

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SINIF İÇİ VE SINIFLAR ARASI SAÇILMAYA DUYARLI ORTAK UZAMSAL
ÖRÜNTÜLER İLE MOTOR HAREKET HAYALİNİN TANINMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mecit Emre DUMAN

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektronik Mühendisliği Programı

ARALIK 2015

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SINIF İÇİ VE SINIFLAR ARASI SAÇILMAYA DUYARLI ORTAK UZAMSAL
ÖRÜNTÜLER İLE MOTOR HAREKET HAYALİNİN TANINMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Mecit Emre DUMAN
(504131214)**

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektronik Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Tamer ÖLMEZ

ARALIK 2015

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 504131214 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Mecit Emre DUMAN, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “SINIF İÇİ VE SINIFLAR ARASI SAÇILMAYA DUYARLI ORTAK UZAMSAL ÖRÜNTÜLER İLE MOTOR HAREKET HAYALİNİN TANINMASI” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Tamer ÖLMEZ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Ahmet Hamdi KAYRAN**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Gökhan BİLGİN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : 25 Kasım 2015
Savunma Tarihi : 24 Aralık 2015

Aileme,

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında danışmanlığımı üstlenen, fikir ve yorumlarıyla beni yönlendiren değerli hocam Prof. Dr. Tamer ÖLMEZ’e teşekkür ederim.

Bu çalışmanın sonuca ulaşmasına olan katkılarından ötürü Yüksek Mühendis Ayhan YÜKSEL’e teşekkür ederim.

Benden maddi ve manevi hiçbir desteği esirgemeyen ve bu sürecin her anında emeği bulunan aileme teşekkür ederim.

Kasım 2015

Mecit Emre DUMAN
(Elektrik – Elektronik Mühendisi)

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xvii
SUMMARY	xix
1. GİRİŞ VE ÇALIŞMANIN AMACI.....	1
1.1 Motor Hareket Hayali.....	1
1.2 Motor Hareket Hayalinin Sınıflandırılması.....	2
2. BEYİN AKTİVİTESİ ÖLÇÜM TEKNİKLERİ VE ELEKTROENSEFALOGRAFİ	5
2.1 İnvazif-Kısmen İnvazif Ölçüm Teknikleri	5
2.2 Elektroensefalografi (EEG).....	6
2.2.1 EEG verileri	6
2.2.2 EEG verilerinin elde edilmesi	10
2.3 EEG Temelli Beyin Bilgisayar Arayüzleri.....	12
2.3.1 Durağan görsel uyarılmış potansiyeller	13
2.3.2 P300 uyarılmış potansiyeller.....	14
2.3.3 Yavaş kortikal potansiyeller.....	15
2.3.4 Olay ilişkili desenkronizasyon/senkronizasyon	15
3. MOTOR HAREKET HAYALİ ANALİZ METOTLARI.....	19
3.1 Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu.....	21
3.2 Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu.....	24
3.2.1 Tikhonov düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler	26
3.2.2 Ağırlıklı Tikhonov düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler	27
3.2.3 Uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler	28
3.2.4 Görev ilintili & uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler	28
3.2.5 Durağan ortak uzamsal örüntüler	29
3.3 Sınıf İçi ve Sınıflar Arası Saçılmaya Duyarlı Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu. 30	
3.3.1 Uyum fonksiyonun pozitif tanımlı matrislerden oluşturulması	35
3.3.2 Uzamsal süzgeçlerin parametrelerindeki hataların giderilmesi	39
3.4 Doğrusal Ayrım Analizi Sınıflandırıcısı	42
4. BENZETİM SONUÇLARI VE TARTIŞMA	43
4.1 EEG Veri Tabanı ve Önişleme	43
4.2 Deneklere Ait Veri Kümeleri İçin Ayrılabilirlik Analizi	44
4.3 Deneklere Ait Uzamsal Süzgeçlerin Elektrot Ağırlıklarının Karşılaştırılması 50	
4.4 Deneklere Ait EEG Verilerinin Sınıflandırılması	56
4.5 Tartışma ve Gelecek Çalışmalar.....	58
KAYNAKLAR	61

ÖZGEÇMİŞ.....	67
----------------------	-----------

KISALTMALAR

ALS	: Amyotrophic Lateral Sclerosis
BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü
CSP	: Common Spatial Patterns
ERD	: Event Related Desynchronization
ERS	: Event Related Synchronization
EEG	: Electroencephalography
FCSP	: Fisher's Common Spatial Patterns
fMRI	: Functional Magnetic Resonance Imaging
İSSDM	: İyileştirilmiş Sınıf Saçılmalarına Duyarlı Metot
LDA	: Linear Discriminant Analysis
MEG	: Magnetoencephalography
PET	: Positron Emission Tomography
RCSP	: Regularized Common Spatial Patterns
SCP	: Slow Cortical Potentials
SCSP	: Stationary Common Spatial Patterns
SRCSP	: Spatially Regularized Common Spatial Patterns
SSDM	: Sınıf Saçılmalarına Duyarlı Metot
SSVEP	: Steady State Visually Evoked Potentials
TRCSP	: Tikhonov Regularized Common Spatial Patterns
TR&SRCSP	: Task Related & Spatially Regularized Common Spatial Patterns
WTRCSP	: Weighted Tikhonov Regularized Common Spatial Patterns

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 3.1 : En dik iniş algoritmasına ait sözde kod.....	41
Çizelge 4.1 : Sınıflandırma başarımları.	57

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1	: Kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı ve homunculus [9].	2
Şekil 2.1	: Çok kanallı EEG sinyaline ait genlik-zaman grafiği [26].	8
Şekil 2.2	: EEG sinyalinin frekans spektrumu [24].	8
Şekil 2.3	: Beynin belirli frekanslardaki salınımlarının genlik-zaman grafiği[24].	10
Şekil 2.4	: 10-20 sisteminde elektrot dizilimleri [24].	11
Şekil 2.5	: 10-10 sisteminde elektrot dizilimleri [24].	12
Şekil 2.6	: 15 Hz frekansında titreşim yapan görsel bir uyarana odaklanan deneğe ait EEG sinyalinin frekans spektrumu [37].	13
Şekil 2.7	: Farwell ve Dochin'in 1988 yılında gerçekleştirdikleri P300 heceleyici ve P300 dalgası [7].	14
Şekil 2.8	: Kafatasının tepe noktasından elde edilen EEG sinyalindeki negatif ve pozitif potansiyel sapmalar [7].	15
Şekil 2.9	: Parmak hareketi sırasında elde edilen ERD ve ERS işaretleri [47].	16
Şekil 2.10	: Graz BBA tarafından yapılan bir çalışmada sol ve sağ motor hareket hayalleri süresince oluşan ERD etkinliği [49].	17
Şekil 2.11	: Sağ el hareketinin fiziksel olarak gerçekleştirilmesi ve motor hareket hayali süresince oluşan güç değişimlerinin frekans-zaman ilişkileri ve ERD etkinlik haritaları [50].	18
Şekil 3.1	: Hacimsel iletimden kaynaklanan girişim sebebiyle elektrotlardan ölçülecek kaynak sinyalleri..	20
Şekil 3.2	: N kanal sayısına ve T örnek sayısına sahip bir epok..	22
Şekil 3.3	: Aynı fiziksel ve zihinsel koşullar altında farklı zamanlarda kaydedilen EEG verilerine ait öznitelik dağılımları [62].	30
Şekil 3.4	: En dik iniş algoritması, iki farklı başlangıç değeri (a_1 ve a_2) için $J(x)$ fonksiyonunun farklı uç değerlerine (b_1 ve b_2) yakınsayabilmektedir.	40
Şekil 3.5	: İki sınıfa ait öznitelik dağılımlarının iki farklı izdüşüm eksenine üzerine yansımaları [68].	42
Şekil 4.1	: Analiz için kullanılan elektrot konumları (dolgulu) [70].	43
Şekil 4.2	: Verilerin MATLAB'a aktarılması ve kanal seçimine ilişkin komutlar.	44
Şekil 4.3	: EEG verilerinin analizi için önışleme evresinde uygulanan adımlar..	44
Şekil 4.4	: aa deneğine ait veri kümesinin CSP, SCSP ve SSDM uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.	45
Şekil 4.5	: al deneğine ait veri kümesinin CSP, SCSP ve SSDM uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.	46
Şekil 4.6	: av deneğine ait veri kümesinin CSP, SCSP ve SSDM uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.	47

Şekil 4.7 :	<i>aw</i> deneğine ait veri kümesinin CSP, SCSP ve SSDM uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri...	48
Şekil 4.8 :	<i>ay</i> deneğine ait veri kümesinin CSP, SCSP ve SSDM uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri...	49
Şekil 4.9 :	(a) Kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı [71]. (b) Uzamsal süzgeçlerin korteks üzerinde yüksek ağırlıklara sahip olmaları beklenen bölgeler....	50
Şekil 4.10 :	<i>aa</i> deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması..	51
Şekil 4.11 :	<i>al</i> deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması..	52
Şekil 4.12 :	<i>av</i> deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması..	53
Şekil 4.13 :	<i>aw</i> deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması..	54
Şekil 4.14 :	<i>ay</i> deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması..	55
Şekil 4.15 :	Benzetim sürecinde uygulanan işlemlere ait blok diyagramı.....	56
Şekil 4.16 :	Sınıflandırma başarımlarının grafiksel gösterimi.....	57

SINIF İÇİ VE SINIFLAR ARASI SAÇILMAYA DUYARLI ORTAK UZAMSAL ÖRÜNTÜLER İLE MOTOR HAREKET HAYALİNİN TANINMASI

ÖZET

Motor hareket hayali ya da motor imgeleme, bireyin istenilen bir hareketi fiziksel olarak yapıyormuşçasına zihninde canlandırmasıdır. Vücut hareketlerine ait motor hareket hayallerinin, motor korteks üzerinde μ ve β frekans bantlarında olay ilişkili desenkronizasyon/senkronizasyon (ERD/ERS) adı verilen belirgin güç değişimlerine sebep oldukları bilinmektedir. Farklı kas gruplarına ait motor hareket hayalleri söz konusu olduğunda bu güç değişimlerinin motor korteks üzerinde uzamsal farklılık göstermesi, motor hareket hayallerinin sınıflandırılmasına olanak sağlayan temel etkidir. Herhangi bir uzuv hareketine ait motor hareket hayali süresince ERD/ERS olgularının görüldüğü bölgelerin, kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı eşliğinde yorumlanması ile kişinin zihninde hangi uzuv hareketini kurguladığı tespit edilebilmektedir.

Motor hareket hayali süresince oluşan nörolojik etkinlik, EEG ile dış dünyaya aktarılmaktadır. Gri maddede bulunan kaynaklar tarafından üretilen bu etkinliğin kafatası üzerinde konumlanan elektrotlara hacimsel iletim kanalıyla ulaşmasının bir sonucu olarak EEG sinyali, oldukça düşük uzamsal çözünürlüğe sahiptir. Hacimsel iletimin sebep olduğu kaynak girişimi dolayısıyla herhangi bir elektrottan elde edilen bilgi, komşu kaynaklara ait sinyalleri de içeren girişimli beyin etkinliğidir. Girişimli beyin etkinliği, ERD/ERS olgularının uzamsal analizi esnasında gri maddede bulunan hangi kaynakların tetiklendiğinin belirlenmesini güçleştirmektedir. Bunun bir sonucu olarak, motor korteks üzerinde hangi bölgenin faal duruma geçtiği doğru bir şekilde tespit edilememektedir. Bu sebeple EEG verileri, gri maddede bulunan ilgili kaynağa ait sinyalleri güçlendirmek ve ilgisiz kaynaklara ait sinyalleri zayıflatmak amacıyla uzamsal filtreleme işlemine tabi tutulur.

Ortak uzamsal örüntüler (CSP), ERD/ERS olgularının uzamsal analizini konu alan çalışmalarda, farklı kas gruplarının motor hareket hayallerini içeren EEG verilerini ayırt etmek amacıyla kullanılan bir uzamsal filtreleme metodudur. Her bir uzuv hareketinin bir sınıf olarak ele alındığı durumda CSP uzamsal süzgeçleri, iki sınıfa ait ortalama kovaryans matrislerinin eş zamanlı köşegenleştirilmesi ile elde edilirler. Bu uzamsal süzgeçler ile filtrelenen EEG verileri, sınıf ortalamaları arasında güç bakımından azami farklılığın bulunduğu izdüşüm eksenleri üzerine yansıtılmış olurlar. Bu işlem sayesinde, herhangi bir motor hareket hayalini içeren EEG verisinin hangi sınıfa dâhil olduğu daha iyi bir doğrulukla belirlenebilmektedir. Ancak, etkili sonuçlar elde edebilmesine rağmen CSP, EEG'deki gürültü ve durağansızlık gibi istenmeyen etkenlere karşı oldukça savunmasızdır. Bu etkenlerin sınıflandırma sürecine olan olumsuz etkilerini asgariye indirmek amacıyla literatürde, düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (RCSP) yapısını temel alan bir takım uzamsal filtreleme metodları mevcuttur.

Bu tez çalışmasında, EEG sinyalinin durağan olmayan yapısının sınıflandırma sürecine olan olumsuz etkilerini en aza indirmeyi amaçlayan özgün bir uzamsal filtreleme metodu önerilmiştir. SSDM olarak adlandırılan bu metod sayesinde, aynı sınıfa ait motor hareket hayali verilerinin bozucu etkenler sebebiyle farklı dağılımlara sahip olabilme ihtimali, uzamsal süzgeç hesaplama sürecine dâhil edilmektedir. Bu sayede, elde edilen uzamsal süzgeçlerin, CSP’de olduğu gibi yalnızca sınıflar arası saçılmaya değil, hem sınıflar arası hem de sınıf içi saçılmaya duyarlı olmaları sağlanmaktadır. Bu özelliklere sahip uzamsal süzgeçler hesaplayabilmek amacıyla SSDM, Fisher ayrım ölçütünün CSP uyum fonksiyonu yerine alternatif bir uyum fonksiyonu olarak kullanılabilmesine imkân tanımaktadır. CSP uyum fonksiyonu, iki sınıfa ait verilerin ortalama kovaryans matrisleri kullanılarak oluşturulmaktadır. Pay ve payda terimlerinin karesel ikilenik biçimde olmaları, CSP uyum fonksiyonunu analitik olarak çözülebilir duruma getirmektedir. Ancak, kovaryans matrislerinin kullanıldığı durumda Fisher ayrım ölçütünün pay ve payda terimleri karesel ikilenik biçimde yazılamamaktadır. Dolayısıyla sınıf içi saçılmaya duyarlılığın sınıflandırma sürecine olacak olumlu etkisi, analitik çözümün sağlanamamasıyla cazibesini kaybetmektedir. SSDM, Fisher ayrım ölçütünün yeniden düzenlenerek karesel ikilenik biçimde ifade edilebilmesini sağlamak ve bu sayede fonksiyonun analitik olarak çözülebilmesini mümkün kılmaktadır. SSDM’in özgün yönü, analitik çözümün sağlanabilmesi için SCSP’de önerilen $\mathcal{F}$ işlevi yaklaşımının ilk kez kullanılmasıdır.

Bu tez kapsamında yapılan bir diğer çalışmada ise, SSDM’in basitliğini korumak amacıyla analitik çözümün bazı yaklaşımlar karşılığında gerçekleştirilmiş olduğu göz önünde bulundurularak, elde edilen uzamsal süzgeçlerin parametrelerindeki hataların nümerik olarak giderilmeleri sağlanmıştır. Bu amaçla, Fisher ayrım ölçütünün yerel uç değerlerinin analitik yöntemlerle “yaklaşık olarak” belirlenme sürecinin çıktıları olan SSDM süzgeç parametreleri, Fisher ayrım ölçütünün nümerik en iyileştirilmesi için başlangıç değerleri olarak kullanılmışlardır. Nümerik en iyileştirme için En Dik İniş algoritması tercih edilmiştir. Bu çalışma, SSDM uzamsal süzgeç parametrelerinin Fisher ayrım ölçütünün yerel uç değerlerine daha fazla yakınsamalarını sağlamak amacıyla bir ince ayar olması düşüncesiyle gerçekleştirilmiştir.

CSP, SCSP ve SSDM uzamsal süzgeçleri ile ayrı ayrı filtrelenen veri kümelerine ait saçılma grafikleri incelendiğinde, SSDM uzamsal süzgeçleri ile filtreleme sonrasında her bir sınıf elemanının sınıf merkezine yakınsama eğilimi gösterdiği görülmektedir. Bu durum SSDM uzamsal süzgeçlerinin, metodun çıkış noktası olan sınıf içi saçılmayı asgari değere indirme amacına uygun işlev gördüklerini ortaya koymaktadır. SSDM ve iyileştirilmiş SSDM uzamsal süzgeçlerine ait elektrot ağırlıklarının topoğrafik gösterimleri, bu süzgeçlerin motor korteks üzerinde arzu edilen motor hareket hayali bölgelerini tüm denekler için etkili bir şekilde öne çıkartabildiğini göstermektedir. Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, sınıf içi saçılma problemine Fisher ayrım ölçütü bakış açısıyla çözüm üretmeyi amaçlayan SSDM’in, CSP ve SCSP’ye üstünlük sağladığı görülmektedir. Bu durum, SSDM’in savunduğu sınıf içi saçılmaya duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilmek üzere Fisher ayrım ölçütünün bir uyum fonksiyonu olarak kullanılması fikrinin doğru bir bakış açısı olduğunu onaylamaktadır. Analitik çözüm için yapılan yaklaşımların uzamsal süzgeç parametrelerinde sebep olduğu hataları gidermek üzere gerçekleştirilen nümerik en iyileştirme işleminin başarımları arttırması, iyileştirilen parametrelerin Fisher ayrım ölçütünün yerel uç noktalarına daha iyi yakınsadığını göstermektedir. SSDM ve SSDM’in iyileştirilmesi ile elde edilen analiz sonuçları ve sınıflandırma başarımları, bu metodun CSP ve SCSP metotları için etkili bir alternatif olabileceğini ortaya koymaktadır.

MOTOR IMAGERY RECOGNITION WITH WITHIN CLASS AND BETWEEN CLASS SCATTER SENSITIVE COMMON SPATIAL PATTERNS

SUMMARY

Motor imagery is an individual's mental picture of a desired movement as if he is performing it physically. It is known that the motor imagery of the body movements bring forth conspicuous power changes called event related desynchronization/synchronization (ERD/ERS) in μ and β frequency bands over motor cortex. The main motivation that makes the motor imagery classification possible is the spatial variation of these power changes over motor cortex in the case that motor imagery of different muscle groups are in question. It is possible to determine the limb movement the individual has been imagining by interpreting the locations where the ERD/ERS phenomena occur during the motor imagery of an arbitrary limb movement, in company with the distribution of muscle groups over motor cortex.

The neurological activity during motor imagery is transmitted to the outer world via EEG technique. As a consequence of the transmittal of this neurological activity produced by the sources situated in the gray matter to the electrodes located over the skull through the volume conduction, EEG has a relatively low spatial resolution. On the occasion of the source interference caused by the volume conduction, the information obtained from an arbitrary electrode is a mixed brain activity which contains signals from neighbouring electrodes. During the spatial analysis of the ERD/ERS, this mixed brain activity makes it difficult to determine which sources in the gray matter have been triggered. As a consequence of this, the area activated over the motor cortex can't be detected accurately. For this reason, EEG data is subjected to the spatial filtering process in order to strengthen the signals of related sources situated in the gray matter and weaken the signals of disinterested sources.

Common spatial patterns (CSP) is a spatial filtering method used in the studies having the subject of spatial analysis of the ERD/ERS, in an attempt to discriminate the EEG data containing motor imagery of different muscle groups. In the case that each limb movement is considered as a class, CSP spatial filters are obtained by simultaneous diagonalization of the average covariance matrices of two classes. The data filtered with these spatial filters is projected onto an axis where there exists maximum power difference between means of the classes. Through this process, the class of the EEG data containing an arbitrary motor imagery can be determined more accurately. However, in spite of its impressive results, CSP is highly vulnerable to the adverse factors such as noise and nonstationarity that are present in EEG. With the intent of minimizing the negative effects of these factors to the classification process, in literature, there exist a set of spatial filtering methods that based on the regularized common spatial patterns (RCSP) structure.

According to RCSP structure, the regularization term formed in consideration of the information gathered by analysing the EEG data containing motor imagery of the

existing subject or the other subjects is added to the denominator of the CSP objective function. With the solution of this regularized objective function, spatial filters robustified to the adverse factors can be obtained. For instance, SCSP notices the inadequacies of CSP about nonstationarity and can obtain spatial filters sensitive to this factor by taking into account the within-class scatter within the compass of regularized common spatial patterns structure. In accordance with SCSP, this process is done by adding a regularization term containing the within-class scatter information of each class to the denominator of the CSP objective function. The influence degree of the regularization term to the spatial filters to be computed is controlled by a constant α , the value of which is determined with cross-validation. However, increasing α with intent to increase the sensitivity of the filters to be computed to the within-class scatter, decreases the class separability. This situation puts α in a role that exchanges the sensitivity level of the spatial filters to the class separability and to the within-class scatter. In addition to this, when independent simulation processes are in question, uniqueness of the spatial filter parameters obtained according to CSP solution is not always possible in SCSP, due to the determination process of the α value with cross-validation. These factors promote the idea of developing different objective functions in order to increase the sensitivity level of the spatial filters to be computed to the within-class scatter.

In this thesis, a novel spatial filtering method that intends to minimize the negative effects of nonstationarity of the EEG signal to the classification process is proposed. With this method named as SSDM, the possibility of having different distribution of the motor imagery data that belong to the same class due to the adverse factors is included to the spatial filter computing process. By this means, unlike CSP spatial filters that are only sensitive to between-class scatter, it is provided that the obtained spatial filters to be sensitive to both within-class and between-class scatter. On the purpose of computing spatial filters having these specifications, SSDM provides opportunity for Fisher discrimination criterion to be used as an objective function instead of CSP objective function. CSP objective function is formed by using the average covariance matrices of data belonging to two classes. Under the favour of the numerator and the denominator terms being in quadratic form, the solution of the CSP objective function can be carried out analytically. However, in such case that the covariance matrices are used, the numerator and the denominator terms of the Fisher discrimination criterion cannot be expressed in quadratic form. As a result of this, the positive effect of being sensitive to within-class scatter to the classification process loses its attraction since the solution of the function cannot be handled analytically. With the necessary rearrangement, SSDM ensures the Fisher discrimination criterion to be expressed in quadratic form and makes the analytical solution of the function possible. The novel part of SSDM is the utilization of $\mathcal{F}$ function approximation proposed in SCSP, for the first time in order to make the analytical solution of Fisher discrimination criterion possible.

In another study done within the scope of this thesis, by taking into consideration that the analytical solution is provided in return for some approximations in order to keep the SSDM as simple as possible, the deviations in the parameters of the obtained spatial filters are eliminated via numerical methods. For that purpose, SSDM spatial filter parameters, which are already the outputs of the process of “approximately” determination of the local extremum points of the Fisher discrimination criterion, are used as initial values for the numerical optimization of the Fisher discrimination criterion. Steepest descent algorithm is preferred for the numerical optimization

process. This study has been done with the thought to be a fine tuning to ensure that the SSDM spatial filter parameters converge to the local extremum points of the Fisher discrimination criterion more accurately.

When the scatter plots belonging to the data sets filtered separately with the CSP, SCSP and SSDM spatial filters are examined, it is seen that after being filtered with the SSDM spatial filters, every member of a class tends to converge to the center of the class. This behavior reveals that the SSDM spatial filters function in conformity with the point of origin of the method which is minimizing the within-class scatter. The topographical representations of the electrode weights belonging to the SSDM and optimized SSDM filters show that, for all subjects, these spatial filters can highlight the desired motor imagery locations over motor cortex, effectively. When the classification results are examined, it can be seen that the SSDM which seeks to produce a solution to the within-class scatter problem with the Fisher discrimination criterion perspective, outperforms the CSP and the SCSP. This situation approves that, it is a proper point of view to use the Fisher discriminant criterion as an objective function in order to obtain within-class scatter sensitive spatial filters. The increment in the classification performance after the numerical optimization that is applied for eliminating the deviations caused by the approximations done in order to provide the analytical solution shows that, the optimized parameters converge to the local extremum points of the Fisher discrimination criteria, more accurately. The analysis results and the classification performance of the SSDM and the optimized SSDM reveal that, this method is an effective alternative to the CSP and the SCSP methods.

1. GİRİŞ VE ÇALIŞMANIN AMACI

1.1 Motor Hareket Hayali

Motor hareket hayali ya da motor imgeleme, bireyin istenilen bir hareketi fiziksel olarak yapıyormuşçasına zihninde canlandırmasıdır. Beyin bilgisayar arayüzleri (BBA) tasarımında oldukça önemli bir role sahip olan bu olay, istenilen eylemin benzetimini gerçekleştirmek üzere hayal gücünün kullanımı olarak da tanımlanabilir. Motor hareket hayali, gerçekleştirilecek bir hareketin fiziksel çıktı üretmeyen zihinsel bir provasıdır.

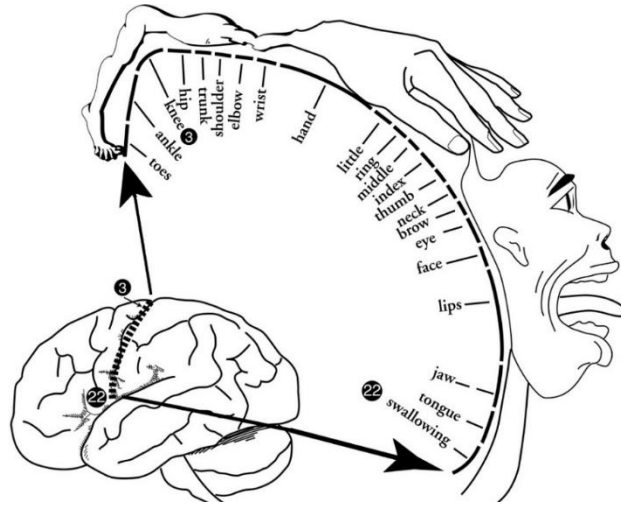
İstemli olarak gerçekleştirilen vücut hareketlerinin, motor korteksin belirli bölgelerinde bazı frekans bantlarında gözlenebilir güç değişimlerine sebep olduğu bilinmektedir. Örneğin, fiziksel bir hareket süresince μ (8-13Hz) ve β (13-30Hz) frekans bantlarındaki salınımların gücünde belirgin bir düşüş meydana gelmektedir. Sinirsel çoklukların eş zamanlı etkinliğinin azalması ile ilişkili olduğu bilinen bu olgu, “olay ilişkili desenkronizasyon (ERD)” olarak adlandırılmaktadır [1, 2]. Fiziksel hareketin son bulmasının ardından, kısa bir süreliğine β frekans bandındaki salınımların gücü normal değerlerinin üzerine çıkmaktadır. ERD’ye zıt bir şekilde gerçekleşen bu olgu ise “olay ilişkili senkronizasyon (ERS)” olarak adlandırılmaktadır [3]. ERD/ERS olguları motor korteks bölgesinden kaydedilen EEG sinyalinde gözlemlenebilmektedir. Farklı fiziksel hareketlerin EEG sinyalinde neden olduğu değişiklikleri inceleyen birçok bilimsel çalışmada, ERD/ERS olgularının BBA sistemleri için girdi olarak kullanılabileceklerinden bahsedilmektedir [4].

Bir hareketin fiziksel olarak gerçekleştirilmesi esnasında μ ve β salınımlarında görülen nörolojik etkinliğin meydana geldiği kortikal bölgelerde, aynı hareketin motor hareket hayali süresince de benzer değişikliklerin olduğu bilinmektedir [5]. Herhangi bir motor davranışın fiziksel olarak gerçekleştirilmesi ile zihinsel olarak kurgulanması arasındaki farkın, kurgulama esnasında oluşan kortikal etkinliğin kas yollarına iletilmeden önce engellenmesi olduğu düşünülmektedir [6]. Motor hareket esnasında oluşan kortikal etkinliğin, hareketin zihinsel olarak kurgulanması esnasında da

meydana gelmesi, bilim insanlarının motor hareket hayalinin analizine olan ilgisini arttırmıştır. 1980’lerin ortalarından itibaren μ ve β salınımlarının analizini temel alan birçok BBA sistemi gerçekleştirilmiştir [7]. Özellikle Gert Pfurtscheller tarafından kurulan Graz BBA ekibinin, çalışmalarında motor hareket hayalleri süresince μ ve β salınımlarında meydana gelen güç değişimlerini konu aldığı bilinmektedir.

1.2 Motor Hareket Hayalinin Sınıflandırılması

1937’de Penfield ve Boldrey tarafından yapılan bir çalışmada, motor korteksin belirli bölgelerine uyarılar verilerek her bir kas grubunun korteks üzerinde özgül bir bölge tarafından kontrol edildiği gösterilmiştir [8]. Bu çalışmanın çıktıları sayesinde, ilgili bölgelerin motor korteks üzerindeki dağılımının bir haritası çıkarılmıştır. Kas grupları ile ilişkili bölgelerin büyüklükleri göz önünde bulundurularak yeniden şekillendirilen insan vücudu “Homunculus” olarak isimlendirilmiştir. Kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı ve homunculus Şekil 1.1’de gösterilmektedir.



Şekil 1.1 : Kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı ve homunculus [9].

Penfield ve Boldrey’in bu çalışmasının sonuçları eşliğinde, her bir uzva ait motor hareketin veya motor hareket hayalinin, korteks üzerinde kendine özgü bir bölgede ERD/ERS etkinliği oluşturduğunu söylemek mümkündür. Örneğin, sağ ve sol uzuv hareketlerinin beynin karşıt lobları tarafından kontrol edildiği varsayımı altında, sağ el hareketinin motor korteksin sol ucuna yakın bir bölgede ERD/ERS etkinliği oluşturacağı söylenebilir. Motor hareket hayalinin sınıflandırılması, bu ilişki ışığında gerçekleştirilmektedir. Kişinin istenilen hareketi zihninde canlandırması süresince ölçülen EEG sinyali analiz edilerek, ERD/ERS olgularının motor korteksin hangi

bölgesinde baskın olarak meydana geldiği belirlenmektedir. Bu olguların yoğun olarak görüldüğü bölgenin hangi kas grubunun hareketinden sorumlu olduğu bilgisi kullanılarak kişinin zihninde hangi uzuv hareketini kurguladığı saptanabilmektedir.

Motor hareket hayali süresince beyinde gerçekleşen nörolojik etkinlikler, kafatası üzerine yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla dış dünyaya aktarılmaktadır. Gri maddede yer alan sinirsel çoklukların eş zamanlı tetiklenmesi ile gerçekleşen etkinlik beyin, kafatası ve kafa derisi gibi biyolojik katmanlar boyunca yayılarak ilgili elektrotlara ulaşmaktadır. Bu durum dolayısıyla herhangi bir bölgeden ölçülen nörolojik etkinlik uzamsal çözünürlük bakımından oldukça zayıftır [10]. Bu sebeple, gri maddede bulunan ilgili nörolojik etkinlik kaynağına ait bileşenleri güçlendirmek ve diğer kaynaklara ait bileşenleri zayıflatmak üzere EEG sinyali, uzamsal filtreleme işlemine tabi tutulur.

Ortak uzamsal örüntüler (CSP), EEG sinyalinde görülen ERD/ERS'nin uzamsal analizini konu alan çalışmalarda, farklı kas gruplarına ait motor hareket hayallerini ayırt etmek amacıyla kullanılan popüler bir uzamsal filtreleme metodudur [11]. Her bir uzuv hareketinin bir sınıf olarak ele alındığı durumda CSP uzamsal süzgeçleri, iki sınıfın motor hareket hayallerini içeren EEG verilerine ait ortalama kovaryans matrislerinin eş zamanlı köşegenleştirilmesi ile elde edilmektedirler [12]. Bu uzamsal süzgeçler ile filtrelenen EEG verileri, sınıf ortalamaları arasında güç bakımından azami farklılığın bulunduğu izdüşüm eksenleri üzerine yansıtılmış olurlar [13]. Bu işlem, gelişigüzel bir motor hareket hayalini içeren EEG verisinin hangi sınıfa ait olduğunun daha iyi bir doğrulukla belirlenebilmesine olanak sağlamaktadır. Ancak, EEG sinyalinin durağan bir yapıda olmayışı ve düşük sinyal/gürültü oranı gibi etkenler CSP'nin, yalın veri tabanlı bir anlayışla işleyen uzamsal süzgeç elde etme sürecini olumsuz yönde etkilemektedir. Buna ek olarak, analiz edilecek eğitim kümesinin eleman sayısının yetersiz olması, bu etkinin seviyesini daha da arttırmaktadır [14].

Bu tez kapsamında gerçekleştirilen çalışmalar üç başlık altında izah edilebilir. İlk olarak, CSP'nin uzamsal süzgeç elde etme sürecini EEG sinyalinde var olan bozucu etkilere karşı gürbüzleştirmek amacıyla önerilen etkili beş metodun incelemesi yapılmıştır. Düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (RCSP) yapısına tabi olan bu metodlar, gürbüzleştirme işlemini gerçekleştirdikleri ölçütlere göre birbirlerinden ayrılmaktadırlar. İncelemenin ardından, bu metodlar arasında yer alan durağan ortak uzamsal örüntüler (SCSP) metodunun uygulaması gerçekleştirilmiştir. İkinci olarak,

SCSP'nin temel aldığı, EEG sinyalinin durağan olmayan yapısının sınıflandırma süreci üzerindeki olumsuz etkilerini asgari değere indirme anlayışını benimseyen özgün bir uzamsal filtreleme metodu önerilmiştir. Bu metot ile CSP'nin uzamsal süzgeç elde etme sürecinde dikkate almadığı, aynı sınıfa ait motor hareket hayali verilerinin benzer dağılımlara sahip olmayabilecekleri durumu (sınıf içi saçılma) hesaplama sürecine dâhil edilmektedir. Bu hareketle, durağansızlığa uyum sağlayabilen uzamsal süzgeçlerin elde edilebilmesi ve sınıflandırma başarımlarının iyileştirilmesi amaçlanmıştır. Önerilen metot özetle, Fisher ayrım ölçütün CSP uyum fonksiyonu yerine kullanılabilmesi ve analitik olarak en iyileştirilebilmesi esasına dayanmaktadır. Son olarak, önerilen metodun basitliğini korumak üzere analitik çözümün bazı yaklaşımlarla gerçekleştirilmiş olduğu değerlendirilerek, elde edilen uzamsal süzgeçlerin parametrelerindeki hataların nümerik olarak asgari düzeye indirilmesi sağlanmıştır.

Tezin devamı şu şekilde tertip edilmiştir: 2. bölümde EEG sinyali hakkında temel bilgilere yer verilerek EEG sinyalinin analizini temel alan BBA sistemlerinin hangi olguları kullandıkları incelenmiştir. Motor hareket hayallerinin EEG sinyalinde neden olduğu değişimler (ERD/ERS) bu bölümde detaylandırılmıştır. 3. bölümde motor hareket hayalinin analizinde kullanılan etkili uzamsal filtreleme metotları ve bu tez kapsamında önerilen metot hakkında bilgilere yer verilmiştir. Bu bölümde CSP, RCSP ve SSDM'in ayrıntılı anlatımlarına yer verilmiş ve bağıntıları elde edilmiştir. SSDM uyum fonksiyonunun analitik yöntemlerle çözülebilmesi için yapılan yaklaşımlar dolayısıyla uzamsal süzgeç parametrelerinde oluşan hataların, nümerik yöntemlerle nasıl giderilebileceğinden bahsedilmiştir. 4. bölümde CSP, SCSP ve SSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin karakteristik özellikleriyle ilgili görseller sunulmuş ve ilgili metotlara ait sınıflandırma başarımları verilmiştir. SSDM uzamsal süzgeç parametrelerindeki hataların nümerik en iyileştirme ile giderilmesinin ardından ulaşılan sınıflandırma başarımlarına da bu bölümde yer verilmiştir. Tartışma ve Gelecek Çalışmalar başlığı altında CSP, SCSP ve SSDM'e ait sonuçların kritiği yapılmış ve SSDM'in geliştirilmesi için gelecekte yapılması düşünülen çalışmalar paylaşılmıştır.

2. BEYİN AKTİVİTESİ ÖLÇÜM TEKNİKLERİ VE ELEKTROENSEFALOGRAFI

Zihinden yapılan aritmetik işlemler, vücut hareketlerinin motor hareket hayalleri, hareket etme, uyuma gibi süreçler beyindeki milyarlarca sinir hücresinin eşzamanlı uyarılması ile gerçekleşmektedir [15]. Beynin bu şekilde zihinsel ya da algıya dayalı süreçlere nasıl tepkiler ürettiğini analiz edebilmek, her dönem bilim insanlarının ilgisini çekmiştir. Beyin sinyallerini çözümleyebilmek için öncelikle beyin aktivitesinin ölçülmesi gerekmektedir. Bu işlemi gerçekleştirme prensibine göre mevcut ölçüm teknikleri 3 gruba ayrılmaktadır [16].

- 1) İnvazif teknikler, ölçüm işlemini kortikal katmanlara yerleştirilen mikro-elektrotlar vasıtası ile gerçekleştirirler.
- 2) Kısmen-invazif teknikler, ölçüm işlemini beyin dokusu ile kafatası arasına yerleştirilen elektrotlar vasıtası ile gerçekleştirirler.
- 3) İnvazif olmayan teknikler, ölçüm işlemini kafatası üzerinden gerçekleştirirler.

İnvazif olmayan ölçüm teknikleri, ölçülen nicelik temel alınarak en genel anlamda beyindeki kan akışına bağlı (PET, fMRI, vb.) ya da elektromanyetik etkiye bağlı (EEG, MEG vb.) teknikler olarak gruplandırılmaktadırlar [17].

2.1 İnvazif-Kısmen İnvazif Ölçüm Teknikleri

İnvazif ölçüm tekniklerinde elektrotlar doğrudan gri madde olarak bilinen asıl beyin yapısına yerleştirilirler ve bunun bir getirisi olarak en kaliteli beyin sinyallerini elde ederler. Ancak elektrotların beyne yerleştirilmesi cerrahi operasyon gerektirmektedir ve vücudun beyne doğrudan temas eden elektrotlara yabancı bir cisim olarak davranarak doku yaralanmasına sebep olma ihtimali bulunmaktadır [18]. Tüm bunlarla birlikte elektrotların insan beynine yerleştirilmesi sayısız etik problemini de beraberinde getirmektedir [19].

İnvazif ölçüm teknikleriyle kıyaslandığında kısmen invazif ölçüm tekniklerinde doku yaralanmaları riski, elektrotların doğrudan beyin dokusu yerine beyin dokusu ile

kafatası arasına yerleştirilmesi dolayısıyla daha düşüktür. Ancak yine aynı sebep dolayısıyla sinyal kalitesinden bir miktar feragat edilmektedir [18]. İnvazif teknikler gibi cerrahi müdahale gerektiren kısmen invazif teknikler, karşılaşılabilecek sağlık sorunları ve elde edilecek sinyalin kalitesi bakımından, invazif ölçüm teknikleri ve invazif olmayan ölçüm tekniklerinin arasında yer almaktadırlar.

İnvazif olmayan ölçüm tekniklerinde, beyin sinyallerinin kafatası üzerinde bulunan elektrotlara farklı beyin katmanları üzerinde yayılarak ulaşmalarının bir sonucu olarak sinyallerin kaynağını belirlemek oldukça güçtür. Dolayısıyla invazif olmayan ölçüm teknikleri diğer tekniklere göre düşük sinyal çözünürlüğüne sahiptirler. Ancak bu tekniklerin kullanılması, invazif ve kısmen invazif tekniklere göre oldukça kolaydır. Herhangi bir cerrahi operasyona gerek duymamaları dolayısıyla kolayca giyilebilir ve uygulanabilirler. Sağlık açısından herhangi bir risk unsuru taşımamaları sayesinde invazif olmayan ölçüm teknikleri diğer tekniklerden daha fazla tercih edilmektedirler. En yaygın olarak kullanılan invazif olmayan ölçüm tekniği Elektroensefalografi (EEG)'dir [17, 20, 21]. Bu tez kapsamında yapılan çalışmada da EEG verileri kullanılmaktadır.

2.2 Elektroensefalografi (EEG)

2.2.1 EEG verileri

Elektroensefalografi (EEG), elektriksel beyin aktivitesinin kafatası üzerinden ölçülerek kayıt edilmesi işlemidir. İnsan beyninin elektriksel etkinliğinin ölçülmesi tarihte ilk defa Alman nörolog Hans Berger tarafından 1929'da gerçekleştirilmiştir [22]. İlk EEG ölçümünün ardından 1934 yılında Adrian ve Matthews tarafından 10-12Hz civarında alfa ritmi olarak tanımladıkları düzenli salınımların keşfedilmesiyle beyin dalgaları kavramı ortaya çıkmıştır [23]. Beyin dalgalarının kafatası üzerinden ölçülmesi dolayısıyla EEG, invazif olmayan bir ölçüm tekniğidir.

İnsan beyninde bulunan milyarlarca sinir hücresi tarafından oluşturulan sinir ağı, bilgi işleme görevini yürütür. Sinirsel çoklukların elektriksel etkinlikleri, beyin ve çevreleyici dokudan oluşan hacimsel iletken içinde yüzen kaynakların meydana getirdikleri iyonik akımlardan oluşmaktadır [21]. Bu akımların meydana getirdikleri elektrik ve manyetik alanların kaynaklardan belirli bir uzaklıkta algılanabilmesi, EEG yönteminin temelini oluşturmaktadır [21]. Ancak, EEG yöntemiyle yalnızca geniş

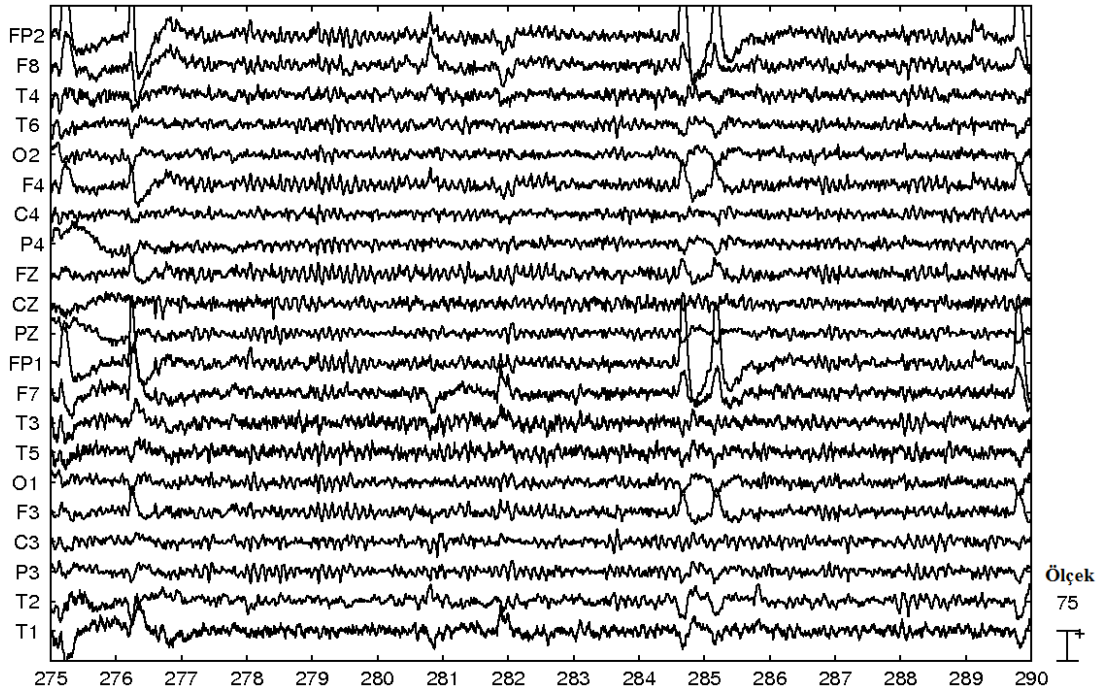
çaplı sinirsel etkinlikler ölçülebilmektedir [24]. Belirli bir mesafeden algılanabilecek makroskobik potansiyel alanların oluşumu, uzamsal olarak sıralı bir şekilde yerleşmiş ve eş zamanlı aktifleşen nöronlar tarafından gerçekleştirilmektedir [21]. Herhangi bir sinir ağına ait etkinliğin kafatası yüzeyinde EEG ile ölçülebilmesi için 4 şu gereksinim sağlanmalıdır [25]:

- 1) Sinirler hücreleri, elektriksel sinyallerinin büyük bir kısmını kafatasına dik bir eksen boyunca üretmelidir.
- 2) Dendritler tarafından oluşturulacak potansiyel alanların birleşerek birbirini güçlendirmesi ve bu sayede belirli bir mesafeden algılanabilmesi için dendritler birbirlerine paralel olarak hizalanmalıdırlar.
- 3) Sinir hücreleri hemen hemen eş zamanlı olarak tetiklenmelidir.
- 4) Sinir hücreleri tarafından oluşturulan elektriksel etkinlikler aynı polariteye sahip olmalıdır.

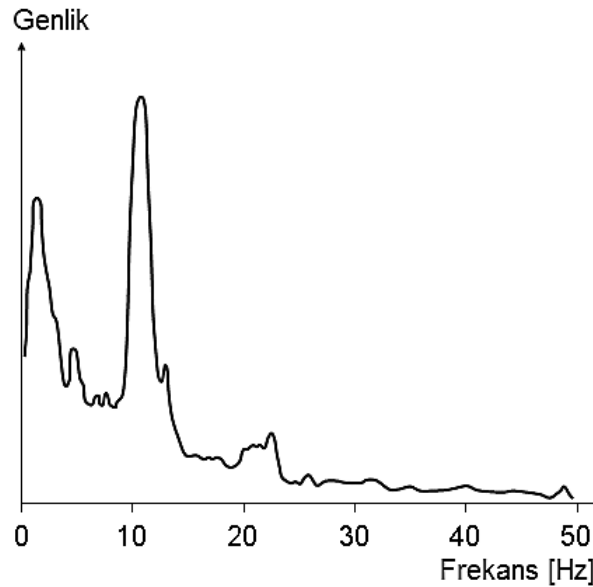
Sinir hücrelerinin geniş çaplı ve eş zamanlı tetiklenmesi, harici ve dâhili uyarılmalarla gerçekleşebildiği gibi herhangi bir uyarılmanın olmadığı dinlenme sürecinde de gerçekleşmektedir.

EEG yöntemi kolay uygulanabilir, düşük maliyetli ve milisaniyeler mertebesinde yüksek zaman çözünürlüğüne sahip olması sebebiyle çokça tercih edilmektedir [17, 20, 21]. Buna karşılık EEG, düşük uzamsal çözünürlüğe ve sınırlı frekans aralığına sahiptir. Beyindeki diğer elektriksel etkinliklerle (göz kırpma, kas hareketleri vb.) oluşan bozucu etkilere karşı oldukça hassastır. Beyin ve kafatasının karmaşık elektriksel ve uzamsal geometrisi ile birlikte beyin fonksiyonlarının durağan olmayan yapısı, EEG sinyalinden anlamlı bilgiler elde etme sürecini oldukça güçleştirmektedir. [7].

EEG sinyali, μV mertebesinde gerilim taşıyan elektrot çiftleri arasındaki potansiyel farkın ölçülmesi ve yükseltilmesi ile elde edilir. EEG sinyalinin genliği, kafatası üzerinde yapılan ölçümde $100\mu V$, beyin yüzeyinde ise $1-2mV$ seviyesindedir ve frekansı $0,1-50Hz$ aralığındadır [24]. Şekil 2.1 ve Şekil 2.2’de sırasıyla çok kanallı EEG sinyaline ait genlik-zaman grafiği ve EEG sinyalinin frekans spektrumu görülmektedir.



Şekil 2.1 : Çok kanallı EEG sinyaline ait genlik-zaman grafiği [26].



Şekil 2.2 : EEG sinyalinin frekans spektrumu [24].

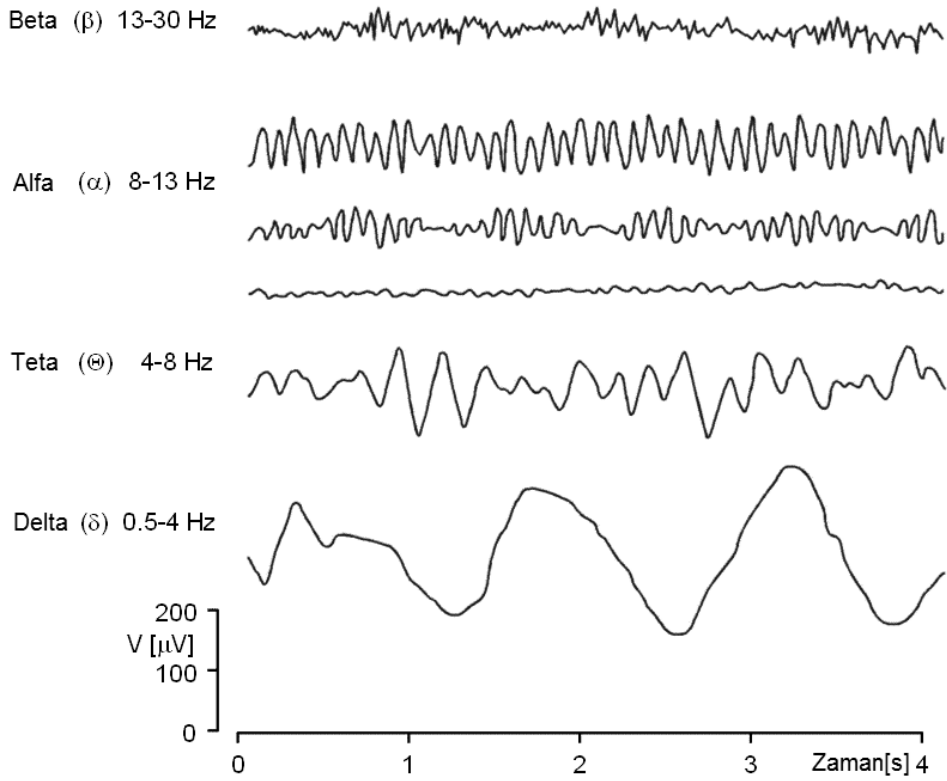
EEG üzerine yaptığı çalışmalarda Berger, beyinde görülen nörolojik salınımların frekanslarının farklı bilişsel süreçler ya da eylemlerle doğrudan ilişkili olduğunu öne sürmüştür. Berger'in çalışmalarını yaptığı tarihten günümüze uzanan süreçte bu sav, birçok bilimsel çalışma ile teyit edilmiştir [27]. Örneğin, 8-13Hz frekans aralığındaki salınımlar, uyku veya dinlenme gibi zihinsel boşta kalma sürecinde yoğun olarak görülmektedirler. Fiziksel bir hareketin veya motor hareket hayalinin başlamasıyla birlikte bu salınımların yerini 13-30Hz frekans aralığındaki salınımlara bırakması

Berger'in savına temel bir örnek olarak gösterilebilir. Farklı bilişsel süreçler ya da eylemler için beyindeki baskın nörolojik salınımların frekans değiştirmesi, EEG sinyalinin BBA sistemleri için girdi olarak kullanılabilmesinin başlıca kaynağıdır.

EEG sinyalinin frekans spektrumu, nörolojik salınımların ilişkili olduğu bilişsel süreçler ve yoğun olarak görüldükleri bölgeler göz önünde bulundurularak bazı temel frekans aralıklarına bölünmüştür:

- **Delta (<4 Hz):** Delta bandında görülen salınımlar oldukça yavaştır ve nispeten yüksek genliğe sahiptir. Delta ritmi, bebeklerde ve derin uyku evresinde yetişkinlerde baskın olarak görülmektedir.
- **Teta (4-8 Hz):** Teta bandındaki salınımlar, çocuklarda ve uyuklama evresindeki yetişkinlerde alın, şakak bölgesinde ve beyin yan loblarında baskın olarak görülmektedir.
- **Alfa (8-13 Hz):** Alfa bandındaki salınımlar, gözlerin kapalı olduğu veya zihinsel etkinliğin olmadığı dinlenme durumlarında görsel korteks üzerinde baskın olarak görülmektedir. Alfa ritmi, görsel veya zihinsel meşguliyetin başlamasıyla zayıflama göstermektedir.
- **Mu (8-13 Hz):** Alfa bandında görülen salınımlardan farklı olarak, Mu bandındaki salınımlar motor korteks ile doğrudan ilişkilidir ve motor korteks üzerinde baskın olarak görülmektedir. Mu ritmi, motor hareket veya motor hareket hayali evrelerinde zayıflama göstermektedir [28].
- **Beta (13-30 Hz):** Beta bandında görülen salınımlar düşük genliklidir ve genellikle bilinçli uyanıklık ve etkin yoğunlaşma evreleri ile ilişkilidir. Beta ritmi, motor hareket veya motor hareket hayali ile değişim göstermektedir [29].
- **Gama (>30 Hz):** Literatürde yer alan birçok kaynakta, Gama bandında görülen salınımların bilgi işleme gibi bilişsel işlevlerle ilişkili olduğu belirtilmektedir [30-32].

Söz konusu frekans bantlarına ait sinyallerin genlik-zaman grafikleri Şekil 2.3 ile gösterilmektedir.



Şekil 2.3 : Beynin belirli frekanslardaki salınımlarının genlik-zaman grafiği [24].

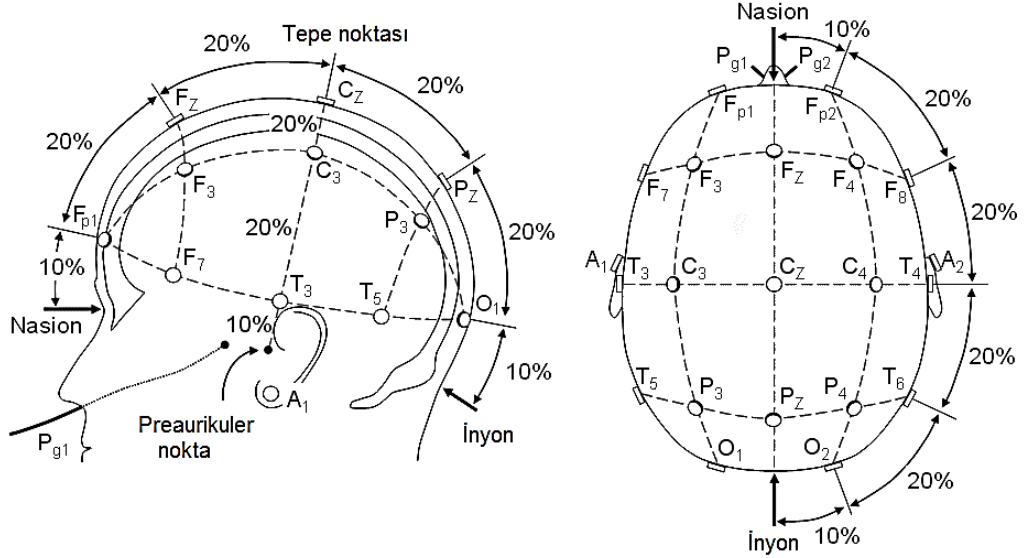
2.2.2 EEG verilerinin elde edilmesi

Bir EEG kayıt düzeneği temel olarak beyin aktivitesinin algılanması için kullanılan elektrotlardan, bir yükselteç bloğundan, sinyalin işlenebilmesine olanak tanıyacak bir A/D dönüştürücüden ve işaretin saklanabilmesi için kullanılan bir kayıt cihazından oluşur [25]. Sinyal işleme sürecinde anlamlı bilgilere ulaşabilmek ve işlem yükünü en aza indirebilmek, EEG sinyalinin yüksek kalitede kaydedilmesiyle mümkündür. Bu durum, kayıt düzeneğinde kullanılan elektrotların yapısal özellikleri ve kafatası üzerine diziliş biçimleri gibi etkenlerin önemini arttırmaktadır. EEG kaydı için genellikle kullanılan elektrot çeşitleri şunlardır [23]:

- Tek kullanımlık (Jel içermeyen veya içeren)
- Yeniden kullanılabilir elektrotlar (altın, gümüş, paslanmaz çelik ya da kalay)
- Kafa bantları ve elektrot başlıkları
- Tuzlu su temelli elektrotlar
- İğne elektrotlar

Elektrot dizilimleri, elektriksel beyin aktivitesi ile ilgili çalışmaların birbirleriyle nesnel olarak kıyaslanabilmesini sağlamak amacıyla, 1958 yılında Herbert Jasper

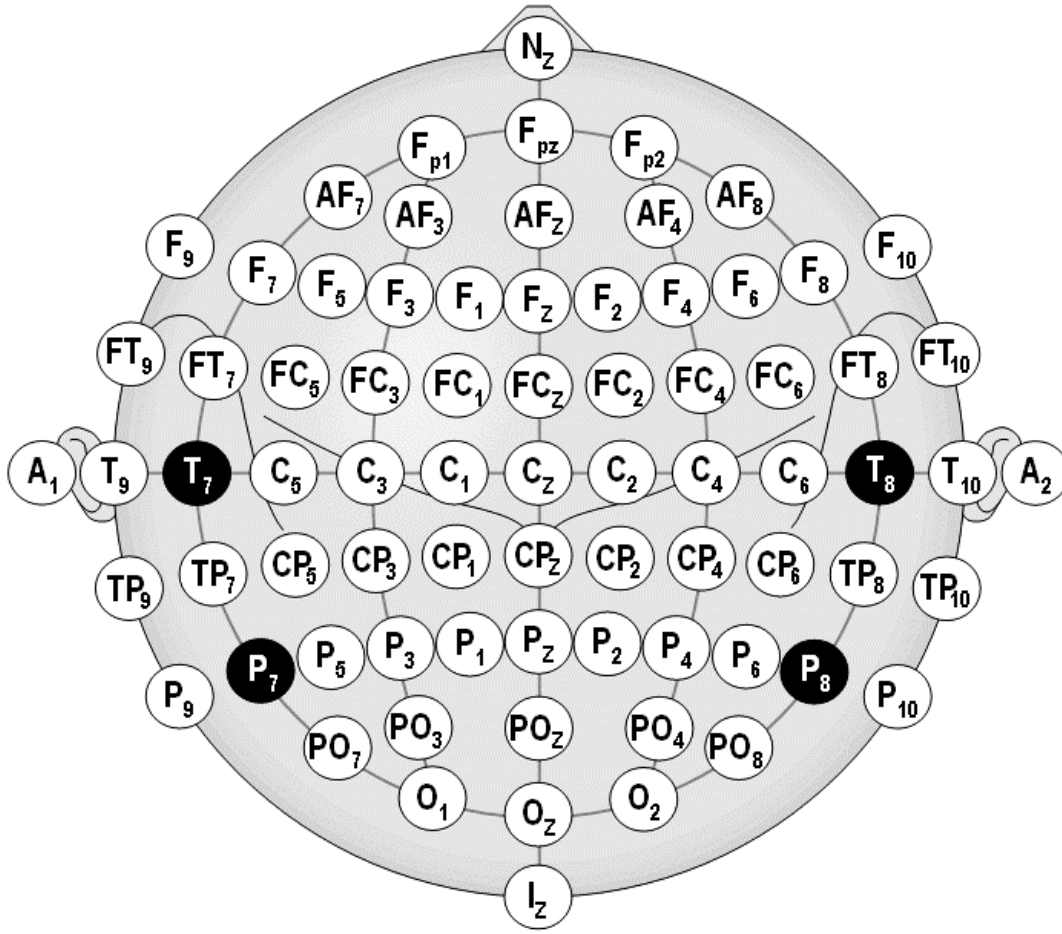
tarafından önerilen “Uluslararası 10-20 Sistemi” ile standart haline getirilmiştir [33]. 10-20 ifadesi ile belirtilen nicelik kafatası üzerinde bulunan belirli karakteristik noktalar arasındaki mesafenin %10’u ve %20’sidir. Bu karakteristik noktalar burun kemiği ile alın kemiğinin birleşme noktası ve kafatasının arka kısmında bulunan çıkıntılı kemik olarak belirlenmiştir [24]. 10-20 sistemi uyarınca elektrot dizilimleri Şekil 2.4 ile gösterilmiştir.



Şekil 2.4 : 10-20 sisteminde elektrot dizilimleri [24].

10-20 sisteminde her bir elektrot, bulunduğu konum hakkında bilgi içeren bir harf ve bir rakam ile etiketlenmiştir. C, T, P, O harfleri İngilizcede sırasıyla *central*, *temporal*, *parietal* ve *occipital* kelimeleri referans alınarak belirlenmiştir. Bu kelimeler sırasıyla merkezi bölge, şakak bölgesi, paryetal bölge ve oksipital bölgeye karşılık gelmektedir. Harflere ilaveten kullanılan tek rakamlar elektrotun kafatasının sol kısmında, çift rakamlar ise sağ kısmında yer aldığını belirtmektedir [25]. İlgili bölgenin ortasında yer alan elektrotlar için “z” harfi kullanılmaktadır [25].

10-20 sisteminde kullanılan elektrot sayısının yetersiz kaldığı durumlarda daha yüksek uzamsal çözünürlük elde edebilmek amacıyla 10-10 ve 10-5 sistemleri tercih edilmektedir [34, 35]. Mevcut 10-20 sisteminde belirli karakteristik noktalar arası mesafenin %20’si olarak belirlenen elektrot adımları, 10-10 sisteminde bu mesafenin %10’u ve 10-5 sisteminde de %5’i olarak belirlenmiştir. Şekil 2.5’te 10-10 sistemi uyarınca elektrot dizilimleri gösterilmektedir.



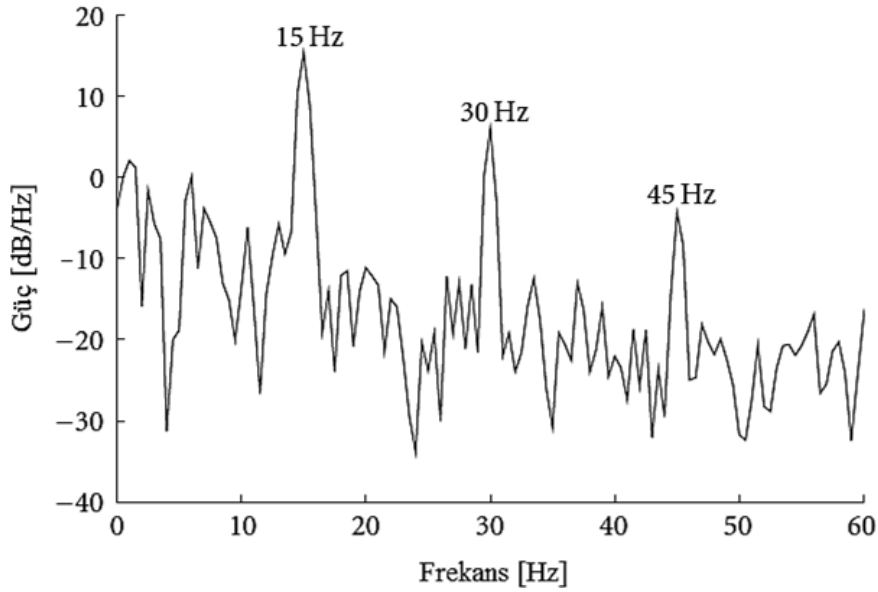
Şekil 2.5 : 10-10 sisteminde elektrot dizilimleri [24].

2.3 EEG Temelli Beyin Bilgisayar Arayüzleri

Beyin Bilgisayar Arayüzü, kişinin harici bir aygıtı kontrol etmek üzere hiyerarşik beyin-kas yolunu kullanmaya ihtiyaç duymadığı bir haberleşme metodudur [7]. Bir BBA sistemi, kişinin farklı işlevlere karşılık ürettiği beyin sinyallerini birbirinden ayırarak, elektronik bir cihazı kontrol edebilecek komutlara dönüştürebilmektedir. BBA sistemlerinde beyin sinyallerini dış dünyaya aktarmak amacıyla kullanılan teknikler arasında EEG, kolay uygulanabilir, düşük maliyetli ve yüksek zaman çözünürlüğüne sahip olması sebebiyle çokça tercih edilmektedir. BBA sistemlerinin EEG verileri içerisinde anlamlı bilgiler elde edebilmek üzere temel aldığı çeşitli nörolojik olgular bulunmaktadır [7, 36]. Takip eden kısımlarda bu olguların birkaçı hakkında bilgilere yer verilmiştir.

2.3.1 Durağan görsel uyarılmış potansiyeller

Durağan görsel uyarılmış potansiyeller (SSVEP), kullanıcıya gösterilen uyarının titreşim sıklığına bağlı olarak EEG sinyalinin frekans spektrumunda görülen birtakım genlik değişimleridir [29]. Herhangi bir eğitim süreci gerektirmeksizin tamamen beynin doğal tepkisiyle oluşan bu değişimleri gözlemlemek üzere kullanıcıya belirli bir frekansta titreşen bir uyarın gösterilir. Kullanıcının uyarana odaklanmasıyla birlikte, oksipital bölgeden alınan EEG sinyalinin frekans spektrumunda, uyarının frekans değerinde ve bu frekans değerinin katlarında belirgin genlik artışları gözlemlenir [29, 37]. Frekans spektrumundaki en büyük genlik artışının uyarın frekansının 15Hz olduğu durumda elde edildiği bilinmektedir [38]. Şekil 2.6 ile 15Hz frekansında titreşim yapan bir görsel uyarana odaklanan deneğe ait EEG sinyalinin frekans spektrumunda oluşan değişimler görülmektedir.



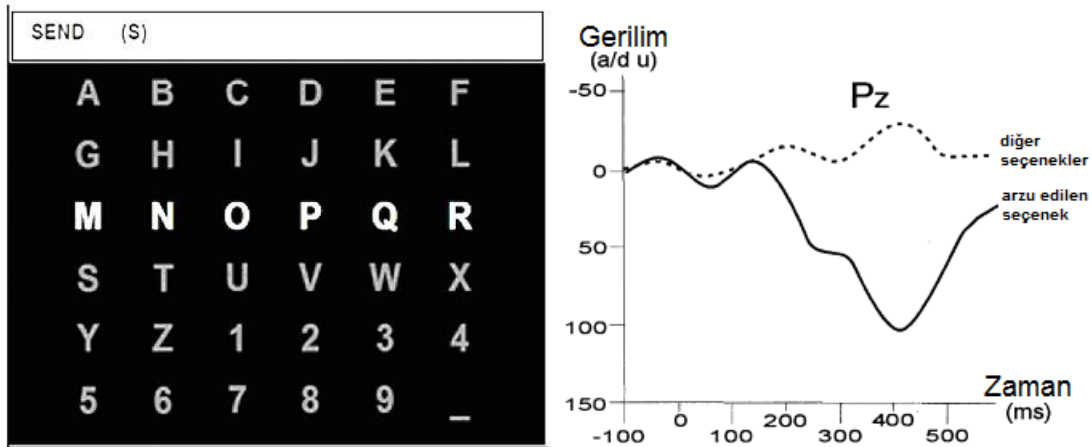
Şekil 2.6 : 15 Hz frekansında titreşim yapan görsel bir uyarana odaklanan deneğe ait EEG sinyalinin frekans spektrumu [37]. Durağan görsel uyarılmış potansiyeller, 15Hz ve katlarında belirgin bir şekilde görülebilmektedirler.

Durağan görsel uyarılmış potansiyellerin başarıyla kullanıldığı birçok BBA sistemi bulunmaktadır. Örneğin, McMillan ve ekibi tarafından farklı frekanslarda yanıp sönen iki farklı ışık kaynağı kullanılarak iki butonlu bir uçuş taklit cihazı yüksek isabetle kontrol edilebilmiştir. Cheng ve ekibi ise 12 farklı fonksiyonu ayırt edebilen çok sınıflı bir BBA sistemini gerçekleştirmiştir [39]. Gernot ve ekibi tarafından yapılan çalışmada ise durağan görsel uyarılmış potansiyeller kullanılarak yapay bir elin 4 farklı yönde hareket ettirilebilmesi sağlanmıştır [40].

2.3.2 P300 uyarılmış potansiyeller

P300 uyarılmış potansiyeller, uyarıdan 300ms sonra kullanıcının EEG sinyalinde meydana gelen olay ilişkili potansiyel değişimleridir. P300 dalgaları, sıklıkla beliren işitsel veya görsel bir uyarının, ender beliren işitsel veya görsel bir uyarana sekteye uğratılmasının ardından belirli bir gecikme sonrasında EEG sinyalinde meydana gelen pozitif sapmalar olarak görülebirlirler [41]. Bu sapmalar baskın olarak paryetal bölgeyi çevreleyen elektrotlardan algılanır [42]. P300 dalgalarının genlikleri, seyrek olarak beliren hedef uyarının belirme sıklığı ile ters orantılıdır [43]. Gecikme süreleri ise hedef uyarının hedef olmayan uyarana benzerlik derecesiyle doğru orantılıdır [43]. P300 dalgasının oluşumu, durağan görsel uyarılmış potansiyellere benzer şekilde herhangi bir eğitim süreci gerektirmemektedir.

P300 temelli ilk ve en çok kullanılan BBA sistemi Farwell ve Dochin tarafından 1988 yılında gerçekleştirilen P300 heceleyicidir [41]. Bu sistemde kullanıcıya bilgisayar ekranında elemanları harf ve rakamlardan oluşan, satır ve sütunları belirli aralıklarla ancak sıra gözetmeksizin yanıp sönen 6x6 boyutunda bir matris gösterilmektedir. Kullanıcının odaklandığı karakteri barındıran satır veya sütunun yanmasıyla birlikte gerçekleşen fark etme süreci, P300 dalgasının oluştuğu evredir. İlgili karakterin bulunduğu satır veya sütunun birkaç defa yanmasının ardından elde edilen verilerin ortalaması hesaplanarak kullanıcının matris içerisinde odaklandığı karakter belirlenebilmektedir. P300 heceleyiciye ait görsel ve meydana gelen P300 dalgası Şekil 2.7 ile gösterilmektedir.

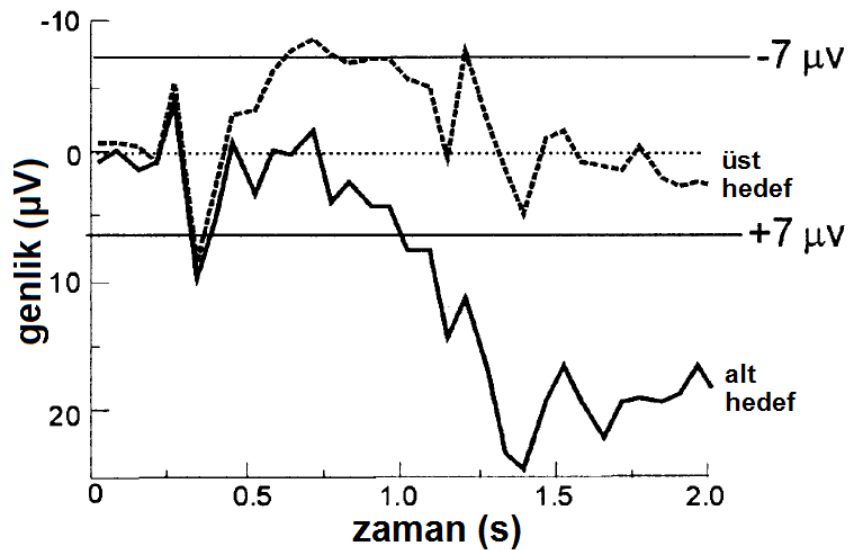


Şekil 2.7: Farwell ve Dochin tarafından 1988 yılında gerçekleştirilen P300 heceleyici (solda) ve P300 dalgası (sağda) [7].

2.3.3 Yavaş kortikal potansiyeller

Yavaş kortikal potansiyeller (SCP), EEG sinyalinde 300ms ile birkaç saniye boyunca gözlenebilen pozitif ya da negatif yönlü olay ilişkili potansiyel sapmalarıdır (Şekil 2.8). Negatif yönlü potansiyel sapmaların bilişsel işlemlerin gerçekleştiği durumlarda, pozitif yönlü potansiyel sapmaların ise kortikal etkinliğin azaldığı durumlarda görüldüğü bilinmektedir [44]. Görsel veya işitsel beyin potansiyelleri, istenen yöndeki potansiyel sapmaları pekiştirmek üzere geri besleme olarak uygulandığında, sağlıklı insanların yanı sıra felçli insanların da yavaş kortikal potansiyellerini kontrol edebildikleri gözlenmiştir [45]. Bir BBA sisteminde yavaş kortikal potansiyellerin girdi olarak kullanılabilmesi bu olguya dayanmaktadır.

Düşünce tercüme aygıtı (thought translation device), Birbaumer tarafından gerçekleştirilen ve yavaş kortikal potansiyellerin istemli kontrolünü temel alan bir BBA sistemidir [46]. Bu aygıt kullanılarak ALS hastalarının bazı temel iletişim ihtiyaçları karşılanabilmektedir.

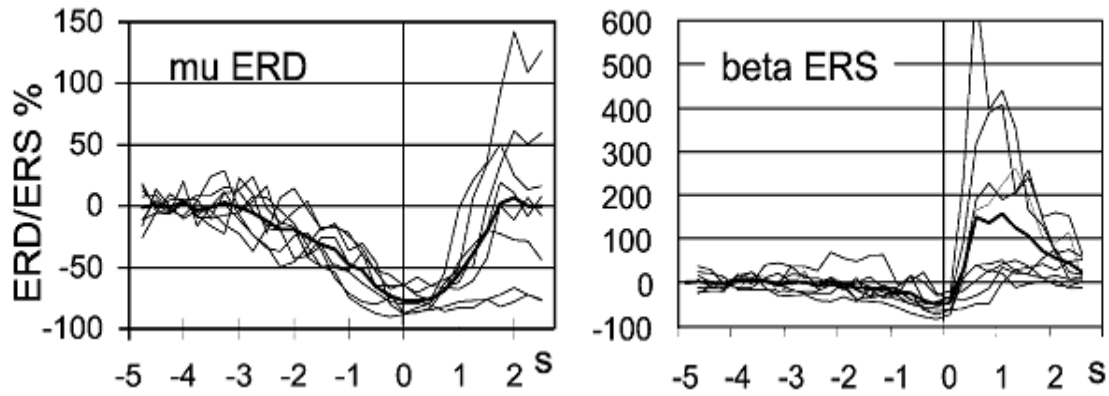


Şekil 2.8: Kafatasının tepe noktasından elde edilen EEG sinyalindeki negatif ve pozitif potansiyel sapmalar (yavaş kortikal potansiyeller) [7].

2.3.4 Olay ilişkili desenkronizasyon/senkronizasyon

Olay ilişkili desenkronizasyon/senkronizasyon (ERD/ERS) olguları duyuşal işleme, motor hareket ya da motor hareket hayali sürelerince EEG sinyalinin bazı frekans bantlarında belirgin olarak gözlenebilen güç değişimleridir. EEG desenkronizasyonu tarihte ilk defa 1930 yılında Berger tarafından yapılan bir çalışmada, deneğin gözlerini açtığı sırada EEG sinyalinin alfa bandında (8-13Hz) görülen salınımların zayıflaması

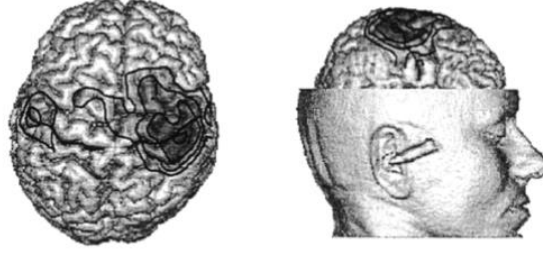
olarak tespit edilmiştir. Motor hareketin ya da motor hareket hayalinin söz konusu olduğu durumda benzer olgunun, motor korteks bölgesinde μ (8-13Hz) ve β (13-30Hz) frekans bantlarında meydana geldiği bilinmektedir. EEG sinyalinin, büyük çaplı sinirsel çoklukların eş zamanlı tetiklenmeleri ile oluştuğu göz önüne alınarak bilişsel veya fiziksel süreçlerin EEG sinyalinde neden olduğu bu zayıflama, olay ilişkili desenkronizasyon olarak isimlendirilmiştir [1]. Zihinsel etkinliğin sonlanmasıyla birlikte sinirsel çoklukların eş zamanlı etkinliğinin artması, β frekans bandındaki salınımların gücünü kısa bir süreliğine normal değerlerinin üzerine çıkarmaktadır. Meydana gelme açısından ERD ile ters bir ilişki sergileyen bu olgu ise olay ilişkili senkronizasyon olarak isimlendirilmiştir [3]. Şekil 2.9'da parmak hareketi sırasında μ ve β frekans bantlarında meydana gelen ERD/ERS olgularına ait görseller verilmiştir.



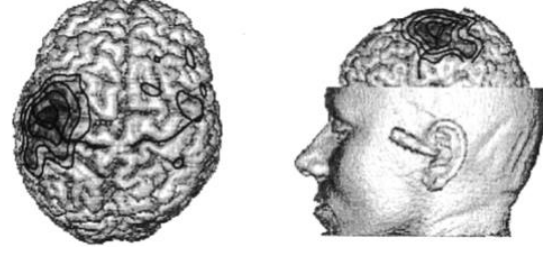
Şekil 2.9: Parmak hareketi sırasında elde edilen ERD ve ERS işaretleri [47].

ERD/ERS olguları yerel dağılımları, faz ve frekans özelliklerine göre karakterize edilirler [32]. Her iki olgu da zaman ve uzayın bir fonksiyonu olarak incelenebilir. Motor hareket hayali üzerine yapılan fizyolojik çalışmalar ERD/ERS olgularının farklı uzuv hareketlerine ait motor hareket hayalleri için farklı uzamsal dağılımlara sahip olduklarını belirtmektedir [48]. Örneğin, sol el hareketine ait bir motor hareket hayali, motor korteksin sağ bölgesinde, sağ el hareketine ait bir motor hareket hayali ise motor korteksin sol bölgesinde yoğun bir ERD/ERS etkinliği oluşturacaktır. Graz BBA ekibi tarafından yapılan bir çalışmada, sol ve sağ el hareketine ait motor hareket hayalleri süresince motor korteks üzerinde gerçekleşen güç değişimleri Şekil 2.10 ile resmedilmiştir.

Sol motor hareket hayali

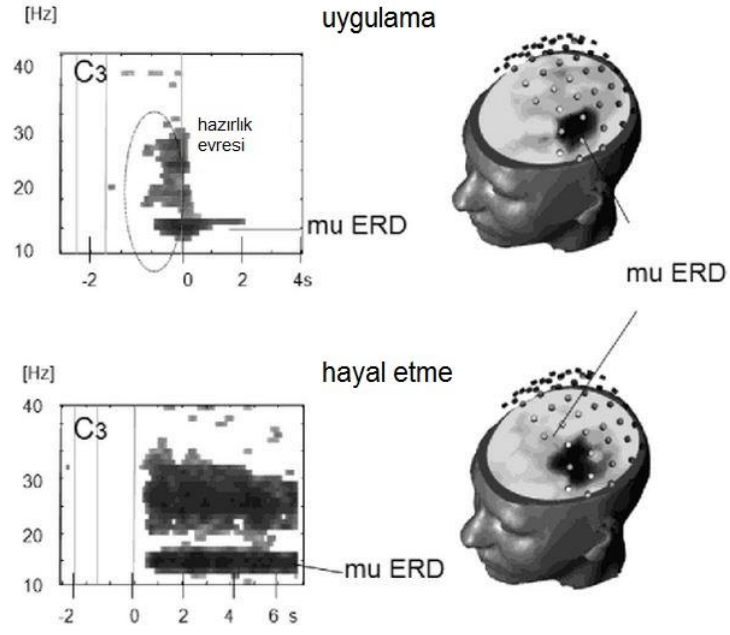


Sağ motor hareket hayali



Şekil 2.10: Graz BBA tarafından yapılan bir çalışmada sol ve sağ motor hareket hayalleri süresince oluşan ERD etkinliği [49].

EEG temelli BBA sistemlerinde μ ve β ritimlerinin analizinin popüler olmasının sebebi, bu frekans bantlarında görülen ERD/ERS olgularının, farklı uzuv hareketleri için motor korteksin ilgili uzuv ile özdeşleşmiş bölgesinde oluşmaları ve meydana gelmeleri için gerçek bir harekete ihtiyaç duyulmamasıdır. Şekil 2.11, bir uzuv hareketinin gerçekleştirilmesi ve aynı hareketin motor hareket hayali süresince benzer frekans-zaman ve konum ilişkilerine sahip ERD/ERS etkinliklerinin meydana geldiği savını destekler niteliktedir. Burada frekans-zaman grafikleri için, 10-20 elektrot sistemine göre C3 olarak isimlendirilen elektrottan elde edilen EEG sinyali kullanılmıştır [50]. Sağ el hareketine ait fiziksel hareketin ve motor hareket hayalinin başlama anı, her iki frekans-zaman grafiğinde yatay eksenin 0 ile gösterildiği andır [50]. Fiziksel hareket ve motor hareket hayali süreçlerine ait ERD/ERS etkinliklerinin benzer özelliklere sahip olmaları sayesinde μ ve β ritimlerini analiz eden BBA sistemleriyle, ALS hastaları gibi ağır felçli insanların temel iletişim ihtiyaçları karşılanabilmektedir.



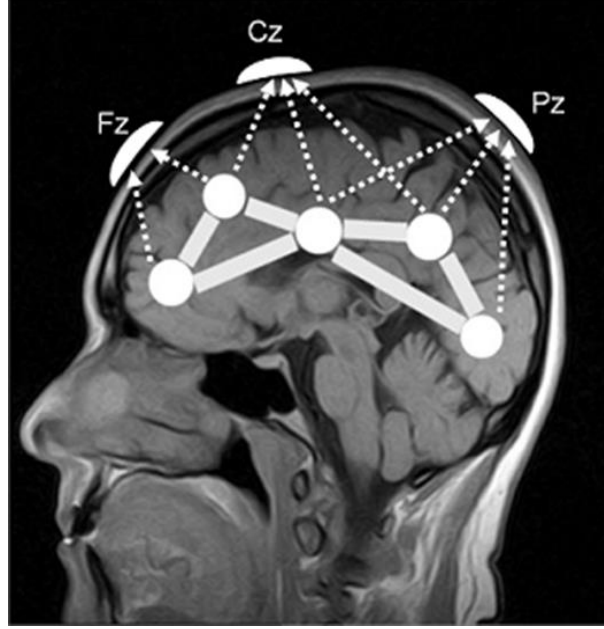
Şekil 2.11: Sağ el hareketinin fiziksel olarak gerçekleştirilmesi (üstte) ve motor hareket hayali (altta) süresince oluşan güç değişimlerinin frekans-zaman ilişkileri (sol sütun) ve ERD etkinlik haritaları (sağ sütun) [50].

3. MOTOR HAREKET HAYALİ ANALİZ METOTLARI

Elektroensefalografi, motor hareket hayali verisinin dış dünyaya aktarılmasında yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Kolay uygulanabilir olması, hızlı sonuç vermesi, düşük maliyeti ve yüksek zamansal çözünürlüğü EEG yönteminin diğer yöntemlere tercih edilmesinin sebeplerinden bazılarıdır. Ancak yüksek zamansal çözünürlüğünün aksine EEG ile ölçülen nörolojik aktivite, uzamsal çözünürlük bakımından oldukça zayıftır [51]. Bu durum, bir hareketin motor hareket hayali süresince oluşan güç değişimlerinin (ERD/ERS) uzamsal analizi esnasında, gri maddede yer alan hangi nörolojik kaynakların tetiklendiğinin tespit edilmesini zorlaştırmaktadır. Bunun bir sonucu olarak, motor korteks üzerinde hangi bölgenin faal duruma geçtiği net bir şekilde saptanamamaktadır. Düşük uzamsal çözünürlük EEG sinyalinin analizini güçleştiren temel etkenlerdendir.

EEG sinyalinin düşük uzamsal çözünürlüğünün başlıca sebebi hacimsel iletimdir [10, 52]. Hacimsel iletim, elektriksel bir kaynak tarafından oluşturulan elektrik ya da manyetik alanların algılayıcılara biyolojik katmanlar üzerinden yayılarak iletilmesi olarak tanımlanmaktadır [53]. Kafa yapısı genellikle beyin, kafatası, kafa derisi ve selebrospinal sıvı olmak üzere 4 küresel katman ile tasvir edilir [54]. Beyindeki kaynaklar tarafından üretilen kortikal akım, farklı dirençler gösteren bu katmanlar boyunca yayılarak kafatası üstündeki elektrotlara ulaşır [55]. Bunun neticesinde elektrotlardan alınacak bilgi, yalnızca her bir elektrotun ilişkilendirildiği kaynağa değil, komşu kaynaklara ait sinyalleri de içeren, girişimli beyin etkinliğidir [55]. Bahsedilen katmanlar boyunca yayılmanın doğrusal olduğu kabulü altında [54], elektrotların her birinden elde edilen bilginin, gri maddede yer alan nörolojik kaynaklar tarafından üretilen sinyallerin doğrusal bileşimi olduğu söylenebilir. Buradan, elektrot sinyallerinin doğrudan kaynak sinyallerini yansıtmadığı sonucuna varılmaktadır. Bu durum, motor hareket veya motor hareket hayali süresince kaydedilen EEG sinyalindeki güç değişimlerinin konuma bağlı analizini temel alan çalışmalarda sonuçları olumsuz yönde etkilemektedir. Homunculus'a dayanılarak, motor korteks bölgesinde konumlanan nörolojik kaynakların belirli kas gruplarının hareketlerinden sorumlu oldukları bilinmektedir. Buradan hareketle, elektrotlardan

elde edilen girişimli bilginin, motor hareket hayalinin sınıflandırılma başarımına doğrudan etki edeceği öngörülebilir. Hacimsel iletimden kaynaklanan girişim sebebiyle elektrotlardan ölçülecek kaynak sinyalleri Şekil 3.1 gösterilmiştir.



Şekil 3.1 : Hacimsel iletimden kaynaklanan girişim sebebiyle elektrotlardan ölçülecek kaynak sinyalleri. Her bir elektrot sinyali aslında motor korteks üzerinde konumlanan nörolojik kaynaklar tarafından üretilen sinyallerin doğrusal bileşimidir.

Kafatası üzerinden elde edilen EEG sinyalinin uzamsal çözünürlüğü ile kullanılan elektrot sayısı arasında doğrusal bir ilişki bulunmaktadır. Elektrot sayısını arttırmak, birim alana karşılık gelen algılayıcı sayısını arttıracığından EEG sinyalinin uzamsal çözünürlüğünü yükseltmektedir [56, 57]. Her ne kadar bilimsel çalışmalarda elektrot sayısı arttırılarak yüksek sınıflandırma başarımları elde edilebiliyorsa da böylesine bir tertibatın gerçek zamanlı kullanımı oldukça güçtür. Elektrot sayısının artması EEG cihazının maliyetini arttırmakta ve kullanımını zorlaştırmaktadır. Bununla birlikte artan elektrot sayısı hesaplama ve sonuç üretme süresine de olumsuz yönde etki etmektedir. Bu sebeple, kullanılması gereken asgari elektrot sayısı, uzamsal çözünürlük ve hesaplama süresi arasında bir denge gözetmek suretiyle belirlenmelidir [58].

Elektrot sayısının en uygun değerde belirlenme gerekliliği dolayısıyla hacimsel iletimin sebep olduğu kaynak girişimi problemine çözüm olarak, ortak uzamsal örüntüler ve bağımsız bileşen analizi gibi sinyal işleme metotları tercih edilmektedir. Bu metotların ortak paydası, elektrotlardan alınan bilgileri bağımsızlaştırmak ve

kaynakları birbirinden ayırıştırma. Motor hareket hayali süresince kaydedilen EEG verilerinin uzamsal çözünürlüklerini sinyal işleme ile arttırmayı amaçlayan bu çalışmada, ortak uzamsal örüntüler temeline dayalı özgün bir metot önerilmektedir.

3.1 Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu

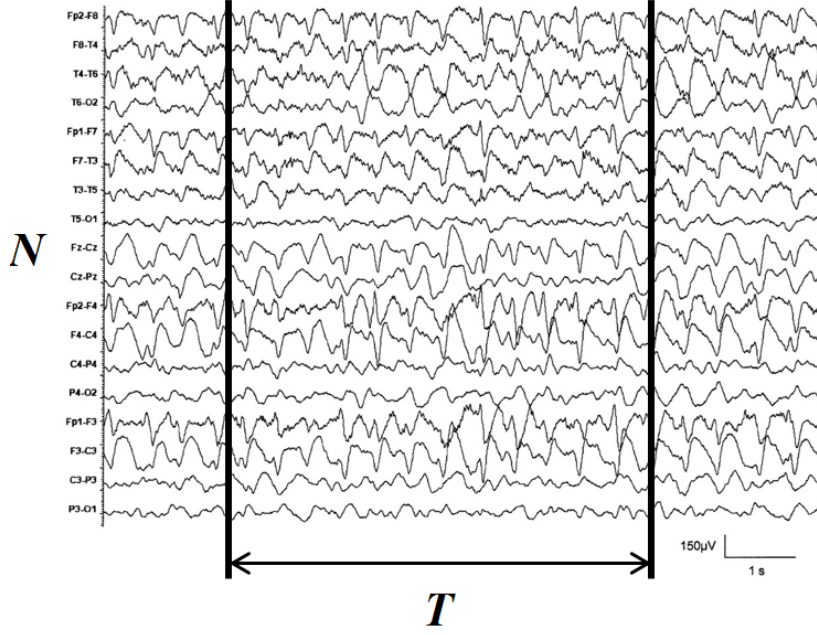
Ortak uzamsal örüntüler (CSP), ERD/ERS olgularının uzamsal analizini konu alan çalışmalarda, farklı kas gruplarının motor hareket hayallerine ait EEG verilerini ayırt etmek amacıyla kullanılan bir uzamsal filtreleme metodudur [59, 60]. Yüksek başarımlı ve kolay çözümü dolayısıyla oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Her bir uzuv hareketi bir sınıf olarak ele alındığında, CSP uyarınca iki sınıfın motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin ortalama kovaryans matrisleri eş zamanlı olarak köşegenleştirilmektedir [12]. CSP ile elde edilen uzamsal süzgeçlerle filtrelenen veriler, sınıf ortalamaları arasında güç bakımından azami farklılığın bulunduğu eksenler üzerine yansıtılmaktadırlar [13]. Böylelikle iki sınıftan herhangi birine ait motor hareket hayalini içeren EEG verisinin hangi sınıfa dâhil olduğu, uzamsal filtrelemenin yapılmadığı duruma göre daha isabetli bir şekilde belirlenebilmektedir. CSP'nin uygulanabilmesi için, analiz edilecek EEG verisinin frekans bandı ve zaman aralığı bilinmeli, buna ek olarak EEG verisi aynı zaman aralığında sıfır ortalamalı olmalıdır [14]. Bu özelliklere sahip ve yalnızca tek seferlik motor hareket hayali sürecine ait EEG verisi epok olarak isimlendirilir.

$\mathbf{X}_{S,i} \in \mathbb{R}^{N \times T}$, S sınıfına ait i . motor hareket hayalini gösteren bir epok olsun. Burada N , EEG verisinin kayıt edilmesi için kullanılan elektrot sayısını, T ise içerilen örnek sayısını göstermektedir. Saniye cinsinden örnekleme süresi ile kayıt frekansının çarpımı, epok içerisinde bulunan örnek sayısına karşılık gelmektedir. Şekil 3.2'de N kanal sayısına ve T örnek sayısına sahip bir epok gösterilmektedir.

$\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, N boyutlu bir vektör olmak üzere $\mathbf{X}_{S,i}$ epokunun $\mathbf{w}$ üzerine izdüşümü,

$$\mathbf{y}_{S,i} = \mathbf{w}^\dagger \mathbf{X}_{S,i} \quad (3.1)$$

ile gösterilmektedir. Burada $\mathbf{y}_{S,i} \in \mathbb{R}^{1 \times T}$, bir boyutlu izdüşüm vektörüdür. $\dagger$ ise devrik dönüşüm işlemini ifade etmektedir. $\mathbf{y}_{S,i}$ sinyalinin gücü,



Şekil 3.2 : N kanal sayısına ve T örnek sayısına sahip bir epok.

$$P_{S,i} = y_{S,i} y_{S,i}^\dagger = \mathbf{w}^\dagger \mathbf{X}_{S,i} \mathbf{X}_{S,i}^\dagger \mathbf{w} \quad (3.2)$$

ile gösterilmektedir. Yukarıdaki güç ifadesi, $\mathbf{X}_{S,i}$ epokunun kovaryans matrisi kullanılarak da ifade edilebilmektedir. $\mathbf{R}_{S,i} \in \mathbb{R}^{N \times N}$, $\mathbf{X}_{S,i}$ epokunun kovaryans matrisi ve $\tilde{\mathbf{R}}_S \in \mathbb{R}^{N \times N}$, S sınıfına ait ortalama kovaryans matrisi olmak üzere bu iki ifade,

$$\mathbf{R}_{S,i} = \frac{\mathbf{X}_{S,i} \mathbf{X}_{S,i}^\dagger}{\text{tr}(\mathbf{X}_{S,i} \mathbf{X}_{S,i}^\dagger)} \quad (3.3)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_S = \frac{1}{n_S} \sum_{i=1}^{n_S} \mathbf{R}_{S,i} \quad (3.4)$$

ile gösterilmektedir. Burada tr trace işlemini, n_S ise S sınıfının içerdiği toplam epok sayısını ifade etmektedir. Ortalama kovaryans matrisi ile S sınıfına ait ortalama güç,

$$\tilde{P}_S = \mathbf{w}^\dagger \frac{1}{n_S} \sum_{i=1}^{n_S} \mathbf{X}_{S,i} \mathbf{X}_{S,i}^\dagger \mathbf{w} = \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_S \mathbf{w} \quad (3.5)$$

ile ifade edilebilmektedir. İki farklı sınıfın söz konusu durumunda CSP ile sınıf güçleri arasındaki oranın azami değerde olduğu $\mathbf{w}$ vektörü aranmaktadır. Bu şartı sağlayan $\mathbf{w}$ vektörü ise,

$$\operatorname{argmax}_w \frac{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w}} \quad (3.6)$$

ile gösterilmekte olan CSP uyum fonksiyonunun en iyileştirilmesi ile elde edilmektedir. Bu fonksiyon kaynaklarda Rayleigh oranı olarak anılmaktadır. Rayleigh oranının en iyileştirilmesi, payda teriminin c gibi sabit bir değere eşitlenmesinin ardından Lagrange çarpan metodunun kullanılması ile gerçekleştirilmektedir. λ , Lagrange çarpanını ifade etmek üzere CSP uyum fonksiyonu,

$$L(\lambda, \mathbf{w}) = \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \lambda(\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w} - c) \quad (3.7)$$

biçimine getirilir. $L(\lambda, \mathbf{w})$ değerini azami düzeye getirecek olan $\mathbf{w}$ vektörünün elde edilebilmesi için, ifadenin $\mathbf{w}$ 'ya göre türevi alınarak sonuç sıfıra eşitlenir [14].

$$\frac{\partial L(\lambda, \mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = 2\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 - \lambda(2\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2) = 0 \quad (3.8)$$

EEG verisinin bant geçiren süzgeç ile filtrelenmiş olması dolayısıyla her biri sıfır ortalamaya sahip olan epoklar ile elde edilen ortalama kovaryans matrisleri simetrik yapıda olacaktır. Buradan hareketle yukarıdaki türev ifadesi,

$$(\tilde{\mathbf{R}}_2^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_1) \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w} \quad (3.9)$$

biçiminde klasik bir özdeğer ayrışımı problemine dönüştürülebilmektedir. $\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{R}}_2^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_1$ olmak üzere, en iyileştirme probleminin çözümü olan $\mathbf{w}$ vektörü, $\mathbf{C}$ 'nin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektörüdür. İki sınıf arasında güç bakımından azami farklılığı sağlayabilmek üzere $\mathbf{W}_{CSP}$ uzamsal süzgeç matrisi, $\mathbf{C}$ 'nin en büyük m adet özdeğerine karşılık gelen m adet özvektörü ve benzer şekilde en küçük m adet özdeğerine karşılık gelen m adet özvektörü kullanılarak,

$$\mathbf{W}_{CSP} = [\mathbf{w}_{\lambda_1}, \dots, \mathbf{w}_{\lambda_m}, \mathbf{w}_{\lambda_{N-m+1}}, \dots, \mathbf{w}_{\lambda_N}]^\dagger \quad (3.10)$$

biçimde oluşturulmaktadır. $\mathbf{Z}_{S,i} \in \mathbb{R}^{2m \times T}$ uzamsal filtrenmiş EEG verisi, S sınıfına ait i . motor hareket hayalini gösteren epokun $\mathbf{W}_{CSP}$ ile çarpılmasıyla elde edilmektedir. Uzamsal filtreleme, EEG veri kümesindeki tüm epoklara uygulanmaktadır. Bu sayede farklı sınıflara ait motor hareket hayallerini içeren EEG verileri, sınıf ortalamaları

arasındaki uzaklığın azami düzeyde olduğu eksenler üzerine yansıtılmış olacaklardır. Filtreleme evresinin ardından sınıflandırıcıya giriş olarak verilecek öznitelikler, uzamsal filtrelenen her bir epokun varyansı kullanılarak aşağıdaki biçimde elde edilmektedir.

$$f_{CSP_{S,i}}^r = \log \left(\frac{\text{var}(\mathbf{Z}_{S,i}^r)}{\sum_{l=1}^{2m} \text{var}(\mathbf{Z}_{S,i}^l)} \right) \quad r = 1, \dots, 2m \quad (3.11)$$

$f_{CSP_{S,i}}^r$, i . epok için hesaplanan öznitelik vektörünün r . elemanıdır. $\mathbf{Z}_{S,i}^r$ ise S sınıfına ait uzamsal filtrelenen i . epokun r . satırıdır. Logaritma işlemi Falzon'un çalışmasında belirtildiği üzere öznitelik dağılımlarının normal dağılıma yakınsaması amacıyla kullanılmaktadır [61].

3.2 Düzenlenmiş Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu

Ortak uzamsal örüntüler, motor hareket hayallerine ait EEG verilerindeki ERD/ERS olgularının uzamsal analizini konu alan çalışmalarda etkili sonuçlar üretebilmesine karşın kusursuz bir metot değildir. CSP, uzamsal süzgeç olarak tabir edilen $\mathbf{w}$ vektörlerini yalın veri tabanlı bir anlayışla hesaplamaktadır [62]. Bu sebeple, EEG verilerindeki gürültü, durağansızlık gibi istenmeyen etkenler uzamsal süzgeç elde etme sürecini olumsuz yönde etkilemektedir. Buna ek olarak, analiz edilecek eğitim kümesinin eleman sayısının yetersizliği bu etkinin seviyesini daha da arttırmaktadır [14]. Bozucu etkenlerin EEG verilerinin sınıflandırılma sürecine olan olumsuz etkilerini asgari düzeye indirmek amacıyla düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (RCSP) yapısı önerilmiştir [14, 63]. RCSP yapısı uyarınca, mevcut deneğin ya da diğer deneklerin motor hareket hayali süreçlerine ait EEG verileri analiz edilerek, ulaşılan bilgiler ışığında oluşturulan düzenleme terimi, CSP uyum fonksiyonun paydasına eklenmektedir. Düzenlenen bu fonksiyonun çözülmesiyle, bozucu etkilere karşı gürbüzleştirilmiş uzamsal süzgeçler elde edilebilmektedir. Uyum fonksiyonunda yapılacak bu değişikliğin, fonksiyonun analitik olarak çözülebilmesine engel olmaması için eklenecek düzenleme teriminin karesel ikilenik biçimde olması gerekmektedir. RCSP yapısı kullanılarak türetilen metotlar, düzenleme terimini belirleme ölçütlerine göre birbirlerinden farklılaşmaktadırlar. RCSP yapısının uyum fonksiyonu aşağıda gösterilmektedir.

$$\frac{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w} + \alpha(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{K} \mathbf{w})} \quad (3.12)$$

Burada, $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ matrisi, hesaplanacak uzamsal süzgeçleri EEG sinyalinde var olan bozucu etkilere karşı duyarlı hale getirmek üzere kullanılan düzeltme matrisidir. α ise sıfırdan büyük olmak üzere, değeri çapraz geçişleme ile belirlenen ve düzenleme teriminin elde edilecek süzgeçler üzerindeki etki mertebesini ayarlamak amacıyla kullanılan bir katsayıdır.

CSP uyum fonksiyonunun çözümü sırasında elde edilen $\mathbf{C} = (\tilde{\mathbf{R}}_2^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_1) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ matrisinin en büyük m adet özdeğerine karşılık gelen özvektörleri, pay terimini payda terimine göre azami değere getirmektedirler. $\mathbf{C}$ 'nin en küçük m adet özdeğerine karşılık gelen özvektörleri ise payda terimini pay terimine göre azami değere getirmektedirler. İlgili özvektörler, pay ve payda terimlerini birbirlerine göre azami değerlere getirmeleri dolayısıyla $\mathbf{W}_{CSP}$ uzamsal süzgeç matrisine alınmaktadırlar. RCSP yapısında ise bu yaklaşım paydaya eklenen düzeltme terimi dolayısıyla uygulanabilirliğini kaybetmektedir. Örneğin, birinci sınıfa ait ortalama kovaryans matrisinin uyum fonksiyonunun pay teriminde yer alması halinde, fonksiyonun çözümü sırasında elde edilecek $\mathbf{C}$ matrisi, $\mathbf{C} = (\tilde{\mathbf{R}}_2 + \alpha \mathbf{K})^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_1 \in \mathbb{R}^{N \times N}$ olmaktadır. Bu matrisin en küçük m adet özdeğerine karşılık gelen özvektörleri, hem ikinci sınıfın ortalama kovaryans matrisini hem de düzenleme terimini birinci sınıfın ortalama kovaryans matrisine göre azami değere getirmektedir. Oysa RCSP'de amaç, düzenleme terimi ile ifade edilen bozucu etkilerin asgari değerde olduğu izdüşüm eksenlerini elde etmektir. Bu sebeple, ikinci sınıfın ortalama kovaryans matrisini birinci sınıfın ortalama kovaryans matrisine ve düzenleme terimine göre azami değere getirecek özvektörlerin belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaçla, $\tilde{\mathbf{R}}_1$ ve $\tilde{\mathbf{R}}_2$ ortalama kovaryans matrislerinin yerleri değiştirilerek ve uyum fonksiyonu tekrar çözülür [14]. Bu koşul gözetilmek suretiyle RCSP uzamsal süzgeçleri,

$$\mathbf{w}_1 = \operatorname{argmax}_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w} + \alpha(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{K} \mathbf{w})} \quad (3.13)$$

$$\mathbf{w}_2 = \operatorname{argmax}_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} + \alpha(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{K} \mathbf{w})} \quad (3.14)$$

eşitlikleri ile hesaplanmaktadır [61]. Burada $\mathbf{w}_1$ ve $\mathbf{w}_2$ vektörleri sırasıyla birinci ve ikinci sınıfların ortalama kovaryans matrislerinin, diğer sınıfın ortalama kovaryans matrisine göre azami değerde olduğu izdüşüm eksenleridir.

Eşitlik 3.13 ve 3.14 ile hesaplanmak istenen $\mathbf{w}$ vektörleri, CSP çözümündeki gibi Lagrange çarpan metodunun kullanılması ve ifadelerin birer özdeğer ayrışımı problemine çevrilmeleri sonucunda elde edilirler. Çözüm adımları uyarınca, sırasıyla birinci ve ikinci sınıflar için elde edilen,

$$\mathbf{C}_1 = (\tilde{\mathbf{R}}_2 + \alpha \mathbf{K})^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_1 \quad (3.15)$$

$$\mathbf{C}_2 = (\tilde{\mathbf{R}}_1 + \alpha \mathbf{K})^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_2 \quad (3.16)$$

matrislerinin en büyük özdeğerlerine karşılık gelen özvektörleri, ulaşılmak istenen $\mathbf{w}$ vektörleridir. $\mathbf{W}_{CSP}$ uzamsal süzgeç matrisinin $2m$ adet eleman içermesi dolayısıyla, RCSP ve CSP metotları arasında isabetli bir kıyaslama yapılabilmesi adına $\mathbf{W}_{RCSP}$ uzamsal süzgeç matrisi de $2m$ adet eleman içermelidir. Bu sebeple $\mathbf{W}_{RCSP}$, ilk m satırı $\mathbf{C}_1$ matrisinin en büyük özdeğerlerine karşılık gelen özvektörlerinden, sonraki m satırı da $\mathbf{C}_2$ matrisinin en büyük özdeğerlerine karşılık gelen özvektörlerinden seçilerek,

$$\mathbf{W}_{RCSP} = [\mathbf{w}_{\lambda_{1,1}}, \dots, \mathbf{w}_{\lambda_{1,m}}, \mathbf{w}_{\lambda_{2,m}}, \dots, \mathbf{w}_{\lambda_{2,1}}]^\dagger \quad (3.17)$$

biçiminde oluşturulmaktadır [14]. Bu aşamanın ardından veri kümesinde bulunan her bir epok $\mathbf{W}_{RCSP}$ matrisi ile çarpılarak uzamsal filtreleme gerçekleştirilir. RCSP uzamsal süzgeçleri ile filtrelenen verilere ait özniteliklerin Eşitlik 3.11 uyarınca elde edilmesinin ardından sınıflandırma evresine geçilir. Aşağıda RCSP yapısına tabi ve düzenleme terimini farklı ölçütlere göre belirleyen etkili beş metot hakkında bilgilere yer verilmektedir.

3.2.1 Tikhonov düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler

Tikhonov düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (TRCSP), yüksek elektrot ağırlıkları içeren çözümlerin düzenlenmesini hedeflemektedir [14]. Bu yöntemde, $\mathbf{K}$ düzeltme matrisi, birim matris olarak seçilir. Bu durumda düzenleme terimi $\mathbf{w}^\dagger \mathbf{K} \mathbf{w} = \mathbf{w}^\dagger \mathbf{w} = \|\mathbf{w}\|^2$ değerini almaktadır. Bu ifadeden görülebileceği üzere TRCSP tüm elektrot ağırlıklarını aynı seviyede tutmaya çalışmaktadır. Ancak motor hareket hayallerine ait

EEG verilerinin analizinde, bazı elektrotların taşıdıkları bilgi açısından diğerlerinden daha önemli oldukları bilinmektedir [14]. Her elektrota eşit ağırlık atanması önemli bilgilerin bastırılmasına sebep olabilmektedir [61]. Bu durum TRCSP'nin bilinen bir zayıflığıdır.

3.2.2 Ağırlıklı Tikhonov düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler

TRCSP'de, $\mathbf{K}$ düzeltme matrisinin birim matris olarak seçilmesi nedeniyle, her bir elektrota eşit ağırlık atandığı bir önceki kısımda bahsedilmişti. Bir motor hareket hayali süresince EEG verisinin kaydedildiği her elektrotun aynı öneme sahip olmayacağı, her bir kas grubunun motor korteks üzerinde özgül bir bölge tarafından kontrol edilmesi dolayısıyla açıktır. Ağırlıklı Tikhonov ortak uzamsal örüntüler (WTRCSP), TRCSP'nin bu konudaki zafiyetini gidermek üzere önerilmiştir [14]. WTRCSP'de $\mathbf{K}$ düzeltme matrisi,

$$\mathbf{K} = \text{diag}(\mathbf{u}) \quad (3.18)$$

olarak belirlenmektedir. Burada $\text{diag}(\mathbf{u})$ bir diyagonal matris ve $\mathbf{u}$ ise her bir elektrota atanacak ağırlık ön bilgisini barındıran bir vektördür. $\mathbf{u}$ vektörünün belirlenebilmesi için birden fazla deneye ihtiyaç duyulmaktadır [14]. Bu vektör,

$$\mathbf{u} = \left(\frac{1}{2N_f |\Omega|} \sum_{i \in \Omega} \sum_{f=1}^{2N_f} \left| \frac{\mathbf{w}_f^i}{\|\mathbf{w}_f^i\|} \right| \right)^{-1} \quad (3.19)$$

eşitliği uyarınca hesaplanmaktadır. Burada $\mathbf{w}_f^i$, CSP ile i . denek için elde edilen $2N_f$ satırlı uzamsal süzgeç matrisinin içerdiği f . uzamsal süzgeci belirtmektedir. Eşitlik 3.18 ve 3.19'dan anlaşılabileceği üzere, düzenleme teriminin her bir elektrot üzerindeki etkisi, tüm deneklerin analiziyle elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının ortalaması kullanılarak belirlenmektedir. Böylelikle bir denek için düzenleme terimi, diğer deneklerde baskın olarak kullanılan elektrotlar için düşük, seyrek olarak kullanılan elektrotlar içinse yüksek katsayılarla sahip olacaktır.

WTRCSP, TRCSP'de işaret edilen zayıflığı giderebilmesine rağmen, çok denekli analiz sürecine ihtiyaç duyması ve referans olarak kullanılan diğer deneklere ait uzamsal süzgeçlerin parametrelerinde olabilecek hatalar gibi zafiyetlere sahiptir [61].

3.2.3 Uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler

Uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (SRCSP), elektrot konumları hakkında önbilgilere başvuruarak elektrotlara atanacak ağırlıklar arasında bir ilişki kurmayı hedeflemektedir. Normal şartlarda, herhangi bir kas grubuna ait motor hareket hayali esnasında motor korteks üzerinde ilgili kas grubunun hareketinden mesul bölge etrafında bulunan elektrotlardan benzer sinyallerin ölçülmesi beklenmektedir. SRCSP buradan yola çıkarak komşu elektrotlar arasında yumuşak geçişi sağlayacak ağırlık katsayıları üretmektedir [14]. Bu sayede, CSP'nin uzamsal süzgeç hesaplama sürecinde dikkate almadığı elektrot konum bilgileri kullanılarak özgün bir düzenleme terimi elde edilmektedir. SRCSP'de kullanılan düzeltme matrisi aşağıdaki şekilde belirlenmektedir.

$$K = D_G - G \quad (3.20)$$

$$G(i, j) = \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{\|v_i - v_j\|^2}{r^2}\right) \quad (3.21)$$

Burada $v_i \in \mathbb{R}^{1 \times A}$ ve $v_j \in \mathbb{R}^{1 \times A}$, ilişkisi aranan i ve j elektrotlarının A boyutlu koordinat vektörlerini, r ise iki elektrot arasında olabilecek azami uzaklığı ifade etmektedir. $D_G, D_G(i, i) = \sum_j G(i, j)$ formülü ile hesaplanan bir diyagonal matristir.

3.2.4 Görev ilintili & uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler

Penfield ve Boldrey tarafından oluşturulan homunculus figürüne istinaden, her bir kas grubunun motor korteksin özgül bir bölgesi tarafından kontrol edildiği bilinmektedir. Temel dayanağı bu bilgi olan görev ilintili & uzamsal düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler (TR&SRCSP), CSP'nin aralarında ayırım yapılmak istenen sınıfların motor korteks üzerinde kontrol edildiği bölgelere yoğunlaşmasını sağlayan bir düzenleme sunmaktadır [61]. Bunu gerçekleştirmek üzere, söz konusu sınıfların motor korteks üzerinde kontrol edildikleri bölgelerden birer merkez elektrotu seçilir. Merkez elektrotlarına yakın olan elektrotlara yüksek, merkez elektrotlarından uzak olan elektrotlara ise düşük ağırlıklar atanır. Böylelikle CSP, belirli bir kas grubunun motor hareket hayali için korteks üzerinde bazı bölgelere daha yüksek, bazı bölgelere ise daha düşük önem verecek şekilde düzenlenmiş olur. TR&SRCSP düzeltme matrisi aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$K_S(i, j) = \begin{cases} 1 - \exp\left(-\frac{\|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_c\|^2}{r^2}\right), & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (3.22)$$

Burada $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^{1 \times A}$ i . elektrota, $\mathbf{v}_c \in \mathbb{R}^{1 \times A}$ ise söz konusu sınıfın merkez elektrotuna ait A boyutlu koordinat vektörlerini göstermektedir. r ise iki elektrot arasında olabilecek azami uzaklığı ifade etmektedir.

TR&SRCSP, elektrot konum bilgilerini kullanması sebebiyle SRCSP ile benzerlik göstermektedir. Ancak SRCSP, tüm elektrotların birbirleriyle olan etkileşimlerini incelerken TR&SRCSP, merkez elektrotuna yakın olan elektrotlara yoğunlaşması yönüyle özgünleşmektedir [61].

3.2.5 Durağan ortak uzamsal örüntüler

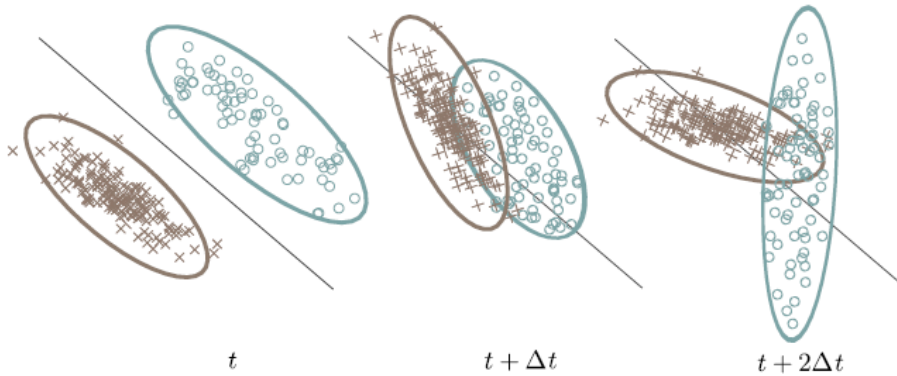
Durağan ortak uzamsal örüntüler (SCSP), EEG sinyalinin gürültülü, düşük uzamsal çözünürlüklü olmasının dışında durağan bir yapıda olmayışı dolayısıyla meydana gelen hataları asgari düzeye indirmek amacıyla önerilmiştir. EEG sinyalindeki durağansızlık düzgün çalışmayan bir elektrottan, istem dışı kas aktivitelerinden ya da farklı kas gruplarının hareketinden sorumlu olan nörolojik kaynaklara ait sinyallerin girişime uğramaları sebebiyle oluşabilmektedir [64]. Durağansızlık, sınıflandırma başarımına olumsuz yönde etki etmektedir. SCSP, eğitim kümesinde bulunan EEG verilerini analiz ederek aynı sınıfa ait motor hareket hayallerindeki büyük değişimden kaynaklanan hataları düzeltmeye odaklanır. Bu amaç doğrultusunda,

$$D_S(w) = \sum_i |\mathbf{w}^\top \mathbf{R}_{S,i} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\top \tilde{\mathbf{R}}_S \mathbf{w}| \quad (3.23)$$

ifadesi her bir sınıf için asgari düzeye indirilmeye çalışılır. Sınıf içerisindeki her bir elemanın kovaryans matrisinin, sınıfın ortalama kovaryans matrisinden çıkarılmasıyla elde edilen bu mutlak fark ifadesi, S sınıfı içerisindeki saçılmanın (durağansızlığın) basit bir ölçüsüdür. Ancak karesel ikilenik formda olmayan bu ifadenin bir düzenleme terimi olarak kullanılabilmesi, yer aldığı uyum fonksiyonunun bir özdeğer ayrışımı problemine dönüştürülemeyecek olması dolayısıyla mümkün değildir [64]. Bu sebeple yukarıdaki mutlak fark ifadesi, SCSP kapsamında önerilen $\mathcal{F}$ işlevi ile yapılan bir yaklaşım sonucunda düzenlenerek karesel ikilenik biçimde ifade edilebilmektedir.

3.3 Sınıf İçi ve Sınıflar Arası Saçılmaya Duyarlı Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu

İstatistiksel özellikleri zamana bağlı olarak değişmeyen süreçler durağan süreçlerdir. Motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin durağanlığı ise, gelişigüzel zamanlarda aynı kas grubunun hareketine ilişkin zihinsel kurgulama esnasında ölçülen beyin aktivitelerinin benzer dağılıma sahip olmasıdır. Ancak motor davranışın zihinsel kurgulanma sürecinde meydana gelebilecek birtakım etkenler dolayısıyla, aynı kas grubunun motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin farklı dağılımlara sahip olabildikleri bilinmektedir. Göz kırpması, yutkunma gibi istem dışı gerçekleşebilecek kas hareketleri, odaklanamama ya da elektrotlardan kaynaklanan bozulmalar, motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin durağanlığını engelleyen temel etkenlerdir [64]. Şekil 3.3 ile EEG verilerinin durağan olmayan yapısı görsel olarak tasvir edilmektedir. Burada iki sınıflı bir veri kümesine ait özniteliklerin zamana bağlı değişimleri yer almaktadır. Durağanlık varsayımı altında, aynı fiziksel ve zihinsel koşullarda t , $t + \Delta t$ ve $t + 2\Delta t$ anlarında kaydedilen EEG verilerine ait özniteliklerin benzer dağılımlara sahip olmaları beklenir. Ancak yukarıda bahsedilen etkenler dolayısıyla aynı sınıfa ait öznitelik dağılımları arasında farklılıklar bulunmaktadır. Bu durum, girişime uğramış EEG verilerinin uzamsal çözünürlüklerini arttırmak üzere kullanılan, ancak elde edilmeleri esnasında durağansızlık etkeninin değerlendirmeye katılmadığı uzamsal süzgeçlerle ulaşılabilecek sınıflandırma başarımlarını olumsuz etkilemektedir. Bu sebeple, motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin uzamsal analizini konu alan çalışmalarda durağansızlığa karşı duyarlı uzamsal filtreleme metodlarının kullanılması önem arz etmektedir.



Şekil 3.3 : Aynı fiziksel ve zihinsel koşullar altında farklı zamanlarda kaydedilen EEG verilerine ait öznitelik dağılımları [62]. EEG verilerinin durağan olmayan yapısı dolayısıyla aynı sınıfa ait öznitelik dağılımları arasında farklılıklar bulunmaktadır.

CSP, motor hareket hayallerine ait EEG verilerinin uzamsal çözünürlüklerini arttırmak için kullanılan oldukça popüler bir uzamsal filtreleme metodudur. Ancak çokça tercih edilmesine karşın CSP, kusursuz bir metot değildir. Eşitlik 3.6 ile verilen, CSP uyum fonksiyonu incelendiğinde, fonksiyonun EEG verilerinde var olan durağansızlığa ya da başka bir anlatımla sınıf içi saçılmaya uyum sağlayabilen uzamsal süzgeçler hesaplamak üzere herhangi bir terim içermediği görülebilir. İki sınıflı bir EEG veri kümesi söz konusu olduğunda CSP, sınıfların ortalama kovaryans matrislerini eş zamanlı köşegenleştirerek, yalnızca sınıf ortalamaları arasındaki uzaklığı azami düzeye getirecek uzamsal süzgeçler elde edebilmektedir. Bu durum, durağansızlık etkeninin uzamsal süzgeç hesaplama sürecine dâhil edilmesi durumunda sınıflandırma başarımlarının iyileşebileceği düşüncesini akıllara getirmektedir.

SCSP, CSP'nin durağansızlık konusundaki açığını görmekte ve düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler yapısı dâhilinde sınıf içi saçılmayı değerlendirmeye alarak bu etkene karşı duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilmektedir. SCSP bu işlemi, CSP uyum fonksiyonunun paydasına her bir sınıfın sınıf içi saçılma bilgisini içeren bir düzenleme teriminin eklenmesiyle gerçekleştirmektedir. Bu sayede, sınıflar arası ayrılabilirlik ve sınıf içi saçılma tek bir fonksiyon ile en iyileştirilebilmektedir. Düzenleme teriminin hesaplanacak uzamsal süzgeçler üzerindeki etki derecesi, tüm düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler metotlarında olduğu gibi değeri çapraz geçişleme ile belirlenen $\alpha \geq 0$ katsayısı ile kontrol edilmektedir.

SCSP ile sınıf içi saçılmaya adapte olan uzamsal süzgeçler hesaplanabilmekte ve bu süzgeçlerle filtrelenen EEG verileriyle CSP'ye kıyasla daha yüksek sınıflandırma başarımları elde edilebilmektedir. Ancak, başarımları iyileştirebilmesine rağmen SCSP, sınıf içi saçılmayı ifade etmek üzere türettiği terimin potansiyelini belirli bir düzeye kadar kullanabilmektedir. Bu sav, düzenlenmiş ortak uzamsal örüntüler yapısı dâhilinde, CSP uyum fonksiyonunun paydasına eklenen düzenleme teriminin sınıfların ayrılabilirliğine olan olumsuz etkisi dolayısıyla öne sürülmüştür [65]. İki sınıflı bir EEG veri kümesinin analizi edilmesi durumunda, sınıflardan herhangi birine ait ortalama kovaryans matrisi, düzenleme terimi ile birlikte uyum fonksiyonun paydasında yer alacaktır. Bu gibi bir durumda, elde edilmek istenen uzamsal süzgeçlerin sınıf içi saçılmaya olan duyarlılık düzeylerinin artırılması için α katsayısının büyütülmesi, pay ve payda terimlerini birbirine yaklaştıracaktır. Bu durum, sınıflar arası ayrım oranının azalmasına sebep olmaktadır. Dolayısıyla α ,

hesaplanacak uzamsal süzgeçlerin sınıflar arası ve sınıf içi saçılmaya duyarlılık düzeyleri arasında değiş tokuş yapan bir parametredir [62]. Bununla birlikte, CSP çözümü uyarınca elde edilen uzamsal süzgeç parametrelerinin bağımsız benzetim süreçleri için değişmezliği, SCSP'deki α katsayısının çapraz geçişleme ile farklı değerlerde tayin edilebilmesi dolayısıyla her zaman mümkün olmamaktadır. Bu etkenler, elde edilecek uzamsal süzgeçlerin sınıf içi saçılmaya olan duyarlılık düzeylerini arttırmak üzere farklı uyum fonksiyonlarının geliştirilmesi fikrini teşvik etmektedir.

Farklı uyum fonksiyonlarının geliştirilmesi için bir kaynak taraması yapıldığında Fisher ayrım ölçütünün, sınıflar arası saçılmayı azami düzeye getirirken sınıf içi saçılmayı asgari düzeyde tutma esasına dayalı yapısının ulaşılmak istenen hedefe uygun olduğu görülmüştür [66]. İki sınıfın olduğu ve aralarında azami ayrımın sağlanmak istendiği verilerin N boyutlu olduğu durumda Fisher ayrım ölçütü aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{(\mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_1 - \mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_2)^2}{\sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{x}_s^k - \mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_s)^2} \quad (3.24)$$

Burada, $\mathbf{x}_s^k \in R^{N \times 1}$, S sınıfına ait k . elemanı, $\boldsymbol{\mu}_1$ ve $\boldsymbol{\mu}_2$ ise sırasıyla birinci ve ikinci sınıflara ait ortalamaları göstermektedir. Pay terimi, birinci ve ikinci sınıflara ait ortalamaların $\mathbf{w} \in R^{N \times 1}$ vektörü üzerine izdüşümlerinin farkını ifade etmektedir. Payda terimi ise her bir sınıf elemanının $\mathbf{w}$ vektörü üzerine izdüşümünün, sınıf ortalamasının $\mathbf{w}$ üzerine izdüşümünden ne kadar uzakta bulunduğunu, yani sınıf içi saçılmayı ifade etmektedir. Fisher ayrım ölçütünün en iyileştirilmesiyle iki sınıfın ortalamaları arasındaki farkın azami ve aynı zamanda sınıfların kendi içindeki dağılımlarının asgari düzeyde olduğu $\mathbf{w}$ izdüşüm vektörlerinin elde edilebilmesi mümkündür.

Bu tez kapsamında yapılan çalışmada, Fisher ayrım ölçütünün, yalnızca sınıf ortalamaları arasındaki uzaklığı azami düzeye getirebilecek uzamsal süzgeçler elde edilebilen CSP uyum fonksiyonunun yerine alternatif bir uyum fonksiyonu olarak kullanılması önerilmektedir. Bu önerinin gerçekleştirilmesi halinde, CSP'nin uzamsal süzgeç hesaplama sürecinde değerlendirmeye almadığı sınıf içi saçılma unsuru da bu sürece katılmış olacaktır. Bu sayede, Fisher ayrım ölçütünün en iyileştirilmesi ile elde edilen uzamsal süzgeçlerle filtrelenen EEG verilerinin, sınıflar arası saçılmasının

azami, sınıf içi saçılmalarının ise asgari düzeyde olması öngörülmektedir. CSP ile kıyaslandığında bu durumun daha yüksek sınıflandırma başarımlarını da beraberinde getirmesi beklenmektedir.

İlk bakışta Fisher ayrım ölçütü, CSP ve SCSP uyum fonksiyonları yerine uygun bir alternatif olarak görülsede bu durumun önünde ciddi bir engel bulunmaktadır. Aralarında en yüksek ayrımın sağlanmak istendiği iki farklı sınıfa ait N boyutlu vektörlerin Fisher ayrım ölçütüne girdi olarak verildiği durumda ifadenin pay ve payda terimleri ayrı ayrı incelenecek olursa pay teriminin,

$$(\mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_1 - \mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_2)^2 = \mathbf{w}^\dagger (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^\dagger \mathbf{w} \quad (3.25a)$$

$$= (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{S}_B \mathbf{w}) \in \mathbb{R} \quad (3.25b)$$

şeklinde ve payda teriminin,

$$\sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{x}_s^{(k)} - \mathbf{w}^\dagger \boldsymbol{\mu}_s)^2 = \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} \mathbf{w}^\dagger (\mathbf{x}_s^{(k)} - \boldsymbol{\mu}_s) (\mathbf{x}_s^{(k)} - \boldsymbol{\mu}_s)^\dagger \mathbf{w} \quad (3.26a)$$

$$= (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{S}_w \mathbf{w}) \in \mathbb{R} \quad (3.26b)$$

şeklinde karesel ikilenik biçimde yazılabildiği görülmektedir. Pay ve payda terimlerinin karesel ikilenik biçimde yazılabilmeleri sayesinde Fisher ayrım ölçütü, bir Rayleigh oranı olarak ifade edilebilmektedir. Rayleigh oranı ise, matematiksel işlemlerin ardından basit bir özdeğer ayrışımı problemine dönüştürülür. İki sınıfın elemanları arasında azami ayrılabilirliği sağlayacak olan $\mathbf{w}$ izdüşüm vektörleri, bu özdeğer ayrışımı probleminin çözülmesi sonucunda elde edilir. Ancak, Fisher ayrım ölçütünün CSP uyum fonksiyonunun yerine kullanılması söz konusu olduğunda, bu defa $N \times 1$ boyutlu vektörler yerine $N \times T$ boyutlu epoklar ile çalışılma durumu söz konusu olmaktadır. Bu koşullar altında $N \times T$ boyutlu $\mathbf{X}(t)$ epokunun $\mathbf{w}$ vektörü üzerine izdüşümü hesaplanmak istendiğinde sayıl bir büyüklük yerine,

$$\mathbf{w}^\dagger \mathbf{X} \in \mathbb{R}^{1 \times T} \quad (3.27)$$

biçiminde $1 \times T$ boyutlu zamanda örneklenmiş bir vektör elde edilecektir. Bir sınıfa ait ortalama ifadesi de $N \times T$ boyutlu olacağından aynı durum geçerlidir. Bu sebepten

ötürü, sınıf ortalaması yerine sınıfın ortalama kovaryans matrisinin $\mathbf{w}$ vektörü üzerine izdüşümü tercih edilmiştir. Bu ifade aşağıdaki şekilde elde edilmektedir.

$$\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}} \mathbf{w} \in \mathbb{R} \quad (3.28)$$

Yukarıdaki ifadenin ürettiği değer sayıl bir büyüklüktür. Ancak böyle bir ifadenin kullanılması durumunda Fisher ayrım ölçütünün yeniden düzenlenmiş pay ve payda terimlerinin karesel ikilenik formda yazılamayacağı şu şekilde gösterilebilir:

Pay terimi için yeniden düzenlenmiş ifade,

$$(\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w})^2 = (\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w})(\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w})^\dagger \quad (3.29a)$$

$$= (\mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) \mathbf{w})(\mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) \mathbf{w})^\dagger \quad (3.29b)$$

$$= \mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) \mathbf{w} \mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2)^\dagger \mathbf{w} \quad (3.29c)$$

$$\neq \mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2)^\dagger \mathbf{w} \quad (3.29d)$$

olup ve payda terimi için yeniden düzenlenmiş ifade,

$$\sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{R}_s^{(k)} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_s \mathbf{w})^2 = \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{R}_s^{(k)} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_s \mathbf{w})(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{R}_s^{(k)} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_s \mathbf{w})^\dagger \quad (3.30a)$$

$$= \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \mathbf{w})(\mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \mathbf{w})^\dagger \quad (3.30b)$$

$$= \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \mathbf{w} \mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s)^\dagger \mathbf{w}) \quad (3.30c)$$

$$\neq \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} \mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s)^\dagger \mathbf{w} \quad (3.30d)$$

olmaktadır. Kovaryans matrislerinin kullanımı söz konusu olduğunda, Fisher ayrım ölçütünün pay ve payda terimlerinin karesel ikilenik biçimde yazılamayacağı yukarıdaki ifadelerden açıkça görülmektedir. Bu durumun bir sonucu olarak Fisher ayrım ölçütü, CSP uyum fonksiyonu yerine kullanılmak istendiğinde bir Rayleigh oranı olarak ifade edilemeyecek ve analitik yöntemlerle en iyileştirilmesi mümkün

olmayacaktır. Dolayısıyla sınıf içi saçılmaya duyarlılığın sınıflandırma sürecine olacak olumlu etkisi, analitik çözümün sağlanamamasıyla cazibesini kaybetmektedir.

Bu tez kapsamında önerilen sınıf içi ve sınıflar arası saçılmaya duyarlı ortak uzamsal örüntüler metodu (SSDM), Fisher ayrım ölçütünün analitik yöntemlerle çözülebilecek bir biçimde ifade edilebilmesine ve bu sayede CSP uyum fonksiyonunun yerine kullanılabilmesine imkân tanımaktadır. CSP ile yalnızca sınıflar arası saçılmayı azami düzeye getirebilecek uzamsal süzgeçler elde edilebiliyorken SSDM ile hem sınıflar arası saçılmayı azami düzeye getirebilecek hem de sınıf içi saçılmayı asgari düzeyde tutabilecek uzamsal süzgeçler elde edilebilmektedir. Buradan hareketle, SSDM uzamsal süzgeçleri ile filtrelenmiş EEG verilerinin sınıf merkezleri, sınıflar kendi içlerinde olabildiğince merkeze yakınsamış olma koşuluyla birbirlerinden uzaklaşmış olacaklardır.

3.3.1 Uyum fonksiyonun pozitif tanımlı matrislerden oluşturulması

Bu başlık altında, SSDM uyum fonksiyonunun Fisher ayrım ölçütünden türetilmesi anlatılmaktadır. $N \times T$ boyutlu epoklara sahip iki sınıflı EEG veri kümesinin söz konusu olduğu durumda Fisher ayrım ölçütü,

$$J(\mathbf{w}) = \frac{(\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w})^2}{\sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{R}_s^{(k)} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_s \mathbf{w})^2} \quad (3.31)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Ancak bu ifade biçiminde pay ve payda terimlerinin karesel ikilenik biçime getirilemeyeceği 3.3 başlığı altında açıklanmıştır. Fisher ayrım ölçütü mutlak değer işlevi kullanılarak,

$$J(\mathbf{w}) = \frac{|\mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_1 \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_2 \mathbf{w}|}{\sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} |\mathbf{w}^\dagger \mathbf{R}_s^{(k)} \mathbf{w} - \mathbf{w}^\dagger \tilde{\mathbf{R}}_s \mathbf{w}|} \quad (3.32)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada yapılan yaklaşım ile elde edilen payda ifadesi Eşitlik 3.31'deki değerine eşit ya da daha büyük değerli olmaktadır. Ancak, Fisher ayrım ölçütünün bir Rayleigh oranı olarak en iyileştirilebilmesi, pay ve payda terimlerinin mevcut durumda da karesel ikilenik biçimde yazılamayacak olmalarından ötürü hâlâ mümkün olamamaktadır. Yukarıdaki fonksiyonun pay ve paydasında bulunan $\mathbf{w}$ vektörlerinin mutlak değer işlevi dışına çıkarılmasıyla bu terimler karesel ikilenik

biçime getirilebilecektir. Bu sayede fonksiyon bir Rayleigh oranına çevrilerek CSP uyum fonksiyonuna uygulanan çözüm adımları eşliğinde $\mathbf{w}$ uzamsal süzgeçleri elde edilebilecektir.

Yukarıdaki yaklaşık Fisher ayrım ölçütünün pay terimi incelendiğinde iki sınıfın ortalama kovaryans matrisleri arasındaki farkı gösteren bu ifadenin, hâlihazırda yalnızca iki nokta arasındaki uzaklık bilgisi olduğu görülebilir. O halde bu ifadenin pozitif veya negatif olma durumu, Rayleigh oranının büyüklüğüne değil işaretine etki edecektir. Bu bilgi ışığında pay teriminin mutlak değer işlevi olmadan yazılabilmesi mümkündür. Pay teriminin bu şekilde ifade edildiği uyum fonksiyonunun çözümünde uzamsal süzgeçler olarak, elde edilecek $\mathbf{C}$ matrisinin mutlak değerce en büyük özdeğerlerine karşılık gelen özvektörlerinin seçilmesi, pay teriminin negatif işaretli olma durumunun çözüme etki etmesini engelleyecektir. Mutlak değer işlevinin kaldırılmasıyla, düzenlenmiş Fisher ayrım ölçütünün pay terimi aşağıdaki gibi karesel ikilenik biçimde yazılabilmektedir.

$$\mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) \mathbf{w} \quad (3.33)$$

Pay terimi için uygulanan, mutlak değer işlevinin kaldırılması adımı payda terimi söz konusu olduğunda uygulanabilir değildir. Payda terimi, her bir sınıf elemanının kovaryans matrisinin tek tek ilgili sınıfın ortalama kovaryans matrisinden çıkarılmasıyla oluşturulmuştur. Dolayısıyla bu ifade pay teriminin aksine iki nokta arasındaki değil, birçok nokta arasındaki uzaklık bilgisini barındırmaktadır. Bu durumda isabetli bir sınıf içi saçılma verisi elde edebilmek için, her bir kovaryans matrisinin sınıfın ortalama kovaryans matrisine olan uzaklığı aynı işaretli olarak toplanmalıdır. Buradan hareketle, hem sınıf içi saçılma verisinin doğru bir şekilde saklanabilmesi, hem de payda teriminin karesel ikilenik biçimde yazılabilmesi amacıyla ikinci bir yaklaşımda bulunarak SCSP’de önerilen $\mathcal{F}$ işlevi kullanılmıştır [62]. $\mathcal{F}$ işlevi sayesinde her bir simetrik sınıf içi saçılma matrisi pozitif tanımlı hale getirilebilmektedir. Bu işlev uyarınca S sınıfına ait her bir $\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_S$ simetrik sınıf içi saçılma matrisi öncelikle $\mathbf{M} = \mathbf{V}\mathbf{D}\mathbf{V}^\dagger$ biçiminde kendisini oluşturan özdeğer ve özvektörlerine ayrıştırılmaktadır. Burada $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{N \times N}$, her bir sütun vektörü simetrik sınıf içi saçılma matrisinin bir özvektörü olan özvektör matrisini, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ ise her bir köşegen elemanı simetrik sınıf içi saçılma matrisinin bir özdeğeri olan diyagonal özdeğer matrisini göstermektedir. Ayrıştırma işleminin ardından simetrik sınıf içi

saçılma matrislerine ait özdeğerlerin mutlak değerleri alınarak ilgili matrisler, $\mathcal{F}(\mathbf{M}) = \mathbf{V}|\mathbf{D}|\mathbf{V}^\dagger$ biçiminde özvektörleri ve pozitif özdeğerleri kullanılarak pozitif tanımlı matrisler olarak tekrar derlenmektedirler [62]. Bu sayede, Fisher ayrım ölçütünün $\mathcal{F}$ işlevi uyarınca düzenlenen payda terimi,

$$\mathbf{w}^\dagger \left\{ \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} \mathcal{F}(\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \right\} \mathbf{w} \quad (3.34)$$

biçiminde ifade edilebilmektedir. Elde edilen bu yeni payda terimi, $\mathbf{w}$ vektörlerinin mutlak değer fonksiyonuna olan bağımlılıklarının ortadan kaldırılması neticesinde artık karesel ikilenik biçimdedir. Kullanılan $\mathcal{F}$ işlevi sayesinde mutlak değer kaldırılabilmesi şu şekilde izah edilebilir: Pozitif tanımlı matrislerin karesel ikilenik biçimleri de her zaman pozitif değerler üretmektedir. $\mathcal{F}$ işlevi kullanılarak payda teriminde yer alan her bir simetrik sınıf içi saçılma matrisinin pozitif tanımlı hale getirilmesi, mutlak değer fonksiyonuna olan ihtiyacı ortadan kaldırmaktadır.

$\mathcal{F}$ işlevi kullanılarak elde edilen yeni payda teriminin bir önceki payda teriminden farklı olmasına rağmen aynı işlevi gerçekleştirdiği, bununla birlikte önceki payda terimi için bir üst sınır oluşturduğu,

$$\left| \mathbf{w}^\dagger (\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \mathbf{w} \right| \leq \mathbf{w}^\dagger \mathcal{F}(\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \mathbf{w} \quad (3.35)$$

eşitsizliği ile kanıtlanabilmektedir [62]. $\mathbf{D}$ ve $\mathbf{V}$ ifadelerinin sırasıyla $\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s$ simetrik sınıf içi saçılma matrisini oluşturan özdeğer ve özvektör matrislerini gösterdikleri kabulü altında $\mathbf{u} = \mathbf{V}^\dagger \mathbf{w}$ dönüşümü uyarınca yukarıdaki eşitsizlik,

$$|\mathbf{u}^\dagger \mathbf{D} \mathbf{u}| \leq \mathbf{u}^\dagger |\mathbf{D}| \mathbf{u} \quad (3.36)$$

olarak düzenlenebilmektedir. Elde edilen yeni eşitsizliğin ise,

$$|u_1^2 d_1 + \dots + u_n^2 d_n| \leq u_1^2 |d_1| + \dots + u_n^2 |d_n| \quad (3.37)$$

şeklinde ifade edilebileceği açıktır. Tüm bu bilgiler ışığında Fisher ayrım ölçütünün pay ve payda terimlerinin yeniden düzenlenerek karesel ikilenik biçimde ifade edilmeleriyle oluşturulan SSDM uyum fonksiyonu,

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^\dagger (\tilde{\mathbf{R}}_1 - \tilde{\mathbf{R}}_2) \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\dagger \left\{ \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^{n_s} \mathcal{F}(\mathbf{R}_s^{(k)} - \tilde{\mathbf{R}}_s) \right\} \mathbf{w}} \quad (3.38)$$

ile gösterildiği gibidir. SSDM uyum fonksiyonu, Fisher ayrım ölçütünün analitik çözümü için $\mathcal{F}$ işlevinin ilk kez kullanılması yönüyle özgünleşmektedir. Mevcut fonksiyon, artık CSP uyum fonksiyonun çözümünde olduğu gibi bir Rayleigh oranı olarak ifade edilebilmekte ve Lagrange çarpan metodu kullanılarak bir özdeğer ayrışımı problemine dönüştürülebilmektedir. Bu probleminin çözülmesiyle birlikte Fisher ayrım ölçütünün amacına uygun bir şekilde, sınıf ortalamaları arasında azami ve sınıfların kendi içlerinde asgari saçılmanın olduğu $\mathbf{w}$ uzamsal süzgeçleri analitik olarak elde edilebilmektedir.

SSDM uyum fonksiyonunun en iyileştirilmesi esnasında elde edilecek özdeğerler, fonksiyonun pay teriminin karesel ikilenik biçimde ifade edilebilmesi için mutlak değer işlevinin kaldırılması dolayısıyla negatif ya da pozitif işaretli olabilmektedirler. Bu durumun süzgeç seçimine olacak etkisini ortadan kaldırmak amacıyla $\mathbf{W}_{SSDM}$ uzamsal süzgeç matrisi, mutlak değerce en büyük özdeğerlere karşılık gelen özvektörlerin seçilmesiyle,

$$\mathbf{W}_{SSDM} = [\mathbf{w}_{\lambda_1}, \dots, \mathbf{w}_{\lambda_{2m}}]^\dagger \quad (3.39)$$

biçiminde oluşturulmaktadır. Bu şekilde elde edilen $\mathbf{W}_{SSDM}$ matrisi ile filtrelenen farklı sınıflara ait EEG verileri, sınıflar arası saçılmanın azami, sınıf içi saçılmanın ise asgari boyutta olacağı eksenler üzerine yansıtılmış olacaktırlar. Uzamsal filtreleme işleminin ardından sınıflandırma için gerekli olan öznitelikler, Eşitlik 3.11 uyarınca elde edilmektedirler.

Fisher ayrım ölçütüne, SCSP’de sunulan $\mathcal{F}$ işlevi yoluyla bir yaklaşımda bulunarak türetilen SSDM, sınıflar arası saçılma ile birlikte sınıf içi saçılmaya da duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilmektedir. Bu özelliği sayesinde SSDM, yalnızca sınıflar arası saçılmaya duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilen CSP’ye güçlü bir alternatif durumuna gelmektedir. Ayrıca SCSP’de karşılaşılan, uzamsal süzgeçlerin sınıf içi saçılmaya olan duyarlılıklarını arttırmak üzere düzenleme teriminin etki düzeyinin arttırılmasının sınıf ortalamaları arasındaki ayrılabilirliğe olan olumsuz etkisi, SSDM ile saf dışı edilebilmiştir.

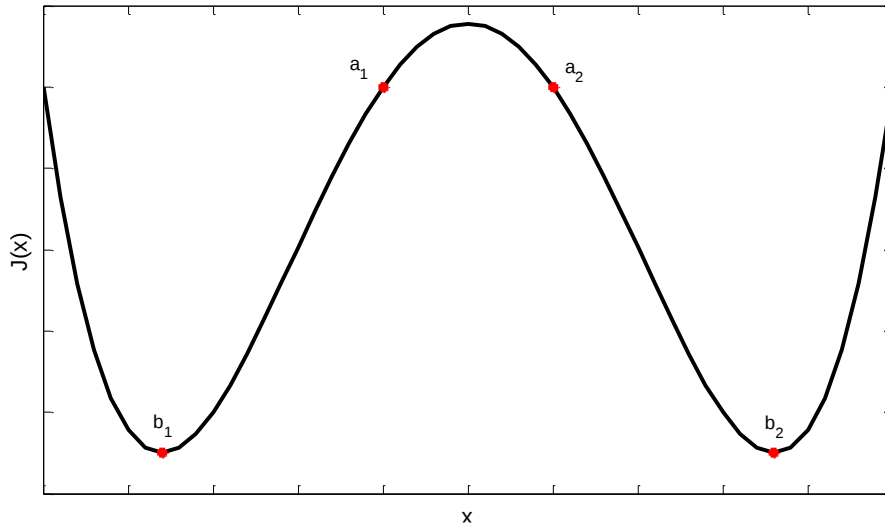
3.3.2 Uzamsal süzgeçlerin parametrelerindeki hataların giderilmesi

Analiz edilmek üzere $N \times 1$ boyutlu vektörler yerine $N \times T$ boyutlu epok kovaryans matrislerinin kullanıldığı durumda, analitik olmayan bazı tekniklerle Fisher ayrım ölçütünden uygun uzamsal süzgeçlerin elde edilebilmesi mümkündür. Örneğin, Fattahi ve ekibi tarafından yapılan bir çalışmada önerilen FCSP metodunda Fisher ayrım ölçütü, aynı ekip tarafından sunulan bir algoritma ile nümerik olarak en iyileştirilmektedir [65]. FCSP’de, SSDM’de olduğu gibi sınıf içi saçılma ifadesini karesel ikilenik biçimde yazabilmek üzere bir yaklaşım yapılarak analitik çözüme gidilmek yerine, Fisher ayrım ölçütünün özgün yapısına sadık kalınarak nümerik bir yöntemle çözüme ulaşılabilmektedir. Ancak nümerik en iyileştirmenin gerektirdiği yüksek hesaplama süreleri, bu tekniklerin pratik sistemlere olan uygulanabilirliğini önemli ölçüde kısıtlamaktadır. Bu sebeple yapılan çalışmada öncelikli olarak Fisher ayrım ölçütünün nümerik yöntemler yerine analitik yöntemlerle en iyileştirilmesine odaklanılmıştır.

Tezin bu bölümünde, SSDM’in basitliğini korumak üzere analitik çözümün bazı yaklaşımlar ile gerçekleştirilmiş olduğu göz önünde bulundurularak, elde edilen uzamsal süzgeçlerin parametrelerindeki hataların nümerik olarak asgari düzeye indirilmeleri sağlanmaktadır. Bu fikrin çıkış noktası olan FCSP’de nümerik en iyileştirme, CSP’nin analitik olarak çözülmesiyle elde edilen uzamsal süzgeç parametrelerinin başlangıç değerleri olarak kullanılmalarıyla gerçekleştirilmektedir [65]. FCSP uyarınca CSP uzamsal süzgeç parametreleri, farklı başlangıç değerleri için Fisher ayrım ölçütünün genel uç değeri yerine yerel uç değerlerine yakınsayabilen bir algoritmaya girdi olarak uygulanır [65]. Algoritmanın farklı çözüm noktalarına yakınsayabilme özelliği sayesinde, iyileştirme esnasında sürekli aynı parametrelere yakınsama durumu engellenebilmektedir. Ayıca, başlangıç için rastgele değerler yerine CSP süzgeç parametrelerinin tercih edilmesi, hem daha iyi sonuçları beraberinde getirmekte hem de yineleme sayısını azaltarak hesaplama süresini düşürmektedir. Buradan hareketle bu kısımda, hâlihazırda Fisher ayrım ölçütünün yerel uç değerlerinin analitik yöntemlerle “yaklaşık olarak” belirlenme sürecinin çıktıları olan SSDM uzamsal süzgeçleri, Fisher ayrım ölçütünün nümerik en iyileştirilme süreci için girdi olarak kullanılmışlardır. Nümerik en iyileştirmeyi gerçekleştirmek üzere, farklı başlangıç değerleri için farklı çözüm noktalarına

yakınsayabilen, “En Dik İniş” algoritması tercih edilmiştir. Bu algoritma, basit yapısı dolayısıyla matematik ve fizik dallarında birçok uygulamada tercih edilmektedir.

Tek değişkenli J fonksiyonunun birinci türevi alınarak elde edilen ifadede, $x = a_1$ noktası yerine konulacak olursa, bu noktada J fonksiyonuna teğet olan doğrunun eğimi elde edilmektedir. En dik iniş algoritması bu eğim değerinin işaretini, yakınsayacağı noktanın yönünü belirlemek üzere kullanmaktadır. Dolayısıyla başlangıç değerleri, elde edilecek en iyileştirilmiş sonuca doğrudan etki etmektedir. Örneğin, Şekil 3.4 ile gösterilen J fonksiyonunun $x = a_1$ noktasındaki türevi pozitif işaretlidir. Eğimin pozitif işaretli olması dolayısıyla ulaşılmak istenen yerel uç değerin, a_1 noktasının sol tarafında bulunduğu en dik iniş algoritması tarafından belirlenir ve yineleme $x = b_1$ yerel uç değerine ulaşıncaya kadar devam eder.



Şekil 3.4 : En dik iniş algoritması, iki farklı başlangıç değeri (a_1 ve a_2) için $J(x)$ fonksiyonunun farklı uç değerlerine (b_1 ve b_2) yakınsayabilmektedir.

Aynı şekilde J fonksiyonunun $x = a_2$ noktasındaki türevi incelenirse, fonksiyona bu noktada çizilecek teğetin eğiminin negatif işaretli olduğu görülür. Eğimin negatif işaretli olması dolayısıyla ulaşılmak istenen yerel uç değerin, bu kez a_2 noktasının sağ tarafında bulunduğu en dik iniş algoritması tarafından belirlenir ve yineleme $x = b_2$ yerel uç değerlerine ulaşılan kadar devam eder. b_1 veya b_2 noktalarına ulaşıldığında, J fonksiyonunun ilgili noktalarda türevinin sıfır olması dolayısıyla yineleme işlemi sona erdirilerek ilgili noktalar en iyileştirilmiş sonuçlar olarak belirlenir.

J fonksiyonunun bir yerine çok değişkenli olması durumunda ise fonksiyonun tüm değişkenlere göre kısmi türevi alınarak aynı işlemler uygulanır. Burada dikkat

edilmesi gereken husus değişkenlerin bir sonraki değerlerinin tüm değişkenler için kısmi türevler alınıp gerekli işlemler yapıldıktan sonra atanmasıdır. Herhangi bir değişkene göre J fonksiyonunun kısmi türevi alınarak bu değişken için belirlenen yeni değer atanması ve sonrasında fonksiyonun başka bir değişkene göre kısmi türevinin alınarak aynı işlemlerin tekrarlanması doğru olmayan sonuçlara sebebiyet verecektir. $N \times 1$ boyutlu SSDM uzamsal süzgeçlerini en iyileştirmek için kullanılan algoritmaya ait sözde kod aşağıdaki gibidir.

Çizelge 3.1 : En dik iniş algoritmasına ait sözde kod.

En Dik İniş Algoritması

1. $J(w)$ fonksiyonunu gir, w başlangıç vektörünü gir.
 2. Öğrenme oranını γ belirle.
 3. w 'nın her bir elemanı için $J(w)$ 'nın kısmi türevini hesapla ve sonucu dw 'ya at.
 4. Bir sonraki adımda izlenilecek yönü ve varış noktasını belirle $w_n = w - \gamma \cdot dw$
 5. J fonksiyonunun w_n 'deki değerini hesapla.
 6. Eğer $J(w_n) < J(w)$ ise, $w = w_n$, $J(w) = J(w_n)$, $\gamma = 1,2\gamma$.
 7. Eğer $J(w_n) \geq J(w)$ ise, $\gamma = 0,5\gamma$.
 8. Eğer $\gamma < 10^{-8}$ ise 10. adıma git.
 9. Eğer $\gamma \geq 10^{-8}$ ise 3. adıma git.
 10. En iyileştirilmiş uzamsal süzgeç w , J fonksiyonunun yerel uç değeri, $J(w)$.
-

Burada γ , öğrenme oranı olmak üzere fonksiyon üzerinde analiz edilen noktadan bir sonraki noktaya gitmek üzere atılacak adımın büyüklüğünü belirlemektedir ve yakınsamanın hızlanması amacıyla değeri dinamik olarak tayin edilmektedir.

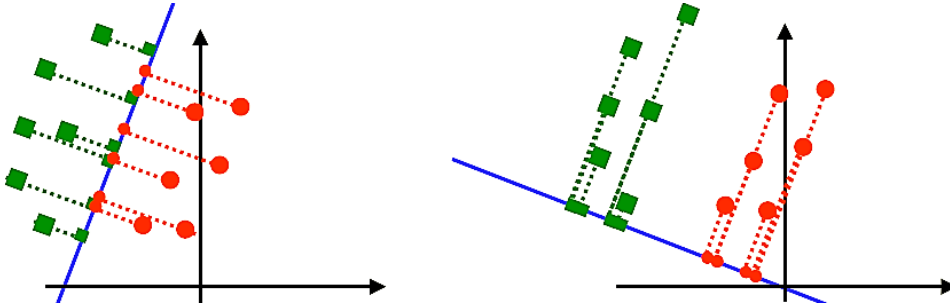
Nümerik en iyileştirme, SSDM uzamsal süzgeç parametrelerinin Fisher ayırım ölçütünün yerel uç değerlerine daha fazla yakınsamalarını sağlamak amacıyla bir ince ayar mantığıyla gerçekleştirilmektedir. En dik iniş algoritması ile gerçekleştirilen bu işleminin ardından W_{ISSDM} iyileştirilmiş uzamsal süzgeç matrisi, W_{SSDM} matrisindeki düzene bağlı kalınarak oluşturulmaktadır. İyileştirme sonucunda elde edilen İSSDM uzamsal süzgeçlerinin, SSDM uzamsal süzgeçleri ile ulaşılabilen sınıflandırma başarımlarını geliştirmeleri beklenmektedir. W_{ISSDM} iyileştirilmiş uzamsal süzgeç matrisi ile yapılacak filtreleme işleminin ardından sınıflandırma için gerekli olan öz nitelikler, Eşitlik 3.11 uyarınca elde edilmektedirler.

3.4 Doğrusal Ayrım Analizi Sınıflandırıcısı

Uzamsal filtreleme ile elde edilen öznitelikleri sınıflandırmak üzere bu çalışmada, doğrusal ayrım analizi sınıflandırıcısı (LDA) kullanılmıştır. Ronald Fisher tarafından geliştirilen bu boyut indirgeme tekniği, basit yapısı ve hızlı sonuç üretebilmesiyle birlikte oldukça etkili sınıflandırma sonuçları verebilmektedir. EEG temelli BBA sistemlerinde çokça kullanılan bu teknik, sınıf ortalamaları arasındaki uzaklığı azami değere getirirken sınıf varyanslarını asgari değerde tutabilecek izdüşüm eksenini elde etmeyi amaçlamaktadır. İki sınıfın söz konusu olduğu durumda ilgili izdüşüm eksenini,

$$\frac{(m_1 - m_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (3.40)$$

ifadesinin alabileceği en büyük değeri sağlayan vektördür [67]. Burada m_1 , m_2 ve σ_1^2 , σ_2^2 sırasıyla izdüşüm eksenine üzerine yansıtılmış sınıfların ortalamalarını ve varyanslarını göstermektedir. Şekil 3.5'te iki sınıfa ait öznitelik dağılımlarının iki farklı izdüşüm eksenine üzerine yansımaları yer almaktadır.



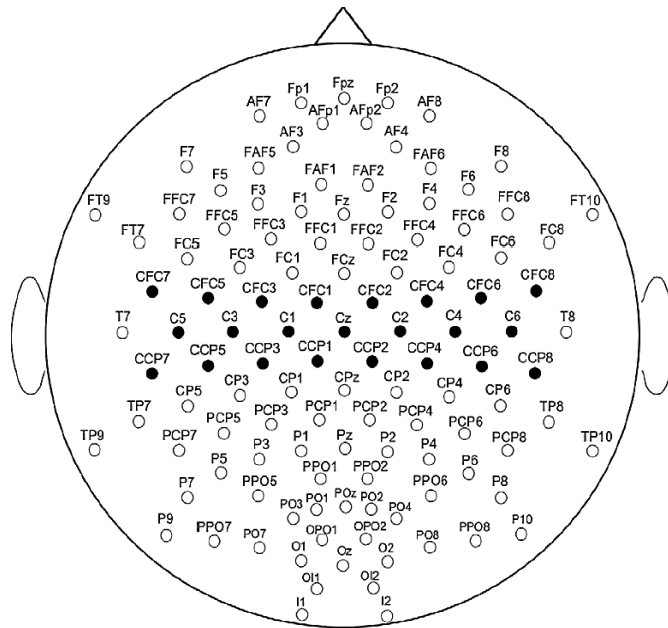
Şekil 3.5 : İki sınıfa ait öznitelik dağılımlarının iki farklı izdüşüm eksenine üzerine yansımaları [68]. Gelişigüzel bir izdüşüm ekseninin seçildiği durumda (solda) sınıf dağılımlarının örtüştüğü görülmektedir. İzdüşüm ekseninin LDA ile belirlendiği durumda ise (sağda) sınıf dağılımları arasındaki ayrım açıkça görülebilmektedir.

Şekil 3.5'te soldaki durumda, yansıtılmış sınıf dağılımlarının örtüşme gösterdiği ve her bir sınıfın yüksek sınıf içi saçılmaya sahip olduğu görülmektedir. Bu durumda test için kullanılacak bir özneliliğin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi oldukça güçtür. LDA sınıflandırıcı tercih edilmesi durumunda ise hesaplanacak izdüşüm vektörü sağdaki gibi olacaktır. Bu vektör üzerine yansıtılmış öznitelik dağılımlarının sınıf içi saçılmalarının oldukça düşük olduğu ve sınıfların birbirlerinden olabildiğince ayrıldıkları görülmektedir. Bu durum, test için kullanılacak bir özneliliğin hangi sınıfa ait olduğunun daha isabetli bir şekilde belirlenebilmesine olanak sağlamaktadır.

4. BENZETİM SONUÇLARI VE TARTIŞMA

4.1 EEG Veri Tabanı ve Önileme

Bu çalışmada, Fraunhofer FIRST, Klaus-Robert Müller, Benjamin Blankertz ve Gabriel Curio tarafından sağlanan ve genel erişime açık olarak sunulan, “BCI Competition III Data Set IVa” motor hareket hayali EEG veri tabanı kullanılmıştır [69]. Bu veri tabanı, sağlıklı 5 farklı denekten alınmış sağ ayak ya da sağ el hareketine ait motor hareket hayallerini içeren EEG kayıtlarından oluşmaktadır. Kayıt süresince 10/20 sistemi pozisyonlarında 118 kanalın ölçümü yapılmıştır. EEG sinyali 0,05-200Hz bant geçiren süzgeç ile filtrelenmiş ve 1000Hz frekansında örneklendikten sonra 100Hz frekansına alt örnekleme yapılmıştır. EEG veri tabanında her bir denek için 280 adet motor hareket hayali denemesi bulunmaktadır. Eğitim ve test kümelerinin eleman sayıları denekler arasında farklılık göstermektedir. *aa*, *al*, *av*, *aw* ve *ay* olarak isimlendirilen denekler için eğitim kümelerinin eleman sayıları sırasıyla 168, 224, 84, 56 ve 28 olarak verilmiştir. Geri kalan denemeler ise test kümelerine aittir. Bu çalışmada analiz için, motor korteks bölgesini genel hatlarıyla kapsayan 23 adet elektrot kullanılmıştır. Elektrot konumları Şekil 4.1’de görülmektedir.



Herhangi bir deneğe ait EEG verilerinin MATLAB'a aktarılması ve analiz edilecek kanalların seçimine ilişkin komutlar Şekil 4.2 ile gösterilmiştir.

```
data_path='D:\Users\MecitEmre\Documents\MATLAB\Data_Sets';
subject=input('Denek belirleyiniz (aa, al, av, aw, ay) ','s');
load(sprintf('%s/data_set_IVa_%s.mat',data_path,subject));
ch_names={'CFC7' 'CFC5' 'CFC3' 'CFC1' 'CFC2' 'CFC4' 'CFC6' 'CFC8' 'C5' 'C3' 'C1' 'Cz'
          'C2' 'C4' 'C6' 'CCP7' 'CCP5' 'CCP3' 'CCP1' 'CCP2' 'CCP4' 'CCP6' 'CCP8'};
ch_index=find(ismember(nfo.clab,ch_names));
cnt_reduced=cnt(:,ch_index);
```

Şekil 4.2 : Verilerin MATLAB'a aktarılması ve kanal seçimine ilişkin komutlar.

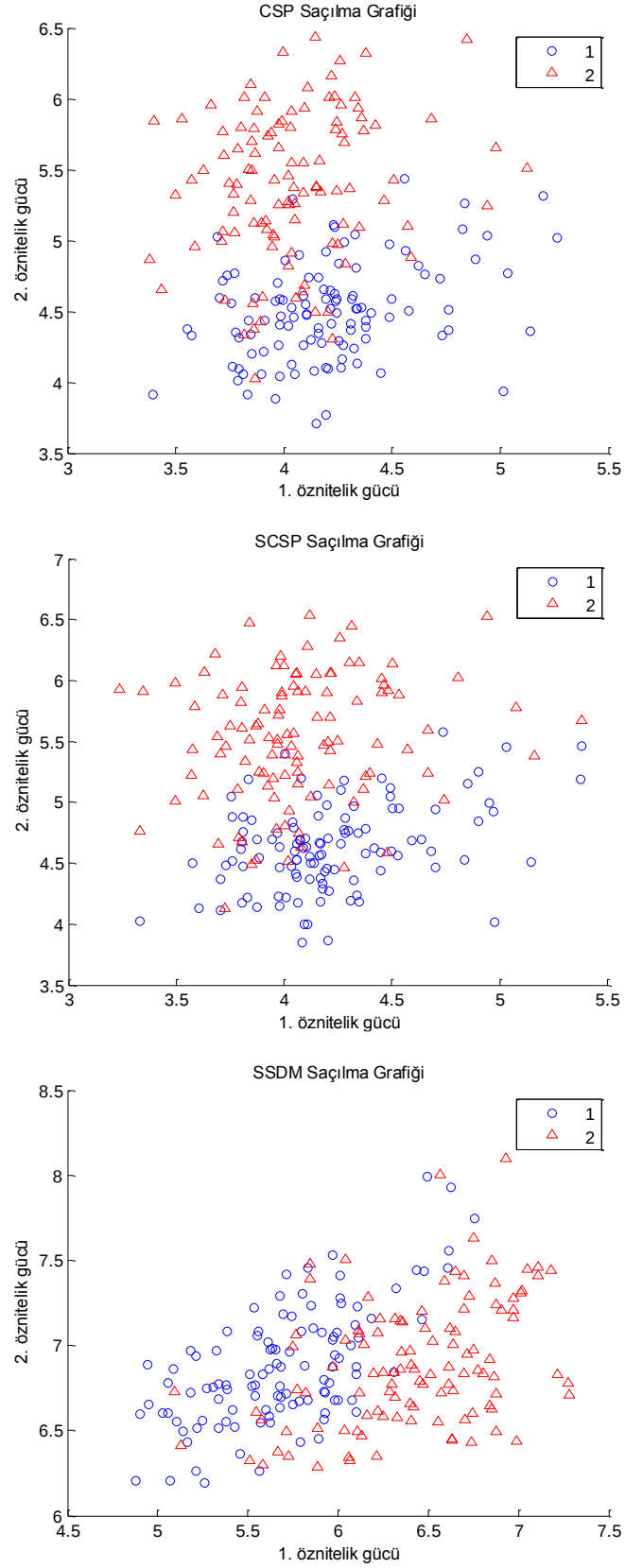
İçe aktarma ve kanal (elektrot) seçiminin ardından EEG verileri, ERD/ERS olgularını analiz edebilmek amacıyla μ ve β frekans bantlarını kapsayacak şekilde 8-30Hz bant geçiren süzgeç ile filtrelenmiştir. Filtreleme işleminin ardından sınıflandırma için kullanılacak epoklar, zihinsel prova uyarısından sonraki 1-2.7sn arasındaki örnekler kullanılarak oluşturulmuştur. Eğitim ve test kümeleri, veri sağlayıcıları tarafından sunulan eğitim ve test kümeleri eleman sayılarına uygun olarak belirlenmiştir. Ön işleme evresinde uygulanan adımlar Şekil 4.3 ile gösterilmiştir.



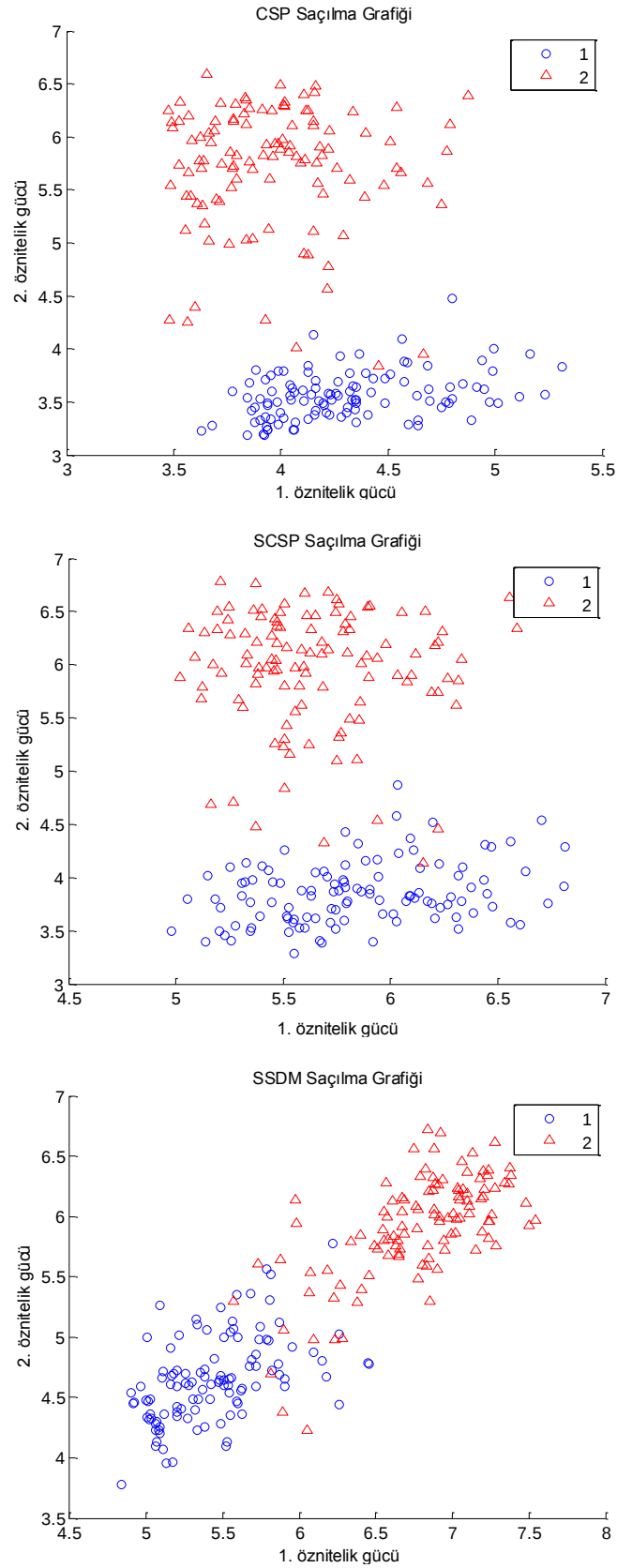
Şekil 4.3 : EEG verilerinin analizi için ön işleme evresinde uygulanan adımlar.

4.2 Deneklere Ait Veri Kümeleri İçin Ayrılabilirlik Analizi

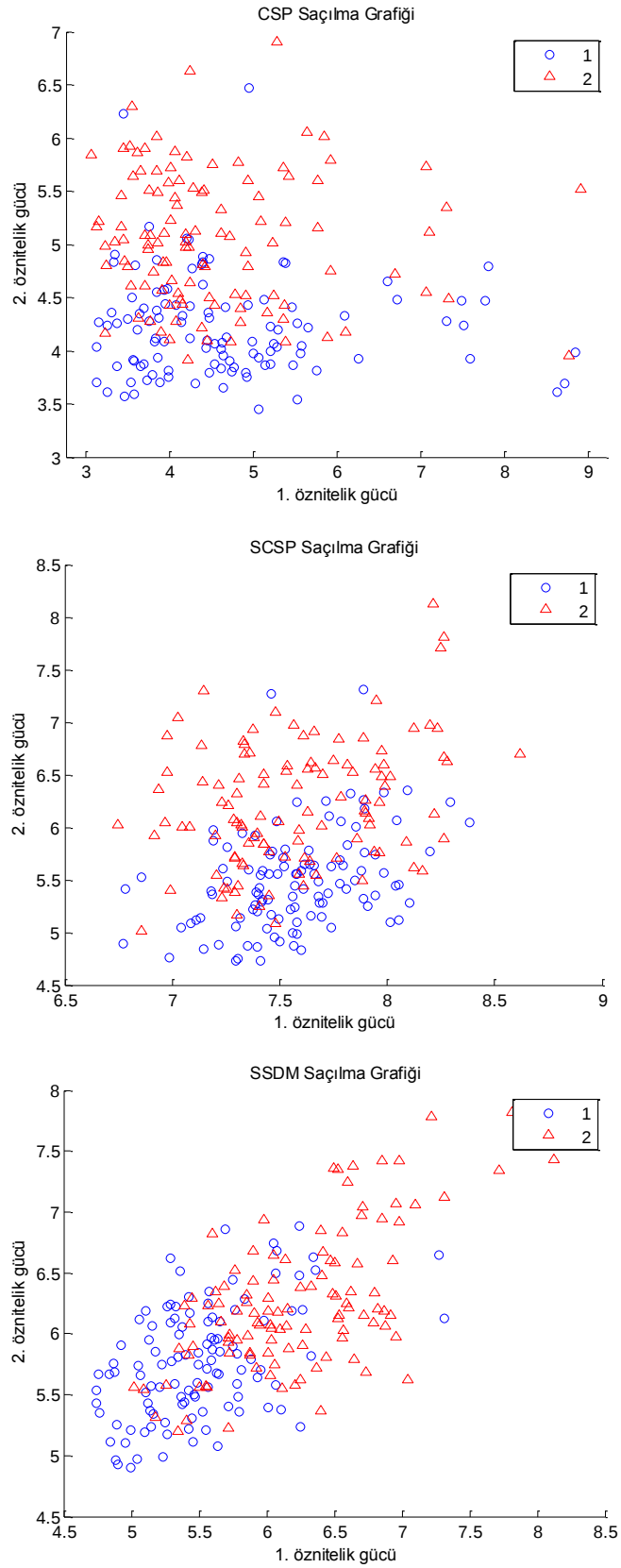
Bu kısımda CSP, SCSP ve SSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin deneklere ait veri kümelerinin ayrılabilirliğine olan etkileri incelenmiştir. Bu amaçla, söz konusu metotlar ile elde edilen ve her metodun özelliklerini belirgin şekilde yansıtan ikişer adet uzamsal süzgeç seçilmiştir. Aşağıda bu uzamsal süzgeçlerle ayrı ayrı filtrelenen veri kümelerine ait saçılma grafikleri yer almaktadır. *aa*, *al*, *av*, *aw* ve *ay* deneklerine ait grafikler sırasıyla Şekil 4.4-4.8 ile gösterilmiştir. Grafiklerde yer alan her bir eleman birinci veya ikinci sınıfa (sağ ayak veya sağ el) ait bir motor hareket hayalini temsil etmektedir. Herhangi bir deneğe ait saçılma grafikleri birbirleri ile mukayese edildiğinde, veri kümesinin SSDM uzamsal süzgeçleri ile filtrelendiği durumda her bir sınıf elemanının sınıf merkezine yakınsama eğilimi gösterdiği görülmektedir. Buna ilaveten sınıf içi saçılmanın, veri kümesinin CSP uzamsal süzgeçleri ile filtrelendiği duruma göre çok daha az, SCSP uzamsal süzgeçleri ile filtrelendiği duruma göre ise nispeten daha az olduğunu ilgili grafikler eşliğinde söylemek mümkündür.



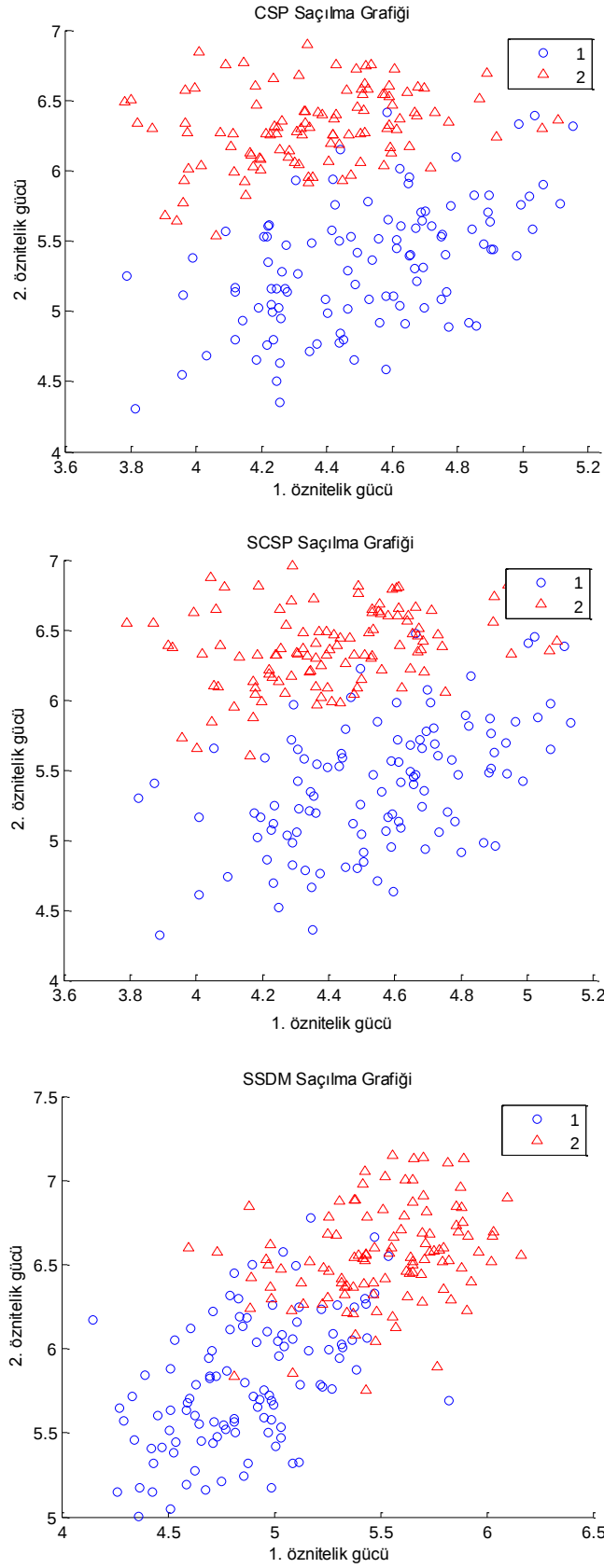
Şekil 4.4 : *aa* deneyine ait veri kümesinin CSP (üstte), SCSP (ortada) ve SSDM (altta) uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.



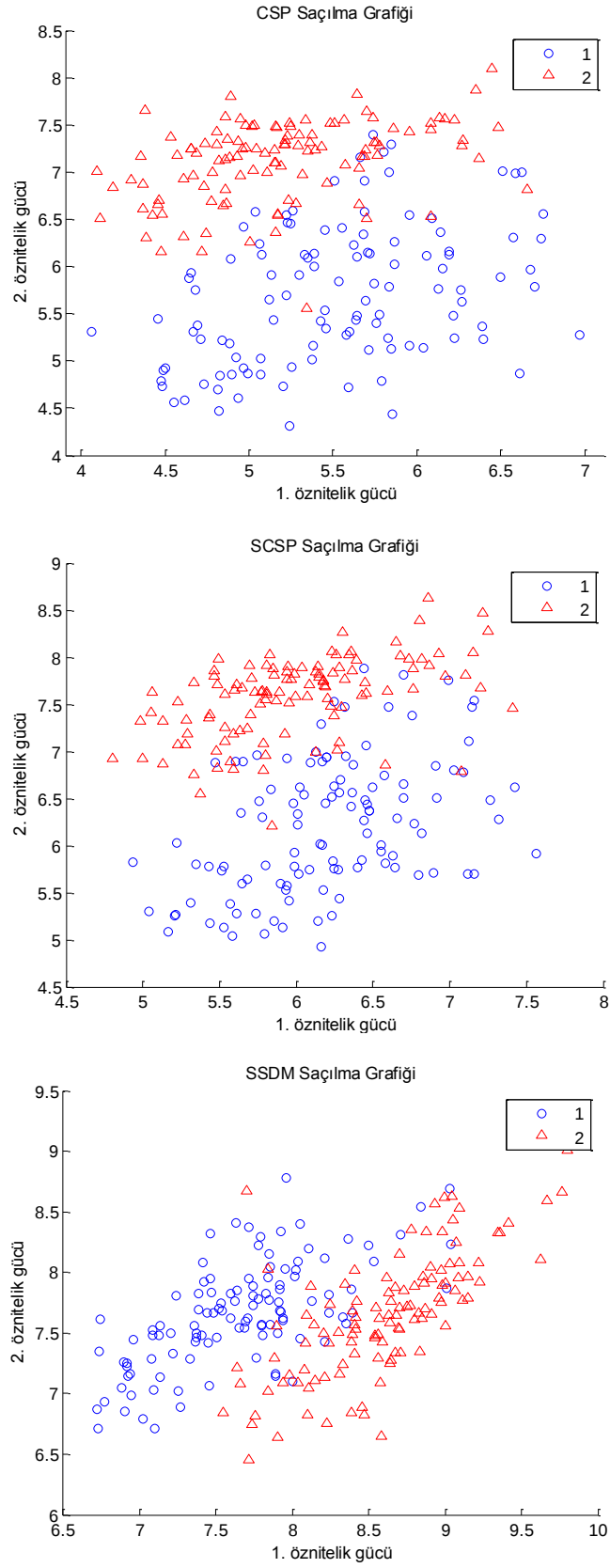
Şekil 4.5 : *al* deneyeine ait veri kümesinin CSP (üstte), SCSP (ortada) ve SSDM (altta) uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.



Şekil 4.6 : av deneğine ait veri kümesinin CSP (üstte), SCSP (ortada) ve SSDM (altta) uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.



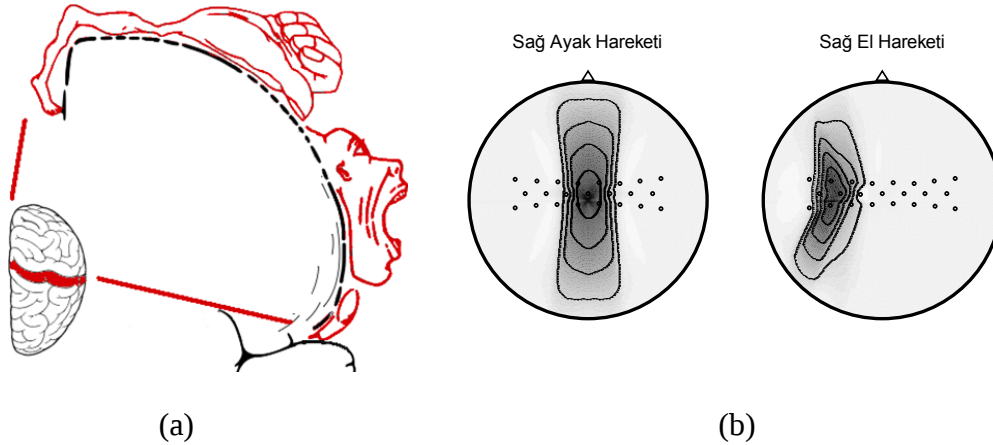
Şekil 4.7 : aw deneyeine ait veri kümesinin CSP (üstte), SCSP (ortada) ve SSDM (altta) uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.



Şekil 4.8 : ay deneğine ait veri kümesinin CSP (üstte), SCSP (ortada) ve SSDM (altta) uyum fonksiyonları ile elde edilen uzamsal süzgeçler ile filtrelenmesi durumunda elde edilen saçılma grafikleri.

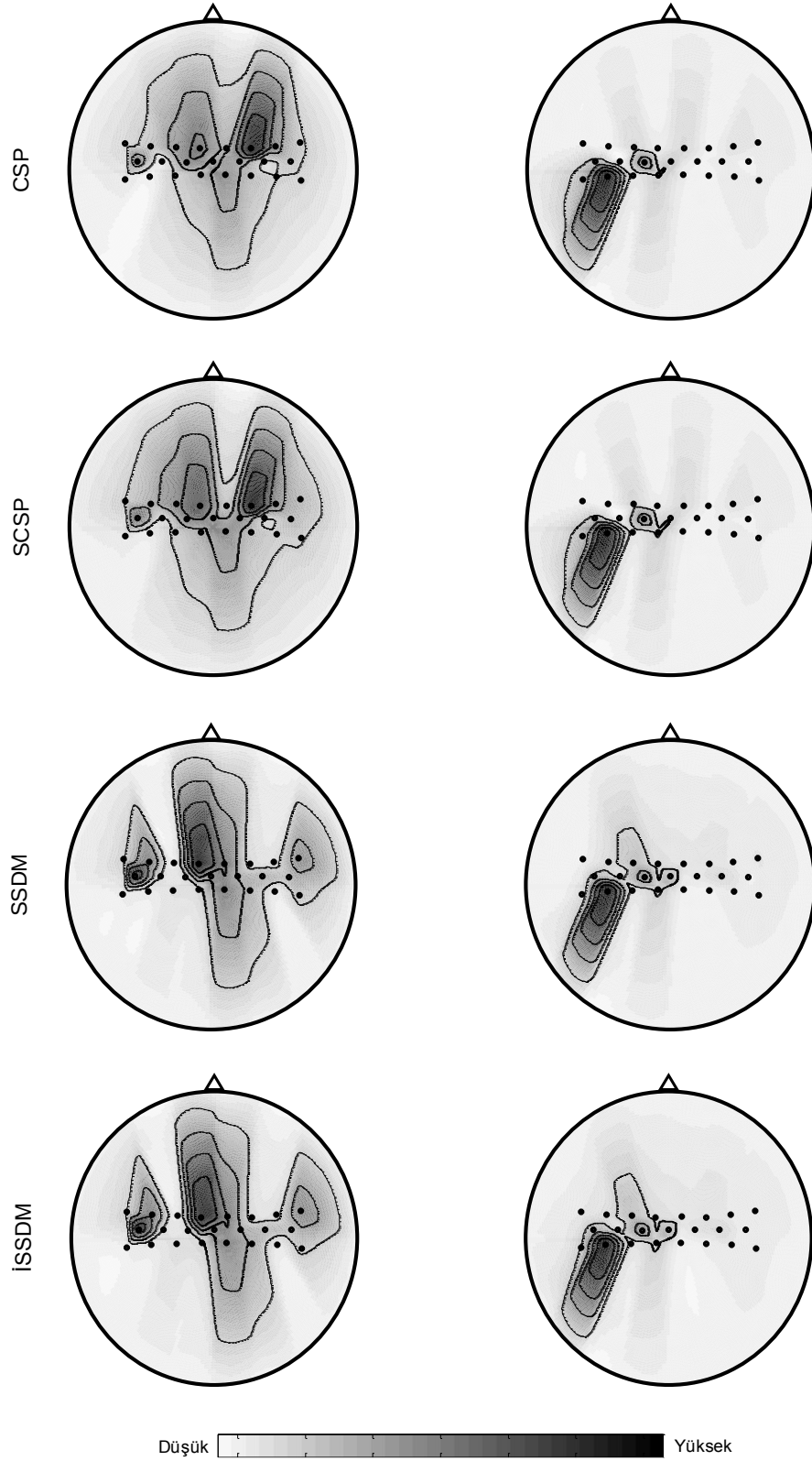
4.3 Deneklere Ait Uzamsal Süzgeçlerin Elektrot Ağırlıklarının Karşılaştırılması

Aşağıda CSP, SCSP, SSDM ve iyileştirilmiş SSDM (İSSDM) uzamsal süzgeçlerine ait elektrot ağırlıklarının topoğrafik gösterimleri yer almaktadır. Teorik olarak, iki sınıfın mevcut olduğu durumda sınıflardan herhangi birine ilişkin uzamsal süzgeç katsayılarının, ilgili sınıfın motor korteks üzerinde kontrol edildiği bölgede bulunan elektrotlar için yüksek, diğer elektrotlar içinse düşük olması beklenir. Örneğin, Şekil 4.9a'da görülen kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımına istinaden, sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin bir uzamsal süzgecin, motor korteksin orta bölgesinde bulunan elektrotlar için belirlediği ağırlıklar yüksek olmalıdır. Benzer şekilde, sağ el motor hareket hayaline ilişkin bir uzamsal süzgecin ise beynin karşıt lobunda, motor korteksin sol bölgesinde bulunan elektrotlar için belirlediği ağırlıklar yüksek olmalıdır. Açıklayıcı olması açısından, ilgili motor hareket hayallerine ilişkin uzamsal süzgeçlerin motor korteks üzerinde yüksek ağırlıklara sahip olmaları beklenen bölgeler temsili olarak Şekil 4.9b ile gösterilmiştir.

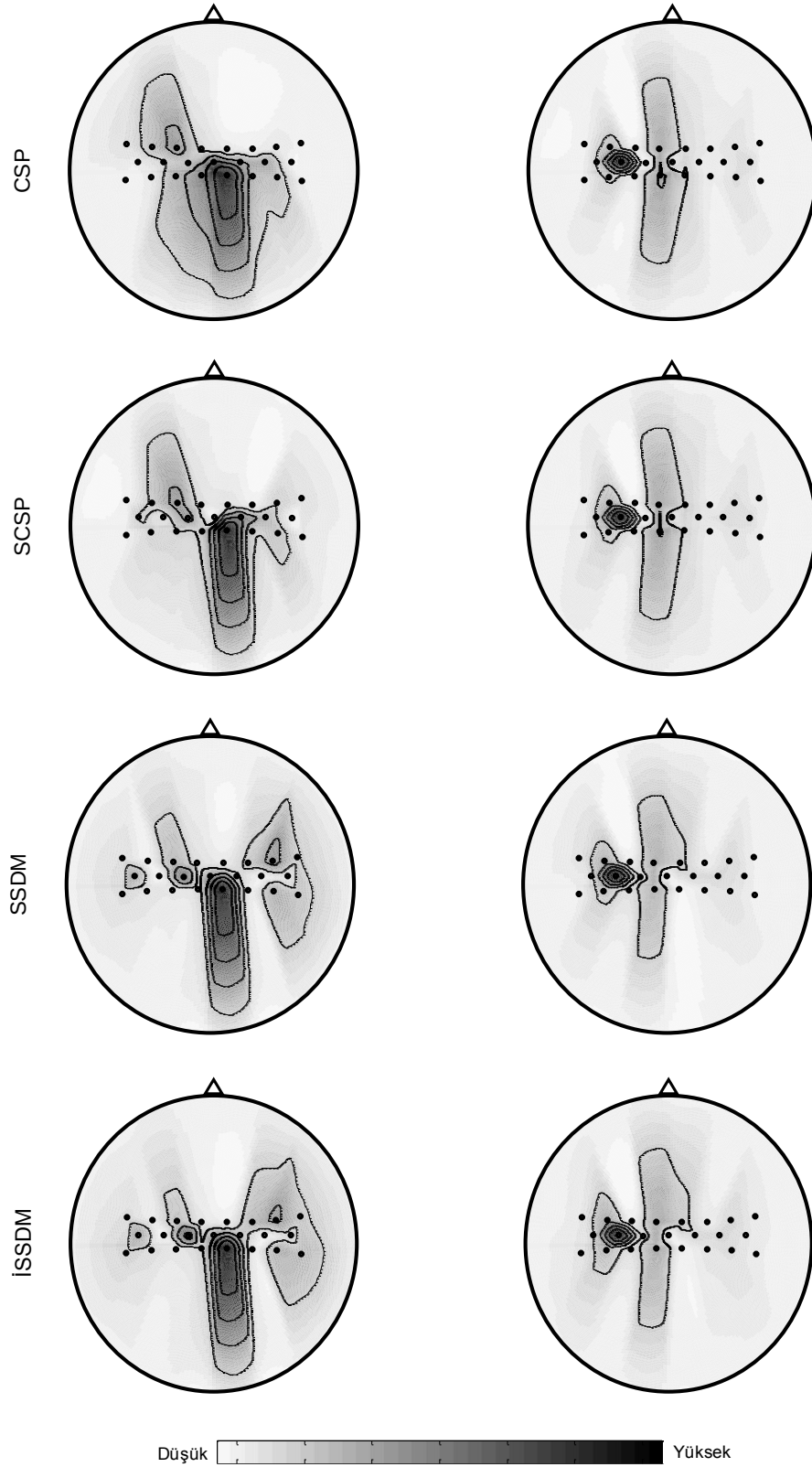


Şekil 4.9: (a) Kas gruplarının motor korteks üzerindeki dağılımı [71]. (b) Uzamsal süzgeçlerin korteks üzerinde yüksek ağırlıklara sahip olmaları beklenen bölgeler.

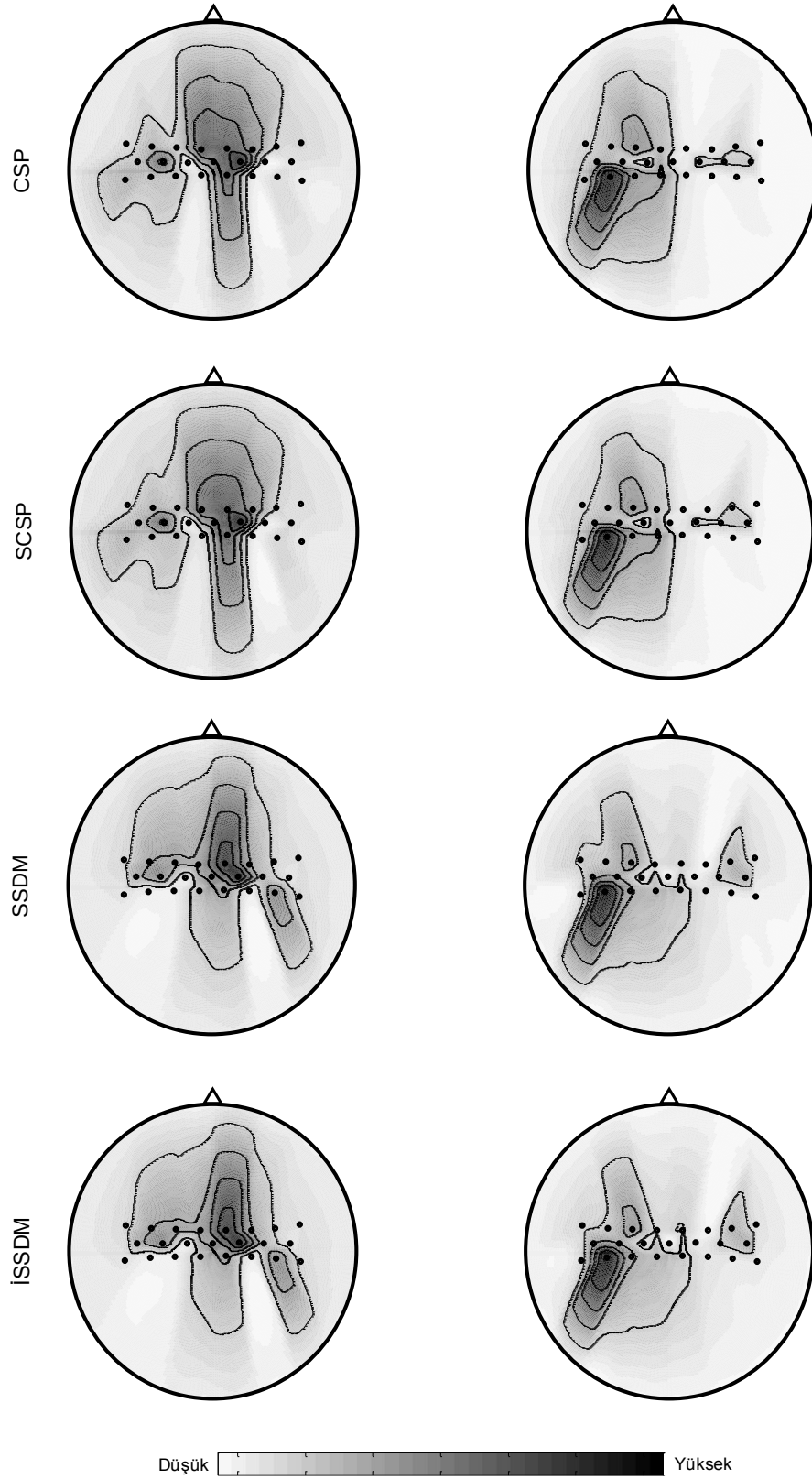
aa, *al*, *av*, *aw* ve *ay* denekleri için farklı metotlar ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılmaları sırasıyla Şekil 4.10-4.14 ile gösterilmiştir. Benzer uyum fonksiyonları ile elde edilmeleri dolayısıyla CSP ve SCSP uzamsal süzgeçlerinin elektrot ağırlıklarının birbirleriyle, SSDM ve İSSDM süzgeçlerinin elektrot ağırlıklarının ise birbirleriyle oldukça benzer oldukları görülmektedir. Bununla birlikte, deneklere ait görseller birlikte incelendiğinde, farklı metotlar ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin tüm denekler için sağ ayak ve sağ el motor hareket hayali bölgelerini, motor korteks üzerinde ön plana çıkarabildiği sonucuna ulaşılmaktadır.



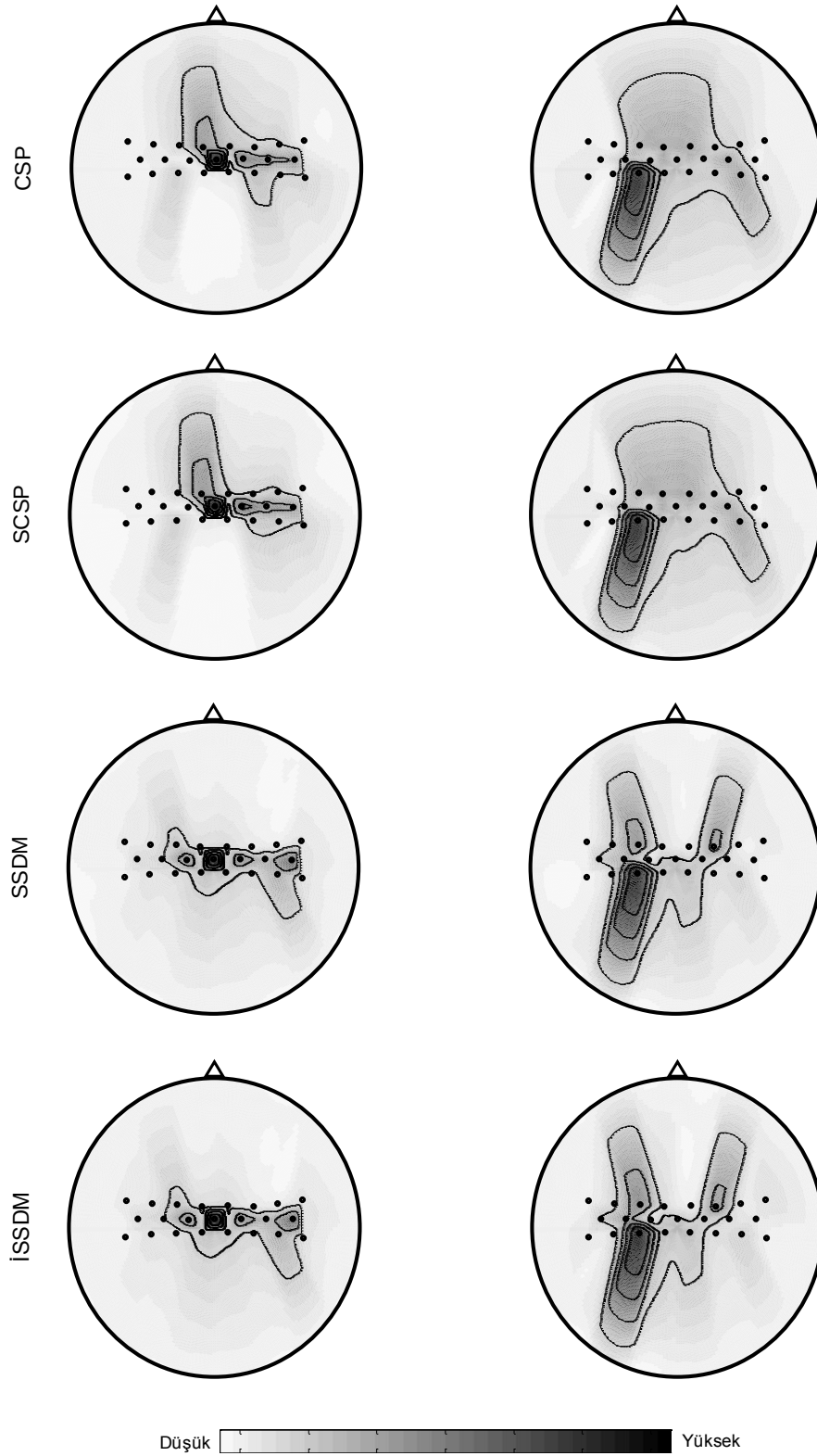
Şekil 4.10 : aa deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması. Sol sütunda sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin, sağ sütunda ise sağ el motor hareket hayaline ilişkin uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıkları görülmektedir.



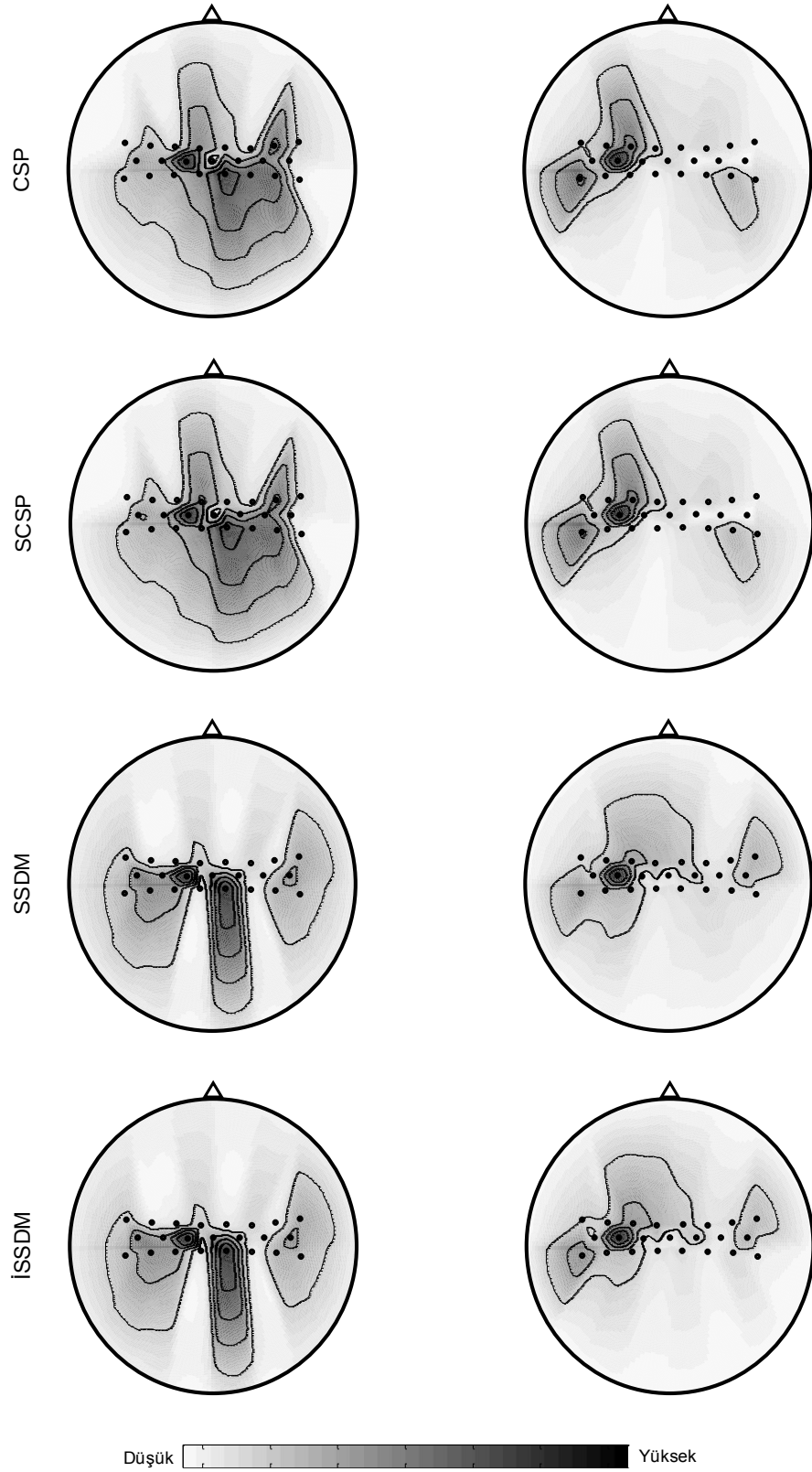
Şekil 4.11 : *al* deneye için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması. Sol sütunda sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin, sağ sütunda ise sağ el motor hareket hayaline ilişkin uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıkları görülmektedir.



Şekil 4.12 : av deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması. Sol sütunda sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin, sağ sütunda ise sağ el motor hareket hayaline ilişkin uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıkları görülmektedir.



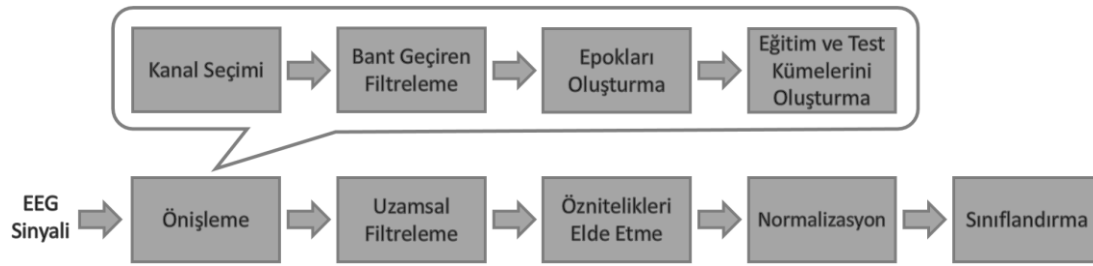
Şekil 4.13 : aw deneği için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması. Sol sütunda sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin, sağ sütunda ise sağ el motor hareket hayaline ilişkin uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıkları görülmektedir.



Şekil 4.14 : ay denegi için sırasıyla CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıklarının karşılaştırılması. Sol sütunda sağ ayak motor hareket hayaline ilişkin, sağ sütunda ise sağ el motor hareket hayaline ilişkin uzamsal süzgeçlerin elektrot ağırlıkları görülmektedir.

4.4 Deneklere Ait EEG Verilerinin Sınıflandırılması

Farklı metotlara ait uzamsal süzgeçlerin, veri kümelerinin ayrılabilirliğine olan etkileri ve elektrot ağırlıkları gibi özelliklerinin analiz edilmesinin ardından bu kısımda, ilgili süzgeçlerle filtrelenen EEG verilerine ait sınıflandırma başarımları incelenmiştir. Bu amaçla, sağ ayak ve sağ el motor hareket hayallerinden oluşan EEG veri kümeleri, CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM ile elde edilen uzamsal süzgeçlerle filtrelenerek sınıflandırma işlemine tabi tutulmuştur. Önışleme evresinden başlayarak sınıflandırma evresine kadar devam eden benzetim süreci boyunca EEG verilerine uygulanan işlemler Şekil 4.15'teki blok diyagramı ile gösterilmiştir. Kullanılan elektrot sayısı, bant geçiren süzgecin alt ve üst kesim frekansları, epokların başlangıç ve bitiş süreleri, eğitim ve test kümelerinin eleman sayıları gibi parametreler, EEG Veri Tabanı ve Önışleme bölümünde belirtildiği gibidir.



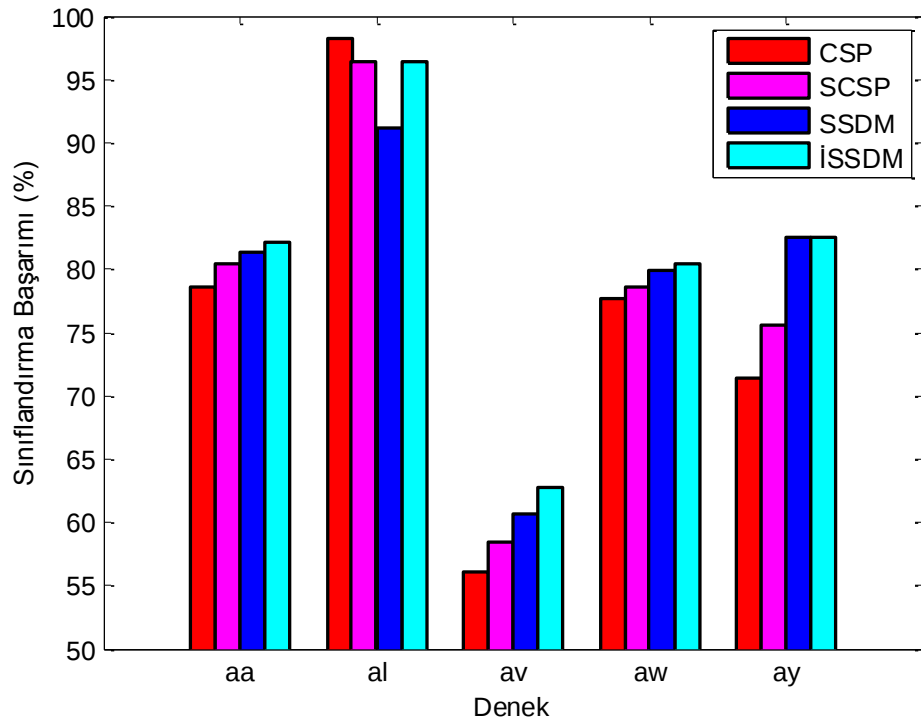
Şekil 4.15 : Benzetim sürecinde uygulanan işlemlere ait blok diyagramı.

Uzamsal filtreleme evresinde, her bir deneye ait eğitim ve test kümeleri CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM uzamsal süzgeçleri ile ayrı ayrı filtrelenmiştir. Uzamsal filtreleme evresinin ardından öznitelik elde etme ve normalizasyon işlemleri, Eşitlik 3.11 uyarınca gerçekleştirilmiştir. Bu sürecin çıktıları olan eğitim ve test kümelerine ait öznitelikler, doğrusal sınıflandırıcı girişine uygulanmış ve bu şekilde her bir denek için test kümesinin sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. SCSP uyum fonksiyonunun en iyileştirilme sürecinde, düzenleme teriminin elde edilecek uzamsal süzgeçler üzerindeki etki düzeyini belirlemek için kullanılan α parametresinin değeri çapraz geçirme ile belirlenmektedir. Çapraz geçirme, α parametresinin bağımsız benzetim süreçleri için farklı değerler alabilmesine sebep olmaktadır. Farklı α değerleri ise, farklı uzamsal süzgeç parametrelerinin elde edilmesine yol açmaktadır. Bu sebeple, SCSP için benzetim süreci 10 defa tekrarlanmış ve elde edilen sonuçların ortalaması kullanılmıştır. CSP, SCSP, SSDM ve İSSDM uzamsal süzgeçleri ile

filtrelenen test kümelerinin sınıflandırılmasına ait başarımlar Çizelge 4.1 ile gösterilmiştir. Şekil 4.16’da ise sınıflandırma başarımlarının grafiksel gösterimine yer verilmiştir. Sözü geçen metotlara ait sınıflandırma başarımları sırasıyla kırmızı, pembe, mavi ve açık mavi renklere sahip sütunlarla gösterilmiştir.

Çizelge 4.1: Sınıflandırma başarımları (%).

Metot	aa	al	av	aw	ay
CSP	78,6	98,2	56,1	77,7	71,4
SCSP	80,4	96,4	58,5	78,6	75,6
SSDM	81,3	91,1	60,7	79,9	82,5
İSSDM	82,1	96,4	62,8	80,4	82,5



Şekil 4.16 : Sınıflandırma başarımlarının grafiksel gösterimi.

Çizelge 4.1 ve Şekil 4.16’daki sonuçlar incelendiğinde, sınıf içi saçılma problemine Fisher ayırım ölçütü bakış açısıyla çözüm üretmeyi amaçlayan SSDM’in, *al* denegi hariç CSP ve SCSP’ye üstünlük sağladığı görülmektedir. Bununla birlikte, SSDM uzamsal süzgeç parametrelerindeki hataların nümerik olarak giderilmesi fikrini temel alan iyileştirilmiş SSDM’in (İSSDM), SSDM’e ait sınıflandırma başarımlarını daha da ileri götürdüğü görülmektedir.

4.5 Tartışma ve Gelecek Çalışmalar

Bu tez çalışmasında, EEG sinyalinin durağan olmayan yapısının sınıflandırma sürecine olan olumsuz etkilerini en aza indirmeyi amaçlayan özgün bir uzamsal filtreleme metodu önerilmiştir. SSDM ile aynı sınıfa ait motor hareket hayali sinyallerinin bozucu etkenler sebebiyle farklı dağılımlara sahip olabilme ihtimali uzamsal süzgeç hesaplama sürecine dâhil edilmektedir. Bu sayede, hesaplanacak uzamsal süzgeçlerin sınıflar arası saçılmanın yanı sıra sınıf içi saçılmaya da duyarlı olmaları sağlanmaktadır. Şekil 4.4-4.8’de yer alan saçılma grafikleri incelendiğinde, SSDM uzamsal süzgeçlerinin, metodun çıkış noktası olan sınıf içi saçılmayı asgari değere indirme amacına uygun işlev gördükleri sonucuna ulaşılmaktadır.

SSDM, sınıf içi saçılmaya duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilmek üzere, Fisher ayırım ölçütünün CSP uyum fonksiyonunun yerine kullanılabilmesine ve analitik olarak en iyileştirilebilmesine olanak sağlamaktadır. SSDM’in özgünlüğü, Fisher ayırım ölçütünün analitik çözümünün sağlanabilmesi amacıyla SCSP’de önerilen $\mathcal{F}$ işlevinin ilk kez kullanılmasından gelmektedir. Analitik çözüm sonucunda elde edilen uzamsal süzgeçlere ait sınıflandırma başarımlarının CSP ve SCSP süzgeçlerine ait başarımları geride bırakması (*al deneği hariç*), $\mathcal{F}$ işlevi ile yapılan yaklaşımın tutarlı bir işlem olduğunu göstermektedir. Sınıflandırma sonuçları ışığında şu yorumların yapılması mümkündür;

EEG sinyalinin durağan olmayan yapısı dolayısıyla aynı sınıfa ait motor hareket hayali sinyallerinin farklı dağılımlara sahip olabildikleri bilinmektedir. Uzamsal süzgeç hesaplama sürecinde bu etkeni değerlendirmeye almayan CSP’nin sınıflandırma başarımlarında, EEG sinyalinde var olan durağansızlığa duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilen SCSP ve SSDM’in gerisinde kaldığı görülmektedir. Bu durum, sınıf içi saçılmanın motor hareket hayali sinyallerinin sınıflandırılmasına doğrudan etki edebildiğini ortaya koymaktadır.

SCSP’de, elde edilecek uzamsal süzgeçlerin sınıf içi saçılmaya olan duyarlılık düzeylerini ayarlamak üzere, etki oranının α katsayısı ile belirlendiği bir düzenleme terimi kullanılmaktadır. Uzamsal süzgeçlerin sınıf içi saçılmaya uyum seviyelerinin arttırılması, α katsayısının büyütülmesi ile mümkündür. Ancak α katsayısının büyütülmesi, uyum fonksiyonun yapısı dolayısıyla sınıflar arası ayırım oranını azaltmaktadır. Bu sebepten ötürü düzenleme terimi, uzamsal süzgeç hesaplama

sürecine belirli bir oranda dâhil edilebilmektedir. Sınıflandırma sonucunda SCSP'nin CSP'den yüksek ancak SSDM'den düşük başarımlar elde etmesini (*al* deneği hariç) bu şekilde açıklamak mümkündür.

Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, SSDM'in yalnızca *al* deneği için CSP ve SCSP'nin gerisinde kaldığı, diğer denekler içinse bu metotlara üstünlük sağladığı görülebilmektedir. Bu durum, SSDM'in savunduğu sınıf içi saçılmaya duyarlı uzamsal süzgeçler elde edebilmek üzere Fisher ayrım ölçütünün bir uyum fonksiyonu olarak kullanılması fikrinin doğru bir bakış açısı olduğunu ortaya koymaktadır. Buna ilaveten, analitik çözümün mümkün olabilmesi için yapılan yaklaşımların uzamsal süzgeç parametrelerinde sebep olduğu hataları gidermek üzere gerçekleştirilen nümerik en iyileştirme işleminin başarımları arttırdığı görülmektedir. Bu durum, iyileştirilen uzamsal süzgeç parametrelerinin (İSSDM) beklendiği gibi Fisher ayrım ölçütünün yerel uç noktalarına daha iyi yakınsadığını göstermektedir. Buradan yola çıkarak SSDM uzamsal süzgeç parametrelerinin, Fisher ayrım ölçütünün nümerik olarak en iyileştirilmesi için etkili başlangıç değerleri olduklarını söylemek mümkündür.

Gelecekte, SSDM ve İSSDM'in dört sınıflı bir EEG veri kümesinin analizinde kullanılmaları düşünülmektedir. Hâlihazırda kaynaklarda Fisher ayrım ölçütünün, ikiden daha fazla sınıfın söz konusu olduğu durumlar için kullanılabilir olduğu belirtilmektedir. Buradaki yönergelerin, Fisher ayrım ölçütünün $\mathcal{F}$ işlevi kullanılarak yeniden düzenlenmesi ile elde edilen SSDM uyum fonksiyonuna uygulanması düşünülmektedir. İlgili uyum fonksiyonun çözülmesiyle birlikte, dört farklı sınıfın sınıf içi ve sınıflar arası saçılmalarına uyum sağlayabilen uzamsal süzgeçlerin elde edilmesi ve bu sayede söz konusu sınıflar arasında etkili bir ayrımın sağlanabilmesi hedeflenmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Pfurtscheller, G. ve Aranibar, A.** (1977). Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 42(6), 817-826.
- [2] **Pfurtscheller, G. ve da Silva, F.L.** (1999). Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles, *Clinical neurophysiology*, 110(11), 1842-1857.
- [3] **Pfurtscheller, G.** (1992). Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 83(1), 62-69.
- [4] **Jeon, Y., Nam, C.S., Kim, Y.-J. ve Whang, M.C.** (2011). Event-related (De) synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain-computer interfaces, *International Journal of Industrial Ergonomics*, 41(5), 428-436.
- [5] **Pfurtscheller, G. ve Neuper, C.** (2001). Motor imagery and direct brain-computer communication, *Proceedings of the IEEE*, 89(7), 1123-1134.
- [6] **Decety, J., Perani, D., Jeannerod, M., Bettinardi, V., Tadary, B., Woods, R., Mazziotta, J.C. ve Fazio, F.** (1994). Mapping motor representations with positron emission tomography, *Nature*, 371(6498), 600-602.
- [7] **Wolpaw, J.R., Birbaumer, N., McFarland, D.J., Pfurtscheller, G. ve Vaughan, T.M.** (2002). Brain-computer interfaces for communication and control, *Clinical neurophysiology*, 113(6), 767-791.
- [8] **Penfield, W. ve Boldrey, E.** (1937). Somatic motor and sensory representation in the cerebral cortex of man as studied by electrical stimulation, *Brain*, 60(4), 389-443.
- [9] **Sage, G.H.** (1977). *Introduction to Motor Behavior: A Neuropsychological Approach* (2nd ed.), Addison-Wesley Pub. Co.
- [10] **Nunez, P.L. ve Westdorp, A.F.** (1994). The surface Laplacian, high resolution EEG and controversies, *Brain topography*, 6(3), 221-226.
- [11] **Ramoser, H., Muller-Gerking, J. ve Pfurtscheller, G.** (2000). Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement, *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 8(4), 441-446.
- [12] **Falzon, O., Camilleri, K.P. ve Muscat, J.** (2012). The analytic common spatial patterns method for EEG-based BCI data, *Journal of neural engineering*, 9(4), 045009.
- [13] **Wang, H., Tang, Q. ve Zheng, W.** (2012). L1-norm-based common spatial patterns, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 59(3), 653-662.

- [14] **Lotte, F. ve Guan, C.** (2011). Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: unified theory and new algorithms, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 58(2), 355-362.
- [15] **Nijholt, A. ve Tan, D.F.** (2008). Brain-computer interfacing for intelligent systems, *Intelligent Systems, IEEE*, 23(3), 72-79.
- [16] **Kotchetkov, I.S., Hwang, B.Y., Appelboom, G., Kellner, C.P. ve Connolly Jr, E.S.** (2010). Brain-computer interfaces: military, neurosurgical, and ethical perspective, *Neurosurgical focus*, 28(5), E25.
- [17] **Pereira, J.** (2010). *Handbook of Research on Personal Autonomy Technologies and Disability Informatics*, IGI Global.
- [18] **Ramadan, R.A., Refat, S., Elshahed, M.A. ve Ali, R.A.** (2015). Basics of Brain Computer Interface, *Brain-Computer Interfaces* (pp. 31-50): Springer.
- [19] **Lotte, F.** (2008). *Study of electroencephalographic signal processing and classification techniques towards the use of brain-computer interfaces in virtual reality applications* (Doktora tezi). INSA de Rennes.
- [20] **Han, Y., Oh, S.S., Kang, J.K. ve Park, H.** (2014). Simultaneous Measurement of fMRI and EEG – Principles and Applications, *Advanced Brain Neuroimaging Topics in Health and Disease - Methods and Applications*.
- [21] **da Silva, F.L. ve Gonçalves, S.** (2008). Electroencephalography (EEG), *Encyclopedia of Neuroscience*, 849-855.
- [22] **Berger, H.** (1929). Über das elektrenkephalogramm des menschen, *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 87(1), 527-570.
- [23] **Teplan, M.** (2002). Fundamentals of EEG measurement, *Measurement science review*, 2(2), 1-11.
- [24] **Malmivuo, J. ve Plonsey, R.** (1995). *Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*, Oxford university press.
- [25] **Webster, J.G.** (2014). *The Physiological Measurement Handbook*, CRC Press.
- [26] <<http://www.germangh.com/aar/aardoc/node11.html#fig:275to290>>, erişim tarihi 07.10.2015.
- [27] **Pfurtscheller, G. ve Neuper, C.** (1997). Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans, *Neuroscience letters*, 239(2), 65-68.
- [28] **McFarland, D.J., Miner, L.A., Vaughan, T.M. ve Wolpaw, J.R.** (2000). Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements, *Brain topography*, 12(3), 177-186.
- [29] **Müller-Putz, G.R., Scherer, R., Brauneis, C. ve Pfurtscheller, G.** (2005). Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components, *Journal of neural engineering*, 2(4), 123.
- [30] **Müller, M.M., Gruber, T. ve Keil, A.** (2000). Modulation of induced gamma band activity in the human EEG by attention and visual information processing, *International Journal of Psychophysiology*, 38(3), 283-299.

- [31] **Başar, E., Başar-Eroglu, C., Karakaş, S. ve Schürmann, M.** (2001). Gamma, alpha, delta, and theta oscillations govern cognitive processes, *International Journal of Psychophysiology*, 39(2), 241-248.
- [32] **Niedermeyer, E. ve da Silva, F.L.** (2005). *Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*, Lippincott Williams & Wilkins.
- [33] **Cacioppo, J.T., Tassinari, L.G. ve Berntson, G.** (2007). *Handbook of psychophysiology*, Cambridge University Press.
- [34] **Lesser, R.P.** (1986). American Electroencephalographic Society Guidelines in EEG, 1-7 (Revised 1985), *Journal of Clinical Neurophysiology*, 3(2), 131-132.
- [35] **Oostenveld, R. ve Praamstra, P.** (2001). The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements, *Clinical neurophysiology*, 112(4), 713-719.
- [36] **Li, Y., Pan, J., Wang, F. ve Yu, Z.** (2013). A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 60(11), 3156-3166.
- [37] **Zhu, D., Bieger, J., Molina, G.G. ve Aarts, R.M.** (2010). A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs, *Computational intelligence and neuroscience*, 2010, 1-12.
- [38] **Herrmann, C.S.** (2001). Human EEG responses to 1–100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena, *Experimental brain research*, 137(3-4), 346-353.
- [39] **Cheng, M., Gao, X., Gao, S. ve Xu, D.** (2002). Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 49(10), 1181-1186.
- [40] **Müller-Putz, G.R. ve Pfurtscheller, G.** (2008). Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 55(1), 361-364.
- [41] **Farwell, L.A. ve Donchin, E.** (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 70(6), 510-523.
- [42] **Cecotti, H. ve Gräser, A.** (2011). Convolutional neural networks for P300 detection with application to brain-computer interfaces, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33(3), 433-445.
- [43] **Picton, T.W.** (1992). The P300 wave of the human event-related potential, *Journal of clinical neurophysiology*, 9(4), 456-479.
- [44] **Rockstroh, B.** (1989). *Slow cortical potentials and behaviour*, Urban & Schwarzenberg.
- [45] **Hinterberger, T., Schmidt, S., Neumann, N., Mellinger, J., Blankertz, B., Curio, G. ve Birbaumer, N.** (2004). Brain-computer communication

and slow cortical potentials, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 51(6), 1011-1018.

- [46] **Niels, B.** (2000). The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2), 190-193.
- [47] **Neuper, C. ve Pfurtscheller, G.** (2001). Event-related dynamics of cortical rhythms: frequency-specific features and functional correlates, *International journal of psychophysiology*, 43(1), 41-58.
- [48] **Wang, Y., Hong, B., Gao, X. ve Gao, S.** (2007). Implementation of a brain-computer interface based on three states of motor imagery, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, (pp. 5059-5062). Lyon, France.
- [49] **Pfurtscheller, G., Neuper, C., Guger, C., Harkam, W., Ramoser, H., Schlogl, A., Obermaier, B. ve Pregenzer, M.** (2000). Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2), 216-219.
- [50] **Schomer, D.L. ve da Silva, F.L.** (2012). *Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*, Lippincott Williams & Wilkins.
- [51] **Le, J. ve Gevins, A.** (1993). Method to reduce blur distortion from EEG's using a realistic head model, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 40(6), 517-528.
- [52] **Babiloni, F., Cincotti, F., Carducci, F., Rossini, P.M. ve Babiloni, C.** (2001). Spatial enhancement of EEG data by surface Laplacian estimation: the use of magnetic resonance imaging-based head models, *Clinical Neurophysiology*, 112(5), 724-727.
- [53] **Wolters, C. ve de Munck, J.C.** (2007). Volume conduction, *Scholarpedia*, 2(3), 1738.
- [54] **[van den Broek, S.P., Reinders, F., Donderwinkel, M. ve Peters, M.]** (1998). Volume conduction effects in EEG and MEG, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 106(6), 522-534.
- [55] **Burle, B., Spieser, L., Roger, C., Casini, L., Hasbroucq, T. ve Vidal, F.** (2015). Spatial and temporal resolutions of EEG: Is it really black and white? A scalp current density view, *International Journal of Psychophysiology*, 97(3), 210-220.
- [56] **Gevins, A., Brickett, P., Costales, B., Le, J. ve Reutter, B.** (1990). Beyond topographic mapping: towards functional-anatomical imaging with 124-channel EEGs and 3-D MRIs, *Brain topography*, 3(1), 53-64.
- [57] **Wang, Y. ve He, B.** (1998). A computer simulation study of cortical imaging from scalp potentials, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 45(6), 724-735.
- [58] **Arvaneh, M., Guan, C., Ang, K.K. ve Quek, C.** (2011). Optimizing the channel selection and classification accuracy in EEG-based BCI, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 58(6), 1865-1873.

- [59] **Koles, Z.J., Lazar, M.S. ve Zhou, S.Z.** (1990). Spatial patterns underlying population differences in the background EEG, *Brain topography*, 2(4), 275-284.
- [60] **Koles, Z.J.** (1991). The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 79(6), 440-447.
- [61] **Yuksel, A. ve Olmez, T.** (2014). Task Related & Spatially Regularized Common Spatial Patterns for Brain Computer Interfaces, *2nd International Work-Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, (pp. 42-53). Granada, Spain.
- [62] **Samek, W.** (2014). *On robust spatial filtering of EEG in nonstationary environments* (Doktora tezi). Technische Universität Berlin.
- [63] **Blankertz, B., Kawanabe, M., Tomioka, R., Hohlefeld, F., Müller, K.-r. ve Nikulin, V.V.** (2007). Invariant common spatial patterns: Alleviating nonstationarities in brain-computer interfacing, *Advances in neural information processing systems*, (pp. 113-120).
- [64] **Samek, W., Vidaurre, C., Müller, K.-R. ve Kawanabe, M.** (2012). Stationary common spatial patterns for brain-computer interfacing, *Journal of neural engineering*, 9(2), 026013.
- [65] **Fattahi, D., Nasihatkon, B. ve Boostani, R.** (2013). A general framework to estimate spatial and spatio-spectral filters for EEG signal classification, *Neurocomputing*, 119, 165-174.
- [66] **Fisher, R.A.** (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems, *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.
- [67] **Alpaydin, E.** (2014). *Introduction to machine learning*, MIT press.
- [68] <http://www.csd.uwo.ca/~olga/Courses/CS434a_541a/Lecture8.pdf>, erişim tarihi 07.11.2015.
- [69] **Blankertz, B., Müller, K.-R., Curio, G., Vaughan, T.M., Schalk, G., Wolpaw, J.R., Schlögl, A., Neuper, C., Pfurtscheller, G. ve Hinterberger, T.** (2004). The BCI competition 2003: progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials, *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 51(6), 1044-1051.
- [70] **Yuksel, A. ve Olmez, T.** (2015). A Neural Network-Based Optimal Spatial Filter Design Method for Motor Imagery Classification, *PLoS ONE*, 10(5), e0125039.
- [71] <<http://www.bci2000.org/wiki/images/d/de/SensorimotorAreas.PNG>>, erişim tarihi 07.11.2015.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Mecit Emre DUMAN
Doğum Tarihi ve Yeri : 30.07.1989 - Üsküdar
E-posta : emreduman@outlook.com

Öğrenim Durumu:

- **Lisans** : 2013, Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği

Mesleki Deneyim ve Ödüller:

- 2015- Gebze Teknik Üniversitesi Araştırma Görevlisi

Yüksek Lisans Tezinden Türetilen Yayınlar, Sunumlar:

- **Duman, M. E.**, Yuksel A., Olmez T., 2015. Ayrımsal Ortak Uzamsal Örüntüler Metodu. *Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU) 2015*, Mayıs, 2015 Malatya, Türkiye.