



Güç Yoğunluk Spektrumu Tabanlı Yeni Bir Öz Kip Fonksiyonu Seçme Yöntemi

A New Intrinsic Mode Function Selection Method Based on Power Spectral Density

Soner KOTAN

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı
İstanbul Üniversitesi
İstanbul, Türkiye
sonerkotan@gmail.com

Aydın AKAN

Biyomedikal Mühendisliği Bölümü
İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi
İzmir, Türkiye
aydin.akan@ikc.edu.tr

Özetçe—Görgül Kip Ayırıştırma, durağan ve lineer olmayan çok bileşenli sinyallerin, lineer ve durağan olan alt bileşenlere ayrılmasında sıklıkla kullanılan sinyal işleme yöntemlerinden biridir. İşlem sonucunda elde edilen ve öz kip olarak isimlendirilen alt sinyaller, başta sınıflandırma olmak üzere birçok işlemde kullanılmaktadır. Fakat öz kiplerin bir kısmı sinyal hakkında bilgi taşırken, bir kısmında gürültü baskındır. Gerek bu nedenle, gerekse çalışmalardaki işlem yükünü azaltmak için geçmişte öz kip seçme yöntemleri önerilmiştir. Bu çalışmada, geçmişte önerilmiş olan bu seçim yöntemlerinden yola çıkılarak yeni bir öz kip seçme yöntemi önerilmiştir.

Anahtar Kelimeler — görgül kip ayırıştırma; öz kip seçme; güç yoğunluk spektrum.

Abstract—Empirical Mode Decomposition is one of the mostly used decomposition method to decompose non-linear and non-stationary multivariate signals into linear and stationary sub-signals. Intrinsic mode functions, which are the sub-signals obtained as an output of the process are used in many studies, primarily classification. Even though, some of the intrinsic mode functions are noise dominant while some of them are signal dominant. For this reason and that to reduce the computational cost, intrinsic mode function selection methods have been proposed in the past. In this study, a new selection method is proposed which is inspired of proposed methods in the past.

Keywords — empirical mode decomposition; intrinsic mode function selection; power spectral density.

I. GİRİŞ

Durağan olmayan çok bileşenli sinyallerin analizi, çözünürlük, bileşen ayırıştırma ve çapraz terimlerin bastırılması gibi birçok engel nedeniyle oldukça zorlayıcıdır [1]. Bu tip sinyallerin analizi için dalgacık dönüşümü (DD) [2], bağımsız bileşen analizi (BBA) [3] ve görgül kip ayırıştırma (GKA) [4] gibi yöntemler önerilmiş ve alanda sıklıkla kullanılmıştır [5]. Bu yöntemlerden GKA, durağan ve lineer olmayan sinyallerin analizinde, adaptif olması ve temel fonksiyon gerektirmemesi nedeniyle sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır [6]. GKA, bu

doğrusal ve durağan olmayan sinyallerin, öz kip adı verilen monoton ve yaklaşık olarak durağan sinyallere ayırıştırılmasını sağlar [7].

GKA, sinyali öz kiplere ayırıştırırken 3 varsayım yapar: (a) sinyal en az iki adet ekstremuma (minimum ve maksimum) sahip olmalı; (b) karakteristik zaman skalası, sinyalin yerel maksimum ve yerel minimum arasındaki başarılı salınımları olarak tanımlanır; (c) eğer sinyal ekstremumlara sahip değil fakat bükülme noktalarına sahipse, ekstremumları ortaya çıkarmak için bir veya daha çok defa göz önünde bulundurulmayabilir [7]. GKA sonucunda elde edilen öz kiplerden ilki en yüksek frekans aralığındaki bileşenken; sonuncusu en düşük frekans aralığındadır [8].

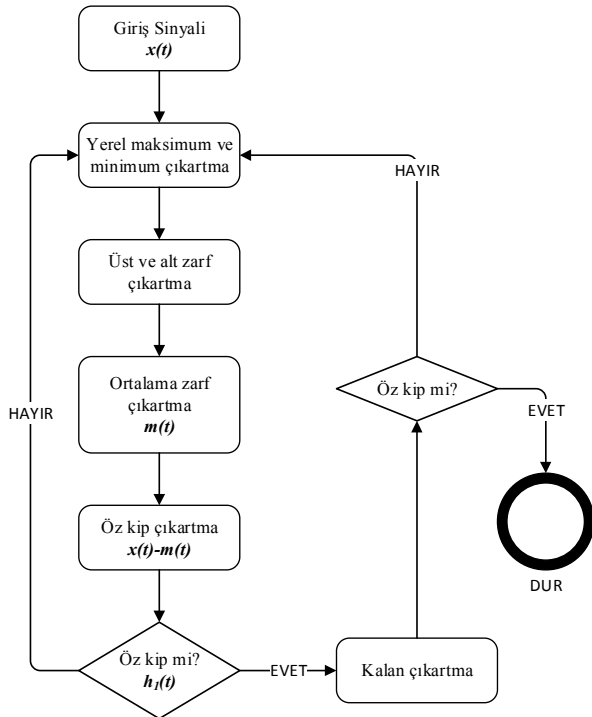
GKA tabanlı sinyal analizine ait prosedür şekil. 1'de verilmiştir. Giriş sinyali $x(t)$ 'nin öncelikle tepe noktaların belirlenmesi yardımıyla yerel maksimum ve minimumları elde edilmiştir. Ardından kübik şerit eğri uydurma (cubic spline curve fitting) yardımıyla üst ve alt zarflar elde edilmiştir. Bu zarfların ortalama değerleri, $m(t)$, hesaplanmış, sinyal ile bu

ortalama arasındaki fark, $x(t)-m(t)$, yeni bir sinyal olarak belirlenmiştir. Bu yeni sinyal, $h_1(t)$, şu iki şartı sağlıyor ise giriş sinyalinin ilk öz kipi olarak kabul edilir: (a) sıfır geçiş ve ekstremum sayıları eşit veya aralarındaki fark en fazla 1 olmalı; (b) herhangi bir noktada, yerel maksimum ve yerel minimum tarafından tanımlanan zarfların ortalama değeri sıfır olmalı. Şartlar sağlanmıyorsa, işlem bir öz kip elde edilinceye kadar uygulanır. Bir öz kip elde edildiğinde, bu sinyal $x(t)$ sinyalinden çıkarılır. Kalan sinyal olan $r_1(t)$, diğer öz kiplerin elde edilmesi için yeni sinyal olarak değerlendirilir. İşlem, kalan değer monoton bir sinyal oluncaya kadar devam ettirilir.

II. GEREKÇE VE YÖNTEM

A. Öz kip seçmenin önemi

GKA kullanılarak elde edilen öz kiplerin taşıdıkları orjinal sinyale ait bilgi aynı seviyede değildir. Kimi öz kipler sinyale ait anlamlı bilgi taşırken;



Şekil 1. Gorguk Kip Ayırıştırma Algoritması

kimileri daha çok gürültü bilgisi taşımaktadırlar [9]. Bu durum, işlem için kullanılacak olan öz kiplerin belirli kurallara göre seçilmesini zorunlu kılar. Aksi halde kullanacağımız gereksiz bilgi taşıyan öz kipler işlem sonucuna negatif yönde etki ederken; bir yandan da hesap maliyetini arttıracaktır. Öz kiplerin seçimi genellikle kullanıcı tarafından görsel olarak veya deneysel ölçütlerle seçilir [10]. Fakat çok sayıda sinyalle çalışıldığında bu işlemin kullanıcı tarafından tek tek seçilmesi verimli bir yol değildir. Ayrıca bu seçimlerde hata yapılma olasılığı oldukça yüksektir. Bu nedenlerden dolayı öz kiplerin otomatik olarak seçimi ihtiyacı doğmuştur.

B. Öz kip seçme yöntemleri

Junsheng ve diğ., öz kiplerin sahip oldukları enerji miktarına göre derecelendirilmesini önermişlerdir [11]. Bu kritere göre, bir öz kiplin sahip olduğu enerji, bu öz kiplin ama sinyali temsil etme oranıyla doğrudan ilintilidir. Eşitlik (1)'de orijinal sinyalin sahip olduğu enerji, öz kiplerin toplamı biçiminde gösterilmiştir.

$$E_{x(t)} = \sum_{j=1}^n E_{h_j(t)} \quad (1)$$

Bu eşitlikte n tüm öz kiplerin sayısı, $E_{h_j(t)}$ ise j . öz kiplin sahip olduğu enerjidir ve (2)'de olduğu gibi hesaplanır.

$$E_{h_j(t)} = \sum_{t=0}^T |c_j(t)|^2 \quad (2)$$

Enerji tabanlı öz kip seçme işleminde kriter: en yüksek enerjiye sahip olan öz kip, orijinal sinyali en çok temsil edendir ve temsilci öz kiplerden biri olabilir.

Peng ve diğ. tarafından önerilen diğer bir öz kip seçme yöntemi ise korelasyon-tabanlı öz kip seçimidir [12]. Bu

yönteme göre öz kipler ile orijinal sinyal arasındaki benzerlik korelasyon katsayısı biçiminden ölçülebilir. Eşitlik (3)'te korelasyon katsayısının hesaplanması için $x(t)$ ile $c_j(t)$ 'nin kovaryanslarının hesaplanması bununla birlikte standart sapmaların da bilinmesi gerektiği görülmektedir.

$$\rho_{x(t)c_j(t)} = \frac{c_{x(t)c_j(t)}}{\sigma_{x(t)}\sigma_{c_j(t)}} \quad (3)$$

Korelasyon tabanlı öz kip seçme işleminde, orijinal sinyalle yüksek bir korelasyon katsayısına sahip olan öz kiplerin; orijinal sinyali diğerlerine nispeten daha iyi temsil ettiği kabul edilir. Buna göre korelasyon tabanlı öz kip seçme kriteri: Orijinal sinyal ile en yüksek korelasyon katsayısına sahip olan öz kip, temsilci olarak seçilmelidir şeklindedir. Böylece orijinal sinyalin, öz kiplerle zaman alanındaki benzerliğine göre öz kip seçme işlemi gerçekleştirilmiş olacaktır.

Yan ve Gao [8], öz kip seçiminde, öz kiplerin enerji içerikleri ve korelasyon katsayıları yöntemlerini karşılaştırmış ve bu yöntemlerin her ikisinin de öz kip seçiminde etkin olarak kullanılabileceğine işaret etmiştir. Komaty ve diğ. ise bu yöntemlerden farklı olarak; orijinal sinyalin olasılık yoğunluk fonksiyonunun (PDF), öz kiplerin PDF'i ile benzerliğine göre seçme işlemi önermişlerdir [13]. PDF'lerin benzerliğini ölçmek için, kullback-leibler fark-tabanlı benzerlik ölçüsü kullanılmıştır.

$$PDF_{benzerlik}(i) = mesafe(PDF(x(t)), PDF(\hat{O}K_i(t))) \quad (4)$$

Eşitlik (4)'te kullanılmış olan mesafe ölçümü (KLD), benzer türdeki mesafe ölçümlerinde sıklıkla kullanılmaktadır ve (5)'te gösterildiği gibi tanımlanmaktadır:

$$mesafe_{KLD}(P, Q) = \sum_{x \in X} \log \frac{p(x)}{q(x)} \quad (5)$$

Eşitlikte P ve Q PDF'leri temsil etmektedir. İlgili mesafeler ölçüldükten sonra, öz kip sayısı kadar mesafe ölçüsü edilmiş olur. Bu mesafeler arasından, (6)'da gösterildiği şekilde bir sınır değeri hesaplanır ve bu sınır değeri, gürültü baskın öz kipler ile sinyal baskın öz kipleri ayıran değer olarak kabul edilir. Önerilen bu yöntem, hesaplama maliyetleri ve öz kiplerin gruplandırılması sırasında uygulanan sınır değeri yönteminin verimli bir uygulama olmaması nedeniyle sık tercih edilmediği görülmüştür.

$$J_{sınır} = \max_{1 \leq i \leq N} \{PDF_{benzerlik}(i)\} + 1 \quad (6)$$

C. Önerilen yöntem

Geçmişte önerilmiş olan gerek enerji tabanlı gerekse korelasyon tabanlı öz kip seçme yöntemlerinin önemli bir eksiği, yüksek gürültülü sinyallerle çalışıldığında ortaya çıkmaktadır. Bu tip sinyallerde, özellikle gürültünün büyük bir kısmını içeren birinci öz kip, orijinal sinyal ile yüksek korelasyona sahipken, aynı zamanda yüksek enerjiye de sahiptir. Yapılacak seçim işlemi sonucu, benzer şekilde gürültü içeren öz kipler, bahsedilen yöntemler tarafından anlamlı bilgi taşıyan bileşenler



olarak nitelendirilecektir [11]. Bu çalışmada, öz kip seçimi için yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen bu yöntemde; orijinal sinyal ile öz kiplerin güç yoğunluk spektrumları arasındaki (PSD) mesafeler KLD kullanılarak hesaplanmış ve en kısa mesafenin en yüksek benzerliği taşıdığı ve dolayısıyla en anlamlı öz kip olarak seçilmesi gerektiği sonucuna ulaşılmıştır. (7)'de periodogram ile hesaplanmış güç yoğunluk spektrumu ve (8)'de bu spektrumlar arasındaki mesafenin hesaplanması sırasında kullanılan eşitlikler verilmiştir. Önerilen bu yöntem, diğer yöntemlerin aksine yalnızca sinyal enerjisi veya yalnızca zaman alanındaki benzerlik yerine, sinyalin sahip olduğu enerjinin spektral dağılımına olan benzerliğin ölçülmesi sayesinde daha detaylı bir analiz vadetmektedir.

$$I_N(k) = \frac{1}{N} |F_k|^2 \quad (7)$$

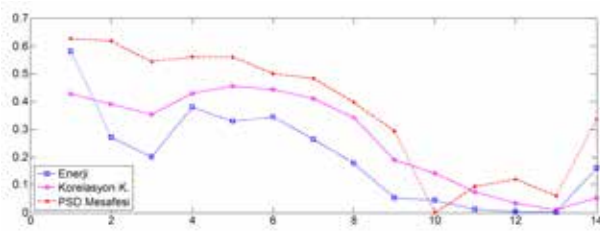
$$PSD_{benzerlik(i)} = \text{mesafe}(PSD(x(t)), PSD(IMF_i(t))) \quad (8)$$

Güç yoğunluk spektrumuna dayanan bu yöntemin diğer yöntemlerle karşılaştırılması için, GKA kullanılarak elde edilmiş olan öz kipler üzerinde; enerji tabanlı, korelasyon tabanlı ve PSD benzerliği tabanlı seçim yöntemleri uygulanmıştır. PDF benzerliği tabanlı seçim yöntemi, öz kipleri yalnızca gruplandırıldığı ve seçim önceliği sırası belirlemediği için karşılaştırma dışında tutulmuştur.

Öz kiplerin elde edildiği sinyaller, Schalk ve diğ. tarafından PhysioBank kullanımına sunulmuş 64 kanallı EEG sinyallerinden oluşmaktadır [14, 15]. İlgili EEG sinyalleri, gözler kapalı ve dinlenme halinde kaydedilmiş sinyallerdir. Çalışma için bahsedilen veri tabanından 30 farklı katılımcıya ait 64 kanallı sinyalin aynı kanallarına ait sinyaller çıkarılmış ve bu sinyallere ait öz kipler, çok kanallı GKA kullanılarak elde edilmiştir. Böylece 30x14'lük bir veri matrisi elde edilmiştir. Elde edilen 30 farklı sinyale ait öz kiplere, önerilen yöntem de dâhil olmak üzere üç farklı seçim yöntemi uygulanmıştır.

III. SONUÇLAR

Çalışmada öz kiplerin sahip oldukları enerjiler, orijinal sinyal ile öz kipler arasındaki korelasyon katsayıları ve PSD benzerlikleri kullanılarak, 30 adet EEG sinyaline ait öz kipler seçme işlemine tabi tutulmuştur.



Şekil 2. Bir EEG sinyaline ait özelliklerin karşılaştırılması

TABLO I. SEÇİLMİŞ ÖZ KIPLERİN KARŞILAŞTIRILMASI

	Yöntem	Seçilen Öz Kipler				Benzeşme
		1. Öncelik	2. Öncelik	3. Öncelik	4. Öncelik	
EEG 2	Enerji	4	2	3	1	75%
	Korelasyon K.	4	3	2	8	
	PSDmesafesi	3	4	2	1	
EEG 11	Enerji	10	11	12	9	100%
	Korelasyon K.	10	11	9	12	
	PSDmesafesi	10	11	12	9	
EEG 22	Enerji	4	10	5	6	50%
	Korelasyon K.	10	4	5	11	
	PSDmesafesi	4	3	11	5	
EEG 27	Enerji	10	4	11	14	75%
	Korelasyon K.	10	4	11	3	
	PSDmesafesi	11	4	10	14	
EEG 25	Enerji	11	4	12	2	50%
	Korelasyon K.	11	12	4	3	
	PSDmesafesi	11	12	10	3	

Şekil.2'de örnek bir EEG sinyalinin öz kiplerine ait enerji, korelasyon ve spektral güç yoğunluğu mesafesi verileri grafik halinde gösterilmiştir (Şekilsel benzerliğin görülebilmesi amacıyla genliklerin oranları benzetilmiştir). Seçme işlemleri sonucunda, her bir yöntem tarafından önerilen yüksek öncelikli ilk 4 öz kip karşılaştırılmıştır. Buna göre; her üç yöntemle seçilmiş olan öz kipler, birbirleriyle yüzde 62,5 oranında benzeşmektedirler. Kimi sinyallerde bu benzeşme yüzde 100'e kadar çıkmıştır. Tablo.1'de, çalışmada kullanılan 30 EEG sinyalinin rastgele seçilmiş 5 tanesine ait benzeşmeler gösterilmektedir.

Elde edilen benzeşme, önerilen yöntemin öz kip seçiminde kullanılabileceğini göstermektedir. Önerilen yöntemin, gerek korelasyon tabanlı, gerekse enerji tabanlı yöntemlerde ortaya çıkan gürültü yoğun öz kiplerin, bilgi içerikli olarak nitelendirilmesi olasılığını düşürdüğü görülmüştür. Bununla birlikte, geçmişte yapılmış birçok çalışmada, GKA sonucunda elde edilen öz kiplerin ilk 4 tanesi herhangi bir şart aranmadan seçilmiş ve işlemler bu öz kipler üzerinden gerçekleştirilmiştir. Fakat 30 farklı EEG sinyali kullanılarak yapılan bu çalışmada, farklı sinyaller için farklı sıradaki öz kiplerin seçilmesi gerektiği, yani kullanılmasını gereken öz kiplerin, sinyalin özelliklerine göre değiştiği sonucuna varılmıştır.

IV. TARTIŞMA

Bu çalışmada önerilen PSD temelli öz kip seçme yöntemi, geçmişte birçok çalışmada kullanılmış olan enerji ve benzerlik temelli yöntemlerle karşılaştırıldığında, öz kip seçmede etkili olduğu ve diğer iki yöntemle yüzde 62,5 oranında benzerlik gösterdiği tespit edilmiştir. Bununla birlikte; önerilen yeni yöntem, sınıflandırmaya olan katkısı bakımından herhangi bir karşılaştırmada kullanılmamış ve bu nedenle sınıflandırma başarısına yapacağı katkı hakkında yorum yapılamamıştır. Gelecek çalışmalarda yöntemin diğer yöntemlerle sınıflandırma başarısı üzerinden karşılaştırılması önerilmektedir.



KAYNAKLAR

- [1] Boashash, B., & Ouelha, S., *An improved design of high-resolution quadratic time-frequency distributions for the analysis of nonstationary multicomponent signals using directional compact kernels*. IEEE Transactions on Signal Processing, 65(10), 2701-2713, 2017.
- [2] Gilles, J., *Empirical wavelet transform*. IEEE Trans. Signal Processing, 61(16), 3999-4010, 2013.
- [3] Hyvärinen, A., & Oja, E., *Independent component analysis: algorithms and applications*. Neural networks, 13(4-5), 411-430, 2000.
- [4] Deléchelle, E., Lemoine, J., & Niang, O., *Empirical mode decomposition: an analytical approach for sifting process*. IEEE Signal Processing Letters, 12(11), 764-767, 2005.
- [5] Lv, Y., Yuan, R., & Song, G., *Multivariate empirical mode decomposition and its application to fault diagnosis of rolling bearing*. Mechanical Systems and Signal Processing, 81, 219-234, 2016.
- [6] Klionski, D. M., Oreshko, N. I., Geppener, V. V., & Vasiljev, A. V., *Applications of empirical mode decomposition for processing nonstationary signals*. Pattern Recognition and Image Analysis, 18(3), 390, 2008.
- [7] Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., ... & Liu, H. H., *The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis*. In Proceedings of the Royal Society of London A: mathematical, physical and engineering sciences (Vol. 454, No. 1971, pp. 903-995). The Royal Society, 1998.
- [8] Yan, R., & Gao, R. X., *Rotary machine health diagnosis based on empirical mode decomposition*. Journal of Vibration and Acoustics, 130(2), 21007, 2008.
- [9] Singh, G., Kaur, G., & Kumar, V., *ECG denoising using adaptive selection of IMFs through EMD and EEMD*. In Data Science & Engineering (ICDSE), 2014 International Conference on (pp. 228-231). IEEE, 2014.
- [10] Ricci, R., & Pennacchi, P., *Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions*. Mechanical Systems and Signal Processing, 25(3), 821-838, 2011.
- [11] Junsheng, C., Dejie, Y., & Yu, Y., *Research on the intrinsic mode function (IMF) criterion in EMD method*. Mechanical systems and signal processing, 20(4), 817-824, 2006.
- [12] Peng, Z. K., Peter, W. T., & Chu, F. L., *A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: application to fault diagnosis for rolling bearing*. Mechanical systems and signal processing, 19(5), 974-988, 2005.
- [13] Komaty, A., Boudraa, A. O., Augier, B., & Dare-Emzivat, D., *EMD-based filtering using similarity measure between probability density functions of IMFs*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 63(1), 27-34, 2014.
- [14] Schalk, G., McFarland, D.J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., Wolpaw, J.R. *BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 51(6):1034-1043, 2004.
- [15] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals*. Circulation 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 2000 (June 13).