunların içinde fonksiyonel beraberliği ölçmek için önerilen tekniklerin başlıcaları doğrusal ilinti (Adey vd. 1961; Brazier ve Casby 1952), öz ve çapraz ilinti fonksiyonlarından hesaplanan güç tayf yoğunluklarının oranını bulan kare genlik tutarlığı (Pfurtscheller ve Andrew 1999), dalgacık tutarlığı (Lachaux vd. 2002) ve fazlardaki uyumu ölçen faz kilit değeri (Gysels ve Celka 2004; Pereda vd. 2005; Spiegler vd. 2004) olarak sıralanabilir. Bu ölçütlerin beyin sinyallerinin beyin dokusu ve kafa derisi üzerinden iç içe girmesiyle yapay olarak ortaya çıkan uyum davranışına rağmen beyinde bir arada davranan bölgeleri tespit edebiliyor olması dikkat çekicidir (Srinivasan vd. 2007). Bununla beraber bu ölçütlerin motor fonksiyon tanıma problemlerinde, beyin sinyallerinin farklı bant aralıklarındaki güç dağılımına dayanan yaklaşımlara ek ne kadar faydalı bilgi sağladıkları şüphelidir (Krusiński vd. 2012).

Beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları için gerçek veya hayali motor fonksiyonlar sırasında beyin bölgeleri arasındaki uyumun nedenselliğini sorgulayan beraberlik ölçütleri de türetilmiştir. Bunların içerisinde EEG sinyallerinin birbirini etkilemesini biyofiziksel olarak modellemeyi amaçlayan dinamik nedensel modelleme (Kiebel vd. 2009) ile Granger nedenselliği (Granger 1969) çerçevesinde türetilmiş olan, bir veya bir grup EEG sinyalinin geçmiş değerlerini kullanarak başka bir kanalda gözlenen EEG sinyalinin ardışık bağlantımlı doğrusal bir model ile tahmin edilebilirliğine bakarak frekans uzayında ölçütler türeten yönlü transfer fonksiyonu (Kaminski ve Blinowska 1991) ile kısmi yönlü tutarlılık (Blinowska 2011; Sameshima ve Baccala 1999) yöntemleri yer alır.

EEG kanalları arasındaki uyumluluğu ölçmek için bilgi teorisi kaynaklı karşılıklı ortak bilgi miktarı da önerilmiştir (Hamedi vd. 2016; Sakkalis 2011). Ancak rastlantısal süreçler arasındaki istatistiksel ilintiyi aradaki zaman farkı cinsinden saptamayı amaçlayan bu ölçüt, süreçlerin marjinal ve ortak olasılık yoğunluk fonksiyonları bilgisine ihtiyaç duymaktadır. Olasılık yoğunluk fonksiyonları bilinmediği, tahmin edilse bile EEG sinyallerini ortaya çıkaran süreçler durağan olmadığından yapılan kestirimlerin geçerliliği korunamadığı için karşılıklı ortak bilgi miktarı, gözlenen verilerden elde edilen histogramlardan hesaplanma yoluna gidilmiştir (Abasolo vd. 2008; Jeong vd. 2001; Na vd. 2002). Bununla beraber ortak bilgi miktarını olasılık yoğunluk fonksiyonlarını tahmin etmeden, doğrudan EEG sinyal değerlerinin en-yakın komşuluk yapısını kullanarak hesaplayan yaklaşımlar mevcuttur (Kraskov vd. 2004).

Aynı amaçla kullanılmış olan bir başka bilgi teorisi kaynaklı yöntem ise transfer entropisidir (Vicente vd. 2011). Bu yöntem EEG kanallarını etkileyen ve etkilenen olarak etiketleyip etkileyen kanalın etkilenen kanalın gelecek davranışını ne derece etkilediğini belirlemek için ilgili çok boyutlu şartlı olasılık yoğunluk fonksiyonları arasındaki Kullback-Leibler sapmasını (Kullback ve Leibler 1951) hesaplar (Schreiber 2000). Transfer entropisini bu amaca yönelik olarak EEG verisindeki en-yakın komşuluk özelliklerini kullanarak hesaplamak da mümkündür (Gómez-Herrero vd. 2015).

Yukarıda kapsamlı olmakla beraber kısa bir özeti sunulan EEG tabanlı beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme çabalarına rağmen işlevsel beyin-bilgisayar arayüzleri henüz günlük yaşamda kendilerine yer bulmuş değillerdir (Graumann vd. 2010; Vaadia ve Birbaumer 2009). Başarı hikayelerinin azlığı, bilimsel topluluk ve kamuoyu ile paylaşılanın arkasında ve katılımcılar genelinde oldukça sınırlı ve kişiden kişiye veya denemeden denemeye tahmin edilemeyen bir başarı ortalamasının gözlenebiliyor olması, üstelik elde edilen bulgular arasındaki tutarsızlıklar, bu alanda henüz aydınlatılmayı bekleyen birçok gizli olduğuna işaret etmektedir (Hamedı vd. 2016; Jeunet vd. 2016). Bu amaçla düzenlenen beyin-bilgisayar arayüzü yarışmaları, sonuncusu 2012'de olmak üzere 2000'li yılların başından beri bu alanda faaliyet gösteren araştırmacıların yeni ve daha başarılı yöntemler geliştirmelerini teşvik etmektedir (Tangermann vd. 2012).

EEG sinyalleri arasındaki uyumluluğu gözleyen geçmiş beyin-bilgisayar arayüzü çalışmalarında denenen uyumluluk ölçütlerinde yukarıda sıralanan yetersizliklere sebep olabilecek birtakım engeller göze çarpmaktadır. Örneğin bu ölçütlerin bir kısmında EEG sinyallerinin birbiriyle etkileşimi, varsayılan bir model çerçevesinde çözümleme yoluna gidilmiştir. Bunun en tipik örneği dinamik nedensel modellemedir (Sakkalis 2011). Veriye dayalı bir yaklaşım olarak kabul edilen Granger nedenselliğini kullanan kısmi yönlü tutarlılıkta ise bu model, çok-değişkenli ve kendinden evrişimli bir sinyal modelidir (Joffe 2008). Beyin sinyallerinin bu şekilde modellenebileceğine dair ise herhangi bir bulgu yoktur. Ayrıca bu model yeterince geçerli olsa bile beyin sinyallerinin durağan olmaması, kestirilen model katsayılarının geçerliliğinin sorunlu olmasına yol açmaktadır.

Beyin sinyallerinin durağan olmaması diğer ölçütler için de bir meseledir. Örneğin kare genlik tutarlılığı, sinyallerin hem özilinti fonksiyonlarının, hem de birbirleriyle çapraz ilinti fonksiyonlarının kestirilip Fourier dönüşümüne tabi tutulmasını içermektedir (Pfurtscheller ve Andrew 1999). Fourier dönüşümünün zaman çerçevesi kısa zaman Fourier dönüşümü ile sınırlansa da ilinti fonksiyonlarının söz konusu edilmesi bile durağanlık varsayımını gerektiren

bir yaklaşımdır. Dalgacık tutarlılığı yaklaşımı bu hususta daha doğru bir tercih olarak görünse de bu sefer sinyallerin uyumu dalgacık dönüştürümündeki ölçek seviyelerindeki toplam enerjilerin uyumuna indirgenmektedir. Bunun sonucunda ise beyin sinyallerinin temel bileşeni olan algılayıcı-motor ritimlerin yapısı kaybedilmektedir. Benzer bir sorun sinyal değerlerinden olasılık yoğunluk fonksiyonları türetilen bilgi teorisi kaynaklı ölçütlerle uyum tespit etmeye çalışan yaklaşımlar için de geçerlidir: Beyin sinyallerinin zamanda değişim davranışları tamamen kaybedilmektedir.

Diğer yaklaşımlara kıyasla transfer entropisi, yukarıda sıralanan sorunlara daha dengeli bir çözüm öneren bir yaklaşım olarak ön plana çıkmaktadır: Kanallar arası uyum gözlenen sinyallerin zamandaki geçmiş değerlerini içeren çok boyutlu vektörler oluşturularak ilgili şartlı olasılık yoğunluk fonksiyonları arasındaki Kullback-Leibler sapması, ilgili çok boyutlu olasılık yoğunluk fonksiyonları kestirilmeden, sadece EEG verisi kullanılarak hesaplanmaktadır (Vicente vd. 2011). Ancak burada da çözümlenmeye dahil edilen geçmiş değer sayısı, pratikteki uygulanabilirlik açısından sınırlı tutulduğunda beyin ritimlerindeki farklı dinamiklerin ne derece yakalanabileceği belirsizdir.

Yürütülmüş olan proje çalışmalarında yukarıda özetlenmiş olan yöntemlerde karşılaşılan eksikliklerin giderilmesi amacıyla, farklı bilişsel aktiviteler sırasında kanal uyumluluk profillerinin oluşturulup hayali motor aktivite tanıma probleminde makine öğrenmesi yöntemleriyle değerlendiren yeni yöntemler geliştirilmiştir. Bu kapsamda doğrusal ve doğrusal olmayan çeşitli sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. Bu sayede proje sonucunda hayali motor fonksiyonların tanınmasında en yüksek tanıma başarısı için, kişi ve ilgilenilen motor fonksiyonlar bazında kanallar arası uyumun nasıl ve hangi yöntemle hesaplanması gerektiği, hangi kanal çiftlerinin ve gruplarının tanımaya temel teşkil edeceği ve tanımının hangi sınıflandırma yöntemiyle yapılması gerektiği ortaya çıkarılmıştır.

### 3. GEREÇ ve YÖNTEM

Proje kapsamında gerçekleştirilmiş olan faaliyetler üç alt hedef çerçevesinde organize edilmiştir. Birinci Alt Hedef kapsamında halka açık gerçek ve hayali motor aktivite veri setleri proje çalışmalarında kullanılmak üzere derlenmiş ve bu veri setlerindeki EEG sinyalleri üzerinde ön işleme süreçleri uygulanmıştır. EEG sinyalleri proje hedefleri çerçevesinde kullanılmaya hazır hale getirildikten sonra da çeşitli uyum ölçütlerini bilgisayar ortamında hesaplayan rutinler kodlanmış ve doğrulanmıştır. Birinci Alt Hedef kapsamındaki çalışmalarda son olarak hayali motor aktiviteler özelinde farklı bilişsel süreçlerde uyum profilleri en çok değişen kanal çiftlerini tespit edip bu kanal çiftleri arasındaki uyum değerleri üzerinden bilişsel aktivite tanıyan bir yöntem gerçekleştirilmiştir.

İkinci Alt Hedef kapsamındaki çalışmalarda her bir bilişsel aktivite özelinde yüksek uyumlu davranış gösteren kanal gruplarını sıradüzensel gruplama yaklaşımıyla belirleyen yöntemler kurgulanmış ve kanal gruplarının uyum değerleri üzerinden bilişsel aktivite tanıma yaklaşımı kurgulanmıştır. Üçüncü Alt Hedef kapsamında ise herhangi bir ayrıma tabi tutulmadan bütün kanal çiftleri arasındaki uyum profilleri üzerinden alışlageldik bir makine öğrenmesi sistematiğinde üçüncü bir bilişsel aktivite tanıma yaklaşımı kurgulanmış ve elde edilen başarı oranları hem bu proje kapsamında geliştirilmiş olan diğer yöntemlerle hem de literatürde aynı amaç için önerilmiş olan yaklaşımlarla karşılaştırılmıştır.

Projenin yukarıda özetlenen Alt Hedefleri kapsamında geliştirilmiş olan yöntemlerin detayları sırasıyla aşağıda sunulmuştur.

#### 3.1 Veri Kümeleri

Proje çalışmalarında açık erişimle paylaşılan iki farklı EEG veri seti kullanılmıştır. Bunlardan ilki olan Physionet Gerçek/Hayali Motor Fonksiyon veri seti (Goldberger vd. 2000; MIT Laboratory for Computational Physiology), BCI2000 kayıt sisteminin kurucuları tarafından yine bu sistem kullanılarak derlenmiş çok kanallı EEG kayıtları içermektedir (Schalk vd. 2004). Veri setinde 109 gönüllüden 10-10 elektrot yerleşimiyle ve 160Hz örnekleme frekansında kaydedilmiş, her biri 1 veya 2 dakika uzunluğunda, toplamda 1526 adet 64-kanal EEG verisi yer almaktadır. Bu kayıtlarda izlenen protokol Tablo 1'de özetlenmiştir. Çalışmalara başlamadan önce Physionet veri tabanındaki veriler kontrol edilmiş ve veri girişinde aksaklık ve eksiklikler saptanan 6 katılımcının verisi çalışma dışı bırakılarak proje çalışmaları kalan 103 katılımcının verisi üzerinde yürütülmüştür.

Tablo 1. Projede kullanılmış olan 64 kanallı Physionet EEG veri tabanında uygulanan deneysel protokol

Kayıt seansı	Gerçekleştirilen aktivite	Kayıt süresi
1	referans kayıt – gözler açık	1 dakika
2	referans kayıt – gözler kapalı	1 dakika
3	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
4	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – hayali	2 dakika
5	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
6	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – hayali	2 dakika
7	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
8	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – hayali	2 dakika
9	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
10	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – hayali	2 dakika
11	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
12	sol veya sağ yumruğu sıkıp bırakma – hayali	2 dakika
13	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – gerçek	2 dakika
14	her iki yumruğu veya ayakları sıkıp bırakma – hayali	2 dakika

Proje çalışmalarında kullanılmak üzere belirlenen ikinci EEG veri seti, uluslararası beyin-bilgisayar arayüzü yarışmasına ait BCI Competition-III IVa veri setindeki hayali sağ el/sağ ayak ikiliğine ait kayıtlardan derlenmiştir (Blankertz vd. 2006). Bu veri seti genişletilmiş uluslararası 10/20 sistemi uyarınca 118 elektrot kullanılarak 1kHz örnekleme frekansında kaydedilmiştir. Proje çalışmaları sırasında işlemsel yükü azaltmak amacıyla veri tabanının 100Hz ile örneklenmiş olan sürümü kullanılmıştır. Veri tabanında beş katılımcıdan elde edilmiş kayıtlar yer almaktadır. Katılımcıların EEG sinyalleri karmaşık sıralı olarak 140'ar tekrarda hayali sağ el veya hayali sağ ayak aktivitelerinden birinin gerçekleştirildiği 3,5 saniye süreli aktiviteler esnasında kaydedilmiştir.

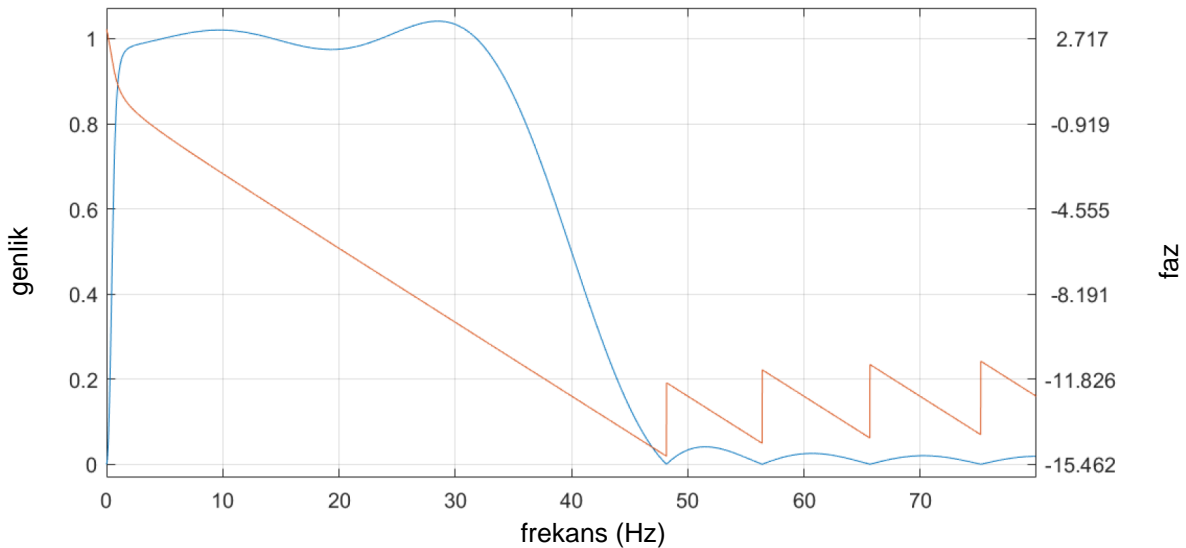
### 3.2 Ön İşleme Süreçleri

Yukarıda özetlenen EEG veri setlerindeki sinyal kayıtlarının proje çalışmalarında kullanılmalarından önce sinyaller ortak ortalama referansına tabi tutulmuştur. Bu işlemle anlık EEG kayıtlarındaki genel kanal ortalaması her bir kanalda gözlenen sinyal değerlerinden çıkarılmış ve bu sayede kafa derisi yüzeyinde çok çeşitli sebeplerle ilintili olarak gözlenebilecek

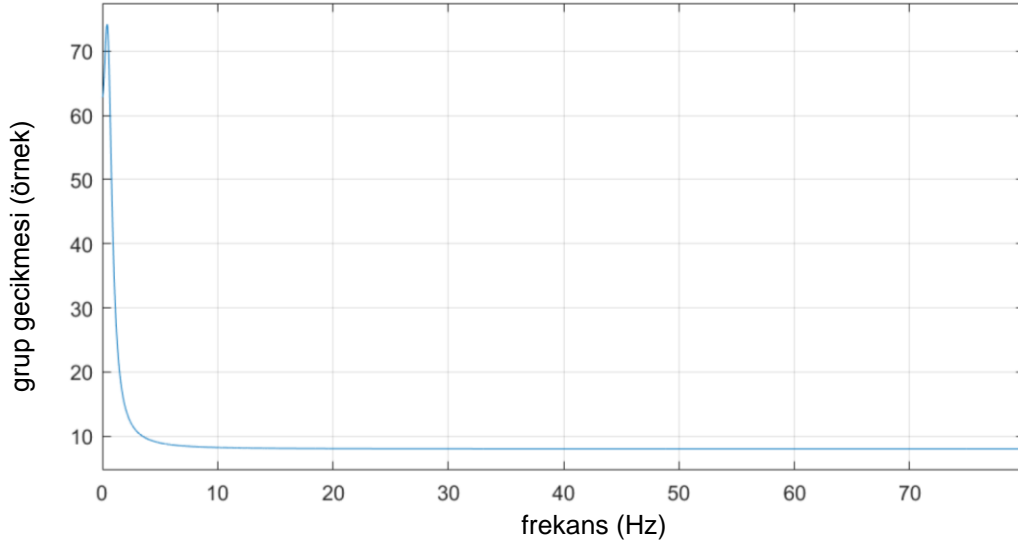


olası bir topyekûn elektrik potansiyel deęişiminin kurgulanmış olan yöntemlerin başarımına etkisi ortadan kaldırılmıştır.

Bunun ardından derlenmiş olan EEG sinyallerinin filtreleme işlemlerine geçilmiştir. Bu amaçla tasarlanmış olan dijital filtre, sonsuz vurgu yanıtı bir yüksek-geçirgen filtre ile sonlu vurgu yanıtı alçak geçirgen bir filtrenin arka arkaya eklenmesi ile gerçekleştirilmiştir. Yüksek geçirgen filtre için 0.5Hz seviyesinde -6dB geçiş sağlayan birinci dereceden bir Butterworth filtresi kullanılmıştır. Alçak geçirgen filtre için de 160Hz'lik örnekleme frekansında örneklenmiş olan Physionet veri tabanındaki sinyallerde 50ms'lik grup gecikmesini aşmayacak şekilde bant geçişi 35Hz-45Hz aralığında olan 16. mertebeden dijital filtre katsayıları en düşük kareler yaklaşımıyla tespit edilmiştir. Bu şekilde elde edilen iki kademeli dijital filtrenin frekansa bağlı büyüklük ve faz yanıtları Şekil 1'de sunulmuştur. Aynı yaklaşımla benzer frekans aralıklarında geçirgenlik sağlayan ikinci bir dijital filtre de 100Hz örnekleme frekansında örneklenmiş olan BCI Competition-III IVa veri setindeki sinyaller için kurgulanmıştır. Her iki veri setindeki sinyaller projenin daha sonraki aşamalarında değerlendirilmeden önce ilgili bant geçirgen filtrelerden geçirilmiş ve bu sayede şehir cereyanı da dahil olmak üzere doğru akım kaynaklı veya yüksek frekanslı bozucuların EEG sinyallerine etkisi en aza indirilmiştir.



Şekil 1. Proje çalışmalarında kullanılan EEG sinyallerinin istenmeyen frekans bileşenlerinden ayıklanması amacıyla geliştirilmiş olan iki kademeli dijital filtrenin büyüklük ve faz yanıtları



Şekil 2. Proje çalışmalarında kullanılan EEG sinyallerinin istenmeyen frekans bileşenlerinden ayıklanması amacıyla geliştirilmiş olan iki kademeli dijital filtrenin grup gecikmesi

Dijital filtrelerin tasarımında sonsuz vurgu yanıtı filtrelerin kullanılması, istenen frekans yanıtını az sayıda filtre katsayısı ile sağlamaya olanak vermelerine rağmen fazın frekansa bağlı olarak değişmesi sebebiyle tercih edilen bir durum değildir. Proje çalışmaları kapsamında yapılacak sinyal tanıma faaliyetleri için de filtreleme sonrasında sinyallerin içerisindeki farklı frekans bileşenlerinin farklı miktarlarda gecikme göstermeleri, sinyaller arasındaki uyumu olumsuz yönde etkileme riski taşıyan ve bu nedenden ötürü istenmeyen bir durumdur. Bu amaçla, tasarlanmış olan filtrenin geçiş bandındaki grup gecikmesinin sabit olup olmadığı kontrol edilmiş ve geçiş bandında grup gecikmesinin sabit bir davranış gösterdiği doğrulanmıştır (Şekil 2). Buna dayanarak proje çalışmalarında kullanılacak sinyallerin geliştirilmiş olan bu iki kademeleri filtre ile ileriki çalışmalara hazırlanması yoluna gidilmiştir.

### 3.3 Uyum Ölçütleri

Proje amaçları doğrultusunda EEG sinyalleri arasındaki uyum seviyesini belirlemek üzere doğrusal ilinti katsayısı, sıralama ilinti katsayısı, ortak bilgi miktarı ve benzeri yaklaşımları da içerecek şekilde, kimi literatürde mevcut kimi bu proje kapsamında türetilmiş çok sayıda uyum ölçütü derlenmiş ve Matlab® (The MathWorks, Inc., 3 Apple Hill Drive, Natick, MA 01760, ABD) matematiksel analiz platformunda gerçekleştirilmiştir. Bu uyum ölçütleri aşağıda, üç kategori altında sunulmuştur.

- **Uyum ölçütleri kategorisi 1: İlinti tabanlı yaklaşımlar**
  - Pearson doğrusal ilinti katsayısı (Pearson 1920)
  - tayf ilinti katsayısı (Adey vd. 1961)
  - Spearman sıra ilintisi katsayısı (Spearman 1904)
  - Kendall  $\tau$  katsayısı (Kendall 1938)
  - çekirdekli doğal ilinti analizi (Akaho 2001)
  - kosinüs benzerliği (Sargolzaei vd. 2015)
  - doğrusal olmayan ara-bağımlılık (Arnhold vd. 1999)
  - dalgacık ikili uyumu (Makarov vd. 2018)
- **Uyum ölçütleri kategorisi 2: Faz uyumu tabanlı yaklaşımlar**
  - bağdaşım katsayısı (Pfurtscheller ve Andrew 1999)
  - faz kilit değeri (Rosenblum vd. 1996)
  - faz gecikme indeksi (Stam vd. 2007)
  - faz uyum değeri (Tass vd. 1998)
  - bağdaşımın sanal kısmı (Nolte vd. 2004)
- **Uyum ölçütleri kategorisi 3: Bilgi teorisi kaynaklı bağımsızlık odaklı yaklaşımlar**
  - ikili sıra istatistikleri üzerine bağ yöntemi (Schweizer-Wolff) (Schweizer ve Wolff 1981)
  - ikili sıra istatistikleri üzerine minimum ağaç boyu ile Rényi bilgisi (REGO) (Poczos vd. 2010)
  - çekirdekli genelleştirilmiş varyans (Bach ve Jordan 2002)
  - genel senkronizasyon indeksi (Arnhold vd. 1999)
  - çapraz korentropi (Liu vd. 2007)
  - Kraskov ortak bilgi miktarı (Kraskov vd. 2004)
  - doğrusal ortak bilgi miktarı (Jin vd. 2010)
  - ortak bilgi miktarı – birim vektör parametrizasyonu yaklaşımı\* (Çağdaş ve Karaçalı 2018)
  - ortak bilgi miktarı – eğri oturtma yaklaşımı\* (Çağdaş ve Karaçalı 2018)

Yukarıdaki listede \* işareti ile belirtilmiş son iki yaklaşım bu proje çalışmaları kapsamında türetilmiş olan yeni yaklaşımlardır. Bunlardan ilki olan iki sinyal arasındaki ortak bilgi miktarının birim vektör parametrizasyonu üzerinden hesaplanması, sinyaller arasındaki bileşik entropinin en küçük değerini bulan izdüşüm vektörlerinin bulunmasına dayanmaktadır. Ayrık zamanda tanımlı  $s_1[n]$  ve  $s_2[n]$  sinyallerinin örneklerinden hesaplanacak entropi, bileşik entropi ve ortak

bilgi miktarı değerleri sırasıyla  $H(s_1)$ ,  $H(s_2)$ ,  $H(s_1, s_2)$  ve  $I(s_1, s_2)$  ile gösterilirse, bu değerler arasında

$$MI(s_1, s_2) = H(s_1) + H(s_2) - H(s_1, s_2)$$

eşitliği ile sabit bir ilinti bulunmaktadır. Yukarıdaki gösterimde  $H(s_1)$  ve  $H(s_2)$  ile gösterilen entropi değerleri, sinyallerin örnekleri üzerinden Vasicek'in yöntemi ile herhangi bir olasılık yoğunluk fonksiyonu tahmin etmeyi gerektirmeden hesaplanabilir (Vasicek 1976; Wiczorkowski ve Grzegorzewski 1999). Sinyaller arasındaki bileşik entropi ise sinyallerden alınan örnekler bir kolon vektörü haline getirilip  $u$  ve  $v$  birim vektörleri ile çarpılarak elde edilen yeni sinyallerin bileşik entropisi üzerinden

$$H(s_1, s_2) = H\left(u^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}, v^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}\right) - \log|\det([u \ v])|$$

olarak yazılabilir. Bileşik entropi ise marjinal entropilerin toplamı ile üstten sınırlı olduğundan, orijinal sinyallerin bileşik entropisi için

$$H(s_1, s_2) \leq H\left(u^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}\right) + H\left(v^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}\right) - \log|\det([u \ v])|$$

eşitsizliği oluşturulabilir. Dolayısıyla yukarıdaki ifadenin sağ tarafını en küçülten  $u$  ve  $v$  vektörleri bulunduğu anda,  $s_1$  ve  $s_2$  sinyallerinin ortak bilgi değeri için de

$$MI(s_1, s_2) \simeq H(s_1) + H(s_2) - \min_{u,v} \left\{ H\left(u^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}\right) + H\left(v^T \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}\right) - \log|\det([u \ v])| \right\}$$

olarak ifade edilen kestirim yöntemi ortaya çıkar. Bu proje kapsamında yukarıdaki en küçültme işlemi, sinyal vektörlerinin

$$u_j = \begin{bmatrix} \cos(\theta_j) \\ \sin(\theta_j) \end{bmatrix}$$

olarak  $\theta_j$  açıları cinsinden elde edilen birim vektörler üzerine alınan izdüşümlerinin entropileri hesaplanıp ilgili bileşik entropinin en küçük değerini veren izdüşüm vektörlerinin kaba kuvvet yaklaşımı ile tespiti yoluyla yapılmış ve sinyaller arası ortak bilgi miktarının herhangi bir olasılık dağılım kestirimini gerektirmeyen bir tahmini üretilmiştir.

İki sinyal arasındaki ortak bilgi miktarını olasılık dağılımı kestirimi gerektirmeden tahmin eden ikinci yaklaşım ise sinyallerin ortak bilgi miktarını

$$MI(s_1, s_2) = H(s_2) - H(s_2|s_1)$$

ile ifade eden eşitlikteki şartlı entropinin bulunmasına dayanmaktadır. Bunun için  $s_2[n]$  sinyalinin ortalama ve standart sapmasını  $s_1[n]$  sinyalindeki değerler üzerinden

$$s_2[n] \simeq m(s_1[n])$$

ve

$$(s_2[n] - m(s_1[n]))^2 \simeq \sigma^2(s_1[n])$$

olacak şekilde hesaplayan  $m(s_1)$  ve  $\sigma^2(s_1)$  fonksiyonları bulunarak

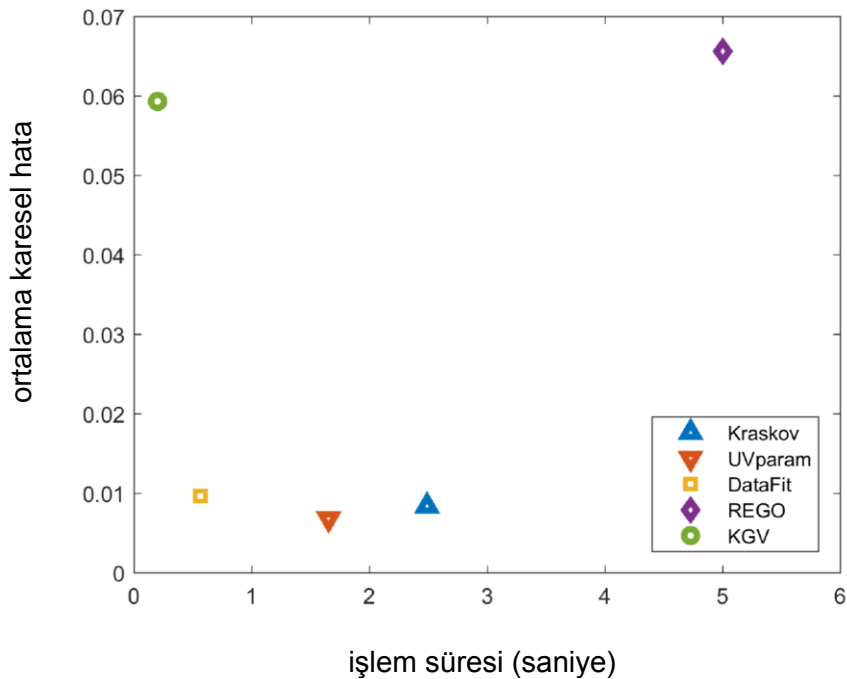
$$MI(s_1, s_2) = H(s_2) - H\left(\frac{s_2[n] - m(s_1[n])}{\sigma(s_1[n])}\right) - \frac{1}{\ell} \sum_{n=1}^{\ell} \log(\sigma(s_1[n]))$$

eşitliğine ulaşılır. Yukarıdaki ifadede entropiler önceden olduğu gibi yine Vasicek'in entropi ölçütüyle hesaplanır. Proje kapsamında yapılan çalışmalarda  $m(s_1)$  ve  $\sigma^2(s_1)$  fonksiyonlarının bulunması için hem polinomlar üzerinden minimum kare sapma tekniği ile eğri oturtma yöntemi, hem de sıralı değerler üzerinde kayan ortalamalar yöntemi kullanılmıştır (Çağdaş ve Karaçalı 2018). Bu iki veri oturtma yöntemi birbiri ile kıyaslandığında ise kayan ortalamalara dayalı olan yaklaşımın hem daha çabuk hem de daha doğru sonuçlar verdiği gözlemlendiği için projenin geri kalan safhalarında kullanılmak üzere bu yaklaşım tercih edilmiştir.

Sinyaller arasındaki uyumun belirlenmesi için ortak bilgi miktarını kestiren yukarıda sıralanmış olan yöntemler hem doğruluk hem de işlem süresi açısından kıyaslanmıştır. Bunun için 16 kanallı bir EEG verisi yerine geçen yapay sinyaller rastlantısal olarak ve birbirinden bağımsız biçimde oluşturulmuş ve tüm sinyal çiftleri arasındaki uyumun hesaplanması için geçen süreler hesaplanmıştır. İşlem süreleri hesaplanırken gözlenen değerlerin bilgisayar ortamındaki diğer süreçlerden etkilenmemesi açısından aşağıdaki önlemler alınmıştır (McKeeman 2016):

- Mmkn olan btn programlar ve arka plan uygulamaları kapatılıp anti-virs yazılımları devre dıŐı bırakılmıŐtır.
- İnternet ve diĐer aĐ baĐlantıları kapatılmıŐtır.
- Btn evre birimleri ıkarılmıŐ veya devre dıŐı bırakılmıŐtır.
- İŐlemlerin yapıldıĐı Matlab yazılım ortamına tek bir ekirdek atanmıŐtır.
- Bilgisayarın iŐlemcisinin destekleme seeneĐi devre dıŐı bırakılmıŐtır.
- Ekranın kararına ve bilgisayarın kendi kendini kapatma fonksiyonları iptal edilmiŐtır.
- Diske eriŐim yapabilecek sreler iptal edilip ekrana ıktı yazdırana geliŐme takip rutinleri kapatılmıŐtır.

Sinyaller arasındaki ortak bilgi miktarını hesaplayan farklı yntemlere ait iŐlem sreleri bu ortamda, sinyal boyutları 250 ve 750 rnek arasında deĐiŐtirilerek ve her seferinde 100 tekrarlı denemelerde hesaplanmıŐtır. Elde edilen ortalama iŐlem sreleri doĐruluk dereceleri ile beraber Őekil 3'te sunulmuŐtur.



Őekil 3. Sinyaller arası ortak bilgi miktarını kestiren alternatif yntemlerin doĐruluk ve iŐlem sresi zerinden karŐılaŐtırması

### 3.4 Kanal Çiftlerinin Aktiviteye Bağlı Uyumları

Yürütülmüş olan projenin temel özgün değeri, gerçek ve hayali motor aktiviteler özelinde bilişsel aktivitelerin EEG sinyalleri kullanılarak belirlenmesi için kanallar arası uyum değerlerini üçlü zamanlama parametreleri üzerinden belirlemesidir. Bu çerçevede EEG kanal çiftleri arasındaki bekleme, gecikme ve uyum süresi parametreleri üzerinden üçlü bir eniyileme süreci kurgulanmıştır. Her kanal çifti için ayrı ayrı yürütülen bu süreçte aktivitenin başlangıcından kanalların ilk tepki verişine kadar geçen bekleme parametresi  $\Delta t$  ile, ilk kanal tepki verdikten sonra ikinci kanal tepki verene kadar geçen gecikme  $\tau$  ile, aktivite sırasında uyumun yüksek kaldığı süre de  $w$  ile ifade edilmiştir. Söz konusu eniyileme sürecinin matematiksel ifadesi,  $A$  aktivitesi çerçevesinde kaydedilmiş olan  $i$  ve  $j$  numaralı elektroensefalografi kanalları arasındaki uyum için

$$(\Delta t_{i,j}^A, \tau_{i,j}^A, w_{i,j}^A) = \arg \max_{\Delta t, \tau, w} \frac{1}{K_A} \sum_{k \in I_A} U(s_{i,k}(t)|_{t \in [\Delta t, \Delta t + w]}, s_{j,k}(t)|_{t \in [\Delta t + \tau, \Delta t + \tau + w]})$$

denklemi ile sunulmuştur. Yukarıdaki ifadede  $s_{i,k}(t)|_{t \in [\Delta t, \Delta t + w]}$ ,  $i$  numaralı elektroensefalografi kanalından  $A$  aktivitesinin  $k$  sıra numaralı uygulaması sırasında kaydedilen  $s_{i,k}(t)$  sinyalinin  $\Delta t$  ile  $\Delta t + w$  süreleri arasındaki kısmını;  $I_A$ , veri kümesinde  $A$  aktivitesine ait uygulama kayıtlarının indekslerini;  $K_A$  da  $A$  aktivitesine ait uygulama kayıtlarının toplam sayısını göstermektedir. Ek olarak  $s_{i,k}(t)|_{t \in [\Delta t, \Delta t + w]}$  ile  $s_{j,k}(t)|_{t \in [\Delta t + \tau, \Delta t + \tau + w]}$  sinyalleri arasındaki uyum değerini hesaplayan  $U(\cdot, \cdot)$  uyum fonksiyonu projenin daha önceki dönemindeki çalışmalarda tespit edilmiş olan uyum fonksiyonlarından tercih edilen birini ifade etmektedir. Ayrıca ifadede kolaylık açısından sürekli zaman versiyonları gösterilmiş olan sinyallerin gerçek hesaplamalarda ortak bir örnekleme frekansı ile örneklenmiş ayrık versiyonlarının kullanılmış olduğuna dikkat edilmelidir.

Yukarıda tanımlanan eniyileme probleminin çözümü için üç alternatif yaklaşım türetilmiştir. Bunlardan ilki,  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre üçlüsünün olası bütün kombinasyonlarını içeren arama uzayındaki her kombinasyon için ortalama uyumu hesaplayıp en yüksek ortalama uyum değerini elde eden üçlüyü tespit eden kaba kuvvet arama yaklaşımıdır. Aralarında uyum değerlendirilmesi yapılan sinyallerin örnekleme frekansına ve kayıt süresine bağlı olarak bu arama uzayı tanımlanmak sureti ile kaba kuvvet yaklaşımı gerçekleştirilmiş ve eldeki veri kümesindeki sinyaller arasındaki en yüksek uyumun belirlenmesinde kullanılmıştır. BCI

Competition-III IVa veri setinde kanallar arası uyum değerlendirilmesi yapılırken veri örnekleme frekansı 100Hz olduğu için arama uzayı

$$(\Delta t, \tau, w) \in \{0ms, 50ms, \dots, 500ms\} \times \{0ms, 10ms, \dots, 200ms\} \times \{500ms, 550ms, \dots, 2000ms\}$$

olarak toplamda 7161 üçlü parametre kombinasyonu içerecek şekilde kurgulanmıştır. Daha sonra bu parametre kombinasyonları üzerinden kuvvet arama yaklaşımıyla, ilgilenilen  $A$  aktivitesi çerçevesindeki kayıtlardan her  $i$  ve  $j$  sıra numaralı kanallar için önce  $i$  sıra numaralı kanalı öncü,  $j$  sıra numaralı kanalı da izleyici olarak varsayarak  $(\Delta t_{i,j}^A, \tau_{i,j}^A, w_{i,j}^A)$  parametre üçlüsü, arkasından da  $j$  sıra numaralı kanalı öncü,  $i$  sıra numaralı kanalı da izleyici olarak varsayarak  $(\Delta t_{j,i}^A, \tau_{j,i}^A, w_{j,i}^A)$  parametre üçlüsü belirlenmiştir. Son olarak ise iki kanal arasındaki uyum değerinin hangi öncü-izleyici atamasıyla bulunan parametre üçlüsünde daha yüksek olduğuna bakılarak nihai karar verilmiştir. Bu sayede her aktivite için var olan bütün kanal çiftleri için aralarındaki uyumu eniyileyecek şekilde birini öncü diğerini de izleyici olarak betimleyen parametre üçlüleri saptanmıştır. Saptanan üçlü parametre kombinasyonları ile beraber ilgili öncü-izleyici kanal sıralamaları da daha sonraki aşamada kullanılmak üzere

$$S_A = \{(i, j) | i \text{ kanalı öncü, } j \text{ kanalı izleyici}\}$$

kümesinde kayıt altına alınmıştır.

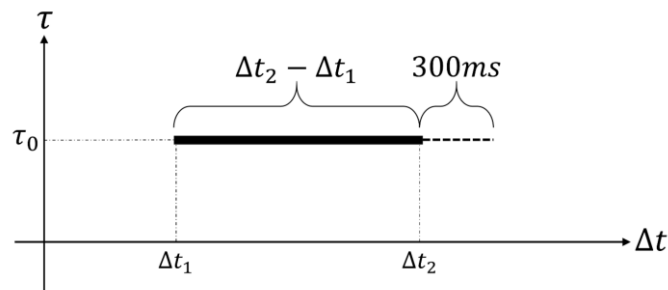
Yukarıda sözü edilen eniyileme probleminin çözümü amacıyla kaba kuvvet yaklaşımına ek olarak değerlendirilen ikinci eniyileme yaklaşımı Nelder-Mead tarafından önerilmiş olan ve eniyilenmek istenen fonksiyonun arama uzayındaki türevine ihtiyaç duymayan algoritmadır (Nelder ve Mead 1965). Bu yöntem çözüm uzayını taramak için çözüm uzayının boyutundan bir fazla noktanın dışbükey zarfından oluşan kapalı bir bölge oluşturup bölgenin sınırlarını eniyilemeyi sağlayan çözümü içerecek şekilde yenileyerek işlemektedir ve literatürde benzer problemlerde sıklıkla ve başarıyla kullanılmıştır (Dennis ve Woods 1987), (Barton ve Ivey 1996; Luersen ve Le Riche 2004), (Panigrahi ve Pandi 2008). Bununla beraber Nelder-Mead algoritması sürekli uzaylarda çalışacak şekilde tasarlanmış bir yaklaşımdır ve proje kapsamında ele alınan üçlü optimizasyon problemi, kullanılan elektroensefalografi sinyallerinin ayrık olmasından kaynaklı olarak ayrık olduğundan bu algoritmanın doğrudan uygulanması mümkün olmamıştır. Nelder-Mead algoritmasının yukarıdaki eniyileme problemine uygulanabilmesi için  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre üçlüsünün örnekleme periyodunun dışındaki değer kombinasyonları için de uyum ölçümü yapılabilmesi amacıyla algoritma kurgusuna doğrusal bir yeniden örnekleme adımı eklenmiştir. Bu sayede algoritmanın sorgulamak istediği ancak



ayrık arama uzayında yer almayan parametre kombinasyonları için de uyum değerlerinin hesaplanması sağlanmıştır.

Kanal çiftleri arasında aktiviteye bağlı uyumun en yüksek değerini elde eden üçlü zaman parametrelerinin belirlenmesi için üçüncü bir alternatif yaklaşım olarak sezgisel bir süreç kurgulanmıştır. Bu sürecin temelinde, kanallar arası uyumun görece kısa bir  $w$  sinyal boyu ile yakalandığı  $\Delta t$  ve  $\tau$  gecikme parametrelerinde uyumun artan  $\Delta t$  parametrelerinde de görülmeye devam edeceği beklentisi yatmaktadır: Sinyaller arası uyumun temel belirleyicisi öncü kanal ile artçı kanal arasındaki gecikmeyi belirleyen  $\tau$  parametresi olduğu için doğru  $\tau$  parametresi bulunduğu yüksek uyumun farklı  $\Delta t$  ve  $w$  parametreleri için korunması söz konusudur.

Bu öngörüye dayanarak kurgulanan sezgisel yaklaşımda,  $w = 300ms$  alınarak her bir  $(\Delta t, \tau) \in [0ms, 2000ms] \times [-125ms, 125ms]$  kombinasyonu için aktiviteye ait kanallar arası ortalama uyum değerleri hesaplanmıştır. Dikkat edileceği üzere bu, kaba kuvvet yaklaşımının arama uzayında  $w = 300ms$  seviyesindeki tek bir kesitinde ortalama uyum değerlerinin hesaplanmasına denk düşmektedir. Daha sonra bu iki boyutlu  $\Delta t \times \tau$  kesit uzayında gözlenen uyum değerleri arasında tüm uyum değerlerinin %99'undan büyük olanlar işaretlenmiş ve  $\Delta t$  doğrultusunda birbirini takip eden yüksek uyum değerleri tespit edilmiştir. Sonraki adımda aralarındaki  $\Delta t$  ayrımı  $300ms$ 'den kısa olan uyum doğru parçaları da birleştirilmiş ve elde edilen nihai uyum doğru parçalarına denk gelen ve kanallar arası uyumun yüksek olduğu üçlü zaman parametreleri hesaplanmıştır. Bu hesaplamanın bir örneği Şekil 4'te sunulmuştur. Bu örnekte koyu çizgi ile belirtilmiş olan yüksek uyum doğru parçası  $\tau = \tau_0$  ve  $\Delta t \in [\Delta t_1, \Delta t_2]$  değerlerinde gözlenmektedir. Bu değerlerin her bir kombinasyonunda  $w = 300ms$  boyundaki sinyaller



Şekil 4. Kanallar arası ortalama uyumun en yüksek değerini sağlayan üçlü zaman parametrelerinin tespiti için kurgulanan sezgisel yaklaşım

kullanıldığı da göz önüne alındığında bu uyum davranışının denk geldiği üçlü zaman parametresi  $(\Delta t, \tau, w) = (\Delta t_1, \tau_0, \Delta t_2 - \Delta t_1 + 300ms)$  olarak bulunmaktadır.

Burada dikkat edilmesi gereken son husus,  $\Delta t \times \tau$  kesit uzayında birden fazla yüksek uyum doğru parçası gözlenmesi durumudur. Bu durumda ise doğru parçalarının her biri için üçlü zaman parametreleri hesaplanmış ve ilgili parametrelerde gözlenen ortalama uyum değerleri 0 değeri ile  $t$ -test üzerinden karşılaştırılarak en düşük  $P$  değerini sağlayan üçlü zaman parametresi ilgili kanal çiftinin söz konusu aktivite sırasındaki en yüksek uyumunu gösteren zaman parametresi olarak alınmıştır.

### 3.5 Aktiviteye Özgü Kanal Çiftlerinin Uyum Profillerine Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı

Proje kapsamında geliştirilen ilk bilişsel aktivite tanıma yaklaşımı, kanallar arası uyumun ayrıştırılmak istenen aktiviteler arasında en farklı olduğu kanal çiftlerinin uyumuna dayanan yaklaşımdır. Bunun için ilk önce her  $(i, j)$  kanal çifti arasındaki ortalama uyumu ayrıştırılmak istenen  $A_1$  ve  $A_2$  aktivitelerine ait kayıtlarda eniyileyen sırasıyla  $(\Delta t_{i,j}^{A_1}, \tau_{i,j}^{A_1}, w_{i,j}^{A_1})$  ve  $(\Delta t_{i,j}^{A_2}, \tau_{i,j}^{A_2}, w_{i,j}^{A_2})$  parametre kombinasyonları ile hem  $A_1$  aktivitesine ait kayıtlarda hem de  $A_2$  aktivitesine ait kayıtlardaki uyum değerleri hesaplanmış ve

$$\left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]} \right) \Big| k \in I_{A_1} \right\} \text{ karşısında}$$

$$\left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]} \right) \Big| k \in I_{A_2} \right\}$$

ile

$$\left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]} \right) \Big| k \in I_{A_1} \right\} \text{ karşısında}$$

$$\left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]} \right) \Big| k \in I_{A_2} \right\}$$

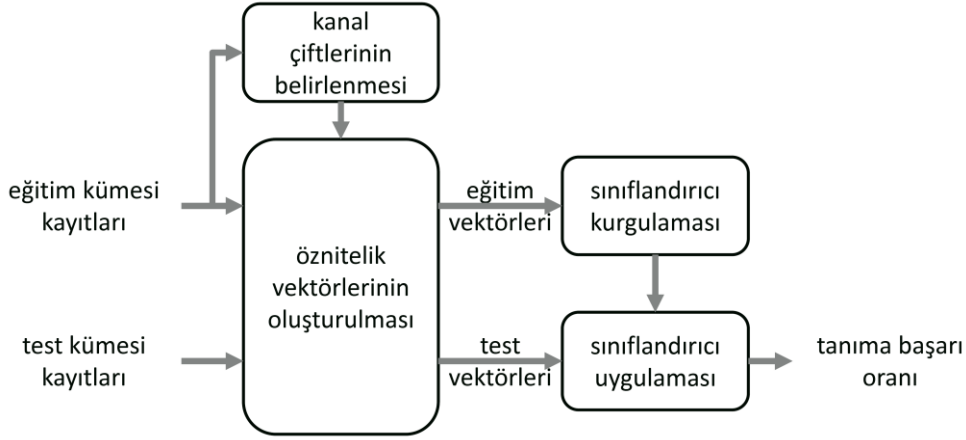
kümelerindeki uyum değerleri üzerinde ayrı ayrı  $t$  testi uygulanarak hangi kanal çiftleri arasındaki uyum değerlerinin hangi üçlü  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre kombinasyonu ile hesaplandığında ne kadar ayrıştığı ilgili  $P$  değerleri ile belirlenmiştir. Bu şekilde elde edilen  $P$  değerleri çoklu karşılaştırma problemi sebebiyle Benjamini-Hochberg yöntemiyle düzeltilmiş

(Benjamini ve Hochberg 1995) ve en düşük düzeltilmiş  $P$  değerlerinin görüldüğü  $P < 0.05$  koşulunu sağlayan kanal çiftleri, ilgili üçlü  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre kombinasyonları ile beraber farklı aktiviteler sırasında uyumları anlamlı şekilde değişen, bir başka deyişle aktiviteye özgü  $\{(i, j)_n^{A_1-A_2}\}$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , ile  $\{(i, j)_m^{A_2-A_1}\}$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ , kanal çiftleri olarak kayıt altına alınmıştır.

Bunun ardından tanıma yöntemleriyle değerlendirilmek üzere eldeki EEG veri setindeki her bir aktivite için kanallar arası uyum değerlerini içeren öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Bu amaçla ayrıştırılmak istenen aktivite seanslarının her biri için tespit edilmiş kanal çiftleri arasında gözlenen uyum değerleri derlenerek birer kolon vektörü haline getirilmiş ve bu vektörler, sınıflandırıcıların kurgulanacağı ve uygulanacağı öznitelik vektörleri olarak ele alınmıştır. Matematiksel olarak  $A_1$  ve  $A_2$  aktivitelerinin ayrıştırılabilmesi için eğitim kümesindeki kayıtlarda tespit edilen kanal çiftleri  $\{(i, j)_n^{A_1-A_2}\}$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , ile  $\{(i, j)_m^{A_2-A_1}\}$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ , arasında ilgili  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre üçlülerinde gözlenen uyumlardan her bir  $k \in I_{A_1} \cup I_{A_2}$  sıra numaralı aktivite sırasında elde edilenler

$$\xi_k = \begin{bmatrix} U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_1^{A_1-A_2}} \\ U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_2^{A_1-A_2}} \\ \vdots \\ U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1}, \Delta t_{i',j'}^{A_1} + \tau_{i',j'}^{A_1} + w_{i',j'}^{A_1}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_N^{A_1-A_2}} \\ U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_1^{A_2-A_1}} \\ U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_2^{A_2-A_1}} \\ \vdots \\ U \left( s_{i',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]}, s_{j',k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2}, \Delta t_{i',j'}^{A_2} + \tau_{i',j'}^{A_2} + w_{i',j'}^{A_2}]} \right) \Big|_{(i',j')=(i,j)_M^{A_2-A_1}} \end{bmatrix}$$

olacak şekilde bir öznitelik vektöründe toplanmıştır. Arkasından  $\xi_k$  öznitelik vektörlerinden eğitim kümesinde yer alanlar,  $k$  sıra numaralı aktivitenin hangi aktivite olduğunu gösterir  $y_k \in \{A_1, A_2\}$  etiketleriyle beraber kullanılarak sınıflandırıcı kurgulama aşamasına geçilmiştir. Bunun için hem Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), hem de doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcıları (Cortes ve



Şekil 5. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında aralarındaki uyum anlamlı şekilde değişen kanal çiftlerini kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması

Vapnik 1995; Vapnik 1998) türetilmiş ve test kümesinde yer alan öznitelik vektörlerine uygulanarak her bir katılımcı ve ayırıştırılmak istenen aktivite çiftleri için başarı oranları saptanmıştır. Gauss çekirdeğini kullanan destek vektör makineleri kurgulanırken çekirdeğin genişliğini belirleyen parametre, konu ile ilgili literatürle uyumlu olarak çekirdek fonksiyonunun matematiksel ifadesindeki üstel değerın eğitim kümesindeki ortalaması  $-1$  olacak şekilde seçilmiştir. Eğitim ve test safhalarını içeren bu süreç Şekil 5'te özetlenmiştir.

### 3.6 Aktiviteye Özgü Uyum Gösteren Kanal Grupları

Proje kapsamında bilişsel aktivitelerin ayırt edilmesine yönelik kanallar arası uyum tabanlı ikinci yaklaşımda aktiviteye özgü uyum davranışı gösteren kanal grupları belirlenmiş ve bu kanal gruplarındaki uyum profilleri üzerinden aktivitelerin tanınmasını gerçekleştiren yöntem kurgulanmıştır. Bunun için yine her bir aktivite sırasında kanal çiftleri arasındaki uyumu en yüksek düzeyde ortaya çıkaran  $(\Delta t, \tau, w)$  parametre üçlülerinde gözlenen uyum değerleri ele alınmıştır. Daha sonra bu uyum değerlerinin ilgili aktivitenin gerçekleştirildiği kayıtlardaki

$$\bar{U}_{i,j}^A = \frac{1}{K_A} \sum_{k \in I_A} U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^A, \Delta t_{i,j}^A + w_{i,j}^A]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^A + \tau_{i,j}^A, \Delta t_{i,j}^A + \tau_{i,j}^A + w_{i,j}^A]} \right)$$

ifadesi ile hesaplanan ortalaması, söz konusu aktivite sırasında  $i$  ve  $j$  sıra numaralı kanalların arasındaki benzerliğin ölçütü olarak kullanılarak sıra düzenli bir yaklaşımla iç uyumları yüksek kanal gruplarının belirlenmesine geçilmiştir (Rokach ve Maimon 2005; Ward 1963).

Her bir aktiviteye özel iç uyumu yüksek kanal grupları belirlenirken ilk aşamada her kanal kendi başına ayrı bir grup oluşturacak şekilde atanmış ve gruplar arası benzerliği içeren bir uyum matrisi, kanal çiftleri arasındaki ortalama uyum değerlerinden türetilmiştir. İlerleyen aşamalarda aralarındaki uyum en yüksek olan kanal grupları kademeli olarak birleştirilerek yeni kanal grupları oluşturulmuş ve gruplar arası uyum matrisi de yeni kanal grubu ile eskiler arasındaki uyum değeri yeniden hesaplanarak süreç bütün kanallar tek bir grup altında toplanana kadar sürdürülmüştür.

Yukarıda özetlenmiş olan sıra düzenli gruplama yaklaşımının en kritik tarafı yeni oluşturulan kanal gurubu ile var olan kanal grupları arasındaki uyumun hesaplanmasıdır. Literatürde bu amaçla önerilmiş üç temel yaklaşım vardır. Bunlardan birincisinde  $G_a$  kanal grubu ile  $G_b$  kanal grubu arasındaki benzerlik, gruplardaki kanallar arasındaki uyumun en küçük değeri olarak

$$B(G_a, G_b) = \min_{\substack{i \in G_a \\ j \in G_b}} \bar{U}_{i,j}^A$$

ifadesiyle hesaplayacak şekilde tanımlanmaktadır. İkinci yaklaşımda ise kanal grupları arasındaki benzerliği hesaplayacak ölçüt

$$B(G_a, G_b) = \max_{\substack{i \in G_a \\ j \in G_b}} \bar{U}_{i,j}^A$$

ifadesi ile hesaplanmaktadır. Bu iki yaklaşımın birbirlerine göre bilinen avantajları ve dezavantajları vardır: İkinci ölçüt daha ziyade aynı bütünün parçası olan alt grupları seçici şekilde bulup birleştirmede başarılıyken birinci ölçütün ayrık bile olsalar görece dar bir bölgede birbiriyle yaklaşan grupları tespit edip öncelikli olarak birleştirmektedir. Bununla beraber her ikisi de kanal grupları arasındaki benzerliği kanallar arası uyumların uç değerleri cinsinden ifade ettikleri için olası aykırı değerlerden olumsuz etkilenebilmektedir. Buna çare olarak üçüncü bir grup benzerlik ölçütü olarak

$$B(G_a, G_b) = \frac{1}{|G_a| \cdot |G_b|} \sum_{\substack{i \in G_a \\ j \in G_b}} \bar{U}_{i,j}^A$$

ifadesiyle hesaplanan gruplardaki kanallar arasındaki ortalama uyumun kullanılması önerilmektedir. Yukarıdaki eşitlikte  $|\cdot|$  fonksiyonu, argümanı olan kümenin eleman sayısını belirtmektedir.

Proje çalışmalarında yukarıdaki gruplar arası benzerlik yaklaşımlarından hangisinin daha kullanışlı olduğunu belirlemek için sıra düzenli gruplama yaklaşımı her biri ile yürütülmüş ve elde edilen kanal gruplarının aşağıda anlatılan şekilde öznitelik değerleri hesaplanmıştır. Daha sonra her bir öznitelik karşılaştırılmak istenen bilişsel aktiviteler arasında  $t$ -test yöntemi ile değerlendirilmiş ve elde edilen  $P$  değerlerinin tüm öznitelikler arasında geometrik ortalaması en düşük olan benzerlik yaklaşımı daha sonraki tanıma kurgusu sırasında kullanılmak üzere tespit edilmiştir.

### **3.7 Aktiviteye Özgü Uyum Gösteren Kanal Gruplarının Uyum Profillerine Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı**

Kanal grupları arasındaki benzerliği ölçmek için yukarıda özetlenen ölçütlerden herhangi bir kullanıldığında sıra düzenli gruplama yaklaşımı, kanal sayısının bir eksiği sayıda uyumlu kanal grubu ortaya çıkarmaktadır. Bu kanal gruplarından her birindeki uyum davranışının aktivite tanıma amaçlı öznitelik vektörlerinin kurgulanmasında gerektiği üzere sayısal olarak ifade edilmesi için ise birtakım ölçütlere ihtiyaç duyulmaktadır. Proje kapsamında kanal gruplarının  $k$  sıra numaralı aktivite periyodundaki uyum davranışını ifade etmek için her bir grubun kanalları arasında karşılaştırılmak istenen her bir aktiviteye özgü zaman parametrelerinde gözlenen uyum değerlerinin ortalamaları, en düşük ve en büyük değerleri ile %25, %50 ve %75 düzeylerindeki dağılım dilim değerleri kullanılmıştır. Bu öznitelikler, herhangi bir  $G$  kanal grubundaki ikili uyum değerlerini içeren  $U_G$  kümesi üzerinden

$$F(U_G) = \begin{bmatrix} \frac{1}{|U_G|} \sum_{u \in U_G} u \\ \min_{u \in U_G} u \\ \max_{u \in U_G} u \\ Q_{U_G}(0.25) \\ Q_{U_G}(0.5) \\ Q_{U_G}(0.75) \end{bmatrix}$$

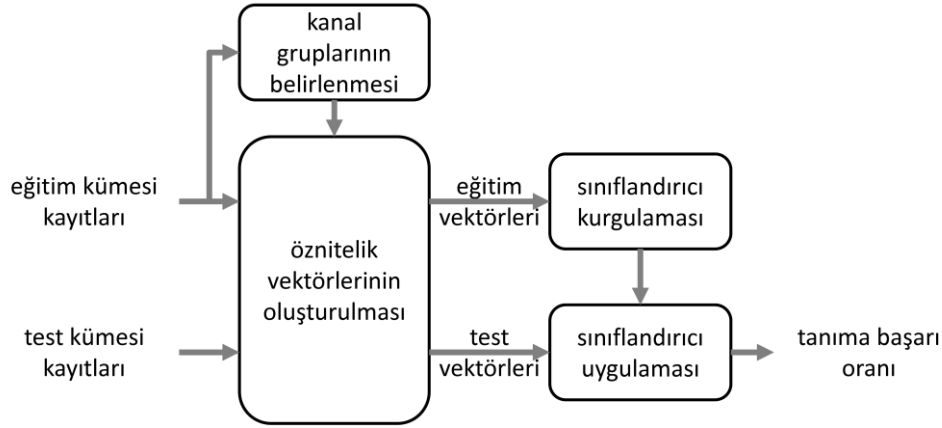
fonksiyonu ile hesaplanıp altı boyutlu bir kolon vektörü halinde derlenmiştir. Yukarıdaki ifadede yer alan  $Q_{U_G}(p)$  fonksiyonu,  $U_G$  kümesindeki kanallar arası uyum değerlerinin  $p$  düzeyindeki dağılım dilimini gösteren fonksiyondur.

Karşılaştırılmak istenen  $A_1$  ve  $A_2$  aktiviteleri çerçevesinde söz konusu olan öznitelikler,  $\ell$  sayıda kanal içeren bir EEG verisi üzerinde  $k$  sıra numaralı her aktivite periyodu için  $A_1$  ve  $A_2$  aktivitelerine özgü  $\{G_a\}$  ve  $\{G'_b\}$ ,  $a, b = 1, 2, \dots, \ell - 2$ , kanal gruplarından derlenen öznitelikler tek bir kolon vektörü halinde toplanarak

$$\xi'_k = \begin{bmatrix} F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]} \right) \Big|_{i,j \in G_1} \right\} \right) \\ F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]} \right) \Big|_{i,j \in G_2} \right\} \right) \\ \vdots \\ F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1}, \Delta t_{i,j}^{A_1} + \tau_{i,j}^{A_1} + w_{i,j}^{A_1}]} \right) \Big|_{i,j \in G_{\ell-1}} \right\} \right) \\ F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]} \right) \Big|_{i,j \in G'_1} \right\} \right) \\ F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]} \right) \Big|_{i,j \in G'_2} \right\} \right) \\ \vdots \\ F \left( \left\{ U \left( s_{i,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]}, s_{j,k}(t) \Big|_{t \in [\Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2}, \Delta t_{i,j}^{A_2} + \tau_{i,j}^{A_2} + w_{i,j}^{A_2}]} \right) \Big|_{i,j \in G'_{\ell-1}} \right\} \right) \end{bmatrix}$$

öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Daha sonra da bu öznitelik vektörleri, hangi aktiviteye ait olduklarını belirtir  $y_k \in \{A_1, A_2\}$  etiketleriyle beraber aktivite tanıma amaçlı sınıflandırıcı kurgulama safhasında değerlendirilmiştir.

Sınıflandırma safhasında öncelikle hangi kanal gruplarının ayrıştırılmak istenen aktiviteler arasında istatistiksel açıdan anlamlı bir farklılık gösterdiği tespit edilmiştir. Bunun için öznitelikler eğitim kümesindeki aktivite periyotları dahilinde iki aktivite arasında  $t$  teste tabi tutulmuş ve elde edilen  $P$  değerleri çoklu karşılaştırma problemine karşı Benjamini-Hochberg



Şekil 6. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında uyum değerleri anlamlı şekilde değişen kanal gruplarını kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması

yöntemiyle (Benjamini ve Hochberg 1995) düzeltilmiştir. Düzeltilmiş  $P$  değerleri 0.05 istatistiksel anlamlılık düzeyinin altında görülen özniteliklerin çıkarılmış oldukları kanal grupları aktiviteler arasında anlamlı farklılık gösteren kanal grupları olarak kayıt altına alınmış ve bu öznitelikler arkadan gelen sınıflandırma sürecinde değerlendirilmiştir. Sınıflandırıcı kurgulama sürecinde daha önceki uygulamada olduğu gibi Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcıları (Cortes ve Vapnik 1995; Vapnik 1998) ele alınmıştır. İlgili akışı eğitim ve test kümelerini içerir bir çerçevede özetleyen şema Şekil 6'da verilmiştir.

### 3.8 Tüm Kanal Çiftlerinin Uyum Profiline Dayanan Aktivite Tanıma Yaklaşımı

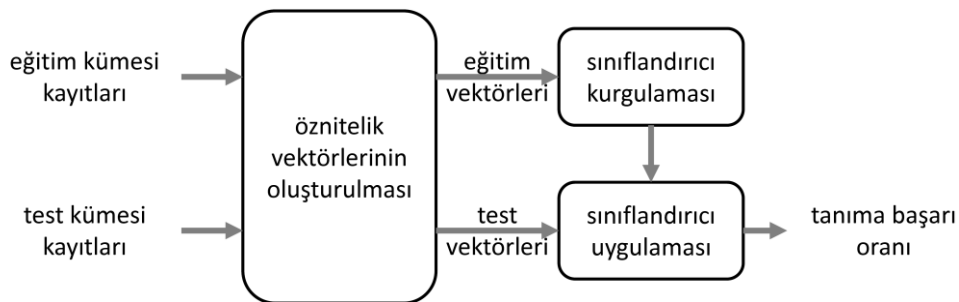
Proje çalışmaları kapsamında farklı bilişsel aktivitelerin birbirinden ayırt edilmesine yönelik olarak EEG kanalları arasındaki uyum davranışını kullanacak şekilde geliştirilen son yaklaşım, herhangi bir ayırım veya gruplama yapmadan bütün kanal çiftleri arasında aktivitelere özgü zaman parametrelerinde görülen uyum değerlerinin hepsini bir öznitelik vektörü halinde ve alışılmış bir makine öğrenmesi sistematüğünde değerlendirerek kurgulanmıştır. Bunun için karşılaştırılmak istenen  $A_1$  ve  $A_2$  aktivitelerine ait kanallar arası uyumu eniyileyen zamanlama parametreleri kullanılarak  $k$  sıra numaralı aktivite periyodu için



$$\xi''_k = \begin{bmatrix} U\left(s_{1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,2}^{A_1}, \Delta t_{1,2}^{A_1} + w_{1,2}^{A_1}]}, s_{2,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,2}^{A_1} + \tau_{1,2}^{A_1}, \Delta t_{1,2}^{A_1} + \tau_{1,2}^{A_1} + w_{1,2}^{A_1}]}\right) \\ U\left(s_{1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,3}^{A_1}, \Delta t_{1,3}^{A_1} + w_{1,3}^{A_1}]}, s_{3,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,3}^{A_1} + \tau_{1,3}^{A_1}, \Delta t_{1,3}^{A_1} + \tau_{1,3}^{A_1} + w_{1,3}^{A_1}]}\right) \\ \vdots \\ U\left(s_{\ell-1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_1}, \Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_1} + w_{\ell-1,\ell}^{A_1}]}, s_{\ell,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_1} + \tau_{\ell-1,\ell}^{A_1}, \Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_1} + \tau_{\ell-1,\ell}^{A_1} + w_{\ell-1,\ell}^{A_1}]}\right) \\ U\left(s_{1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,2}^{A_2}, \Delta t_{1,2}^{A_2} + w_{1,2}^{A_2}]}, s_{2,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,2}^{A_2} + \tau_{1,2}^{A_2}, \Delta t_{1,2}^{A_2} + \tau_{1,2}^{A_2} + w_{1,2}^{A_2}]}\right) \\ U\left(s_{1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,3}^{A_2}, \Delta t_{1,3}^{A_2} + w_{1,3}^{A_2}]}, s_{3,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{1,3}^{A_2} + \tau_{1,3}^{A_2}, \Delta t_{1,3}^{A_2} + \tau_{1,3}^{A_2} + w_{1,3}^{A_2}]}\right) \\ \vdots \\ U\left(s_{\ell-1,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_2}, \Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_2} + w_{\ell-1,\ell}^{A_2}]}, s_{\ell,k}(t)\Big|_{t \in [\Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_2} + \tau_{\ell-1,\ell}^{A_2}, \Delta t_{\ell-1,\ell}^{A_2} + \tau_{\ell-1,\ell}^{A_2} + w_{\ell-1,\ell}^{A_2}]}\right) \end{bmatrix}$$

öznitelikleri hesaplanmıştır. Bunun arkasından, daha önceki uygulamalarda olduğu gibi eğitim kümesindeki öznitelik vektörleri hangi aktiviteye ait olduklarını belirtir  $y_k \in \{A_1, A_2\}$  etiketleriyle beraber aktivite tanıma amaçlı sınıflandırıcı kurgulama safhasında Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcıları (Cortes ve Vapnik 1995; Vapnik 1998) ile değerlendirilmiştir. İlgili iş akışını eğitim ve test kümelerini içerir bir çerçevede özetleyen şema Şekil 7'de verilmiştir.

Dikkat edilmesi gereken bir nokta, bu yaklaşımda öznitelik vektörlerinin boyutlarının çok yüksek olmasından dolayı öznitelik seçimine önem verilme gerekliliğidir; zira tanımaya fayda sağlamayacak olan kanal çiftlerinden hiçbirini ön analizlerle elenmemiş olduğu için bu yük öznitelik seçimi yöntemlerinin üzerine düşmektedir. Bu amaçla dört farklı öznitelik seçme yöntemi belirlenmiş ve uygulanmıştır. Bunların en başında Fisher oranına dayalı yöntem



Şekil 7. Ayırıştırılmak istenen gerçek ve hayali motor aktiviteleri sırasında herhangi bir ayırım yapmadan tüm kanal çiftlerinin uyum değerleri kullanan sınıflandırıcıların kurgu şeması

gelmektedir. Bunun ardından her öznitelik bazında ayrıştırılmak istenen aktiviteler arasında  $t$  testleri uygulanmış ve öznitelikler elde edilen  $P$  değerleri üzerinden de değerlendirilmiştir. Bu iki temel yaklaşımın yanında yine makine öğrenmesi literatüründe yer alan yöntemlerden özniteliklerle aktivite sınıfı arasındaki ortak bilgi miktarını değerlendiren üçüncü bir yaklaşım daha uygulanmıştır (Ang vd. 2012). Dördüncü alternatif öznitelik seçme yaklaşımı olarak da sınırlı sayıda tekrarlar her bir özniteliğe en yakın aktivite öznitelik vektörleri üzerinden bir ağırlık atayan bir yaklaşım değerlendirilmiştir (Kira ve Rendell 1992).

## 4. BULGULAR

Proje raporunun bu bölümünde, kurgulanan yaklaşımların ve uygulanan yöntemlerin sonuçları ile bu sonuçlara dair değerlendirme ve yorumlara yer verilmiştir. Öncelikle kanallar arası uyum profillerinin gerçek ve hayali motor aktiviteler sırasındaki değişimleri doğrulanmıştır. Daha sonra kanallar arası uyumun en yüksek değerinin ortaya çıktığı üçlü zaman parametrelerinin bulunması problemi için tasarlanmış olan çözüm yöntemleri karşılaştırılmış ve en pratik çözümü sağlayan yaklaşım tespit edilmiştir. Bunun arkasından ele alınan bilişsel aktivite tanıma problemlerine yönelik olarak tüm aktivite periyotlarındaki aktiviteye özgü zaman parametrelerinde gözlenen uyum değerleri hesaplanmış ve projede hedeflenen üç alternatif aktivite tanıma yaklaşımı gerçekleştirilerek başarı oranları belirlenmiştir.

### 4.1 Kanallar Arası Uyum Profillerinin Gerçek ve Hayali Motor Aktiviteleri Sırasındaki Değişimleri

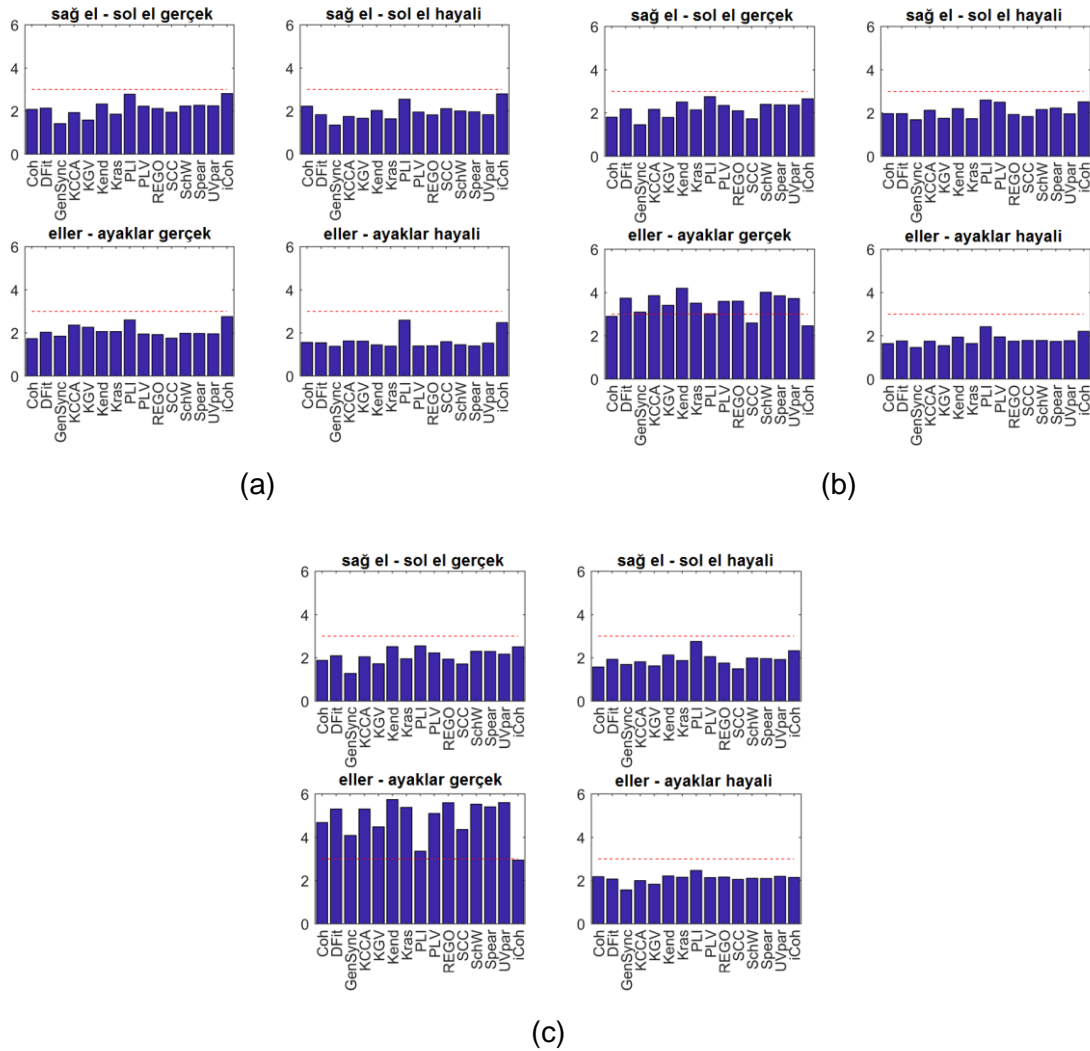
Projenin temel hipotezi bilişsel aktivitelerde EEG kanalları arasındaki uyum davranışının sistematik bir biçimde değişmesi olduğu için proje faaliyetlerinde öncelikli olarak bu hipotezin doğruluğu sınanmıştır. Bu amaçla Physionet veri setinden proje çalışmalarına dahil edilen 103 katılımcının verilerindeki gerçek veya hayali motor fonksiyon periyotlarına denk gelen sinyal pencereleri içerisindeki veriler kullanılarak 64 kanal arasında her kanal çifti için uyum değerleri proje kapsamında ele alınan uyum ölçütleri üzerinden herhangi bir gecikme hesaba katılmadan hesaplanmıştır. Daha sonra aynı gerçek veya hayali motor fonksiyon periyotlarında gözlenen kanal çiftleri arasındaki uyum değerlerinin ortalamaları alınarak her bir motor fonksiyon için kanallar arası ortalama uyum matrisleri elde edilmiştir.

Bir sonraki adımda ise bu ortalama uyum matrisleri üzerinde sıradüzenli gruplama yapılarak uyumlu kanal grupları belirlenmiştir. Her bir kanal grubu için grupta yer alan kanalların arasındaki en düşük uyum değeri ilgili aktivite periyotlarında ve karşıt aktivite periyotlarında belirlenip elde edilen minimal grup içi uyum değerleri çift taraflı  $t$  testleri aracılığıyla karşılaştırılmış ve bu karşılaştırmalardan elde edilen  $P$  değerleri ilgili kanal grubunun söz konusu aktivite çiftleri arasındaki uyumsal farklılığın ölçer şekilde kayıt altına alınmıştır. Bu süreç bütün kanal grupları için tekrarlanarak elde edilen  $P$  değerlerinin en küçüğü, her aktivite ikiliği için ayrıştırılabilirliğin ölçütü olarak değerlendirilmiştir.

Daha sonra her aktivite ikiliği için her katılımcıdan elde edilen  $P$  değerleri çoklu karşılaştırma problemine karşı Benjamini-Hochberg yöntemi ile düzeltilmiş ve düzeltilmiş  $P$  değerlerinin

geometrik ortalaması alınarak bütün katılımcılar üzerinde ilgili aktivite ikiliğinin ne kadar ayrışıyor olduğu bilgisi elde edilmiştir (Benjamini ve Hochberg 1995). Bu şekilde elde edilen ayrışıklık bilgisi yukarıda anlatılan süreç her bir uyum ölçütü için ve aktivitelerin gerçekleştirildiği periyotların ilk 200ms'lik kısımlarını takip eden 0.5, 1.0 ve 2.0 saniyelik sinyal süreleri üzerinden ayrı ayrı tekrarlanmış ve uyum ölçütleri elde edilen  $P$  değerleri üzerinden birbiriyle karşılaştırılmıştır.

Elde edilen ortalama  $P$  değerlerine bakıldığında (Şekil 8) ilk göze çarpan, ayrımın belirginliğinin hayali aktiviteye göre gerçek aktivitede, sağ el – sol el aktivitelerine göre de eller – ayaklar



Şekil 8. Farklı ölçütler ile belirlenen kanallar arası uyum değerlerinin (a)  $(\Delta t, \tau, w) = (200ms, 0ms, 500ms)$ , (b)  $(\Delta t, \tau, w) = (200ms, 0ms, 1000ms)$ , (c)  $(\Delta t, \tau, w) = (200ms, 0ms, 2000ms)$  olduğu durumlarda Physionet veri setindeki aktivite çiftleri arasındaki farklılıklarını gösterir  $P$  değerleri

aktivitesinde daha yüksek olduğudur: Ayrım en belirgin şekilde her iki yumruk ve her iki ayağın fiilen sıkılması ikiliğinde ortaya çıkmaktadır; zira  $P$  değerlerinin geometrik ortalamasının logaritmasının negatifi en yüksek, dolayısıyla da geometrik ortalaması en düşük ve ayrılık en anlamlı olarak bu ikilikte elde edilmiştir. Ayrıca uyumun hesaplandığı sinyal süresi uzadıkça elde edilen anlamlılık da artmaktadır.

Bu sonuçlara dayanarak proje çalışmalarında bilişsel aktivitelerin tanınmasına yönelik olarak geliştirilen yaklaşımların başarımlarının Physionet veri setindeki sağ el – sol el hayali aktivitesi verileri üzerinde belirlenmesinin en uygun olduğu ortaya çıkmaktadır: Ayrıştırılması en zor görünen bu aktivitelerde yüksek başarı elde edebilen yaklaşımın diğer aktiviteleri de rahatlıkla ayırabileceği öngörülmüştür. Ayrıca bu seçim, proje çalışmalarının hesaplama yükünü de önemli oranda hafifletmiş ve nihai sonuçların zamanında elde edilebilmesini sağlamıştır. Aynı gerekçeyle BCI Competition-III IVa veri setinden de sağ el – sağ ayak hayali aktivitelerine ait verilerin kullanılması yoluna gidilmiştir.

Bu temel gözlemin ardından daha sonraki çalışmalara referans teşkil etmesi amacıyla, hem Physionet hem de BCI Competition-III IVa veri setindeki EEG sinyalleri üzerinde ilgili aktivitelerin ayrıştırılması için kanallar arası uyumu sadece öncü ve artçı kanallar arasındaki gecikmeye göre eniyileyen temel bir yaklaşım kurgulanmıştır (Olçay ve Karacalı 2019). Bu kapsamdaki çalışmalarda ilk önce ayırt edilmek istenen hayali motor fonksiyonlar sırasında her kanal çifti arasında gözlenen uyumun en yüksek değerini yakalayan  $\tau$  değerleri  $[-125ms, 125ms]$  aralığında kaba kuvvet arama yaklaşımı ile bulunmuştur. Daha sonra ayırt edilmek istenen fonksiyonlara ait periyotlardaki kanal çiftleri arasındaki uyum değerleri ilgili kanallar için her iki aktivite dahilinde bulunmuş olan  $\tau$  değerlerinde hesaplanıp bir araya toplanarak beyindeki uyum profilini ifade eden öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Her kayıt periyodu için ayrı ayrı oluşturulan uyum profil vektörlerini birbirinden ayırmak için de Fisher oranı (Duda vd. 2000) ile yapılan öznitelik seçiminin akabinde Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcılarından (Cortes ve Vapnik 1995; Vapnik 1998) faydalanılmış ve bu sınıflandırıcıların eğitimde kullanılanların sonrasındaki aktivite periyotlarından elde edilen test uyum profil vektörlerindeki başarısı farklı uyum ölçütleri için ayrı ayrı belirlenmiştir.

Proje çalışmalarında kullanılmakta olan Physionet veri setindeki sağ el – sol el hayali aktivite ikiliğine ait ilk 20 katılımcıdan elde edilmiş olan EEG kayıtlarına ek olarak uluslararası beyin-bilgisayar arayüzü yarışmasına ait BCI Competition-III IVa veri setindeki sağ el – sağ ayak hayali aktivite ikiliğine ait kayıtlar da kullanılarak elde edilen başarı oranları Tablo 2'de

sunulmuştur. Tüm verinin ilk %33'ünü eğitim ve kalan %66'sını test için kullanan birinci

Tablo 2. Kanallar arası uyumu sadece öncü ve artçı kanallar arasındaki gecikmeye göre eniyileyen  $\tau$  tabanlı temel yaklaşımla elde edilen ortalama tanıma başarıları

Uyum ölçütleri	PhysioNet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%56,83 ± 10,17	%57,83 ± 10,38	%58,83 ± 11,00	%70,52 ± 9,00	%74,46 ± 9,52	%71,70 ± 8,07
Çapraz ilinti	%55,67 ± 8,02	%58,17 ± 10,73	%55,83 ± 11,54	%72,65 ± 8,77	%72,97 ± 10,93	%72,12 ± 8,33
Doğrusal olmayan arabağımlılık	%57,00 ± 11,44	%50,17 ± 2,28	%58,16 ± 9,58	%72,55 ± 9,65	%77,65 ± 11,89	%76,38 ± 12,36
Korentropi	%56,16 ± 15,07	%50,17 ± 9,93	%55,67 ± 14,71	%75,95 ± 11,56	%77,34 ± 9,50	%77,02 ± 8,42
Ortak bilgi miktarı	%58,33 ± 10,57	%58,50 ± 10,78	%59,83 ± 9,33	%76,69 ± 12,88	%77,97 ± 10,35	%75,00 ± 10,52
Faz kilit değeri	%54,67 ± 10,83	%60,50 ± 10,99	%58,83 ± 10,21	%68,08 ± 8,70	%70,31 ± 10,58	%69,78 ± 8,22
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%61,00 ± 10,20	%59,33 ± 16,02	%58,67 ± 12,53	%76,00 ± 8,43	%79,57 ± 9,52	%74,73 ± 5,47
Çapraz ilinti	%60,33 ± 15,37	%61,67 ± 14,80	%58,66 ± 14,28	%68,83 ± 9,72	%77,26 ± 9,75	%74,10 ± 4,85
Doğrusal olmayan arabağımlılık	%60,67 ± 13,83	%51,00 ± 10,43	%62,00 ± 13,36	%70,73 ± 8,79	%81,05 ± 8,93	%78,10 ± 7,85
Korentropi	%59,33 ± 16,17	%62,33 ± 16,51	%65,33 ± 17,91	%72,00 ± 13,07	%80,21 ± 10,35	%80,00 ± 6,69
Ortak bilgi miktarı	%59,33 ± 15,12	%59,33 ± 14,96	%59,67 ± 15,21	%75,76 ± 12,30	%81,89 ± 11,80	%77,89 ± 10,26
Faz kilit değeri	%59,67 ± 15,06	%59,67 ± 15,36	%60,00 ± 14,82	%68,41 ± 11,98	%75,15 ± 13,03	%70,94 ± 8,10

senaryodaki başarı oranlarına kıyasla tüm verinin ilk %66'sını eğitim ve kalan %33'ünü test amacıyla kullanan ikinci senaryonun başarı oranları daha yüksektir. Bu elbette doğal bir durumdur; zira daha çok eğitim verisi ile daha doğru bir ayrıştırmanın sağlanabildiğini göstermektedir. Bunun dışında değerlendirilen ölçütler arasında kosinüs benzerliği ile ortak bilgi miktarına dayanan uyum ölçütlerinin diğerlerine nazaran daha başarılı oldukları görülmektedir.

Bu sonuçlara ek olarak Physionet veri setindeki sağ el – sağ ayak hayali aktivitelerinin ayrıştırılmasında öznitelik vektörlerindeki uyum değerleri Fisher oranı ile değerlendirilmek suretiyle otomatik olarak belirlenen kanal çiftlerinin literatürde aynı ayrıştırma için önerilen kanal gruplarındaki kanal çiftlerine göre ne kadar başarılı olduklarının tespitine geçilmiştir. Bunun için literatürde bu aktivitelerin ayrılmasına yönelik olarak önerilmiş olan kanal grupları belirlenmiş (Tablo 3) ve aktivite tanıma süreçleri, sınıflandırıcı olarak sadece Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı kullanılarak bu kanallar ve ilgili kanal çiftleri özelinde tekrar edilmiştir. Elde edilen doğru tanıma oranlarına bakıldığında Fisher oranı ile otomatik olarak belirlenen kanal çiftlerinin literatürde önerilmiş olan kanallara göre daha yüksek bir tanıma başarısı sağladığı görülmüştür (Tablo 4). Son olarak söz konusu aktivite tanıma problemleri için literatürde sıklıkla kullanılan ortak uzaysal örüntü yaklaşımı (Blankertz vd. 2008) da kurgulanmış ve Physionet veri setinde birinci ve ikinci senaryoda sırasıyla  $53,83 \pm 4,87$  ile  $55,65 \pm 9,97$  düzeyinde, BCI Competition-III IVa veri setinde de yine birinci ve ikinci senaryoda sırasıyla  $82,33 \pm 11,46$  ile  $84,67 \pm 15,38$  düzeyinde başarı oranları elde edilmiştir.

Tablo 3. Literatürde sağ el – sağ ayak hayali aktivitelerinin ayrıştırılmasında faydalı olduğu önerilmiş olan kanal grupları ve çiftleri

Kaynak	Kanal / kanal çifti sayısı	Kanallar/Kanal çiftleri
Krusiensi vd. (Krusiensi vd. 2012)	9 / 36	[T7, F3, P3, C3, Cz, C4, P4, F4, T8]
Wei vd., CW (Wei vd. 2007)	10 / 45	[C5, FC3, CP3, C3, C1, C2, C4, FC4, CP4, C6]
Wei vd., CB1 (Wei vd. 2007)	10 / 25	[C5, FC3, CP3, C3, C1] ↔ [C2, C4, FC4, CP4, C6]
Wei vd., CB2 (Wei vd. 2007)	15 / 50	[AFz, Fz, FCz, F1, F2] ↔ [C5, FC3, CP3, C3, C1] [AFz, Fz, FCz, F1, F2] ↔ [C2, C4, FC4, CP4, C6]
Wang vd. (Wang vd. 2006)	3 / 3	[FCz, C3, C4]
Rathee vd. (Rathee vd. 2017)	5 / 3	[CP1 ↔ C4] [C3 ↔ FC1] [C4 ↔ Cz]
Hamedi vd. (Hamedi vd. 2015)	6 / 5	[C3 ↔ C4] [C1 ↔ Cz] [C2 ↔ Cz] [C1 ↔ C2] [C2 ↔ CPz]



Tablo 4. Literatürde sağ el – sol el hayali motor aktivitelerinin ayrıştırılması için önerilmiş olan kanallar ve kanal çiftleri arasındaki uyum değerleri Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı ile değerlendirildiğine Physionet veri setinde elde edilen ortalama tanıma başarıları

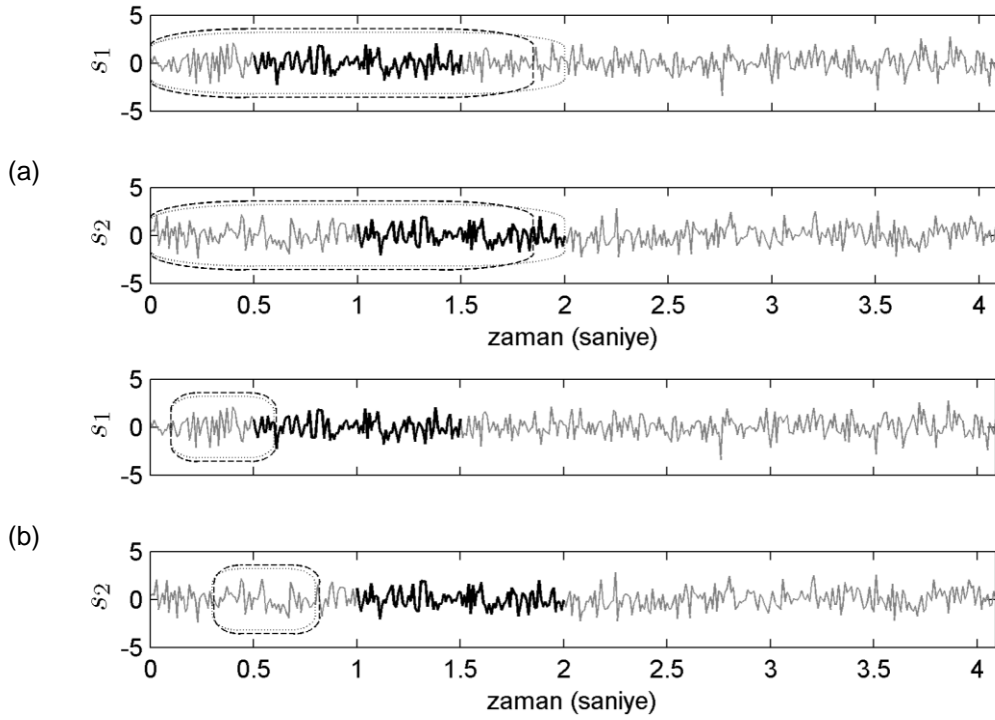
	Krusien ski vd.	Wei vd., CW	Wei vd., CB1	Wei vd., CB2	Wang vd.	Rathee vd.	Hamedi vd.
<i>Senaryo 1</i>							
Kosinüs benzerliği	%53,83 ± 10,66	%54,00 ± 13,35	%53,67 ± 6,65	%58,50 ± 9,14	%53,17 ± 6,70	%55,00 ± 10,00	%53,33 ± 9,97
Çapraz ilinti	%54,16 ± 8,15	%54,67 ± 9,75	%54,33 ± 10,71	%52,33 ± 10,71	%55,33 ± 8,67	%53,17 ± 11,41	%50,50 ± 6,76
Doğrusal olmayan arabağ.	%55,16 ± 11,96	%53,67 ± 10,97	%51,33 ± 8,94	%53,50 ± 10,00	%54,83 ± 8,12	%54,83 ± 8,94	%52,83 ± 9,13
Korentropi	%53,00 ± 7,10	%56,16 ± 12,29	%54,00 ± 6,89	%53,33 ± 8,71	%52,16 ± 8,67	%52,00 ± 10,39	%51,83 ± 9,08
Ortak bilgi miktarı	%51,67 ± 8,95	%59,83 ± 11,96	%53,50 ± 9,07	%54,50 ± 9,74	%53,50 ± 9,39	%56,50 ± 11,21	%54,00 ± 6,89
Faz kilit değeri	%53,17 ± 10,45	%56,67 ± 9,85	%52,50 ± 7,78	%50,83 ± 9,48	%53,17 ± 11,67	%54,67 ± 9,32	%53,16 ± 9,64
<i>Senaryo 2</i>							
Kosinüs benzerliği	%58,67 ± 13,26	%51,00 ± 20,55	%55,33 ± 15,00	%55,00 ± 8,88	%47,33 ± 15,43	%54,33 ± 15,48	%51,00 ± 11,90
Çapraz ilinti	%56,00 ± 13,22	%57,00 ± 15,81	%52,00 ± 11,15	%53,33 ± 16,32	%56,33 ± 11,94	%55,33 ± 14,36	%54,30 ± 10,65
Doğrusal olmayan arabağ.	%57,67 ± 17,34	%56,67 ± 16,11	%53,33 ± 10,59	%56,00 ± 13,74	%54,67 ± 12,90	%50,00 ± 10,92	%51,33 ± 10,61
Korentropi	%57,33 ± 15,20	%55,67 ± 17,06	%56,67 ± 13,42	%55,33 ± 16,90	%54,67 ± 12,72	%53,33 ± 14,66	%51,67 ± 13,48
Ortak bilgi miktarı	%57,33 ± 12,12	%58,67 ± 12,34	%54,67 ± 13,08	%53,00 ± 10,00	%54,00 ± 8,62	%56,00 ± 12,86	%53,67 ± 10,91
Faz kilit değeri	%55,67 ± 11,90	%51,67 ± 21,61	%48,33 ± 12,40	%58,33 ± 16,31	%56,33 ± 15,51	%55,33 ± 17,58	%52,67 ± 11,00

## 4.2 Aktiviteye Özgü Kanallar Arası Uyumunu Belirleyen Zaman Parametrelerinin Bulunması

Projenin temel hedefi çerçevesinde kanallar arası uyumun aktiviteye bağlı olarak en yüksek düzeyde görüldüğü zaman parametrelerinin bulunması için türetilmiş olan eniyileme yöntemleri karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Bunların ilki olan kaba kuvvet yaklaşımı üç boyutlu  $(\Delta t, \tau, w)$  arama uzayında binlerce noktadaki ortalama uyum değerlerinin hesaplanmasını gerektirdiği için bu yaklaşımın işlem maliyetinin çok yüksek olduğu değerlendirilmiştir. Yapılan denemelerde Physionet veri setindeki kişilerin her biri için kaba kuvvet yoluyla eniyileme süreçlerinin yürütülmesi haftalar, hatta aylar sürmüştür. Bu sebeple aktiviteye özgü kanal çiftleri arasındaki ortalama uyumun eniyilenmesi için kaba kuvvet yaklaşımının pratik olarak uygulanabilirliğinin olmadığı yargısına varılmıştır.

Kanal çiftleri arasındaki ortalama uyumun eniyilenmesi için ikinci yaklaşım olarak ele alınan Nelder-Mead yöntemi ise eniyileme sürecini görece çok az sayıda ortalama uyum hesabı gerektirerek tamamlayabildiği için işlemsel maliyet açısından son derece verimli bulunmuştur (Nelder ve Mead 1965). Bununla beraber bu yaklaşımla elde edilen  $(\Delta t, \tau, w)$  üçlü zaman parametreleri incelendiğinde eniyilemenin başlangıç değerlerinden neredeyse hiç uzaklaşmadığı görülmüştür. Bunun akabinde Nelder-Mead algoritmasının EEG kanal çiftleri arasındaki uyum değerlerinin eniyilenmesi problemine uygun olup olmadığının tespiti için belirli kısımları birbirinin aynı olan sentetik EEG sinyalleri oluşturulmuş ve yöntem bu sinyaller üzerinde denenmiştir. Elde edilen sonuçlar sinyaller arasındaki uyumun üçlü zaman parametrelerine göre gürültülü olarak değişmesi sebebiyle Nelder-Mead algoritmasının başlangıç değerlerinden uzaklaşmadan yakındaki bir yerel en iyi noktada takıldığına ve bu sebeple kanallar arasında gerçek uyumun ortaya çıktığı zaman parametrelerini bulabilmesinin mümkün olmadığına işaret etmektedir (Şekil 9).

Aynı eniyileme problemi için kurgulanan sezgisel yaklaşımın bulduğu sonuçlar incelendiğinde ise  $(\Delta t, \tau, w)$  üçlü parametre uzayının  $w = 300ms$  düzeyindeki kesitinde kanal çiftleri arasındaki ortalama uyumun yüksek olduğu hatların başarılı bir biçimde tespit edilebildiği gözlenmiştir (Şekil 10). Ortalama uyum değerlerinin hesaplandığı  $\Delta t \times \tau$  uzayında uyumun yüksek olduğu koordinatlar beklendiği gibi sabit bir  $\tau$  seviyesinde ve değişen  $\Delta t$  değerleriyle yatay bir hat üzerinde ortaya çıkmıştır. Kesit üzerinde gözlenen ortalama uyum değerlerinin Physionet veri setindeki katılımcı için BCI Competition-III IVa veri setindeki katılımcıya göre daha gürültülü olmasına rağmen türetilmiş olan sezgisel yaklaşım eniyileme problemini her iki



Şekil 9. Nelder-Mead algoritmasının  $(\Delta t, \tau, w) = (500ms, 500ms, 1000ms)$  üçlü zaman parametrelerinde bire-bir örtüşen sentetik EEG sinyallerinde (a)  $(\Delta t, \tau, w) = (0ms, 0ms, 2000ms)$  ve (b)  $(\Delta t, \tau, w) = (100ms, 200ms, 500ms)$  başlangıç değerleriyle oluşturulduğunda bulunduğu sonuçlar

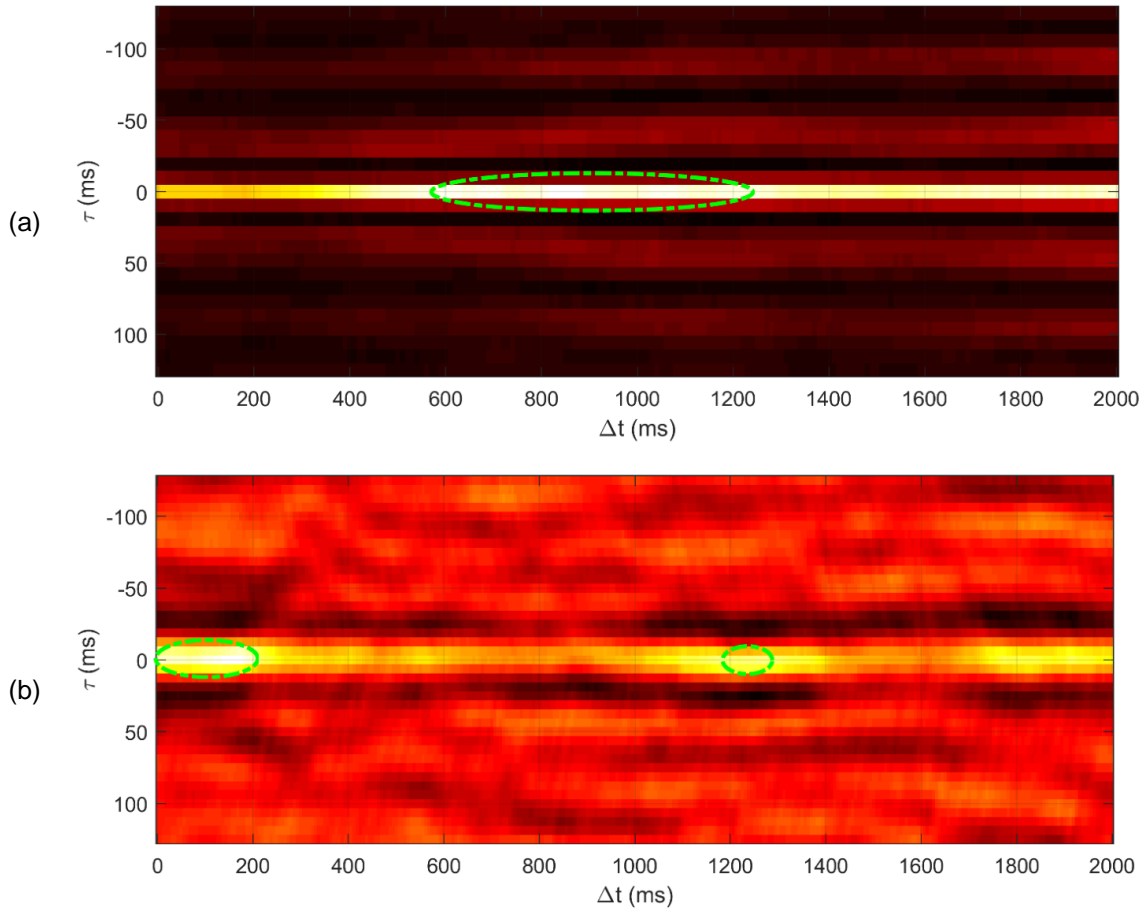
durumda da başarıyla çözebilmiştir. Üstelik bu çözüm kaba kuvvet yaklaşımına göre çok daha az sayıda ortalama uyum değeri hesaplanarak elde edilmiş olduğu için proje çalışmalarını kapsamında kanallar arası ortalama uyum değerlerini aktivite bazında eniyilemek için en geçerli yöntemin sezgisel yaklaşım olduğu değerlendirilmiştir.

#### 4.3 Aktiviteye Özgü Yüksek Uyum Gösteren Kanal Çiftlerine Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı

Proje çalışmalarında kullanılmak üzere belirlenmiş olan Physionet veri setindeki ilk yirmi katılımcının ve BCI Competition-III IVa veri setlerindeki tüm katılımcıların EEG sinyalleri arasında ayrıştırılmak istenen aktivitelere özgü ortalama uyum değerini eniyileyen üçlü zaman parametreleri yine proje kapsamında geliştirilmiş olan sezgisel yaklaşımla belirlendikten sonra proje çalışmalarında geliştirilmiş olan ilk aktivite tanıma yönteminin uygulanmasına geçilmiştir.

Bu amaçla her aktivite periyodu için öznitelik vektörleri, karşılaştırılmakta olan aktiviteler arasında uyum değerleri  $P < 0.05$  düzeyinde istatistiksel anlamlılık taşıyan kanal çiftlerinin periyot bazındaki uyum değerleri kullanılarak oluşturulmuştur. Bunun ardından hem birinci hem ikinci çapraz doğrulama senaryosunda Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcıları (Cortes ve Vapnik 1995; Vapnik 1998) ile elde edilen doğru tanıma oranları Tablo 5'te verilmiştir.

Bu yaklaşımla elde edilen doğru tanıma oranlarının karşılaştırmalı değerlendirmesi için aktivite tanıma problemlerine yönelik olarak literatürde sıklıkla kullanılmakta olan ortak uzaysal



Şekil 10. Kanallar arası aktiviteye özgü ortalama uyumu üçlü zaman parametreleri üzerinden eniyileyen sezgisel yaklaşımın (a) BCI Competition-III IVa veri setindeki al kodlu katılımcının F3-CFC3 kanalları ve (b) Physionet veri setindeki S004 kodlu katılımcının FP2-F8 kanalları arasında  $w = 300ms$  için  $\Delta t \times \tau$  uzayında hesapladığı ortalama uyum kesit değerleri ve uyumun en yüksek bulunduğu aralıklar

örüntüler yöntemi (Blankertz vd. 2008), EEG sinyallerine 16'ncı dereceden özbağlanımlı modeller oturtup model katsayılarını öznitelik olarak kullanan yöntemle beraber aynı senaryolar dahilinde yine Fisher'in doğrusal sınıflandırıcısı (Duda vd. 2000; Fisher 1936), doğrusal ve Gauss çekirdekleriyle gerçekleştirilen destek vektör makinesi sınıflandırıcıları (Cortes ve Vapnik 1995; Vapnik 1998) ile değerlendirilerek alternatif aktivite tanıma yöntemleri oluşturulmuştur. Bu tanıma yöntemleriyle elde edilen doğru tanıma oranları değerlendirildiğinde önerilmiş olan ilk tanıma yaklaşımının BCI Competition-III IVa veri setinde ortak uzaysal örüntüler yaklaşımının gerisinde kaldığı, Physionet veri setinde ise onun üzerinde bir başarımlı sağladığı tespit edilmiştir (Tablo 6). BCI Competition-III IVa veri seti üzerindeki yarışmada ortak uzaysal örüntüler tabanlı bir yaklaşımın birinci olduğu göz önünde bulundurulduğunda bu sonuç şaşırtıcı değildir. Bununla beraber önerilmiş olan yöntemin Physionet veri setinde ortak uzaysal örüntüler yaklaşımına göre daha başarılı olması, yaklaşımın veri toplamada karşılaşılabilecek gürültü ve diğer bozucu etmenlere karşı daha dayanıklı olabileceğine işaret etmektedir. EEG verilerinden özbağlanımlı model yaklaşımıyla türetilen özniteliklerle neredeyse rastgele tanıma oranlarına yakın bir başarımlı elde edilmiş olması ise literatürde sıklıkla kullanılıyor olmasına rağmen özbağlanımlı modellemenin EEG verileri üzerinde hayali aktivite tanıma problemlerine uygun olmadığı sonucunu ortaya koymaktadır.

Tablo 5. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve aktiviteye özgü kanallar arası uyum değerlerine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%56,33 ± 10,19	%62,00 ± 15,30	%63,50 ± 15,08	%64,68 ± 9,36	%65,95 ± 8,68	%65,53 ± 9,53
Dalgacık ikili uyumu	%52,83 ± 7,11	%55,33 ± 10,33	%55,00 ± 10,05	%68,72 ± 12,10	%69,25 ± 10,59	%69,46 ± 11,90
Faz kilit değeri	%50,67 ± 5,14	%52,67 ± 7,76	%53,33 ± 6,75	%58,08 ± 6,00	%60,00 ± 5,61	%60,85 ± 5,71
Faz uyum değeri	%52,83 ± 6,94	%54,00 ± 6,45	%54,16 ± 6,74	%61,48 ± 8,18	%62,97 ± 6,23	%61,70 ± 6,05
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%55,33 ± 11,20	%58,33 ± 14,69	%60,33 ± 14,62	%65,63 ± 9,80	%67,02 ± 10,91	%67,97 ± 11,05
Korentropi	%55,34 ± 6,87	%60,00 ± 14,18	%59,83 ± 14,72	%67,23 ± 7,90	%67,55 ± 7,67	%65,95 ± 9,74
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%61,00 ± 10,65	%63,67 ± 13,76	%65,33 ± 13,61	%73,04 ± 8,97	%76,52 ± 6,85	%73,69 ± 8,22
Dalgacık ikili uyumu	%58,00 ± 8,94	%59,00 ± 10,87	%57,00 ± 11,74	%72,17 ± 11,23	%76,30 ± 10,17	%76,73 ± 10,47
Faz kilit değeri	%54,67 ± 13,43	%54,33 ± 10,20	%54,67 ± 10,50	%64,34 ± 7,17	%66,30 ± 7,37	%63,26 ± 7,26
Faz uyum değeri	%53,67 ± 16,11	%57,33 ± 8,75	%58,00 ± 10,16	%66,95 ± 11,77	%69,56 ± 10,92	%69,78 ± 9,91
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%59,33 ± 13,66	%63,67 ± 13,41	%60,67 ± 13,13	%71,95 ± 11,04	%76,52 ± 13,34	%75,00 ± 12,46
Korentropi	%58,00 ± 12,44	%64,00 ± 15,04	%64,33 ± 14,87	%73,91 ± 9,19	%75,43 ± 12,82	%73,91 ± 8,48

Tablo 6. Ortak uzaysal örüntüler ve özbağlanımlı model yaklaşımlarıyla hesaplanan öznelikler kullanılarak elde edilen doğru tanıma oranları

	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Ortak uzaysal örüntüler	%53,83 ± 4,87	%57,66 ± 14,11	%60,11 ± 14,00	%82,33 ± 11,46	%80,00 ± 11,45	%82,12 ± 12,61
Özbağlanımlı model	%52,00 ± 8,47	%51,83 ± 10,84	%51,00 ± 12,47	%54,68 ± 6,16	%55,63 ± 5,47	%54,14 ± 4,22
<i>Senaryo 2</i>						
Ortak uzaysal örüntüler	%55,65 ± 9,97	%62,88 ± 15,91	%64,00 ± 16,47	%84,67 ± 15,38	%83,91 ± 17,33	%84,13 ± 18,23
Özbağlanımlı model	%53,67 ± 14,74	%50,33 ± 13,58	%48,00 ± 12,72	%56,73 ± 5,17	%60,86 ± 4,00	%54,78 ± 1,97

#### 4.4 Aktiviteye Özgü Yüksek Uyum Gösteren Kanal Gruplarına Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı

Proje çalışmaları kapsamında bilişsel aktivitelerin tanınmasına yönelik olarak geliştirilen ikinci yöntemin dayandığı uyumlu kanal gruplarının belirlenmesi, yine kanal çiftleri arasındaki aktiviteye özgü uyumun eniyilendiği üçlü zaman parametrelerinde gözlenen uyum değerleri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde kullanılmak üzere aktiviteye özgü kanal grupları, kanal çiftleri arasındaki eniyilenmiş uyum değerleri üzerinden sıradüzenli gruplama yapılarak belirlenmiştir. Sıradüzenli gruplamada kanal grupları arasındaki uyumun hesaplanması için tanımlanmış olan üç yöntem ayrı ayrı işletilmiş ve elde edilen gruplardan her bir aktivite periyodu için  $\xi'_k$  öznelik vektörleri dana önceden tanımlandığı şekilde oluşturulmuştur.

Ayrıştırılmak istenen aktiviteler arasında hangi grup uyum yönteminin daha etkin olduğunu belirlemek için ise öznelikler iki aktivite arasında  $t$  teste tabi tutulmuş ve elde edilen  $P$  değerleri Benjamini-Hochberg yöntemiyle düzeltilip (Benjamini ve Hochberg 1995) grup uyum yöntemi bazında bu düzeltilmiş  $P$  değerlerinin geometrik ortalamaları hesaplanmıştır. Bu

hesaplamanın sonucunda hangi kanal grupları arası uyum hesaplama yöntemi daha düşük  $P$  değerleri sunduysa o yaklaşımla elde edilen kanal grupları ve bu kanal gruplarıyla elde edilen öznelilikler tanıma amaçlı sınıflandırıcı kurgulama süreçlerine dahil edilmiştir. Bu şekilde Physionet ve BCI Competition-III IVa veri setleri üzerinde elde edilen tanıma başarıları Tablo 7'de sunulmuştur.

Tablo 7. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve aktiviteye özgü kanal gruplarındaki uyum değerlerine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%53,88 ±6,55	%58,12 ± 12,49	%59,33 ± 11,15	%57,02 ± 6,72	%64,04 ± 5,96	%63,29 ± 6,39
İlinti katsayısı	%50,80 ± 6,61	%53,73 ± 10,19	%56,40 ± 12,16	%65,95 ± 15,45	%69,25 ± 12,06	%68,19 ± 9,22
Korentropi	%52,78 ± 7,88	%52,33 ± 8,40	%59,00 ± 12,07	%57,76 ±4,31	%62,12 ± 8,62	%65,21 ± 8,56
Faz kilit değeri	-	-	-	%55,95 ±4,51	%56,27 ± 6,78	%56,38 ± 7,19
Faz uyum değeri	%51,03 ± 5,04	%54,82 ± 8,28	%54,82 ± 8,61	%57,76 ± 7,06	%61,38 ± 4,47	%61,17 ± 7,32
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%51,55 ± 8,56	%59,78 ± 15,00	%60,00 ± 14,64	%66,08 ± 13,38	%67,60 ± 9,88	%66,52 ± 7,34
İlinti katsayısı	%55,56 ± 15,24	%59,50 ± 15,35	%61,97 ± 18,19	%72,39 ± 14,30	%70,21 ±13,07	%69,34 ± 11,51
Korentropi	%54,67 ± 12,91	%53,78 ± 11,73	%60,00 ± 15,75	%64,13 ± 9,66	%65,95 ± 12,43	%69,13 ± 11,04
Faz kilit değeri	-	-	-	%59,78 ± 5,15	%61,73 ±7,92	%62,82 ± 5,34
Faz uyum değeri	%52,00 ± 7,09	%55,33 ± 13,46	%55,56 ± 14,15	%66,73 ± 9,21	%67,17 ± 9,70	%65,00 ± 11,28



Aktivitelere özgü kanal gruplarındaki uyum değerlerine dayanarak kurgulanan aktivite tanıma yönteminin başarısı aktivitelere özgü kanal çiftlerinin uyum değerlerine dayanarak kurgulanan ilk yaklaşıma kıyasla daha düşüktür. Bunun altında yatan olası birkaç sebep arasında ilk olarak aktivitelere özgü kanal gruplarının bulunmasındaki yaklaşımın genel bir yetersizliği söz konusu olabilir; zira faz kilit değerine dayanan kanallar arası uyum ölçütü üzerinden aktivitelere özgü istatistiksel anlamlılık içeren hiçbir kanal grubu tespit edilememiş ve bu sebeple de bu ölçüt üzerinden herhangi bir tanıma süreci işletilememiştir. Diğer ölçütler için de durum benzerdir; her ne kadar ortalama sonuçlar elde edilebilmişse de bu sonuçlar ilgili veri setinde bazı katılımcılarda anlamlı kanal grubu bulunamamış olmasına rağmen ortalama almaya yetecek kadar katılımcı üzerinde aktivite tanıma sürecinin yürütülebilmiş olmasından kaynaklıdır.

Tanıma başarısının düşüklüğü ile ilintili olabilecek bir başka husus da kanal gruplarındaki kanallar arasındaki uyum değerlerinden türetilen özniteliklerin yetersiz kalmasıdır. Uyum değerlerini daha doğru bir şekilde modelleyebilen alternatif öznitelik çıkarım yaklaşımları ile tanıma başarısının artması beklenebilir.

Düşük aktivite tanıma başarısı ile ilgili olabilecek üçüncü bir husus kanal grupları belirlenirken sadece kanallar arası en yüksek uyum değerlerine bakılıp bu en yüksek değerlerin elde edildiği zamanlama parametreleri arasındaki tutarlılığın hiç dikkate alınmamış olmasıdır. Oysa aynı aktivite çerçevesinde sırayla uyum davranışı gösteren ve bu sebeple beraber bir davranış üreten kanallar, verdikleri tepkilerin zamanda da senkronize olmasıyla ortaya çıkmaktadırlar. Kanal gruplarının belirlenmesinde bu zamanlamayı da hesaba katan bir yaklaşımın aktivitelere özgü kanal gruplarının belirlenmesinde daha başarılı olması kuvvetle muhtemel olarak değerlendirilmiştir.

#### **4.5 Tüm Kanal Çiftlerine Ait Uyum Profillerine Dayalı Aktivite Tanıma Yaklaşımı**

Bilişsel aktivitelerin ayırt edilmesine yönelik olarak proje kapsamında geliştirilmiş olan üçüncü ve son yöntem de kanallar arası uyumu aktiviteye özgü bir biçimde eniyileyen üçlü zaman parametrelerinde gözlenen uyum değerlerinden faydalanılarak daha önce belirtildiği şekilde kurgulanmış ve yine Physionet ve BCI Competition-III IVA veri setlerindeki kayıtlara senaryo 1 ve senaryo 2 dahilinde uygulanmıştır. Eğitim setindeki her aktivite periyodu için tüm kanal çiftlerinde her iki aktiviteye ait zaman parametrelerinde gözlenen uyum değerlerinden elde edilen öznitelikler farklı öznitelik seçme yöntemlerine tabi tutulmuş ve tüm öznitelikler arasında ortalama artı iki standart sapma veya daha fazla öne çıkan öznitelikler sınıflandırma

süreçlerine dahil edilmiştir. Farklı öznelik seçme yöntemleri kullanılarak elde edilen aktivite tanıma başarıları aşağıdaki tablolarda sunulmuştur.

Tablo 8. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum değerlerinin Fisher oranı ile seçimine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%58,83 ± 16,76	%62,00 ± 15,31	%63,50 ± 15,08	%64,68 ± 9,36	%65,95 ± 8,68	%65,53 ± 9,53
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%57,67 ± 13,07	%58,33 ± 14,64	%60,33 ± 14,62	%65,63 ± 9,80	%67,02 ± 10,91	%67,97 ± 11,05
Korentropi	%58,50 ± 12,58	%60,00 ± 14,18	%59,83 ± 14,72	%67,23 ± 7,90	%67,55 ± 7,67	%65,95 ± 9,74
Faz kilit değeri	%50,67 ± 5,14	%52,67 ± 7,76	%53,33 ± 6,75	%58,08 ± 6,00	%60,00 ± 5,61	%60,85 ± 5,71
Faz uyum değeri	%54,17 ± 6,65	%54,00 ± 6,45	%54,17 ± 6,74	%61,48 ± 8,18	%62,97 ± 6,23	%61,70 ± 6,05
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%61,33 ± 14,28	%63,67 ± 13,76	%65,33 ± 13,61	%73,04 ± 8,97	%76,52 ± 6,85	%73,69 ± 8,22
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%59,33 ± 13,66	%63,67 ± 13,41	%60,67 ± 13,13	%71,95 ± 11,04	%76,52 ± 13,34	%75,00 ± 12,46
Korentropi	%65,33 ± 14,28	%64,00 ± 15,04	%64,33 ± 14,87	%73,91 ± 9,19	%75,43 ± 12,82	%73,91 ± 8,48
Faz kilit değeri	%55,33 ± 11,25	%54,33 ± 10,20	%54,67 ± 10,50	%64,34 ± 7,17	%66,30 ± 7,37	%63,26 ± 7,26
Faz uyum değeri	%57,67 ± 12,47	%57,33 ± 8,75	%58,00 ± 10,16	%66,95 ± 11,77	%69,56 ± 10,92	%69,78 ± 9,91

Tablo 9. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum değerlerinin *t* test ile seçimine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%57,16 ± 15,68	%60,83 ± 14,42	%61,50 ± 15,50	%64,89 ± 7,67	%66,27 ± 8,94	%66,17 ± 9,46
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%58,50 ± 13,04	%61,16 ± 14,07	%60,67 ± 14,61	%65,53 ± 9,19	%67,23 ± 10,90	%67,76 ± 11,10
Korentropi	%58,67 ± 12,76	%59,50 ± 13,90	%61,00 ± 14,55	%67,27 ± 8,01	%67,34 ± 8,07	%66,06 ± 8,43
Faz kilit değeri	%51,67 ± 5,46	%51,83 ± 9,76	%51,33 ± 8,12	%58,19 ± 5,85	%58,72 ± 5,34	%60,42 ± 5,35
Faz uyum değeri	%54,67 ± 7,36	%54,17 ± 5,39	%53,83 ± 6,33	%61,06 ± 8,04	%62,97 ± 5,27	%61,38 ± 5,45
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%62,00 ± 12,63	%65,00 ± 14,00	%64,33 ± 13,00	%71,30 ± 9,52	%75,43 ± 8,91	%73,91 ± 8,45
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%58,67 ± 11,20	%63,33 ± 12,30	%60,33 ± 13,00	%75,00 ± 9,69	%76,30 ± 12,47	%73,69 ± 13,40
Korentropi	%63,67 ± 16,30	%61,67 ± 16,50	%61,33 ± 18,30	%73,47 ± 10,60	%76,30 ± 11,79	%73,04 ± 9,73
Faz kilit değeri	%57,33 ± 12,50	%56,67 ± 9,79	%59,33 ± 9,40	%65,86 ± 5,93	%65,65 ± 7,63	%64,13 ± 6,52
Faz uyum değeri	%57,67 ± 11,70	%58,33 ± 11,60	%58,33 ± 11,00	%68,47 ± 12,70	%71,52 ± 8,94	%70,00 ± 9,30

Tablo 10. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum değerlerinin öznelik değeri ile sınıf bilgisi arasındaki ortak bilgi miktarına göre seçimine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%57,83 ± 15,15	%60,33 ± 15,59	%61,83 ± 16,31	%65,53 ± 7,41	%66,17 ± 8,29	%67,02 ± 8,89
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%58,83 ± 13,90	%61,17 ± 12,15	%61,00 ± 11,50	%66,70 ± 11,31	%65,42 ± 9,77	%67,23 ± 10,41
Korentropi	%56,17 ± 13,38	%58,50 ± 15,19	%59,33 ± 15,39	%66,27 ± 6,53	%66,59 ± 8,38	%66,70 ± 9,25
Faz kilit değeri	%52,00 ± 7,75	%51,33 ± 9,57	%52,50 ± 9,78	%59,46 ± 7,44	%60,21 ± 5,74	%60,74 ± 6,74
Faz uyum değeri	%54,67 ± 8,40	%55,67 ± 9,85	%55,33 ± 10,83	%61,70 ± 8,19	%62,23 ± 7,32	%63,61 ± 8,12
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%61,67 ± 14,48	%62,00 ± 15,30	%63,33 ± 14,58	%69,13 ± 6,94	%75,43 ± 11,64	%71,95 ± 9,88
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%63,33 ± 11,54	%57,67 ± 12,70	%58,00 ± 11,67	%66,08 ± 14,30	%70,86 ± 13,38	%70,43 ± 13,34
Korentropi	%61,33 ± 15,80	%60,67 ± 16,02	%59,67 ± 15,50	%70,00 ± 7,74	%73,47 ± 11,59	%72,17 ± 9,49
Faz kilit değeri	%53,67 ± 11,74	%57,67 ± 13,02	%56,33 ± 13,41	%59,78 ± 6,47	%65,00 ± 5,06	%64,13 ± 6,29
Faz uyum değeri	%53,67 ± 11,12	%55,33 ± 8,12	%53,67 ± 8,22	%67,17 ± 10,26	%70,43 ± 10,43	%70,00 ± 10,55

Tablo 11. Proje kapsamında bilişsel aktivite tanıma amaçlı geliştirilen ve tüm kanalların arasındaki uyum değerlerinin en yakın aktivite öznitelik vektörleri üzerinden ağırlıklandırılarak seçimine dayanan yaklaşımın senaryo 1 ve senaryo 2'deki doğru tanıma oranları

Uyum ölçütleri	Physionet			BCI Competition-III IVa		
	FDS	DVM-d	DVM-G	FDS	DVM-d	DVM-G
<i>Senaryo 1</i>						
Kosinüs benzerliği	%60,67 ± 15,08	%61,50 ± 14,07	%60,17 ± 13,52	%65,63 ± 6,94	%66,59 ± 8,12	%66,80 ± 7,91
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%61,17 ± 13,51	%61,67 ± 12,16	%61,00 ± 11,03	%67,76 ± 9,51	%66,59 ± 11,17	%66,70 ± 9,28
Korentropi	%59,00 ± 13,51	%58,83 ± 13,90	%58,00 ± 15,15	%66,38 ± 9,40	%66,38 ± 8,18	%65,74 ± 8,82
Faz kilit değeri	%50,67 ± 3,35	%50,50 ± 8,18	%50,67 ± 7,61	%58,72 ± 2,62	%57,76 ± 4,53	%59,57 ± 6,91
Faz uyum değeri	%53,83 ± 7,35	%55,00 ± 5,35	%54,83 ± 5,56	%62,55 ± 8,38	%62,02 ± 7,78	%63,93 ± 8,53
<i>Senaryo 2</i>						
Kosinüs benzerliği	%61,33 ± 12,90	%61,00 ± 17,06	%59,67 ± 17,09	%71,95 ± 7,50	%70,21 ± 9,36	%73,69 ± 6,58
Doğrusal ortak bilgi miktarı	%61,33 ± 15,83	%63,33 ± 13,9	%61,00 ± 14,22	%72,39 ± 9,08	%75,43 ± 12,11	%75,21 ± 11,84
Korentropi	%60,00 ± 13,15	%63,00 ± 15,05	%60,67 ± 14,00	%74,13 ± 5,97	%75,43 ± 7,39	%75,86 ± 5,82
Faz kilit değeri	%55,00 ± 14,00	%53,33 ± 12,42	%54,33 ± 12,09	%62,61 ± 6,98	%62,17 ± 7,38	%62,17 ± 5,72
Faz uyum değeri	%60,67 ± 9,64	%62,33 ± 11,08	%61,00 ± 12,28	%64,56 ± 14,14	%67,39 ± 13,04	%66,52 ± 9,26

Bu tablolardaki sonuçlar da aktivite tanıma açısından görece düşüktür. Kanallar arası uyum değerlerinde aktivitelere yönelik önemli bir ayrıştırma bilgisi var olmasına rağmen öznitelik seçimi ve sınıflandırıcı kurgulamasından oluşan alışlageldik makine öğrenme yaklaşımının

aktiviteleri tanımada yetersiz kalması dikkate değer bir bulgudur. Gözlenen düşük tanıma oranlarının arkasında yatan birincil sebep öznitelikleri tek başlarına değerlendirmeye çalışan öznitelik seçimi yaklaşımlarının farklı aktivitelerdeki kanal uyumları arasındaki küçük ama sistematik farklılıkları gözden kaçırıyor olmasıdır: Öznitelikleri teker teker değerlendiren yaklaşımlar özniteliklerin arasındaki ilintileri hesaba katamadıkları için bu şekilde elde edilen öznitelik alt kümesi en yüksek tanıma başarısını sağlayacak olan öznitelik alt kümesine göre ancak sınırlı bir tanıma başarısı sunabilmektedir.

Düşük başarı düzeyleri ile ilintilendirilebilecek bir başka husus da özellikle Physionet veri setinde ve özellikle birinci senaryoda yüksek boyutlu öznitelik vektörleri üzerinden sınıflandırıcı eğitimi için yetersiz sayıda (sadece 15) örnek bulunmasıdır. Makine öğrenmesi literatüründe “yüksek boyutun laneti” olarak adlandırılan bu durumda çok boyutlu gözlem uzayında farklı sınıflara ait olan bölgelerin güvenilir ve doğru biçimde belirlenebilmesi için ihtiyaç duyulan örnek sayısının geometrik olarak arttığı, yeterli sayının bulunamadığı durumlarda ise tanıma başarısının düştüğü vurgulanmaktadır. Buna rağmen özellikle kanallar arası uyumun korentropi ile ölçüldüğü durumlarda ve örnek sayısının görece daha çok olduğu BCI Competition-III IVa veri setinde %75 civarı bir başarımın elde edilmiş olması ümit vericidir. Birinci ve ikinci senaryoya ait sonuçlar incelendiğinde eğitim veri kümesinin genişlemesiyle beraber daha da yüksek tanıma oranlarına ulaşılabileceği öngörülmektedir.

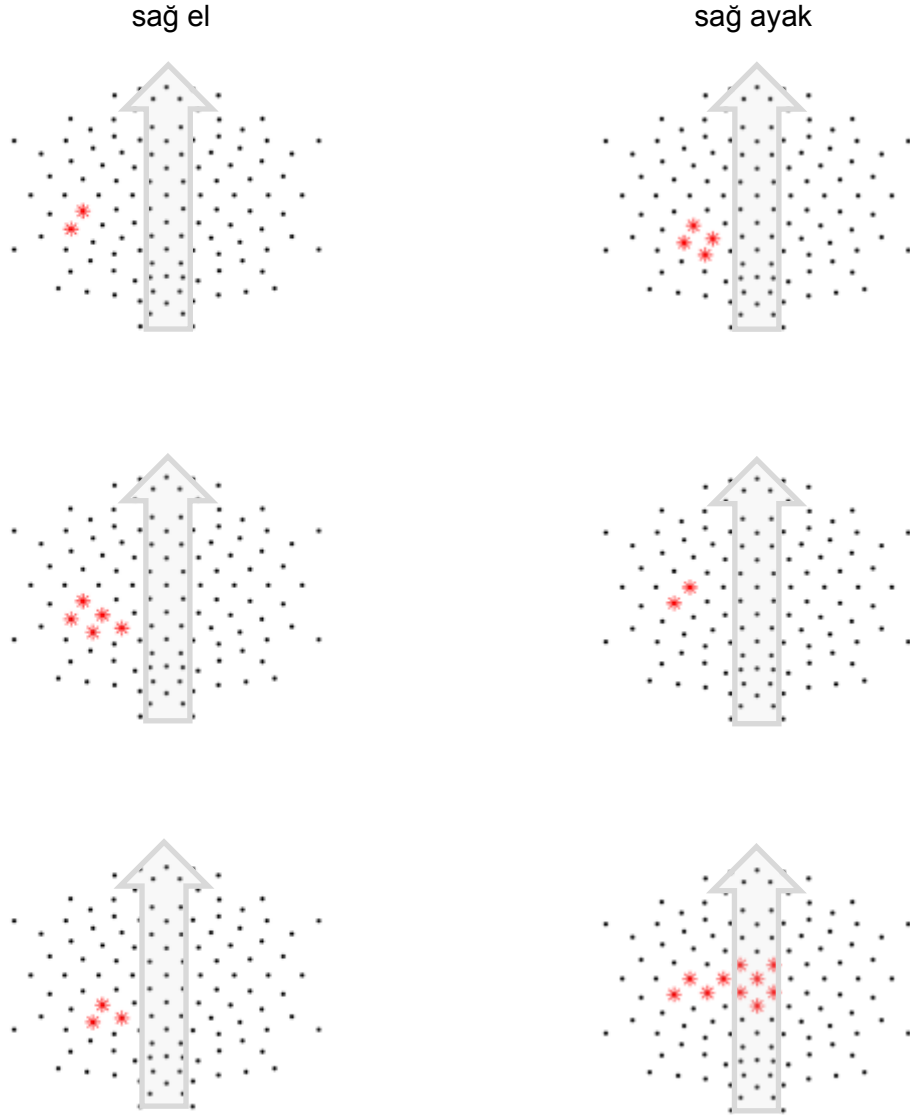
Doğal olarak bu sonuçların, öznitelik olarak kullanılan kanallar arası uyum değerlerinin birbirleriyle olan ilintilerini hesaba katabilen öznitelik seçimi yaklaşımları uygulandığında iyileşmeleri beklenebilir. Ancak burada da temel olarak çözülmesi gereken problem işlemsel yük olarak ortaya çıkmaktadır: Örneğin, 64 kanallı bir EEG sistemiyle alınmış verilerde 2016 farklı kanal çifti söz konusudur. Kanal çiftleri arasındaki uyumun ayrıştırılmak istenen her aktiviteye özgü üçlü zaman parametrelerinde hesaplanıp öznitelik olarak değerlendirilmesi de ikili bir aktivite tanıma probleminde 4032 boyutlu öznitelik vektörleri üzerinde öznitelik seçme işlemi yapılması anlamına gelmektedir. Dolayısıyla başlangıç olarak alınan belirli bir öznitelik kümesine yeni öznitelik ekleyerek veya var olanlardan çıkararak ilerleyen tekrarlamalı yaklaşımların pratik olarak işletilemez olma riski söz konusudur.

## 5. TARTIŞMA

Yürütülmüş olan projenin temel hipotezi, kanallar arası uyum davranışının bilişsel aktiviteye göre değişim gösterdiği ve bu değişime göre bilişsel aktivite tanıma süreçlerinin kurgulanabileceğidir. Proje kapsamında geliştirilmiş olan aktivite tanıma yöntemlerinin hem Physionet hem de BCI Competition-III IVa veri setlerindeki kayıtlar üzerindeki doğru tanıma oranlarına bakıldığında projenin temel hipotezinin desteklendiği görülmektedir: Kanallar arasında aktiviteye özgü olarak ortaya çıkan uyum davranışı kimi hallerde %75 ve üstü gibi önemli bir hayali aktivite tanıma başarısı göstermiştir. Dolayısıyla proje çalışmalarında hedeflenmiş olan sonuçlar elde edilmiş durumdadır.

Projenin başarısı elde edilen önemli doğru tanıma oranları yanında aktiviteler arası farkların gözlemlendiği tespit edilen kanal çiftleri ve gruplarına bakıldığında da ortaya çıkmaktadır. Örneğin BCI Competition-III IVa veri setindeki çalışmalar sağ el – sağ ayak hayali motor aktivitesi çerçevesinde sağ el hayali aktivitesinin en belirgin olarak CCP5-CP3 ( $p<0,001$ ), C3-CCP3 ( $p<0,001$ ) ve C5-CCP5 ( $p<0,001$ ) kanal çiftleri arasındaki uyum değerlerinde gözlemlendiğini bulgulamıştır. Aynı veri setinde sağ ayak aktivitesi için öne çıkan kanal çiftleri ise F3-CFC3 ( $p<0,001$ ), FFC3-FC3 ( $p<0,001$ ), ve FC1-C3 ( $p<0,001$ ) olarak belirlenmiştir. Bu kanallar ilgili bilişsel aktiviteler için literatürde öne sürülen kanallar arasındadır. Benzer şekilde aktiviteler arasında uyum değerleri anlamlı şekilde değişen kanal gruplarına bakıldığında da ilgili literatürle uyumlu bir kümelenme ile karşılaşılmaktadır (Şekil 11).

Bir başka önemli nokta da kanal çiftleri arasındaki uyumun projede hedeflendiği gibi üçlü zaman parametreleri cinsinden ele alındığında sadece kanallar arası gecikmenin dikkate alındığı durumdan daha güvenilir bir tanıma elde edilmiş olmasıdır. Bu projede geliştirilmiş olan yaklaşımın başarısı, bilişsel aktivite tanıma uygulamalarına özel olarak ve uygun şekilde hazırlanmış BCI Competition-III IVa veri setindekilere kıyasla birçok belirsizlik ve gürültü içeren Physionet veri setindeki kayıtlar üzerinde diğer alternatiflerden belirgin biçimde üstün olmasındadır. Bu da bir yandan projede geliştirilmiş olan yaklaşımların gürültü gibi sinyal kalitesini ve güvenilirliğini olumsuz etkileyen durumlara karşı dayanıklı olduğuna, bir diğer yandan da literatürde özellikle hayali motor aktivite tanıma uygulamalarında %80-%90 düzeyinde başarı iddia eden sonuçların uygulanmış oldukları veriye haddinden fazla adapte olduklarına ve bu sebeple başka verilerde benzer başarıları yakalayamayabileceklerine işaret etmektedir. Doğal olarak, nihai hedefi günlük yaşam içerisindeki koşullarda EEG sinyallerinden bilişsel aktivite tanıma yapmayı hedefleyen beyin-bilgisayar arayüzü geliştirme uygulamaları



Şekil 11. BCI Competition-III IVa veri setindeki al kodlu katılımcıda korentropi uyum ölçütü ile gözlenen sağ el ve sağ ayak aktiviteleri ile ilintili kanal grupları ( $P < 0,001$ )

için olumsuz ve kontrol edilemeyen etkilere karşı dayanıklılık son derece büyük önem arz etmektedir.

Aynı şekilde göz önünde bulundurulması gereken bir diğer konu da Physionet verisini kullanan diğer çalışmaların sundukları başarı oranlarında sadece %65'lik asgari tanıma başarısını aşabilen katılımcılarda gözlenen başarı oranlarının ortalamasının verilmesidir (Athif ve Ren 2019; Handiru ve Prasad 2016; Kim vd. 2016; Park vd. 2014). Kimi katılımcıların EEG



sinyallerinden bilişsel aktivite tanımaya uygun olmadığı varsayımından hareketle ve tanıma başarılarını yüksek tutma gayesiyle yapılan bu uygulama, esas itibarı ile gelecekte yöntemin uygulanacağı katılımcılarda beklenebilecek doğru tanıma oranını bozmakta ve önerilen yöntemlerin sağlıklı bir değerlendirmesini yapma imkanını ortadan kaldırmaktadır. Bu projede verilen ortalama tanıma oranlarında ise başarıma dayalı hiçbir ayıklama yapılmamış, uygulamaya dahil edilen bütün katılımcılarda gözlenen doğru tanıma oranlarının aritmetik ortalaması ve standart sapması sunulmuştur.

Proje bulguları kimi katılımcıların EEG sinyallerinin bilişsel aktivite tanımaya uygun olmadığı savına da olası bir açıklama getirmektedir. Beyin-bilgisayar arayüzü çalışmalarında, çalışmalara dahil olan kimi katılımcıların EEG verisinden kayda değer bir bilişsel aktivite tanıma başarısının elde edilemediği sıklıkla raporlanmaktadır. Ancak bu amaçla kullanılan yaklaşımlar, kanallar arasında uyarana veya hayali aktiviteye bağlı olarak gözlenmesi muhtemel gecikmeleri hesaba katmamaktadırlar. Dolayısıyla aradaki gecikmeler yokmuş gibi kurgulanan tanıma yöntemlerinin gecikmenin yok veya önemsiz olduğu kişiler için yüksek bir tanıma başarıımı sunabilirken gecikmelerin göz ardı edilemeyecek düzeyde olduğu kişiler için ise yetersiz kalıyor olması söz konusudur. Bu ihtimali destekler şekilde proje çalışmaları sırasında kimi katılımcıların kanallar arası uyum değerlerinde  $\tau$  parametreleri sıfır veya sıfıra yakın bulunurken özellikle tanıma başarısı görece düşük olanlarda  $\tau$  değerleri sıfırdan uzakta gözlenmiştir. Bu hususun gelecek çalışmalarda daha detaylı olarak ele alınması planlanmıştır.

Kanallar arası uyum davranışını ölçmek için farklı uyum ölçütleri kullanıldığında elde edilen aktivite tanıma başarılarının değişmesi de üzerinde durulması gereken bir husustur. Proje süresi içerisinde ilgili literatürden çok sayıda uyum ölçütü derlenmiş ve üzerine yenileri kurgulanmıştır. Aktivite tanıma yöntemleri geliştirilirken de bu farklı uyum ölçütleri, işlem yükü ve gözlenen tanıma başarısı yanında güncel literatürdeki eğilimler de göz önünde bulundurularak değerlendirilmeye çalışılmıştır. Sonuç olarak elde edilen bulgulardan kosinüs benzerliği ve korentropi ölçütlerinin diğerlerine göre hem işlem yükü hem de tanıma başarısı açısından daha ön plana çıktıkları gözlenmiştir. Sinyaller arası uyumu herhangi bir model varsaymadan hesaplamaya çalışan Kraskov ortak bilgi miktarının ise işlem yükünün çok yüksek olması sebebiyle pratik olarak kullanılamaz olduğu görülmüştür. Bununla beraber bir sonraki bilişsel aktivite tanıma uygulamasında hangi uyum ölçütünün en yüksek tanıma başarısını göstereceğini tahmin etmek zordur. Bu sebeple makul sayıda uyum ölçütünün çalışmalara alternatif olarak dahil edilme gerekliliği sürmektedir.

Proje bulgularından çıkan beklenmedik sonuçlar da mevcuttur. Örnek olarak özellikle BCI Competition-III IVa veri setindeki kayıtlarda kanal çiftlerinin uyum profilleri bu proje kapsamında türetilmiş olan sezgisel yöntemle değerlendirilirken  $\Delta t \times \tau$  uzayında  $\Delta t$  aksına paralel bir hat üzerinde esas uyum davranışı gözlenirken bu hattın üzerinde ve altında sabit  $\tau$  değerlerinde ikincil ve üçüncül hatlar da tespit edilmiştir (Şekil 10). Bu durum aralarında uyum tespit edilen kanallarda gözlenen sinyallerin aslında salınımsal bir davranış gösterdiğini, dolayısıyla kanalların konumlanmış olduğu beyin bölgeleri arasında aktiviteye özgü bir biçimde sabit bir zaman gecikmesiyle bilgi alışverişi gerçekleştiğini önermektedir. Ancak bu konu, çok daha fazla gözlemlerle desteklenebilmek üzere araştırılmaya muhtaçtır.

## 6. SONUÇ

Kafa derisi üzerine yerleřtirilen elektrotlardan alınan sinyallere bakarak kiřilerin anlık olarak gerekleřtirdikleri biliřsel aktivitelerinin tanınması, bilimsel evrelerde yoęun olarak alıřılan, yeniliki fikirleri desteklemek iin yarıřmalar dzenlenen aktif bir konudur. Yrtlmő olan proje, literatrde ilk kez kanallar arası uyumu l bir zaman parametre seti zerinden lp ilgili uyum profillerini kullanarak hayali motor aktivite zelinde biliřsel aktivite tanıma yntemi geliřtirmiřtir. Elde edilen sonular kanallar arası aktiviteye zg uyumun l zaman parametreleriyle tespit edilebildięini, kanallar arası uyuma dayalı aktivite tanıma yntemlerinin de yksek tanıma bařarıları elde edip gncel yaklařımların en bařarılı olanlarına karřı grlt benzeri olumsuzluklara karřı dayanıklılık gibi avantajlar sunduęunu gstermiřtir.

Bununla beraber kanallar arası uyum deęerlerini kullanan yaklařımda karřılařılan boyut byklę ve eęitim verisinin yetersizlięi gibi konular hala geliřtirilmeye muhtatır. Bu konularda gncel yaklařımların veri analizi aısından gl bileřenlerini kanallar arası uyumun aktiviteye baęlı deęiřen zamansal organizasyonunu dikkate alacak řekilde dzenleyen yeni yntemlerin tretilmesine ynelik alıřmalar, iřbu projenin devam alıřmaları olarak projelendirilmeye devam edilmektedir.

## KAYNAKLAR

- Abasolo D, Escudero J, Hornero R, Gomez C, Espino P. 2008. "Approximate entropy and auto mutual information analysis of the electroencephalogram in Alzheimer's disease patients", *Med Biol Eng Comput*, 46(10), 1019-1028
- Adey WR, Walter DO, Hendrix CE. 1961. "Computer techniques in correlation and spectral analyses of cerebral slow waves during discriminative behavior", *Exp Neurol*, 3, 501-524
- Akaho S 2001 "A kernel method for canonical correlation analysis". International Meeting on Psychometric Society
- Allison B, Luth T, Valbuena D, Teymourian A, Volosyak I, Graser A. 2010. "BCI Demographics: How Many (and What Kinds of) People Can Use an SSVEP BCI?", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(2), 107-116
- Ang KK, Chin ZY, Zhang H, Guan C. 2012. "Mutual information-based selection of optimal spatial-temporal patterns for single-trial EEG-based BCIs", *Pattern Recognition*, 45(6), 2137-2144
- Arnhold J, Grassberger P, Lehnertz K, Elger CE. 1999. "A robust method for detecting interdependences: application to intracranially recorded EEG", *Physica D-Nonlinear Phenomena*, 134(4), 419-430
- Athif M, Ren H. 2019. "WaveCSP: A robust motor imagery classifier for consumer EEG devices", *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, 42(1), 159-168
- Bach FR, Jordan MI. 2002. "Kernel Independent Component Analysis", *Journal of Machine Learning Research*, 2, 1-48
- Barton RR, Ivey JS. 1996. "Nelder-Mead simplex modifications for simulation optimization", *Management Science*, 42(7), 954-973
- Benjamini Y, Hochberg Y. 1995. "Controlling the False Discovery Rate: A Practical and Powerful Approach to Multiple Testing", *Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological)*, 57(1), 289-300
- Birbaumer N. 2006. "Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control", *Psychophysiology*, 43(6), 517-532
- Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, Kotchoubey B, Kubler A, Perelmouter J, Taub E, Flor H. 1999. "A spelling device for the paralysed", *Nature*, 398(6725), 297-298
- Blankertz B, Muller KR, Krusienski DJ, Schalk G, Wolpaw JR, Schlogl A, Pfurtscheller G, Millan Jdel R, Schroder M, Birbaumer N. 2006. "The BCI competition. III: Validating alternative approaches to actual BCI problems", *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 14(2), 153-159

Blankertz B, Tomioka R, Lemm S, Kawanabe M, Muller KR. 2008. "Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis", *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(1), 41-56

Blinowska KJ. 2011. "Review of the methods of determination of directed connectivity from multichannel data", *Medical & Biological Engineering & Computing*, 49(5), 521-529

Brazier MA, Casby JU. 1952. "Cross-correlation and autocorrelation studies of electroencephalographic potentials", *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 4(2), 201-211

Çağdaş S, Karaçalı B 2018 "Novel techniques for model-free and fast computation of mutual information". 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1958-1961

Cortes C, Vapnik V. 1995. "Support-Vector Networks", *Machine Learning*, 20(3), 273-297

Delorme A, Makeig S, Fabre-Thorpe M, Sejnowski T. 2002. "From single-trial EEG to brain area dynamics", *Neurocomputing*, 44, 1057-1064

Dennis JE, Woods DJ 1987 "Optimization on Microcomputers: The Nelder-Mead Simplex Algorithm". In: Vouk A (ed) *New Computing Environments: Microcomputers in Large-scale Computing*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia 116-122

Duda RO, Hart PE, Stork DG. 2000. "Pattern Classification", 2 edn, Wiley-Interscience

Fazel-Rezai R, Allison BZ, Guger C, Sellers EW, Kleih SC, Kubler A. 2012. "P300 brain computer interface: current challenges and emerging trends", *Front Neuroeng*, 5, 14

Fisher RA. 1936. "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems", *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188

Goldberger AL, Amaral LA, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PC, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng CK, Stanley HE. 2000. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals", *Circulation*, 101(23), E215-220

Gómez-Herrero G, Wu W, Rutanen K, Soriano M, Pipa G, Vicente R. 2015. "Assessing Coupling Dynamics from an Ensemble of Time Series", *Entropy*, 17(4), 1958

Graimann B, Allison B, Pfurtscheller G 2010 "Brain-Computer Interfaces: A Gentle Introduction". In: Graimann B, Pfurtscheller G, Allison B (eds) *Brain-Computer Interfaces: Revolutionizing Human-Computer Interaction*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1-27

Granger CWJ. 1969. "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods", *Econometrica*, 37(3), 424-438

Gysels E, Celka P. 2004. "Phase synchronization for the recognition of mental tasks in a brain-computer interface", *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 12(4), 406-415

Hamed M, Salleh S, Ting C, Samdin SB, Noor AM 2015 "Sensor space time-varying information flow analysis of multiclass motor imagery through Kalman Smoother and EM algorithm". 2015 International Conference on BioSignal Analysis, Processing and Systems (ICBAPS), 118-122

Hamed M, Salleh Sh H, Noor AM. 2016. "Electroencephalographic Motor Imagery Brain Connectivity Analysis for BCI: A Review", *Neural Comput*, 28(6), 999-1041

Handiru VS, Prasad VA. 2016. "Optimized Bi-Objective EEG Channel Selection and Cross-Subject Generalization With Brain-Computer Interfaces", *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 46(6), 777-786

Jeong J, Gore JC, Peterson BS. 2001. "Mutual information analysis of the EEG in patients with Alzheimer's disease", *Clinical neurophysiology*, 112(5), 827-835

Jeunet C, Jahanpour E, Lotte F. 2016. "Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study", *J Neural Eng*, 13(3), 036024

Jin S-H, Lin P, Hallett M. 2010. "Linear and nonlinear information flow based on time-delayed mutual information method and its application to corticomuscular interaction", *Clinical Neurophysiology*, 121(3), 392-401

Joffe D. 2008. "Connectivity Assessment and Training: A Partial Directed Coherence Approach", *Journal of Neurotherapy*, 12(2-3), 111-122

Kaminski MJ, Blinowska KJ. 1991. "A new method of the description of the information flow in the brain structures", *Biological Cybernetics*, 65(3), 203-210

Kendall MG. 1938. "A new measure of rank correlation", *Biometrika*, 30( 1-2), 81–93

Kiebel SJ, Garrido MI, Moran R, Chen CC, Friston KJ. 2009. "Dynamic causal modeling for EEG and MEG", *Hum Brain Mapp*, 30(6), 1866-1876

Kim Y, Ryu J, Kim KK, Took CC, Mandic DP, Park C. 2016. "Motor Imagery Classification Using Mu and Beta Rhythms of EEG with Strong Uncorrelating Transform Based Complex Common Spatial Patterns", *Comput Intell Neurosci*, 2016, 1489692

Kira K, Rendell LA 1992 "A Practical Approach to Feature Selection". In: Sleeman D, Edwards P (eds) *Machine Learning Proceedings 1992*. Morgan Kaufmann, San Francisco (CA), 249-256

Kraskov A, Stogbauer H, Grassberger P. 2004. "Estimating mutual information", *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys*, 69(6 Pt 2), 066138

Krusienski DJ, McFarland DJ, Wolpaw JR. 2012. "Value of Amplitude, Phase, and Coherence Features for a Sensorimotor Rhythm-Based Brain-Computer Interface", *Brain Res Bull*, 87(1), 130-134

- Kullback S, Leibler RA. 1951. "On Information and Sufficiency", *Ann Math Statist*, 22(1), 79-86
- Lachaux JP, Lutz A, Rudrauf D, Cosmelli D, Le Van Quyen M, Martinerie J, Varela F. 2002. "Estimating the time-course of coherence between single-trial brain signals: an introduction to wavelet coherence", *Neurophysiol Clin*, 32(3), 157-174
- Liu WF, Pokharel PP, Principe JC. 2007. "Correntropy: properties and applications in non-gaussian signal processing", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 55(11), 5286-5298
- Luersen MA, Le Riche R. 2004. "Globalized Nelder-Mead method for engineering optimization", *Computers & Structures*, 82(23-26), 2251-2260
- Makarov VV, Zhuravlev MO, Runnova AE, Protasov P, Maksimenko VA, Frolov NS, Pisarchik AN, Hramov AE. 2018. "Betweenness centrality in multiplex brain network during mental task evaluation", *Physical Review E*, 98(6), 062413
- McKeeman B 2016 "Matlab performance measurement". In. MathWorks, Inc.
- MIT Laboratory for Computational Physiology, "EEG Motor Movement/Imagery Dataset", <https://physionet.org/content/eegmidb/1.0.0/>, Son Erişim Tarihi: 13.11.2017
- Na SH, Jin SH, Kim SY, Ham BJ. 2002. "EEG in schizophrenic patients: mutual information analysis", *Clin Neurophysiol*, 113(12), 1954-1960
- Nelder JA, Mead R. 1965. "A Simplex Method for Function Minimization", *The Computer Journal*, 7(4), 308-313
- Nicolas-Alonso LF, Gomez-Gil J. 2012. "Brain Computer Interfaces, a Review", *Sensors*, 12(2), 1211-1279
- Nolte G, Bai O, Wheaton L, Mari Z, Vorbach S, Hallett M. 2004. "Identifying true brain interaction from EEG data using the imaginary part of coherency", *Clin Neurophysiol*, 115(10), 2292-2307
- Olçay BO, Karacalı B. 2019. "Evaluation of synchronization measures for capturing the lagged synchronization between EEG channels: A cognitive task recognition approach", *Comput Biol Med*, 114, 103441
- Panigrahi BK, Pandi VR. 2008. "Bacterial foraging optimisation: Nelder-Mead hybrid algorithm for economic load dispatch", *Int Generation Transmission & Distribution*, 2(4), 556-565
- Park C, Took CC, Mandic DP. 2014. "Augmented Complex Common Spatial Patterns for Classification of Noncircular EEG From Motor Imagery Tasks", *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 22(1), 1-10
- Pearson K. 1920. "Notes on the history of correlation", *Biometrika* 13(1), 25–45

- Pereda E, Quiroga RQ, Bhattacharya J. 2005. "Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals", *Prog Neurobiol*, 77(1-2), 1-37
- Pfurtscheller G, Andrew C. 1999. "Event-Related changes of band power and coherence: methodology and interpretation", *J Clin Neurophysiol*, 16(6), 512-519
- Pfurtscheller G, da Silva FHL. 1999. "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles", *Clinical Neurophysiology*, 110(11), 1842-1857
- Pfurtscheller G, Neuper C. 2001. "Motor imagery and direct brain-computer communication", *Proceedings of the IEEE*, 89(7), 1123-1134
- Pfurtscheller G, Neuper C, Strein T, Pichler-Zalaudek K, Rothl W, Radl W, Passl R, Spanudakis S. 1999. "Event-related desynchronization (ERD) during movement and imagination of movement in patients with amputated limbs or spinal cord lesions compared to healthy control subjects. ERD during imagination of movement", *Klinische Neurophysiologie*, 30(3), 176-183
- Poczos B, Kirshner S, Szepesvári C 2010 "REGO: Rank-based Estimation of Renyi Information using Euclidean Graph Optimization". Yee Whye T, Mike T (eds) *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR, *Proceedings of Machine Learning Research*, 605--612
- Ramoser H, Muller-Gerking J, Pfurtscheller G. 2000. "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement", *IEEE Trans Rehabil Eng*, 8(4), 441-446
- Rathee D, Cecotti H, Prasad G. 2017. "Single-trial effective brain connectivity patterns enhance discriminability of mental imagery tasks", *Journal of Neural Engineering*, 14(5), 056005
- Rokach L, Maimon O 2005 "Clustering Methods". In: Maimon O, Rokach L (eds) *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer US, Boston, MA, 321-352
- Rosenblum MG, Pikovsky AS, Kurths J. 1996. "Phase synchronization of chaotic oscillators", *Physical Review Letters*, 76(11), 1804-1807
- Sakkalis V. 2011. "Review of advanced techniques for the estimation of brain connectivity measured with EEG/MEG", *Comput Biol Med*, 41(12), 1110-1117
- Sameshima K, Baccala LA. 1999. "Using partial directed coherence to describe neuronal ensemble interactions", *J Neurosci Methods*, 94(1), 93-103
- Sargolzaei S, Cabrerizo M, Goryawala M, Eddin AS, Adjouadi M. 2015. "Scalp EEG brain functional connectivity networks in pediatric epilepsy", *Comput Biol Med*, 56, 158-166
- Schalk G, McFarland DJ, Hinterberger T, Birbaumer N, Wolpaw JR. 2004. "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system", *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 51(6), 1034-1043



- Schreiber T. 2000. "Measuring information transfer", *Phys Rev Lett*, 85(2), 461-464
- Schweizer B, Wolff EF. 1981. "On Nonparametric Measures of Dependence for Random-Variables", *Annals of Statistics*, 9(4), 879-885
- Spearman C. 1904. "The proof and measurement of association between two things", *American journal of Psychology*, 15, 72-101
- Spiegler A, Graitmann B, Pfurtscheller G. 2004. "Phase coupling between different motor areas during tongue-movement imagery", *Neurosci Lett*, 369(1), 50-54
- Srinivasan R, Winter WR, Ding J, Nunez PL. 2007. "EEG and MEG coherence: measures of functional connectivity at distinct spatial scales of neocortical dynamics", *J Neurosci Methods*, 166(1), 41-52
- Stam CJ, Nolte G, Daffertshofer A. 2007. "Phase lag index: assessment of functional connectivity from multi channel EEG and MEG with diminished bias from common sources", *Hum Brain Mapp*, 28(11), 1178-1193
- Tangermann M, Müller KR, Aertsen A, Birbaumer N, Braun C, Brunner C, Leeb R, Mehring C, Miller KJ, Müller-Putz GR, Nolte G, Pfurtscheller G, Preissl H, Schalk G, Schlögl A, Vidaurre C, Waldert S, Blankertz B. 2012. "Review of the BCI Competition IV", *Front Neurosci*, 6
- Tass P, Rosenblum MG, Weule J, Kurths J, Pikovsky A, Volkmann J, Schnitzler A, Freund HJ. 1998. "Detection of  $\mathit{n}:\mathit{m}$  Phase Locking from Noisy Data: Application to Magnetoencephalography", *Physical Review Letters*, 81(15), 3291-3294
- Vaadia E, Birbaumer N. 2009. "Grand Challenges of Brain Computer Interfaces in the Years to Come", *Front Neurosci*, 3(2), 151-154
- Vapnik VN. 1998. "Statistical Learning Theory, Wiley-Interscience
- Vasicek O. 1976. "Test for Normality Based on Sample Entropy", *Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology*, 38(1), 54-59
- Vicente R, Wibral M, Lindner M, Pipa G. 2011. "Transfer entropy--a model-free measure of effective connectivity for the neurosciences", *J Comput Neurosci*, 30(1), 45-67
- Wang Y, Hong B, Gao X, Gao S 2006 "Phase Synchrony Measurement in Motor Cortex for Classifying Single-trial EEG during Motor Imagery". 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 75-78
- Ward JH. 1963. "Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function", *Journal of the American Statistical Association*, 58(301), 236-244
- Wei Q, Wang Y, Gao X, Gao S. 2007. "Amplitude and phase coupling measures for feature extraction in an EEG-based brain-computer interface", *Journal of Neural Engineering*, 4(2), 120-129

Wieczorkowski R, Grzegorzewski P. 1999. "Entropy estimators - Improvements and comparisons", *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 28(2), 541-567

**TÜBİTAK**  
**PROJE ÖZET BİLGİ FORMU**

Proje Yürütücüsü:	Prof. Dr. BİLGE KARAÇALI
Proje No:	117E784
Proje Başlığı:	Hayali Ve Gerçek Motor Fonksiyonlarda Beyin Bölgeleri Arasındaki Uyumlu Davranışı Veri Odaklı Çözümleyen Yeni Bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü Yaklaşımı
Proje Türü:	1001 - Araştırma
Proje Süresi:	30
Araştırmacılar:	
Danışmanlar:	MURAT ÖZGÖREN
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi:	İZMİR YÜKSEK TEKNOLOJİ ENS. MÜHENDİSLİK F. ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri:	01/06/2018 - 01/12/2020
Onaylanan Bütçe:	300330.0
Harcanan Bütçe:	107306.48
Öz:	<p>Beyin-bilgisayar arayüzü sistemleri beyinin işleyişiyle beraber ortaya çıkan fizyolojik yanıtlara dayanarak kullanıcılara, içinde buldukları ortam üzerinde işlevsel kontrol sağlamaya çalışır. Beyinin işleyişini bu amaçla takip etmek için sıklıkla kullanılan teknolojilerden biri elektroensefalografidir (EEG). Ancak EEG verilerinden gerekli çıkarımları yapmak, aranan sinyalin düşük şiddeti, arka plandaki işlevlerin bu sinyali gizlemesi ve kaydedilen veride yakındaki bölgelerden kaynaklanan birçok sinyalin olması gibi sorunlardan ötürü zordur. Bu sebeplerle şimdiye kadar sadece kullanıcıya dikkatteki seçicilik ve sinirsel geri bildirim le birtakım belirli beyin sinyallerini kontrol etmeyi öğreten beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları sınırlı bir başarı gösterebilmiştir. Yapılmak istenen hareketi kullanıcının zihninde canlandırmasından tanımayı amaçlayan beyin bilgisayar arayüzü çalışmaları, yüksek bilgi aktarım hızı için kabul gören bir potansiyele rağmen umulan başarı düzeyinden uzaktır.</p> <p>Bu projede, gerçek ve hayali motor fonksiyonları tanımak için beyin bölgeleri arasındaki uyum yapısına dayalı yeni bir beyin-bilgisayar arayüzü yaklaşımı geliştirilmiştir. Farklı beyin bölgeleri arasındaki uyum yapısını çok kanallı EEG verisinden elde etmek için EEG sinyalleri üzerinde hiçbir istatistiksel veya dinamik model içermeyen yeni uyum ölçütleri kullanılmıştır. Farklı motor fonksiyonlar sırasında uyum düzeylerinde istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar gösteren EEG kanal çiftleri tespit edilmiş ve prototip beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları için gerçek ve hayali motor fonksiyon tanıma sistemlerinde değerlendirilmiştir.</p> <p>Bu projenin bulguları ve geliştirilmiş olan gerçek ve hayali motor fonksiyon tanıma yöntemleri, gerçek ve özellikle hayali motor fonksiyonları EEG kanalları arasındaki uyum profillerine bakarak birbirinden ayırt edebilen yüksek bilgi aktarım hızına sahip yeni nesil beyin-bilgisayar arayüzü yaklaşımlarına temel teşkil edecektir. Bu da beyin-bilgisayar arayüzü uygulamaları için motor fonksiyonlar sırasında ortaya çıkan beyindeki bağlantı yapılarının işiğinde yeni eğitim paradigmalarının geliştirilmesine öncülük edecek ve nörolojik rehabilitasyon ile tamamen içe-kilitli hastalarla iletişimden nöral protezlerin kontrolü ve bilgisayar kullanım deneyiminin yükseltilmesine kadar sivil ve askeri çok çeşitli uygulama alanlarında gerçekleştirilecek dramatik atılımların yolunu açabilecektir.</p>
Anahtar Kelimeler:	beyin-bilgisayar arayüzü, elektroensefalografi, gerçek ve hayali motor aktivite, kanallar arası uyum
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu Mu?:	Hayır
Projeden Yapılan Yayınlar:	1- Evaluation of synchronization measures for capturing the lagged synchronization between EEG channels: A cognitive task recognition approach (Makale - İndeksli Makale), 2- Elektroensefalografi İçin Uyumluluk Ölçütlerinin Karşılaştırmalı Analizi (Tez (Araştırmacı Yetiştirilmesi) - Yüksek Lisans Tezi),