



# Farklı Dikkat Tiplerinin Uyarılmış Potansiyeller İle Sınıflandırılması

## Classification of Different Attention Types With Evoked Potentials

Turgay Batbat<sup>1</sup>, Ayşegül Güven<sup>1</sup>, Nazan Dolu<sup>2</sup>, Mahir Demir<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Biyomedikal Mühendisliği Bölümü, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye  
{ turgaybatbat,aguven}@erciyes.edu.tr

<sup>2</sup>Tıp Fakültesi Fizyoloji A.B.D., Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye  
nazandolu66@gmail.com

<sup>3</sup>Sağlık Bilimleri Enstitüsü Fizyoloji A.B.D., Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye  
mahirdemir88@yahoo.com

**Özetçe**—Dikkat yıllar süren çalışmalar neticesinde çeşitli mekanizmalar ve tipler ile tanımlanmıştır. Bu tanımlamalar ile dikkat durumları arası geçiş ve dikkate bağlı farklı bilişsel faaliyetlerin değişen çevre şartlarına tepkisi incelenmektedir. Bu çalışmada üniversite öğrencisi gençlerde dikkat tiplerini belirlemek amacıyla işitsel uyarılar üzerine ek bozucuların tespiti sınıflandırma yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir. Ayrık dalgacık Dönüşümü ile filtrelenen Uyarılmış Potansiyel sinyallerinden P300 ve dalgacık katsayı entropi değerleri özellik olarak alınmıştır. Yapılan sınıflandırma işleminde Destek Vektör Makinelerinin en başarılı sınıflandırmayı yaptığı görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler** — uyarılmış potansiyeller; destek vektör makinesi; sınıflandırma; dikkat tipleri.

**Abstract**—Attention is described with different types and mechanisms after years of work. These descriptions help us to detect cognitive transitions over different attention cases and effect of different environmental situations. In this study, classification methods are applied to detect additional disruptive stimulators on auditory stimulus to select different cases over young university students. Evoked Potential signals are filtered with Discrete Wavelet Transform. P300 features and wavelet coefficient entropies are taken as the feature set. After classification process, Support Vector Machines has been seen to provide the best performance.

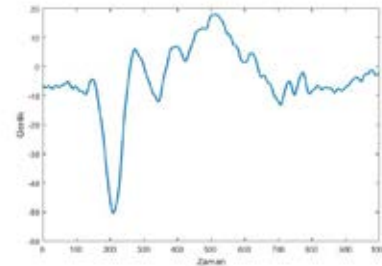
**Keywords** — evoked potentials; support vector machine; classification; types of attention.

### I. GİRİŞ

Günlük hayatlarında maruz kaldıkları bilgi bombardımanı insanların dikkatlerinin çok fazla kanala bölünmesine, yapılması gereken işlerin ve gerçekten gerekli olan bilgilerin unutulmasına ve öğrenme süreçlerinde oluşan bu yoğun girişim ve aşırı yüklenme kaynaklı motivasyon bozukluklarına neden olmaktadır. Dikkatin yapısında, beynin uyarılması ve bu uyarılardan seçme işlemi vardır. Dikkat kavramına ilişkin nörolojik modellerin

getirdiği yaklaşımlar doğrultusunda dikkati sürekli dikkat, seçici dikkat ve bölünmüş dikkat olmak üzere üç başlıkta ele almak mümkündür. Sürekli dikkat, uyarılmışlık durumunun sürdürülmesi ve belli bir görev üstünde ara vermeden odaklanabilme yeteneğidir. Seçici dikkat diğer uyarıcıların ihmal edilip dikkatin belli bir uyarıcıya yönelmesi, bölünmüş dikkat ise iki veya daha çok uyarıcı ile aynı anda ilgilenilmesi durumudur [1].

Uyarın veya olaya reaksiyonda beyinde oluşan ve başın saçlı derisinden kaydedilen elektriksel değişikliklere Uyarılmış Potansiyeller (UP) denir. Örnek bir UP sinyali Şekil 1'de görülmektedir. Yapılan çalışmalarda; psikiyatrik problemi olan hastalarda, işitsel uyarılar ile ilköğretim öğrencilerinde cinsiyete göre, müzik eğitim durumuna göre dikkatle ilişkisi bilinen P300 isimli UP bileşeni üzerinde farklar aranmıştır. Bazı çalışmalarda P300 zayıf bulunmuş kullanılan uyarın konfigürasyonu ve süresi gibi özelliklerin farklara sebep olduğu belirtilmiştir. Bu bakımdan sağlıklı tıp fakültesi öğrencilerinde yapılan bir çalışmada: görsel UP üzerinden cinsiyet etkisi P100, N75 gibi bileşenler ile değerlendirilmiştir. Uyarın ilişkisi ele alındığında; görsel dikkat durumunda bazı seslerin algılanmadığı, görsel uyarılarda işaret etme ve karmaşıklık durumunun, renk farklılıklarının dikkat durumuna etkisi ile aşk ve arkadaşlık olgusunun dikkat ve hafızaya etkisinin incelendiği çalışmalar son dönemde görülmektedir [2]–[10].



Şekil 1. Orijinal UP verisi için bir örnek



## Sinyal İşleme 2

1. Gün / 27 Ekim 2016, Perşembe

UP sinyallerinde yapılan işaret işleme uygulamaları; filtreleme, özellik çıkarma ve sınıflandırma olarak gruplandırılabilir. İşaret işleme ile gürültüden arındırılan sinyallerin başarılı bir şekilde sınıflandırılması için veriyi iyi temsil edecek özelliklerin elde edilmesi gerekmektedir. Dikkat ile ilgili çalışmalar incelendiğinde UP'in belli bir zaman veya frekans bileşenine odaklanmadan bir bütün halinde değerlendirilmesi gerektiği görülmektedir. Yapılan çalışmalarda ise genel manada sinyallerin zaman domeninde belli pik noktalarının (P300, N100 vb.) genlik ve latans bilgilerinin değerlendirilmesi şeklinde olmaktadır [11]. UP'in frekans ekseninde değerlendirildiği çalışmalar da sadece EEG'nin frekans bileşenlerinin incelenmesi şeklinde olmuştur [12]. Çalışmamızın amacı görsel ve işitsel uyaranların birlikte incelendiği bir deney düzeneği yardımıyla dikkat ile ilgili bilinen özellikler ve verinin tamamına gizlenmiş olan ek özellikleri otomatik olarak elde ederek kişilerin dikkat durumlarını sınıflandırıcılar vasıtasıyla tespit etmektir.

## II. KAYITLARIN ALINMASI

Çalışmada kullanılan kayıtlar Erciyes Üniversitesi Fizyoloji Anabilim Dalı'nda gerekli etik izinler dâhilinde uzmanlar gözetiminde alınmıştır. Biopac Systems MP 150 modülü ve bu modüle entegre olarak tarafımızca oluşturulan standartlara uygun uyaran sistemi kullanılmıştır [13]. Deney grubu sağlıklı ve 18-25 yaş aralığında 27 üniversite öğrencisinden oluşmaktadır. Yaptığımız çalışmada yaşın dikkat üzerine etkisinin engellenmesi amacıyla yakın yaş gruplarındaki bireyler deney grubu olarak tercih edilmiştir [14]. Katılımcılarda görme-duyma bozuklukları, nörolojik veya psikiyatrik bir rahatsızlık bulunması, nöropsikiyatrik ilaç alımı, metabolik başka bir bozukluk veya malignite dışlama ölçütü olarak belirlenmiştir. Sinyaller, uluslararası 10-20 sistemine göre beynin frontal (Fz), santral (Cz), parietal (Pz) ve oksipital (Oz) bölgelerinden kaydedilmiştir.

### A. İşitsel Uyaranlar

Oddball işitsel uyaran modeline göre 40 ince ses tonu (hedef uyaran 2000Hz, 70 dB) ve 120 kalın ses tonu (hedef olmayan- standart uyaran, 1000 Hz, 70 dB) olan 'klik' sesinden oluşan paradigma uygulanmıştır. Uyaranların arasında 1500 msn aralık bulunmaktadır. Hedef uyaran olan ince tonlu sesler, standart uyaran olan kalın tonlu seslerin arasına rastgele yerleştirilmiştir [15].

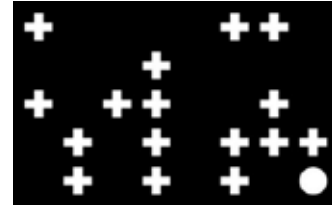
### B. Görsel Uyaranlar

Şekil 2'de verilen örnekte görüldüğü gibi, siyah zemin üzerine beyaz uyarılardan oluşan görsel bir test hazırlanmıştır [16]. Görsel uyarılar arasındaki geçişler işitsel uyaranlar ile eş zamanlı olarak 1500 ms aralıklarla değişmektedir. Yuvarlak şeklinde olan hedef uyarılar (40 adet), artı şeklinde olan standart uyarıların (120 adet) arasına rastgele dağıtılmıştır.

### C. Uyarılmış Potansiyel Kayıtları

Kayıt sırasında kişiler 2,5x3x3 m boyutunda hafifçe aydınlatılmış, elektromanyetik ve ses yalıtımı bulunan bir

odaya alınarak rahat bir koltukta oturulmuş ve gözlerini açık tutmaları istenmiştir. Sırasıyla Oddball uyaran modelleri kullanılarak UP kayıtları alınmıştır. Örnekleme frekansı 2,5 kHz'dir. Katılımcıya önce işitsel uyaran verilmiş (I) ve ilgili butona hedef uyarıyı duyduğu anda basması istenmiştir. Daha sonra eş zamanlı olarak hem işitsel hem görsel uyaranlar verilerek farklı durumlar için işitsel uyarının etkisine oranla oluşan farklılıklar incelenmiştir. Uygulamanın bu adımında çalışma iki aşamadan oluşmuştur; birinci aşamada odaklanmış dikkati belirlemek amacıyla görsel ve işitsel hedef uyarılar katılımcıya aynı anda verilmiş (A), ikinci aşamada ise bölünmüş dikkat incelemesinin yapılabilmesi için katılımcının farklı zamanlarda gelen görsel ve işitsel hedeflere göre (F), farklı ellerindeki butonlara basmaları istenmiştir.



Şekil 2. Görsel uyaran örneği

## III. FİLTRELEME VE ÖZELLİK ÇIKARIMI

EEG verilerinden UP bileşenlerinin çıkarılması için her bir uyaran cevabının ortalaması alınmış ve filtreleme işlemi olarak birçok çalışmada kullanılan Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yöntemi kullanılmıştır. P300 değerleri için genlikler, latanslar, P300 genişlikleri ve sinyalin üzerinde oluşan pik sayısı; hedef, tüm (hedef ve standart) ve standart uyaran cevapları olmak üzere üç grup altında özellik olarak alınmıştır. Ayrıca sinyalde ADD katsayıları üzerinden entropi değerleri de özellik olarak ele alınmıştır.

### A. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Bu yöntem çok iyi zaman-frekans kararlılığı sağlayan yelpaze kavramını içerdiği için EEG gibi durağan olmayan sinyallere oldukça uygundur. Bu sebeple ADD yöntemi farklı frekans bantları içeren EEG sinyalinin analizi ve buna bağlı UP sinyalleri için kullanılabilir. Bu yöntemle dokulara ait farklı bilgiler taşıyan her alt banttan elde edilen özellikler işareti sınıflandırmada değerlendirilebilir. ADD'de işaret her bir adımda alçak geçiren ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilerek, yüksek frekanslı ve alçak frekanslı bölgeleri ayrı ayrı elde edilmiş olur. Daha sonra bir önceki adımda elde edilen alçak frekanslı bölge alınır ve filtreler tekrar uygulanır. Bu işlem belirlenen bir seviyeye gelinceye kadar tekrarlanır. Dalgacık katsayılarından orijinal sinyali elde etmek için yeniden yapılanma işlemi, ayrışma işleminin tam tersidir [17].

### B. Entropi değerleri

EEG sinyallerinin analizinde sıkça kullanılan entropi işaretteki düzensizliğin bir ölçüsüdür. Karmaşık sinyaller

## Sinyal İşleme 2

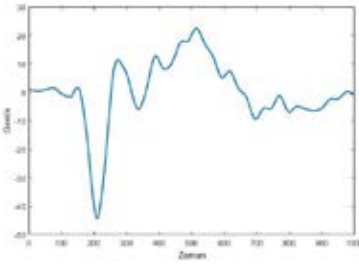
1. Gün / 27 Ekim 2016, Perşembe

daha yüksek entropiye sahiptirler. Sonlu uzunlukta sayısal bir rastgele değişkenin olasılık dağılım fonksiyonu  $P_n$  ile simgelandığında, bu değişkenin entropisi Shannon modeline göre (1)'deki gibi hesaplanmıştır:

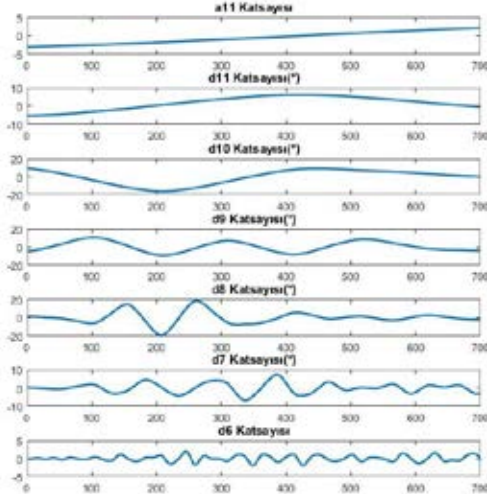
$$E(n) = -\sum_{i=0}^{N-1} P_i^2[n] \log_2(P_i^2[n]) \quad (1)$$

Denklem (1)'de verilen  $P_i(n)$  veri setinde  $i$ . sıradaki olasılık dağılım fonksiyonu değeri,  $N$  ise olasılık kütle fonksiyonu değerlerinin sayısıdır [18]. UP sinyallerinin şekil bilgisinden faydalanılarak elde edilen entropi değerleri öznitelik olarak dikkat durumlarını ayırt etmede kullanılmıştır.

Şekil 4'de bir UP sinyalinden elde edilen 11 kademe ADD katsayı örnekleri verilmiştir. Bu katsayılardan monoton artan ve azalan karakteristik nedeniyle bozucu etki yapan A11 dışında UP frekans sahasına uyan D11, D10, D9, D8 ve D7 katsayıları seçilmiştir. Bu katsayılar hem sinyalin filtrelenmesinde hem de entropi değerleri hesaplanarak özellik olarak alınmasında kullanılmıştır (Şekil 3).



Şekil 3. ADD ile filtrelenmiş UP verisi



Şekil 4. UP sinyalinden elde edilen örnek ADD katsayıları

## IV. ÖZELLİK SEÇİMİ VE SINIFLANDIRMA

### A. İstatistiksel Analiz

Varyans Analizi (ANOVA) grup ortalamaları açısından verileri incelenmekte kullanılan istatistiksel araçlar

bütünüdür. Grup içi ve gruplar arası değişimleri incelenmesinde kullanılan ANOVA, ikiden fazla gruplu verilerin incelenmesinde standartlaşmış bir yöntemdir. Özellik çıkarım yöntemleri ve hesaplamalarla elde edilen özellikler sınıflandırılmada kullanılmadan önce çok aşamalı bir inceleme sürecinden geçirilmiştir. Çalışmada, özellikler ele alınan üç deney türü açısından (I, A, F) değerlendirilerek anlamlı fark oluşturanlar tespit edilmiştir ( $\delta < 0,05$  olarak alındı).

Çalışmada gruplar arası anlamlı fark olan P300 özellikleri; Cz bölgesine ait tüm uyaran latansı, standart uyaran latansı, Oz ve Pz bölgelerine ait hedef ve tüm uyaran genliği, Fz, Oz ve Pz bölgeleri standart uyaran genlikleri olarak ele alınmış ancak sınıflandırma başarımları çok zayıf kalmıştır. P300 genişliği ve pik sayısında anlamlı fark görülmemiştir. İlgili özelliklerle farklı özellik seçim yöntemleri ile de başarılı bir sınıflandırma performansı sağlanamamıştır. Entropi değerlerinde 11 kademe ayrıştırılan ADD katsayılarından d11 ve d10 üzerinden hesaplanan entropi değerlerinde anlamlı fark bulunmuş ve sınıflandırılma başarısını da ciddi oranda artırmıştır.

### B. Özellik Seçimi

CfsSubsetEval paketi kullanılarak denetimsiz olarak elde edilen özelliklerin seçimi esas alınır. Bu yöntemde her özellik bireysel olarak ele alınır. Sınıflar ile korelasyonu en yüksek ve diğer özellikler ile korelasyonu en düşük olan özellikler belirli skorlar ile ifade edilerek seçilirler [18]. Uygulanan bu ön işlem yöntemi sınıflandırmada yapılacak hataları en aza indirmek ve işlem yükünü azaltma konusunda veri setimiz için iyi bir performans göstermiştir.

### C. Sınıflandırıcılar

1) Destek Vektör Makineleri (DVM): verileri belirli çekirdek fonksiyon türleri ile uzayda birbirinden ayırma üzerine kurulu makine öğrenme tekniğidir. Elde edilen fonksiyon parametreleri ile veri gruplarının arasında farklı veri gruplarını farklı taraflarda bırakacak ve kendine en yakın elemanlardan mümkün oldukça uzak olacak sınırlar elde edilmeye çalışılmaktadır [19]. Denetimli olarak yapılan bu öğrenme faaliyeti sonrası yeni veriler başarılı bir şekilde alt düzlemler üzerinde sınıflandırılmaktadır.

2) Çok Katmanlı Perseptron (ÇKP): ÇKP, matematiksel bağıntıların elde edilmesinin zamanın şartlarına göre imkansız olduğu veya maliyetinin yüksek olduğu durumlarda sıklıkla kullanılan bir tekniktir. Bir ve daha fazla gizli katman ile giriş ve çıkış katmanları arası ilişkiyi farklı öğrenme metodları ile kuran ağlar daha sonra oluşan bu yapı vasıtasıyla yeni girişlerden çıkış bilgileri üretmektedir. Sınıflandırma işlemi bu yapısı nedeniyle ÇKP'nin doğal çalışma alanları arasında yer almaktadır [20].

3) Radyal Temelli Sınıflandırıcı (RTS): Bu ağlar tek gizli katmanı bulunduran Yapay Sinir Ağları arasında karakter olarak fonksiyon yapısına uyumlu durumlarda yüksek başarımlar vadeden bir ağ yapısıdır. Sınıflandırma



## Sinyal İşleme 2

1. Gün / 27 Ekim 2016, Perşembe

işlemi ise tespit edilen merkez nokta ve radyal fonksiyona uyan verilerin ilişkili sınıfa dahil edilmesi şeklinde olmaktadır [21].

## V. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Çalışmamızda üç dikkat tipine ait kayıtların aynı anda sınıflandırılması çabası bölünmüş ve seçici dikkat durumlarının sınıflandırıcılar tarafından ayırt edilememesi nedeniyle başarısızlıkla sonuçlanmıştır. Ancak bu iki dikkat durumunun sürekli dikkat ile birlikte ele alınmasında başarımlar entropi değerlerinin de özellik olarak alınmasıyla ciddi bir şekilde yükselmiştir. İstatistiksel karşılaştırmalar ve özellik seçim yöntemlerinin anlamlı fark bulunduğu P300 tabanlı özelliklerin veri setimizde başarılı bir sınıflandırma yapamamaları, ilgili özelliklerin dikkati değerlendirmede yeterli olmadığını açık bir şekilde göstermektedir. Bu durum UP sinyallerinde dikkat değerlendirmesinde sinyalin tamamına ait bilgileri içeren entropi gibi özelliklerin alınmasını zorunlu kılmaktadır. A-İ ve F-İ gruplarının kendi içinde sınıflandırıcılara ait başarımlarını Tablo 1’de, 10 fold cross validation sonuçları da Tablo 2’de görülmektedir.

		Bulunan Sınıflar					
		DVM		ÇKP		RTS	
Gerçek Sınıflar	F	23	4	23	4	23	4
	İ	2	25	5	22	3	24
	A	23	4	23	4	22	5
	İ	3	24	5	22	5	22

Tablo 1. Farklı sınıflandırıcıları için sınıflandırma başarımlarının karşılaştırılması

	Sınıflandırıcılar					
	DVM		ÇKP		RTS	
	F-İ	A-İ	F-İ	A-İ	F-İ	A-İ
Doğruluk (%)	88,8	87,0	83,3	83,3	87,0	81,4
Hassasiyet (%)	92	88	82	82	88	81,4

Tablo 2. Farklı sınıflandırıcıları için sınıflandırma sonuçları

## VI. TEŞEKKÜR

Çalışmamızı 114E440 koduyla desteklenmekte olan TÜBİTAK’a teşekkürlerimizi sunarız.

## KAYNAKÇA

- [1] W. L. Anderson, “Attention, Task and Time,” *Eff. Teach. Study Guid. Readings*, Ed. by LW Anderson, McGraw-Hill B. Company, New York, 1989.
- [2] M. Hansenne, “The p300 cognitive event-related potential. I. Theoretical and psychobiologic perspectives,” *Neurophysiol. Clin.*, vol. 30, no. 4, pp. 191–210, 2000.
- [3] Ö. Ş. Şenel, A. Gölgeci, A. Küçük, C. Süer, and Ç. Özsmi, “İlköğretim Öğrencilerinde Elektrofizyolojik Ölçümler Ve Nöropsikolojik Testlerle Bellek / Öğrenme / Başarı İlişkisinin Araştırılması,” *Heal. (San Fr.)*, vol. 13, no. 3, pp. 39–45, 2004.
- [4] E. Genç, N. Yağışan, E. Apaydin Doğan, and B. Oğuz Genç, “Effect of musical training on auditory event related potentials N200 (mismatch negativity) and P300,” *Türkiye Klin. J. Med. Sci.*, vol. 29, no. 1, pp. 104–109, 2009.
- [5] J. Hill, J. Farquhar, S. Martens, F. Bießmann, and B. Schölkopf,

- [6] G. Akhan, S. Çalışkan, and H. Karaca, “Sağlıklı kişilerde cinsiyetler arasında görsel uyarılmış potansiyellerin karşılaştırılması,” 1995.
- [7] K. Ikeda, “Binaural interaction in human auditory brainstem response compared for tone-pips and rectangular clicks under conditions of auditory and visual attention,” *Hear. Res.*, vol. 325, pp. 27–34, 2015.
- [8] T. Wilaiprasitporn and T. Yagi, “Motion-Modulated and Complexity-Modulated Attention Effects on Visual Evoked Potential P300: Applications for P300-Based Brain-Computer Interfaces,” *IEEJ Trans. Electron. Inf. Syst.*, vol. 135, no. 7, pp. 826–831, 2015.
- [9] M. Kuniecki, J. Pilarczyk, and S. Wichary, “The color red attracts attention in an emotional context. An ERP study,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 9, no. APR, p. 212, 2015.
- [10] S. J. E. Langeslag, J. R. Olivier, M. E. Köhler, I. M. Nijs, and J. W. Van Strien, “Increased attention and memory for beloved-related information during infatuation: behavioral and electrophysiological data,” *Soc. Cogn. Affect. Neurosci.*, vol. 10, no. 1, pp. 136–44, 2015.
- [11] A. Güven, N. Dolu, T. Batbat, and M. Demir, “İşitsel ve görsel uyarıların bölünmüş dikkate etkisinin P300 dalgası ile analizi,” in *Ulusal Fizyoloji Kongresi, Çanakkale*, 2015.
- [12] C. Chang, W. Liang, C. Lai, D. L. Hung, and C. Juan, “Theta Oscillation Reveals the Temporal Involvement of Different Attentional Networks in Contingent Reorienting,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 10, no. June, pp. 1–11, Jun. 2016.
- [13] A. Güven, N. Dolu, T. Batbat, and M. Demir, “Farklı Dikkat Durumlarının Uyarılmış Potansiyeller Üzerine Etkisinin P100 Dalgası ile Analizi Analysis of the Effect of Different Attention Types on Evoked Potentials by P100 Wave,” in *Tiptekno'15*, 2015, vol. 15, no. 18, pp. 197–200.
- [14] N. Wild-Wall and M. Falkenstein, “Age-dependent impairment of auditory processing under spatially focused and divided attention: An electrophysiological study,” *Biol. Psychol.*, vol. 83, no. 1, pp. 27–36, 2010.
- [15] S. Campanella, R. Bruyer, S. Froidbise, M. Rossignol, F. Joassin, C. Kornreich, X. Noël, and P. Verbanck, “Is two better than one? A cross-modal oddball paradigm reveals greater sensitivity of the P300 to emotional face-voice associations,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 121, no. 11, pp. 1855–1862, 2010.
- [16] V. Bari, P. Calcagnile, E. Molteni, R. Re, D. Contini, L. Spinelli, M. Caffini, a Torricelli, R. Cubeddu, S. Cerutti, and a M. Bianchi, “From neurovascular coupling to neurovascular cascade: a study on neural, autonomic and vascular transients in attention,” *Physiol. Meas.*, vol. 33, no. 8, pp. 1379–1397, 2012.
- [17] E. W. Sellers and E. Donchin, “A P300-based brain-computer interface: Initial tests by ALS patients,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 3, pp. 538–548, 2006.
- [18] X.-X. Zhou, Y. Zhang, G. Ji, J. Yang, Z. Dong, S. Wang, G. Zhang, and P. Phillips, “Detection of abnormal MR brains based on wavelet entropy and feature selection,” *IEEJ Trans. Electr. Electron. Eng.*, vol. 11, no. 3, pp. 364–373, 2016.
- [19] H. J. Shin, D.-H. Eom, and S.-S. Kim, “One-class support vector machines - An application in machine fault detection and classification,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 48, no. 2, pp. 395–408, 2005.
- [20] S. İçer, S. Kara, and A. Güven, “Comparison of multilayer perceptron training algorithms for portal venous doppler signals in the cirrhosis disease,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 31, no. 2, pp. 406–413, 2006.
- [21] B. Schölkopf, K. Sung, C. Burges, F. Girosi, P. Niyogi, T. Poggio, and V. Vapnik, “Comparing support vector machines with gaussian kernels to radial basis function classifiers,” *IEEE Trans. Sign. Process.*, vol. 45, no. 1599, pp. 2758–2765, 1997.