

Bağımsız Bileşenler Analizinde Örneklem Frekansının Etkisi ve Tekrarlanabilirlik

Nurhan Erbil ¹ 

Gönderim Tarihi: 20 Aralık, 2022

Kabul Tarihi: 22 Mart, 2023

Basım Tarihi: 31 Ağustos, 2023

Erken Görünüm Tarihi: 18 Temmuz, 2023

Öz

Amaç: BBA (Bağımsız Bileşenler Analizi), derin öğrenme infomax algoritmasını kullanan doğrusal veri ayrıştırma yöntemlerinden biridir. BBA, EEG verilerini yersel ve zamansal özellikleri üzerinden ayrıştırmakta, EEG verileri ve OIP açısından gürültü olarak kabul edilen sinyallerin ayrıştırılmasında sıklıkla kullanılmaktadır.

Gereç ve Yöntem: Lateralize ışık uyarınının kullanıldığı bir deneme sırasında kaydedilen EEG verileri kullanılarak, BBA bileşenlerinin hesaplanmasında örneklem frekansının etkisi incelenmiş, tekrarlanabilirliği ele alınmıştır. EEG örneklem frekansının 250Hz olduğu veri seti için bir, 500Hz'lik EEG veri seti için ise üç kez BBA bileşenleri hesaplanmıştır.

Bulgular: 250Hz ve 500Hz'lik örneklem frekanslarının kullanıldığı EEG verilerine ait BBA bileşenlerinin, topografik ve spektral gösterim ve zamansal değişim açısından farklı olduğu görülmüştür. 500Hz'lik örneklem frekansı ile elde edilen BBA bileşenleri arasında topografi ve polarite açısından farklılıklar gözlemlendi.

Sonuç: BBA uygulanırken EEG verilerindeki gürültü, kullanılan örneklem frekansı, öğrenme sürecinin durdurulmasında kullanılan değişkenin dikkate alınması büyük önem taşımaktadır. BBA ile elde edilen bileşenler incelenirken tekrarlanabilirliği mutlaka test edilmelidir.

Anahtar Kelimeler: EEG, OIP, Bağımsız Bileşenler Analizi

¹**Nurhan Erbil (Sorumlu Yazar).** Hacettepe Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Biyofizik Anabilim Dalı, Sıhhiye, Ankara, Türkiye, Tel: +903123051494, e-posta: nurhaner@hacettepe.edu.tr

The Effect of Sampling Frequency and Repeatability in Independent Component Analysis

Nurhan Erbil ¹ 

Submission Date:December 20th, 2022 **Acceptance Date:**March 22nd, 2023 **Pub.Date:**August 31st, 2023
Online First Date:July 18th, 2023

Abstract

Objectives: ICA (Independent Components Analysis) is one of the linear data decomposing methods using infomax algorithm. ICA decomposes EEG data based on spatial and temporal characteristics and is frequently used to removal of artifacts from EEG and ERP.

Materials and Methods: By using the EEG data recorded during an experiment using lateralized light stimulus, the effect of sampling frequency and reproducibility of ICA components was examined. ICA components were calculated once for the EEG data set with sampled with of 250Hz and three times for the one sampled with 500Hz.

Results: It has been observed that the ICA components of the EEG data sampled with 250Hz and 500Hz are different in terms of topographic and spectral representations and temporal variation. Differences in topography and polarity were observed between ICA components obtained with a sampling frequency of 500Hz.

Conclusion: While applying ICA, it is important to consider the presence of artifacts in EEG data, sampling frequency, and the variable used to stop the learning process. While examining the components obtained with ICA, its reproducibility should be tested.

Keywords: *EEG, ERP, Independent Component Analysis*

¹**Nurhan Erbil (Corresponding Author).** Hacettepe University, Faculty of Medicine, Department of Biophysics, Sıhhiye, Ankara, Türkiye, Tel: +903123051494, e-mail: nurhaner@hacettepe.edu.tr

Giriş

EEG kayıtlarına göre, kortikal aktivasyon incelenirken, uyarana bağlı değişimlerin incelenmesi (*Evoked Potential*) ve süregiden (*spontaneous*) ritmik aktivitede meydana gelen dinamik değişimlerin incelenmesi yöntemleri kullanılmaktadır. Uyarılmış Potansiyellerde, korteksin belli bir bölgesinde uyarana zaman ve faz açısı bakımından kilitli yanıtlar, kayıtlararası ortalama hesaplanarak belirlenmekte, süregiden aktiviteden uyarana verilen yanıt ayrılmaktadır. OİP bileşenlerinin genlik-latans bulguları incelenerek söz konusu aktiviteye ilişkin nöral etkinlikler ele alınmaktadır. Ayrıca kaynak analizi yapılarak ilgili kaynaklara ilişkin bilgi edinilmektedir. Ritmik aktivitede görülen değişiklikler ise, bilişsel fonksiyonlar sırasında, benzer dinamik konumdaki nöron gruplarının bir araya gelmesiyle oluşan nöron topluluklarının senkronizasyon ilişkisindeki değişimlerin frekans alanındaki değerler üzerindeki etkisi incelenerek ele alınmaktadır.

BBA (Bağımsız Bileşenler Analizi, *ICA: Independent Component Analysis*), derin öğrenme infomax algoritmasını kullanan doğrusal veri ayrıştırma yöntemlerinden biridir (Bell ve Sejnowski, 1995; Makeig, Jung, Bell, Ghahremani ve Sejnowski, 1997). Çok kanallı EEG verileri, yersel ve zamansal istatistiksel özelliklerini göz önüne alınarak, kendine has topografisi ve zamansal serisi olan BBA bileşenlerine ayrıştırılmaktadır (Jung ve diğ., 2001; Lee, Girolami, Bell ve Sejnowski, 2000; Makeig ve diğ., 2002). Her EEG montajı, kortikal dinamikler açısından yersel bir filtre gibi düşünülebilir. Farklı EEG bileşenlerinin zamansal yansımalarının da farklı olacağı düşünülürse, yerel bölgesel aktiviteler de farklı olacaktır. Bu durumda hem yersel hem de zamansal özellikleri üzerinden ayrıştırma yapan BBA'nin EEG verilerinin fizyolojik ve fonksiyonel farklı bileşenlerini gösterebileceği öne sürülmüştür (Zhukov, Weinstein ve Johnson, 2000). BBA, göz kırpma, yatay göz hareketleri, kas aktivitesi, kohlear implant gürültüsü gibi EEG verileri ve OIP açısından gürültü olarak kabul edilen sinyallerin ayrıştırılmasında sıklıkla kullanılmaktadır (Barbati, Porcaro, Zappasodi, Rossini ve Tecchio, 2004; Deprez ve diğ., 2018; Iriarte ve diğ., 2003; James ve Gibson, 2003; Joyce, Gorodnitsky ve Kutas, 2004; Kim ve diğ., 2015; Miller ve Zhang, 2014; Tran, Craig, Boord ve Craig, 2004; Urrestarazu ve diğ., 2004).

Sunulan çalışmada, lateralize ışık uyarınının kullanıldığı bir deneme sırasında kaydedilen EEG verileri kullanılarak, BBA bileşenlerinin hesaplanmasında örneklem frekansının etkisi incelenmiş, BBA bileşenlerinin tekrarlanabilirliği ele alınmıştır.

Gereç ve Yöntem

Katılımcılar

Sunulan çalışmada, daha önce sağ el baskın 9 kişinin katıldığı bir araştırmada, katılımcılardan birine ait (görme sorunu olmayan, 35 yaş, kadın) lateralize sol görme alanı uyarını sırasında kaydedilen EEG verileri kullanılmıştır (Erbil ve Yagcioglu, 2016).

Deney Protokolü

Poffenberger paradigmasında, binoküler alanın dışında (sağ/sol görme alanlarında) lateralize ışık uyarını kullanılmaktadır. Kayıt düzeneğinde görsel uyarını sağlamak için kullanılan beyaz ledler, 57cm uzakta görüşün sabitlendiği noktanın 7cm lateraline, 1 cm aralıkla yerleştirilerek, uyarıların binoküler görme alanının dışında kalması sağlandı. Ledler, mikrokontrolör (PIC 16F84) kullanılarak 25ms süreyle yakıldı. Ledlerin yanması arasındaki süre 3-4s arasında değiştirildi, her bir denemede rasgele, tek ya da çift led yandı. Mikrokontrolörün sinyalleri aynı zamanda EEG kayıtları için kullanılan SynAmps amplifikatörünün tetik girişine verildi, ledlerin yanması EEG kayıtlarında ‘olay’ olarak işaretlendi.

EEG Kayıt Parametreleri

Denemelerde, EEG kayıtları için 32 kanallı SynAmps amplifikatörü, Scan 4.2 yazılımı ve 32 elektrotluk EEG bonesi (Quick Cap) kullanıldı (Neuroscan Inc., Herndon, VA). Amplifikatör kanallarından ikisi, sol ve sağ bilek ekstansiyonunu kaydedebilmek için EMG kanalı olarak seçildi, bu nedenle EEG bonesi üzerindeki iki elektrot (FT7 ve FT8) kayıtlarda kullanılmadı. EEG kayıtları 5kHz örneklem frekansı ile, DC-1000 Hz bant aralığında, sol kulak referansına göre alındı. Sağ ve sol bilek ekstansiyonunu, yüzeysel önkol ekstansiyon kaslarının aktivitesini kaydetmek için yerleştirildi.

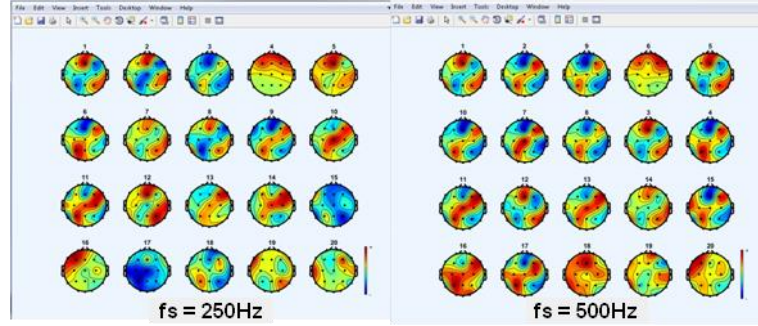
Denemeler sırasında katılımcılardan bakışlarını kayıt devam ettiği sürece ortadaki noktada sabitlemeleri istendi. Sunulan çalışmada, kontrol denemesi olarak alınan, hiçbir motor görevin tanımlanmadığı lateralize sol görme uyarınının uygulandığı EEG verileri kullanılmıştır.

Veri Analizi

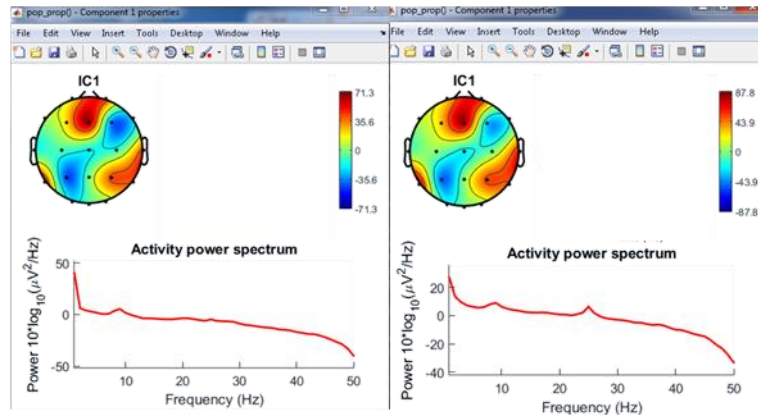
Lateralize sol görme alanı uyarını verildiği sırada toplanan EEG verileri, MATLAB (MathWorks, Inc. MATLAB R2015b) ortamında EEGLAB (EEGLAB 14) uygulama paketi kullanılarak incelendi (Delorme ve Makeig, 2004). EEG örneklem frekansının 500Hz ve 250Hz indirildiği iki farklı veri seti için infomax algoritması kullanılarak BBA bileşenleri hesaplandı.

Bulgular

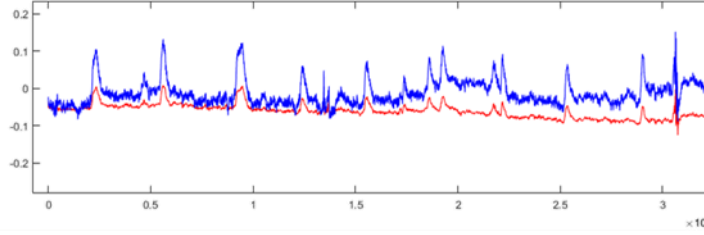
250Hz ve 500Hz'lik örneklem frekanslarının kullanıldığı EEG verilerine ait BBA bileşenlerinin, topografik gösterim, spektral bileşenler ve zamansal değişim açısından farklı olduğu görüldü (Şekil 1, Şekil 2, Şekil 3).



Şekil 1. 250Hz ve 500Hz'lik örneklem frekansı kullanılarak elde edilen BBA bileşenleri. Elde edilen ilk beş bileşen, karşılaştırma kolaylığı sağlamak için sıralanmıştır. Her iki durumda elde edilen ikinci bileşende polarite farklılığı görülmektedir.



Şekil 2. 250Hz ve 500Hz'lik örneklem frekansı kullanılarak elde edilen ortak BBA bileşenin spektral gösterimi.



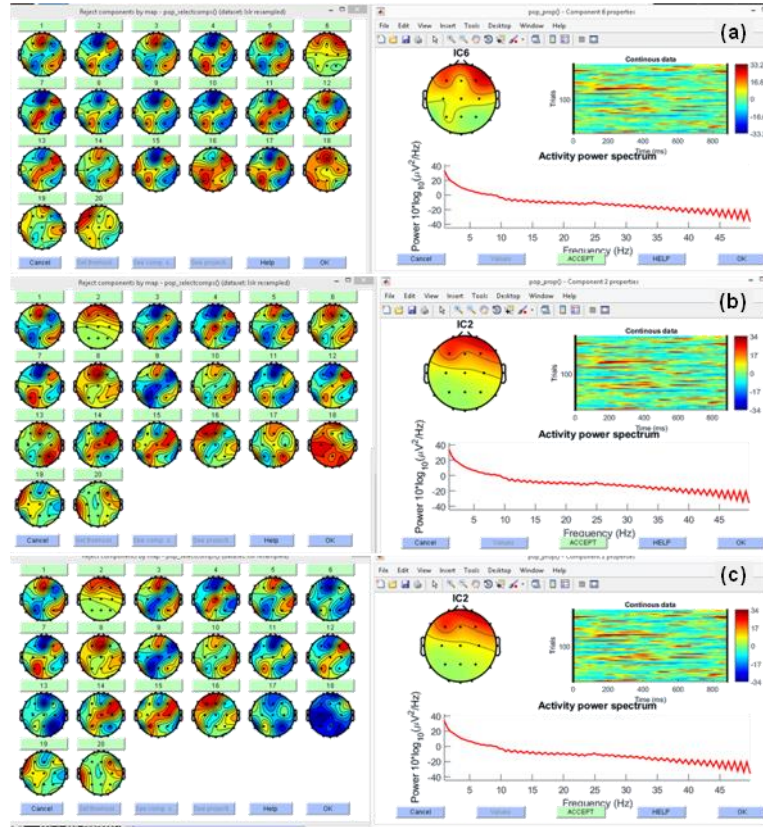
Şekil 3. 250Hz ve 500Hz’lik örnekleme frekansı kullanılarak elde edilen ortak BBA bileşenin zaman serisi. Bileşenlere ait zaman serisi verilerinin farklı olduğu görülmektedir. Yatay eksen zamanı (ms) göstermektedir.

500Hz’lik örnekleme frekansı ile BBA hesaplamaları üç kez tekrarlandı. Her denemede elde edilen BBA bileşenleri arasında topografi ve polarite açısından farklılıklar gözlemlendi. Birinci denemede elde edilen bileşenler oldukça farklı çıkmasına rağmen, ikinci ve üçüncü denemeler sonrasında elde edilen bileşenler arasında temelde polarite farklılığı olduğu görülmektedir (Şekil 4, Şekil 5).

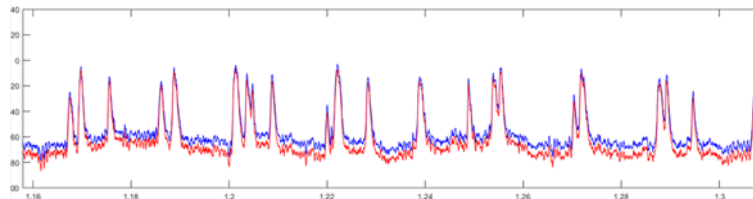
Tartışma ve Sonuç

BBA, OİP çalışmalarında yaygın olarak, artefaktların elenmesinde kullanılsa da, EEG dinamiklerinin çok yönlü analizini esas alan bir yöntem olduğu için farklı OİP bileşenlerinin incelenmesinde önemli katkılar sunmaktadır. Sunulan çalışmada BBA bileşenlerinin hesaplanmasında örnekleme frekansının ve öğrenme sürecinin durdurulmasında kullanılan değişkenin etkisi ele alınmıştır.

Düşük bir örnekleme frekansı BBA’nin esas aldığı derin öğrenme algoritmasının daha az sayıda veri ile işleme başlaması anlamına gelmektedir. Bu durum elde edilen bileşenlerin temsil oranını düşürmektedir. Daha yüksek örnekleme frekansıyla elde edilen ortak BBA bileşenleri incelendiğinde hem zamansal hem de spektral gösterim açısından yetersiz kaldığı görülmektedir. İncelenen OİP bileşenlerine uygun örnekleme frekansının seçilmesi, öğrenme aşamasında ihtiyaç duyulan veri uzunluğunu sağlayacak kadar yüksek olmalıdır. BBA, temiz ve yeterli uzunlukta veri kullanıldığında daha başarılı sonuçlar vermektedir (Jung ve diğ., 2001; Makeig, Debener, Onton ve Delorme, 2004).



Şekil 4. 500Hz'lik örneklem frekansı ile elde edilen BBA bileşenleri. Topografik haritalar incelendiğinde, birinci denemede elde edilen haritaların(a) ikinci (b) ve üçüncüden (c) oldukça farklı olduğu, ikinci ve üçüncü denemelere ait bileşenlerde ise polarite farklılıkları bulunduğu görülmektedir. Göz kırpmalarını temsil ettiği düşünülen BBA bileşeninin birinci denemede topografik farklılıklar göstermesine rağmen, spektral gösterim açısından tüm denemelerde benzer olduğu görülmektedir.



Şekil 5. Göz kırpmalarını temsil ettiği düşünülen BBA bileşenine ait zaman serisi karşılaştırması. Söz konusu bileşene ait zaman serisi verileri ikinci ve üçüncü denemelerde (mavi) aynı olmasına rağmen birinci denemede elde edilen zaman serisinden (kırmızı) farklıdır.

Daha yüksek örneklem frekansı ile BBA analizi yinlendiğinde benzer bileşenlerin sayısı artmasına rağmen söz konusu bileşenlerde polarite ve zaman serisi farklılıkları görülmektedir. Bu durum kullanılan algoritmanın kabul edilebilir hata terimi ile ilgilidir. BBA, verilerin yersel ve zamansal değişimlerinin istatistiksel analizi üzerinden gerçekleşmektedir. Derin öğrenme algoritması rasgele haritalarla başlayıp, yersel ve zamansal dağılımı en iyi şekilde temsil edebilecek haritaları elde etmeye çalışmaktadır (EEGLAB_WIKI, 2022b). Bu aşamada, öğrenme sürecinin durdurulmasında kullanılan değişkenin (varsayılan değer 10^{-6} 'dır) belirlenmesi önemlidir. Bu değişkenin çok küçük olması öğrenme süresini uzatmakta, yeterince küçük olmaması ise sunulan çalışmada olduğu gibi farklı BBA bileşenlerinin ortaya çıkmasına neden olmaktadır. Ayrıca kullanılan algoritma, rasgele bir ilişki matrisi oluşturarak derin öğrenme işlemini başlatmaktadır (EEGLAB_WIKI, 2022a). Bu nedenle her BBA analizi sonrası bileşenlerin sırası değişebilmekte, kullanılan veri setinin özelliklerine bağlı olarak hatalı/farklı bileşenler ortaya çıkarabilmektedir.

BBA uygulanırken EEG verilerinde artefaktların varlığı, örneklem frekansı, öğrenme sürecinin durdurulmasında kullanılan değişkenin dikkate alınması büyük önem taşımaktadır. BBA ile elde edilen bileşenler incelenirken tekrarlanabilirliği mutlaka test edilmeli, BBA bileşenlerine ait topografik haritaların yanı sıra spektral ve zaman serisi verileri de mutlaka gözden geçirilmelidir.

Sunulan çalışmada, derin öğrenme infomax algoritmasını kullanılarak elde edilen BBA bileşenleri incelenmiştir. Infomax'a ek olarak, İkinci dereceden kör tanımlama (Second-Order Blind Identification-SOBİ) algoritması ve Ortak yaklaşım özdeğerlerin köşegenleştirilmesi (Joint Approximation Diagonalization of Eigen-matrices-JADE) algoritmaları da BBA'nde kullanılmaktadır. Farklı istatistiksel özellikleri olan bileşenler içeren sinyallerde söz konusu algoritmalarının başarımının karşılaştırılması, BBA'nin daha etkin kullanımını sağlayacak bulgular sunacaktır.

Bildirim

Bu çalışmada N.E. (2010), Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Hacettepe Üniversitesi, tezinden yararlanılmıştır. İngilizce terimlerin çevirisinde, TÜBA Türkçe Bilim Terimleri Sözlüğü (<http://terim.tuba.gov.tr/>) kullanılmıştır.

Kaynakça

- Barbati, G., Porcaro, C., Zappasodi, F., Rossini, P. M., & Tecchio, F. (2004). Optimization of an independent component analysis approach for artifact identification and removal in magnetoencephalographic signals. *Clin Neurophysiol*, 115(5), 1220-1232. doi:10.1016/j.clinph.2003.12.015
- Bell, A. J., & Sejnowski, T. J. (1995). An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Comput*, 7(6), 1129-1159. doi:10.1162/neco.1995.7.6.1129
- Delorme, A., & Makeig, S. (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *J Neurosci Methods*, 134(1), 9-21. doi:10.1016/j.jneumeth.2003.10.009
- Deprez, H., Gransier, R., Hofmann, M., van Wieringen, A., Wouters, J., & Moonen, M. (2018). Independent component analysis for cochlear implant artifacts attenuation from electrically evoked auditory steady-state response measurements. *J Neural Eng*, 15(1), 016006. doi:10.1088/1741-2552/aa87ce
- EEGLAB_WIKI. (2022a). ICA Background. Retrieved from https://eeglab.org/tutorials/ConceptsGuide/ICA_background.html
- EEGLAB_WIKI. (2022b). Independent Component Analysis for artifact removal Retrieved from https://eeglab.org/tutorials/06_RejectArtifacts/RunICA.html
- Erbil, N., & Yagcioglu, S. (2016). Connectivity measures in the Poffenberger paradigm indicate hemispheric asymmetries. *Funct Neurol*, 31(4), 249-256. doi:10.11138/fneur/2016.31.4.249
- Iriarte, J., Urrestarazu, E., Valencia, M., Alegre, M., Malanda, A., Viteri, C., & Artieda, J. (2003). Independent component analysis as a tool to eliminate artifacts in EEG: a quantitative study. *J Clin Neurophysiol*, 20(4), 249-257. doi:10.1097/00004691-200307000-00004
- James, C. J., & Gibson, O. J. (2003). Temporally constrained ICA: an application to artifact rejection in electromagnetic brain signal analysis. *IEEE Trans Biomed Eng*, 50(9), 1108-1116. doi:10.1109/tbme.2003.816076
- Joyce, C. A., Gorodnitsky, I. F., & Kutas, M. (2004). Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation. *Psychophysiology*, 41(2), 313-325. doi:10.1111/j.1469-8986.2003.00141.x
- Jung, T. P., Makeig, S., McKeown, M. J., Bell, A. J., Lee, T. W., & Sejnowski, T. J. (2001). Imaging Brain Dynamics Using Independent Component Analysis. *Proc IEEE Inst Electr Electron Eng*, 89(7), 1107-1122. doi:10.1109/5.939827
- Kim, K., Punte, A. K., Mertens, G., Van de Heyning, P., Park, K. J., Choi, H., . . . Song, J. J. (2015). A novel method for device-related electroencephalography artifact suppression to explore cochlear implant-related cortical changes in single-sided deafness. *J Neurosci Methods*, 255, 22-28. doi:10.1016/j.jneumeth.2015.07.020
- Lee, T.-W., Girolami, M., Bell, A. J., & Sejnowski, T. J. (2000). A unifying information-theoretic framework for independent component analysis. *Computers & Mathematics with Applications*, 39(11), 1-21. doi:[https://doi.org/10.1016/S0898-1221\(00\)00101-2](https://doi.org/10.1016/S0898-1221(00)00101-2)
- Makeig, S., Debener, S., Onton, J., & Delorme, A. (2004). Mining event-related brain dynamics. *Trends Cogn Sci*, 8(5), 204-210. doi:10.1016/j.tics.2004.03.008
- Makeig, S., Jung, T. P., Bell, A. J., Ghahremani, D., & Sejnowski, T. J. (1997). Blind separation of auditory event-related brain responses into independent components. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 94(20), 10979-10984. doi:10.1073/pnas.94.20.10979
- Makeig, S., Westerfield, M., Jung, T. P., Enghoff, S., Townsend, J., Courchesne, E., & Sejnowski, T. J. (2002). Dynamic brain sources of visual evoked responses. *Science*, 295(5555), 690-694. doi:10.1126/science.1066168
- Miller, S., & Zhang, Y. (2014). Validation of the cochlear implant artifact correction tool for auditory electrophysiology. *Neurosci Lett*, 577, 51-55. doi:10.1016/j.neulet.2014.06.007
- Tran, Y., Craig, A., Boord, P., & Craig, D. (2004). Using independent component analysis to remove artifact from electroencephalographic measured during stuttered speech. *Med Biol Eng Comput*, 42(5), 627-633. doi:10.1007/bf02347544

EEG verilerinde Bağımsız Bileşenler Analizi
Independent Component Analysis of EEG data

H.Ü. Sağlık Bilimleri Fakültesi Dergisi
Cilt:10, Sayı:2, 2023
Doi: 10.21020/husbfd.1222083

Urrestarazu, E., Iriarte, J., Alegre, M., Valencia, M., Viteri, C., & Artieda, J. (2004). Independent component analysis removing artifacts in ictal recordings. *Epilepsia*, 45(9), 1071-1078. doi:10.1111/j.0013-9580.2004.12104.x

Zhukov, L., Weinstein, D., & Johnson, C. (2000). Independent component analysis for EEG source localization. *IEEE Eng Med Biol Mag*, 19(3), 87-96. doi:10.1109/51.844386