

## Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntüler ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Yeni Bir Güç Kalitesi Olay Sınıflandırma Yöntemi

Ferhat UÇAR<sup>1\*</sup>, Ömer Faruk ALÇİN<sup>2</sup>, Beşir DANDIL<sup>3</sup>, Fikret ATA<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Fırat Üniversitesi, Elektrik Eğitimi, Elazığ, Türkiye

<sup>2</sup>Bingöl Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Bingöl, Türkiye

<sup>3</sup>Fırat Üniversitesi, Mekatronik Mühendisliği, Elazığ, Türkiye

<sup>4</sup>Fırat Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Elazığ, Türkiye

**ÖZET:** Bu makalede, gerilim çökmesi, yükselmesi ve kesintisi, gerilim harmonikleri ve geçici durumlardan oluşan güç kalitesi bozulmalarına ait olay verilerini sınıflandırmak için akıllı bir örüntü tanıma sistemi incelenmiştir. Önerilen sistemin altyapısını, öznelik çıkarımı ve sınıflandırma aşamaları oluşturmaktadır. Ayırt edici özneliklerin çıkarılması işlemi sınıflandırıcı performansını etkileyen en önemli unsurlar arasında yer almaktadır. Önerilen çalışmada Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntü (1B-YİÖ) yöntemlerinden elde edilen öznelikler kullanılmıştır. Güç Kalitesi Olay (GKO) sınıflandırma işleminde daha önce incelenmemiş yeni bir yöntem olan 1B-YİÖ yöntemi, ADD özellikleri ile birlikte ele alınarak sınıflandırıcı başarımları incelenmiştir. Veri setini oluşturan GKO işaretleri kapsamlı bir yazılım aracı ile üretilmiştir. Matematiksel modeller kullanılarak oluşturulan bu araçta GKO verilerini içeren veri seti gerçeğe en yakın haliyle elde edilmiştir. Sınıflandırıcı olarak birçok uygulamada yaygın olarak kullanılan Uç Öğrenme Makinesi (UÖM) tercih edilmiştir. Başarım değerlendirmesinin etkinliğini artırmak için geleneksel Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı sınıflandırıcıya ait sonuçlar da elde edilmiştir. Çeşitli gürültü içeriği de dikkate alınarak yapılan deneysel çalışmalarda sınıflandırıcı başarımlarının kabul edilebilir değerlere ulaştığı kaydedilmiştir. Çalışmaya ait sonuçlar detaylı olarak gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Güç Kalitesi Olayları, Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntüler, Örüntü Tanıma

### A Novel Classification Method Based On One Dimensional Local Binary Patterns and Discrete Wavelet Transform for Power Quality Events

**ABSTRACT:** In this manuscript, an intelligent pattern recognition system to classify event data related to power quality disturbances composed of voltage sag, swell and interruption, voltage harmonics and transients has been investigated. Feature extraction and classification phases composes the substructure of proposed system. Extraction of distinctive features remains one of the most important factors that affect performance of classifier. In proposed study, Discrete Wavelet Transform (DWT) and One Dimensional Local Binary Pattern (1D-LBP) based features are in use. 1D-LBP which is a novel method in Power Quality Event (PQE) classification is paired with DWT features to evaluate the classifier performance. PQE signals composing the dataset are generated by a comprehensive software tool. A real-like PQE dataset is obtained using this mathematical model based software tool. Extreme Learning Machine (ELM) is preferred as classifier which is widely accepted in various applications. Conventional Artificial Neural Networks (ANN) based results are also derived to enhance the effectiveness of performance evaluation. Experimental results present adequate performance of classifier by taking various noise contents into consideration. Detailed consequence of study is given.

**Keywords:** Power Quality Events, One Dimensional Local Binary Patterns, Pattern Recognition

## 1. GİRİŞ

Güncel teknolojileri kullanarak, her biriminde ölçülebilir ve izlenebilir nitelikler sunabilen ve tüketiciye aktarılan elektrik enerjisinde süreklilik ve verimliliği esas alan modern şebeke kavramı günümüzde akıllı şebekeler başlığı altında incelenmektedir. Kaynakların hızla tükeniyor olmasıyla birlikte ülkelerin verimlilik odaklı akıllı elektrik şebekesine geçiş sürecine ayırdıkları ar-ge bütçeleri de artış göstermektedir. Teknolojideki ilerleme, üretim bantlarında kullanılan cihazların da gelişme göstererek karmaşık denetim mekanizmaları ile

çalışmalarına olanak tanımıştır. Kullanıcı tarafındaki bu tür yüklerin artış göstermesi ile şebeke operatörlerinin çok çeşitli güç kalitesi problemleri ile yüz yüze gelmeleri kaçınılmaz olmuştur.

Güç elektroniği tabanlı elektrik motor sürücülere, değişken hız denetim cihazları, ofislerde kullanımı artış gösteren kesintisiz güç kaynakları gibi anahtarlama tabanlı ve doğrusal olmayan yükler, şebekeden çektikleri akımlarda meydana getirdikleri harmonik bozulmalar ile de sorun teşkil etmektedirler. Ayrıca yenilenebilir enerji kaynaklı elektrik üretim santrallerinin kullanımındaki artış da güç kalitesi başlığında üzerinde yoğun çalışılan

\*Sorumlu Yazar: Ferhat UÇAR, [fucar@firat.edu.tr](mailto:fucar@firat.edu.tr)

bir başlık halini almıştır. Özellikle rüzgâr enerji santrallerinin değişken yapıları ve şebekeyle bütünleşmesindeki problemlerden dolayı gerilim çökmesi ve yükselmesi olayları yoğun olarak meydana gelmektedir [1–5]. Güç kalitesi problemlerine çözüm bulmak için şebekenin iyi bir şekilde izlenmesi ve elde edilen verilerin detaylı bir şekilde yorumlanması gerekmektedir. Bu amaçla oluşturulan güç kalitesi izleme sistemleri, şebekenin gerek iletim gerekse dağıtım tarafında hala geliştirme potansiyeli yoğun olan bir başlıktır. Ülkemizdeki elektrik iletim altyapısı devlet denetiminde işletilmektedir. TEİAŞ bünyesinde gerçekleştirilen ar-ge çalışmaları ile iletim tarafı güç kalitesi çalışmalar devam etmekle birlikte ülkemiz genelinde büyük oranda özelleştirilen dağıtım şirketleri bünyesinde de güç kalitesi izleme sistemleri ar-ge çalışmaları hız kazanmıştır. 2015-2019 yıllarını kapsayan stratejik plan kapsamında Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı da ar-ge ve inovasyon başlığı altında sunduğu desteklerle dağıtım firmalarının güç kalitesi izleme yönünde ortaya koyacakları projelerinin teşvik edilmesini vurgulamıştır [6]. İyi derecede oluşturulmuş bir izleme sistemi, şebekenin sorun haritasını ortaya koyarak çözüm aşamasına büyük katkı sağlayacaktır.

Güç kalitesi izleme gerçekleştiren sistemlerin iki temel bileşeni vardır: 1) Öznitelik çıkarım fazı, 2) Sınıflandırma fazı. Öznitelik çıkarım fazında kullanılan yöntemler işaret işleme ile ilgili yapılan çalışmalar sonucu ortaya atılmıştır. Şebekeden ölçülen akım ve gerilim işaretlerinden oluşan ham veri seti içerisinde meydana gelmiş olaylar çözümlenirken, her bir işarette meydana gelmiş olan ayırt edici unsurlar sezilmeye çalışılır. Bu yöntemler genel olarak dönüşüm tabanlı yöntemler ve model tabanlı yöntemler olarak incelenmektedir [2]. Güç kalitesi işaretleri üzerinde kullanılan en yaygın ve en eski yöntem olarak karşımıza Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) çıkmaktadır [7]. İşaretleri frekans uzayına taşıyarak özellik vektörünü oluşturan bu yöntemin en büyük dezavantajı sadece frekans bilgisine ulaşmamızı sağlamasıdır. Oysaki bu yöntemin geliştirilmiş hali olan Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) yöntemi işaretleri frekans-zaman ölçekleri ile dönüştürmektedir. KZFD bu işlemi sabit genişlikli bir pencerenin işareti taraması ortaya koymaktadır. İşlem penceresinin sabit olması işaretteki frekans değişimlerini takip etme konusunda başarısız kalmaktadır. Dalgacık Dönüşümü (DD) sayılan bu olumsuzluklara ölçeklenebilir pencere genişliği ve zaman-frekans ölçeğinde gerçekleştirdiği dönüşümle çözüm sunmaktadır [8]. Tanımlı dalgacık fonksiyonlarının işaret ile konvüle edilmesi neticesinde işaret içerisinde saklı bulunan frekans bileşenlerinin ortaya çıkarılması işlemine dayanmaktadır [9]. DD yönteminin sayısal işlemlerde kullanılan biçimi Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) olarak tanımlanmaktadır ve literatürde Çok Çözünürlüklü Ayrıştırma (ÇÇA) olarak anılan, işaretin alçak ve yüksek geçiren filtrelerden

geçirilerek alt frekans bantlarına ayırıştırması yöntemi ile birlikte kullanılmaktadır [10]. Güç kalitesi işaretleri için ADD – ÇÇA yöntemi özellikle olayların başlama ve bitiş noktalarının tespiti ve tanımlanması noktasında çok faydalı bir araçtır. Güç kalitesi sınıflandırmaya ilişkin literatürdeki yerini hala birçok uygulamada korumaktadır [11].

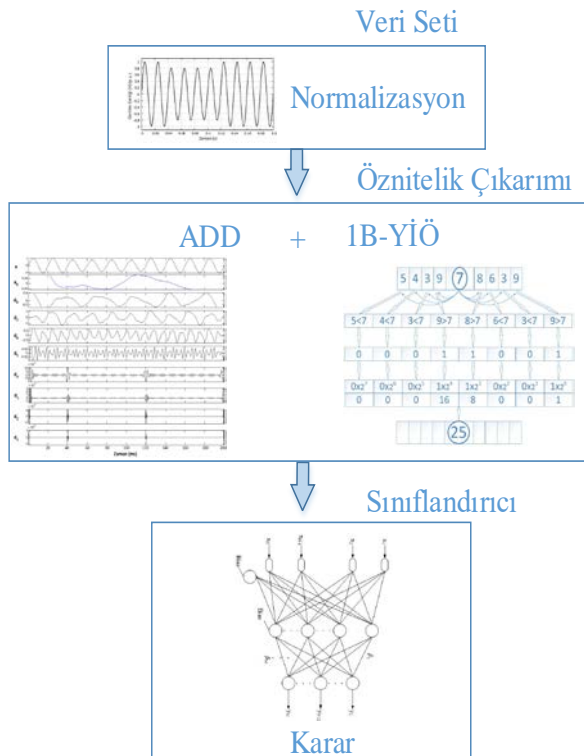
Görüntü işleme alanında imaj içerisindeki dokuya ait özniteliklerin çıkarılması için kullanılan Yerel İkili Örüntüler (YİÖ) yöntemi ilk defa 1996 yılında önerilmiştir [12]. İmaj içerisindeki her bir piksel için komşu pikseller ile olan farkına göre ağırlık ortaya çıkaran bu yöntem görüntü işleme alanında iki boyutlu olarak kullanılmaktadır. Basit algoritma yapısı, desendeki değişimlere karşı direnç göstermesi ve düşük hesapsal karmaşıklık içermesi gibi artıları ile YİÖ yöntemi gerçek zamanlı görüntü işleme (bilgisayar görmesi) ve medikal görüntü işleme konularında yoğun bir kullanım alanına sahiptir [13]. Tek boyutlu zaman serileri biçimindeki veriler için geliştirilmiş olan Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntüler (1B-YİÖ) yöntemi ise işaretin komşuluklarını tek boyutta incelemektedir. İşaret içerisindeki örnekleri belirlenmiş sayıda komşu örnekler ile karşılaştırarak sonuca ulaşır [14].

Bu makalede, gerilim çökmesi, yükselmesi, kesintisi, harmonik içeriği ve geçici durum bozulmalarından oluşan Güç Kalitesi Olay (GKO) veri setini sınıflayan akıllı bir örüntü tanıma sistemi önerilmiştir. Çalışmada, ham işaretlerden ayırt edici özniteliklerin elde edilmesi aşamasında GKO sınıflandırma işleminde daha önce kullanılmamış 1B-YİÖ yöntemi önerilmiştir. Öznitelik vektörünün ayırt ediciliğini güçlendirmek adına ADD-ÇÇA yönteminden elde edilen öznitelikleri de içeren kapsamlı bir özellik uzayı matrisi oluşturulmuştur. ADD-ÇÇA yönteminden elde edilen detaylara Entropi ölçütü uygulanmıştır. Sınıflandırıcı olarak makine öğrenmesi alanında birçok farklı uygulamada kullanılan Uç Öğrenme Makinesi (UÖM) [15] ve yanı sıra geleneksel Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı sınıflandırıcı kullanılmıştır. Sınıflandırıcı başarımları 10-kat çapraz doğrulama tekniği kullanılarak değerlendirilmiştir. Elde edilen özniteliklere ait detaylı sonuçlar incelenmiştir.

Çalışmanın geri kalanı şu şekilde düzenlenmiştir: Bölüm 2’de materyal-metot olarak, kullanılan öznitelik çıkarım yöntemlerine ait detaylar sunulmuştur. Güç kalitesi alanında daha önceki çalışmalarda kullanımına rastlanılmamış olan 1B-YİÖ yöntemi anlatılmıştır. Bölüm 3’te benzetim çalışması ve elde edilen sonuçlardan bahsedilmiştir. GKO işaretlerinin elde edildiği yazılım aracına ait parametre ve diğer detaylar sunularak, verilen özelliklerle tasarlanmış olan sınıflandırıcı yapılarının başarımları detaylı tablolar ile sunulmuştur. Bölüm 4 ise önerilen çalışmanın çıktıları hakkında bir tartışma ortaya koyulmuş ve gelecek çalışmalarına ait bilgiler verilmiştir.

## 2. ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI

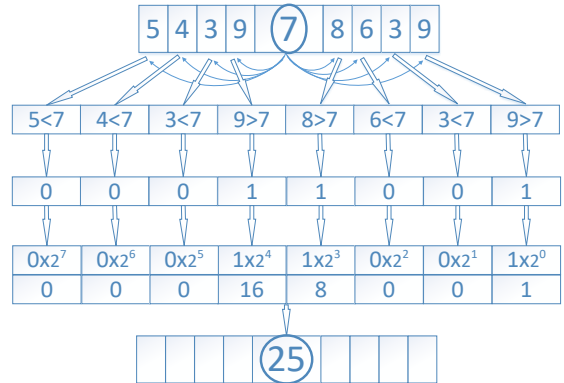
Örüntü tanıma sistemlerinin en önemli bileşeni, ham verilerden ayırt edici özelliklerin seçilecek sınıflandırıcıya girecek öz veri setinin oluşturulduğu öznelik çıkarımı işlemidir [15, 16]. Öznelik çıkarım işlemi sayesinde sınıflandırıcıya ham verileri göndermek yerine işaretlerin belirgin özelliklerini vurgulayan ayırt ediciliği yüksek bileşenleri elde edilir. Bu durum sonucunda veri boyutunda da önemli ölçüde azalım gerçekleşir. Böylece sınıflandırma işlemindeki hesapsal yoğunluk da giderilerek başarımın daha verimli değerlendirilmesi sağlanır. Bu bölümde, GKO sınıflandırma işleminde özgünlüğü vurgulanan 1B-YİÖ yöntemine ait detaylar ve yanı sıra ADD yöntemi hakkındaki genel bilgiler sunulacaktır. ADD yöntemi ÇÇA ile gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle alt frekans bantlarına ayrıştırılan verilerin içerisindeki gizil bileşenlere ait bilgilere de zaman-frekans ölçeğinde erişilmiş olur. Şekil 1’de çalışmanın yapısını özetleyen blok şema görülmektedir. Matematiksel modelden gerçeğe en yakın haliyle elde edilen verilere, ilk olarak normalizasyon işlemi uygulanır. Böylece verilerin sayısal olarak en sade şekilde işlenmesine zemin hazırlanır. İşlenmeye hazır hale getirilen GKO verileri bu bölümün devamında detayları sunulacak olan öznelik çıkarımı fazına ulaşır ve boyutu indirgenmiş, ayırt edici özellikleri ortaya konmuş son veri seti, sınıflandırıcı girişi olarak kullanılmak üzere hazırlanır. Sınıflandırma işlemi sonrası girişteki verilerin hangi tür GKO olduğu kararı elde edilmiş olur.



Şekil 1. Önerilen sisteme ait genel blok şeması

## 2.1 Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntüler ile Özneliklerin Elde Edilmesi

İlk olarak 1996 yılında Ojala ve ekibi tarafından ortaya atılan 1B-YİÖ yöntemi, görüntü işlemede resim içindeki desenlerin ayıt edilmesi işlemi için önerilmiştir [12]. Ortaya atılmasından bugüne kadar görüntü işleme alanında iki boyutlu formuyla birçok alanda kullanılan yöntem, başarımlı yüksekliği ve sade yapı avantajlarıyla dönüşüm tabanlı yöntemlere göre üstünlük sağlamıştır [13, 17, 18]. Görüntü işlemede kullanılan iki boyutlu yöntemin çalışmasından yola çıkarak, zaman serileri gibi tek boyutta dizilim yapısı gösteren veri yapıları için de bir boyutlu formda 1B-YİÖ yöntemi geliştirilmiştir ve tek boyutlu veri işlemede alanında çok çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır [14,18 – 22]. Bu yöntemde ilk adım olarak, işarete ait her örnek için komşu örnekler ile yapılan karşılaştırma işlemi sonucunda veri kuantalanmış hale getirilerek ikili tabanda bir dizi elde edilir. Bu ikili dizi o işareti temsil edecek onluk tabandaki karşılığına dönüştürülür. Yola çıkılan ilk örneği veri setinde artık bu onluk sayı temsil etmektedir [14, 21]. Şekil 2’de 1B-YİÖ yöntemine ait işleyiş özetlenmiştir.



Şekil 2. 1B-YİÖ yöntemine ait genel akış şeması

1B-YİÖ yöntemine ait temel matematiksel gösterim şu şekildedir:

$$x = S_i - S_c$$

$$Y(x) = \sum_{i=1}^S f(x) \cdot 2^{i-1} \quad (1)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

S ile gösterilen toplam komşu sayısı kadar her örnek için 1B-YİÖ ikili kodlarının  $Y(x)$  dönüşüm fonksiyonuyla elde edilme işlemi, eşitlik (1)’de gösterilmiştir. Burada  $S_i$  karşılaştırılan komşuları,  $S_c$  ise karşılaştırmada ele alınan merkez örneği ifade

etmektedir. Karşılaştırma sonucu,  $x'$ 'in aldığı değere göre ikili örüntüler elde edilmiş olur. Şekil 2'den de görülebileceği üzere bu çalışmada komşu sayısı  $S=8$  olarak belirlenmiştir [14, 19]. Burada dikkat edilmesi gereken nokta işaretten elde edilen yeni ikili değerlerde komşuluk sayısı kadar kayıp veri değerinin ortaya çıkmasıdır. Komşuluk sayısının yarı değeri kadar, merkez örneğin sağında ve solunda belirlenen komşular ile karşılaştırma yapıldığından,  $S=8$  için ilk 4 ve son 4 işareti işleme katamama durumu ortaya çıkmaktadır. Elde edilen 1B-YİÖ yöntemi onluk örneklerinden oluşmuş yeni veri setinin de boyutu yaklaşık olarak işaret boyutu ile aynı olduğundan 1B-YİÖ yönteminde bu verilerin dağılım içindeki yineleme sıklığını ortaya çıkaran histogram değerlerine bakılır. Böylece her bir işaret için elde edilen ve 0 – 255 arası dağılım gösteren yeni veri setindeki değerlerin frekans dağılımlarından elde edilen histogram bilgisi, incelenen veriler için ayırt edici özellikleri vurgulayak öznitelik vektörü olarak tanımlanmış olur [13].

## 2.2 Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Özniteliklerin Elde Edilmesi

Zaman-frekans analiz yöntemlerinden olan ADD yöntemi, işaretlerde meydana gelen olağan dışı karakteristiklerin belirlenmesine yardımcı olmaktadır. Tanımlanmış bir ana dalgacık fonksiyon penceresi ile işareti tarayarak farklı frekans bileşenlerinin ortaya çıkarılması mantığına dayanmaktadır. FD yönteminde en büyük dezavantaj olarak ortaya çıkan zaman ölçeği bölütleme kısıtı KZFD yöntemi ile aşılabiliyor olsa da zaman ekseninde tarama gerçekleştiren zaman bölütleme penceresinin sabit genişlikte olması yine önemli bir dezavantaj olarak karşımıza çıkmaktadır. DD yöntemi ölçeklenebilir bir fonksiyon penceresi ile tarama gerçekleştirerek bu kısıtı yenmiştir. Bu durumda işaretin düşük frekanslı kısımlarını taramak için geniş pencere, yüksek frekanslı bileşenlerini taramak içinse dar pencere genişlikleri kullanılır [8, 23]. Sayısal hesaplamalarda kullanılan ADD yöntemine ait matematiksel ifade eşitlik 2 şu şekilde tanımlanmıştır:

$$ADD(m,n) = 2^{-m/2} \int y(t) \psi(2^{-m} t - n) dt \quad (2)$$

Burada,  $m$  frekans ölçme parametresini,  $n$  zamanda öteleme parametresini göstermektedir. Dönüştürülen işaret  $y(t)$  ile ve ana dalgacık fonksiyonu ise  $\Psi(t)$  ile ifade edilmiştir.

ADD yöntemi, incelenen işareti alt frekans bantlarına ayırarak ÇÇA ile işlem yapar. Böylece işaret alçak ve yüksek geçiren filtreler yardımıyla alt frekans değerlerine ayrıştırılarak detaylı olarak analiz edilmiş olur [10]. Ayrıştırma işleminin sonlanacağı seviye sayısı teoride sınırsız olmakla beraber uygulamada örnek sayısının müsaade ettiği ölçüde veya örnekleme

frekansının yarılama sınırına ulaşılanca sonlandırılabilir [9]. Bu çalışmada 8 seviyeye kadar inilen bir ADD-ÇÇA yöntemi kullanılmıştır. GKO işaretlerinin ADD ile incelenmesinde gerek yazarlar tarafından yapılan denemeler gerekse literatür incelemesi sonu elde edilen verilerde bu seviyenin ayırt ediciliği vurgulamak açısından yeterli olduğu ortaya çıkmıştır [8, 11].

Bu çalışmada, ADD-ÇÇA ile elde edilen her detay vektörüne Entropi ölçütü uygulanarak boyut azaltımı gerçekleştirilmiştir. Termodinamikte ifade edilen Entropi kavramı bilgi sistemlerinde de karşılık bulmuştur. Sisteme ait düzenlilik ya da düzensizlik miktarını ortaya koymaktadır. Entropi işaretin içerdiği bilgi hakkında da fikir sahibi olmamızı sağlayacak bir ölçüt olduğundan işaret işleme uygulamalarında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [17]. Çalışmada, işaret işleme uygulamalarında sıkça kullanılan Shannon Entropi yöntemi ile hesap yapılmıştır [17]. Eşitlik 3'te bu yöntem ile yapılan Entropi hesabı matematiksel ifadesi şu şekilde gösterilmiştir:

$$E(s) = - \sum_i s_i^2 \cdot \log_2(s_i^2) \quad (2)$$

(log (0) = 0 kabulü yapılmıştır.)

Burada işlem gören işaret  $s$ , işaretin  $i$ . katsayısı ise  $s_i$  ile ifade edilmiştir.

Özniteliklerin çıkarımı fazından sonra 1B-YİÖ yöntemi ve ADD-ÇÇA Entropi hesabından elde edilen öznitelikler ile oluşturulan ve sınıflandırıcı girişi olarak kullanılacak vektör matrisinin boyutu 38 olarak ortaya çıkmıştır. 30 öznitelik 1B-YİÖ ile ve 8 özellikle de ADD-ÇÇA ile elde edilmiştir.

## 3. BENZETİM MODELİ ve SONUÇLAR

### 3.1 Güç Kalitesi Olaylarının Üretilmesi

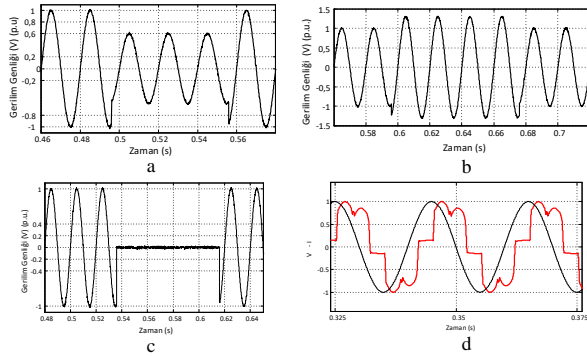
Matematiksel model yardımıyla GKO işaretlerini oluşturan benzetim modeli: Gerilim çökmesi, yükselmesi, kesintisi, harmonik içerikli gerilim ve geçici durumlar olmak üzere beş farklı GKO türünü gerçek verilere en yakın şekilde üretebilmektedir. Bunların yanı sıra herhangi bir bozulma ve olay içermeyen saf sinus işareti de veri setine dahil edilmiştir. Benzetim modeli 10 kHz örnekleme frekansı değerinde çalışmaktadır. Ülkemizdeki şebeke frekansı olan 50 Hz değerinde periyot başına 200 örnek ve 1 s süresince devam eden bir pencere için toplamda 10.001 örnekten oluşan GKO verileri üretilmektedir. GKO işaretlerini matematiksel model tabanlı üreten benzetim modeli Matlab yazılım paketi ortamında oluşturulmuştur [25]. Benzetim modelde üretilen toplamda altı tür işaretin her biri 100 adet oluşturulmuş ve GKO veri seti boyutu 600x10.001 değerine ulaşmıştır. GKO veri setindeki her bir işaret, aralarında eşsiz olacak şekilde, başlama zamanları ve gerçekleşme süreleri açısından rastlantısal olarak

üretimiştir. Tablo 1’de veri setine ait özet bilgi sunulmuştur.

**Tablo 1:** GKO veri seti özeti

Güç Kalitesi Olay Türü	Sınıf etiketi	İşaret sayısı
Normal Sinüs	S1	100
Gerilim Çökmesi	S2	100
Gerilim Sıçraması	S3	100
Harmonik Bozulma	S4	100
Anlık Gerilim Kesintisi	S5	100
Geçici Salınımlar	S6	100
<b>Toplam</b>		<b>600</b>

Şekil 3’te çalışmadaki veri setinde kullanılan GKO olay türlerinden bazıları grafiksel olarak gösterilmiştir.



**Şekil 3.** Benzetim model ile elde edilen GKO türleri: a) Gerilim çökmesi b) Gerilim yükselmesi c) Gerilim kesintisi d) Harmonik içerikli dalga şekli

GKO olaylarının gerçeğe en yakın haliyle üretilebilmesi adına, benzetim modelde her veriye 20dB, 30dB ve 40dB değerinde gürültüler eklenmiştir. Her farklı gürültü değeri için de sonuçlar elde edilmiştir.

### 3.2 Deneysel Sonuçlar

Bölüm 2’de detayları sunulan 1B-YİÖ ve ADD-ÇÇA yöntemleri ile elde edilen öznelik vektörünün sınıflandırıcılara giriş olarak uygulanması ile elde edilen sonuçlar bu bölümde sunulacaktır. Ayrıca öznelik vektörünün etkin değerlendirilmesi amacıyla her iki yöntemin öznelik çıktıları ayrı olarak da incelenmiştir. Sınıflandırıcı olarak UÖM ve İleri Beslemeli YSA kullanılmıştır. Tablo 2’de kullanılan sınıflandırıcılara ait önemli parametreler gösterilmiştir.

**Tablo 2:** Sınıflandırıcılara ait parametreler

Sınıflandırıcı	Gizli Katman Nöron Sayısı	Gizli Katman Aktivasyon Fonksiyonu	Çıkış Aktivasyon Fonksiyonu	Öğrenme Algoritması
UÖM	250	Tansig	-	-
İB-YSA	20	Tansig	Doğrusal	Geriyeye Yayılım

Tablo 2’deki parametre değerleri sınıflandırıcılarda yapılan deneyler neticesinde elde edilmiştir.

Tablo 3’te yalnızca 1B-YİÖ yöntemi kullanılarak elde edilen öznelikleri kullanarak saptanan UÖM başarımları gösterilmiştir. Sınıflandırma doğrulukları 10 kat çaprazlama geçerlilik testi uygulandığı için ortalama değer olarak verilmiştir. 20dB gürültü şartındaki ortalama başarımları %63,83 olarak kaydedilmiştir. Sadece 1B-YİÖ yöntemine ait özelliklerin ayırt edicilik açısından kabul edilebilir bir seviyede olmadığı görülmektedir. Bu nedenle öznelik vektörünü güçlendirmek adına, ADD-ÇÇA yönteminden elde edilen özellikler de diziyeye dâhil edilerek sınıflandırıcı başarımları elde edilmiştir.

**Tablo 3:** 1B-YİÖ öznelikleri kullanılarak 20dB gürültüde UÖM başarımları

Sınıflandırıcı	Doğruluk		Zaman (s)		
	10-kat Ortalama	Min	Maks.	Eğitim	Test
UÖM	0,6383	0,582	0,694	0,0438	0,0051

1B-YİÖ ve ADD-ÇÇA yöntemlerinin birlikte kullanılmasıyla oluşturulan öznelik vektörü ile elde edilen sonuçlar tablo 4’te 20 dB gürültü değeri için gösterilmiştir. UÖM ve İB-YSA için ortalama doğruluk değerleri sırasıyla %98 ve %91 olarak elde edilmiştir. Başarımlar tablosuna zaman açısından bakıldığında ise UÖM özellikle eğitim zamanında İB-YSA sınıflandırıcısına göre çok avantajlı konumdadır ki tablo 4’teki değerlere göre yaklaşık 80 kat daha hızlıdır.

**Tablo 4:** 20dB için başarımları

Sınıflandırıcı	Doğruluk		Zaman (s)		
	10-kat Ortalama	Min	Maks.	Eğitim	Test
UÖM	0,98	0,962	1	0,0641	0,0091
İB-YSA	0,91	0,843	0,990	5,1879	0,0733

Tablo 5 ve 6 sırasıyla 30dB ve 40dB gürültü değerleri için elde edilen başarımları değerlerini göstermektedir. UÖM doğruluk ve eğitim süreleri göz önüne alındığında İB-YSA yapısının önüne geçmektedir. Gürültü değerinin azaldığı değerler için başarımlarda az da olsa bir düşüş olduğu da göze çarpmaktadır. Farklı gürültü değerleri için elde edilen sonuçlar yorumlandığında, önerilen sistemin gürültüye karşı gürbüz olduğu söylenebilir.

**Tablo 5:** 30dB için başarımları

Sınıflandırıcı	Doğruluk		Zaman (s)		
	10-kat Ortalama	Min	Maks.	Eğitim	Test
UÖM	0,9783	0,957	0,999	0,0828	0,0081
İB-YSA	0,8983	0,841	0,955	5,7584	0,1192

**Tablo 6:** 40dB için başarımların değerleri

Sınıflandırıcı	Doğruluk			Zaman (s)	
	10-kat Ortalama	Min	Maks.	Eğitim	Test
UÖM	0,98	0,969	0,993	0,0645	0,0091
İB-YSA	0,8350	0,612	1	6,2451	0,2567

#### 4. TARTIŞMA ve DEĞERLENDİRME

Bu makalede, GKO sınıflandırma işlemi gerçekleştiren 1B-YİÖ ve ADD tabanlı yeni bir GKO sınıflandırma yöntemi önerilmiştir. Önerilen sistemin özgünlüğünü, öznelilik çıkarma basamağında GKO sınıflandırma işlemlerinde daha önceden incelenmemiş olan 1B-YİÖ yöntemi oluşturmaktadır. GKO işaretleri, gerçeğe çok yakın özellikte, matematiksel model tabanlı benzetimden Matlab yazılım paketi yardımıyla elde edilmiştir. Sentetik olarak üretilen veriler ile teste tabi tutulan sınıflandırıcılar, şartların daha da zorlaştırıldığı ve olay türlerinin çeşitlendirildiği bu esnek veri yapısı ile daha etkin bir şekilde değerlendirilebilmektedir. Bunun yanı sıra, güç sistemleri alanında gerçek ve çeşitli veriye ulaşabilmek de çok zordur. Veri seti boyutu azaltılıp, ayırt edici özneliliklerin ortaya çıkarılması işleminde 1B-YİÖ yöntemi ve ADD yönteminden yararlanılmıştır. ADD yöntemine ÇÇA uygulanarak GKO işaretlerine ait bilgileri üst düzeyde içerek öznelilik vektörü elde edilmiştir. ADD detaylarına Entropi ölçütü uygulanarak boyut azaltımı gerçekleştirilmiştir. GKO sınıflandırma alanında etkin olarak kullanılan ADD-ÇÇA yönteminin yanı sıra 1B-YİÖ yönteminden elde edilen özneliliklerin de kullanılmasıyla özellikle UÖM sınıflandırıcı başarımlarını kabul edilebilir değerlere ulaştırmıştır. Çalışmada UÖM sınıflandırıcısının yanı sıra geneleksen İB-YSA sınıflandırıcı yapısı da kullanılmıştır. YSA tabanlı sınıflandırıcısının eğitim süresi olarak UÖM'den geride kaldığı görülebilmektedir. Farklı gürültü değerlerinde test edilen sistemin, gürültüye karşı dayanıklı olduğu ortaya çıkmıştır.

Konu ile ilgili gelecekte yapılacak çalışmalar 1B-YİÖ yönteminin geliştirilmiş varyasyonlarının incelenmesini ve UÖM yapısının parametre optimizasyonu ile ilgili başlıkları kapsayacaktır.

#### 5. KAYNAKLAR

- [1]. Ribeiro, P.F., Duque, C.A., Ribeiro, P.M. ve Cerqueira, A.S. (2013) "Power Systems Signal Processing for Smart Grids". Wiley.
- [2]. Bollen, M. ve Gu, I. (2006) "Signal processing of power quality disturbances". Wiley.
- [3]. Colak, I., Bayindir, R., Fulli, G., Tekin, I., Demirtas, K. ve Covrig, C.F. (2014) "Smart grid opportunities and applications in Turkey". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **33**, 344–52.
- [4]. Ucar, F., Coteli, R. ve Dandil, B. (2012) "Three level inverter based shunt active power filter using multi-level hysteresis band current controller ". *Przeglad Elektrotechniczny*, **88**, 227–31.
- [5]. Ekici, S. (2009) "Classification of power system disturbances using support vector machines". *Expert Systems with Applications*, Elsevier Ltd. **36**, 9859–68.
- [6]. "TC Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı Stratejik Planı 2015-2019".
- [7]. Styvaktakis, E., Bollen, M.H.J., Member, S. ve Gu, I.Y.H. (2002) "Power System Events". *Power*, **17**, 423–8.
- [8]. Barros, J., Diego, R.I. ve de Apráiz, M. (2012) "Applications of wavelets in electric power quality: Voltage events". *Electric Power Systems Research*, **88**, 130–6.
- [9]. Ucar, F., Dandil, B. ve Ata, F. (2015) "Classification of power quality events using extreme learning machine ". 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2015 - Proceedings, s. 970–3.
- [10]. Gaouda, A. ve Salama, M. (1999) "Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition". *Power Delivery, IEEE ...*, **14**, 1469–76.
- [11]. Mahela, O.P., Shaik, A.G. ve Gupta, N. (2015) "A critical review of detection and classification of power quality events". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier. **41**, 495–505.
- [12]. Ojala, T., Pietikäinen, M. ve Harwood, D. (1996) "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions". *Pattern Recognition*, **29**, 51–9.
- [13]. S. A. Orjuela Vargas, J. P. Yañez Puentes ve W. Philips. (2013) "Local Binary Patterns: New Variants and New Applications" [Internet].
- [14]. Kaya, Y., Uyar, M., Tekin, R. ve Yıldırım, S. (2014) "1D-local binary pattern based feature extraction for classification of epileptic EEG signals". *Applied Mathematics and Computation*, **243**, 209–19.
- [15]. Faruk ALÇİN, Ö., Şengür, A. ve Cevdet İNCE, M. (2015) "Forward-Backward Pursuit Based Sparse Extreme Learning Machine". *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University Cilt*, **30**, 111–7.
- [16]. Duda, R.O., Hart, P.E. ve Stork, D.G. (2001) "Pattern Classification". New York John Wiley, Sect.

- [17]. Vapnik, V.N. (1998) "Statistical Learning Theory". John Wiley Sons.
- [18]. Ojala, T., Pietikainen, M. ve Maenpaa, T. (2002) "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **24**, 971–87.
- [19]. McCool, P., Chatlani, N., Petropoulakis, L., Soraghan, J.J., Menon, R. ve Lakany, H. (2014) "Lower arm electromyography (EMG) activity detection using local binary patterns". IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, **22**, 1003–12.
- [20]. Kaya, Y., Ertuğrul, Ö.F. ve Tekin, R. (2015) "Doküman dili tanıma için ikili örüntüler tabanlı yeni bir yaklaşım". Akademik Bilişim, Eskişehir.
- [21]. Kaya, Y., Sezgin, N. ve Tekin, R. (2014) "A new approach for diagnostic estimation of Obstructive Sleep Apnea Syndrome based on One Dimensional Local Binary Pattern". 2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), IEEE. s. 333–6.
- [22]. Ertuğrul, Ö.F., Kaya, Y. ve Tekin, R. (2015) "A novel approach for SEMG signal classification with adaptive local binary patterns.". Medical & biological engineering & computing.
- [23]. Abdul, Z.K., Al-Talabani, A. ve Abdulrahman, A.O. (2016) "A New Feature Extraction Technique Based on 1D Local Binary Pattern for Gear Fault Detection". Shock and Vibration, **2016**, 1–6.
- [24]. Reaz, M.B.I., Choong, F., Sulaiman, M.S. ve Mohd-Yasin, F. (2007) "Prototyping of wavelet transform, artificial neural network and fuzzy logic for power quality disturbance classifier". Electric Power Components and Systems, **35**, 1–17.
- [25]. (2015) "Matlab R2015a". Math Works Company.