

Olasılıksal Sinir Ağları ile Elektriksel Boşalma Sesinden Gerilim Düzeyinin Belirlenmesi Determination of Voltage Level from Electrical Discharge Sound by Probabilistic Neural Network

Özcan Kalenderli¹ Bülent Bolat² Suna Bolat³

^{1,3}Elektrik Mühendisliği Bölümü

İstanbul Teknik Üniversitesi, 34469, Maslak, İstanbul

²Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Yıldız Teknik Üniversitesi, 34349, Beşiktaş, İstanbul

ozcan@elk.itu.edu.tr bbolat@yildiz.edu.tr bolats@elk.itu.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada, elektriksel boşalmalara (koronaya) ilişkin ses kayıtları kullanılarak bir olasılıksal sinir ağı yardımıyla elektriksel boşalmaya neden olan gerilimin genliğinin belirlenmesine yönelik yeni bir işaret tanıma yaklaşımı sunulmuştur. Ses kayıtları, deneysel olarak 50 Hz frekanslı farklı yüksek alternatif gerilim düzeylerinde oluşturulan elektriksel boşalmalardan elde edilmiştir. Kaydedilen seslerin farklı sürelerdeki kayıt parçaları bir olasılıksal sinir ağına eğitim ve test verisi kümesini oluşturmuştur. Amaç hem ses verisinden gerilim genliğini belirlemek hem de en az ses verisi ile en doğru olarak gerilim düzeyini belirlemek için veri ve tanı optimizasyonudur. Bunun için yararlanılan algoritmik yöntemde, farklı derecelerden doğrusal öngörü katsayıları kullanılmıştır. Yapılan uygulama sonunda elde edilen en iyi sonucun kabul edilebilir düzeyde olduğu gösterilmiştir.

Abstract

In this study, a different signal recognition approximation is presented to determine applied voltage value using sound records of the electrical discharges (coronas) by a probabilistic neural network. Sound records are obtained experimentally from the electrical discharges at different 50 Hz AC high-voltage levels. Parts of the recording time on the recorded sound has been used to training and test sets of the probabilistic neural network. One of the goals of this work is to determine voltage value from the sound data, and other is optimization of data and diagnostic for less data used and to find correct voltage value. In the algorithmical method, linear prediction coefficients of the different degrees are used. It is shown that the results can be accepted for the work goals.

1. Giriş

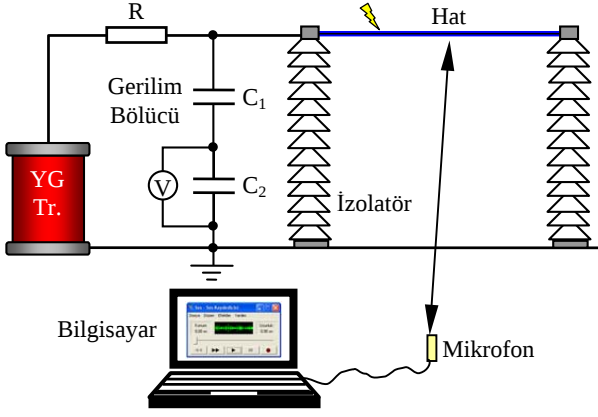
Potansiyel farkı olan iki nokta arasındaki gerilim veya bir iletken çevresindeki elektrik alan şiddeti, aradaki veya çevredeki yalıtkanın delinme geriliminden veya delinme dayanımından büyük olursa bu noktalar arasında tamamında (delinme) veya belli bölümünde (kısmi boşalma, korona şeklinde) gerçekleşen bir elektriksel boşalma olur. Elektriksel boşalma kendini, akım, gerilim darbeleri ve elektromanyetik alan yayılımı dışında, ısı, ışık, ses, koku gibi birçok özelliği ile belli eder [1-5]. Boşalma ile ilgili elektriksel bilgiler,

genelde boşalmanın elektriksel büyüklüklerinin ölçülmesinden elde edilir. Elektriksel olmayan büyüklüklerden, özellikle boşalmayı oluşturan gerilimin genliğini belirlemek literatürde daha az karşılaşılan bir uygulamadır [6-8]. Örneğin ışıktan, sestten gerilimin değerini bulmak, genelde elektriksel boşalma sıcaklık, basınç, nem, malzeme türü, boyutları, geometrisi, homojenliği, uygulanan alanın türü gibi pek çok değişkene bağlı fiziksel bir olay olduğu için güvenilir bir yol olarak görülmemektedir. Günümüz ışıktan (optik) ve sesle (akustik) ölçme yöntemleri, ışık ve ses algılama ve kaydetme olanakları, gelişen bilgisayar donanımları ve işaret işleme yöntemleri göz önüne alındığında bir ölçme seçeneği olarak ilgi çekici gelmektedir [9-11]. Genelde bu yöntemler, ölçmeden çok, boşalmanın varlığını (detection) ve yerini (location) belirlemede kullanılırlar. Sesin, ışığın, ısının,... gerilim ölçme amaçlı kullanımı, özellikle doğrudan ölçmenin zor olduğu yüksek gerilimlerde, arıza tanısında ve uzun süreli sistem davranışı izleme ve değerlendirme çalışmalarında önemli bir araç oluşturur.

Bu düşünce ile bu çalışmada, elektriksel boşalmalara (koronaya) ilişkin ses kayıtları kullanılarak bir olasılıksal sinir ağı yardımıyla elektriksel boşalmaya neden olan gerilimin genliğinin belirlenmesine yönelik yeni bir yaklaşım sunulmuştur.

2. Deneysel Veri Toplama

Boşalma seslerini elde etmek için Şekil 1’de görülen deney düzeninde iki izolatör arasına yerden 220 cm yükseklikte, 5 m uzunluğunda, 2,5 mm² dairesel kesitli, pürüzsüz, temiz, kuru, çıplak bir bakır tel gerilmiştir. Tele 0,220/100 kV, 5 kVA’lık bir yüksek gerilim trafosundan, tel çevresinde çıplak kulakla duyulabilir boşalma (korona) başlangıç gerilimi olarak saptanan 27 kV’un üzerinde sırasıyla 35 kV, 40 kV, 45 kV, 50 kV, 55 kV ve 65 kV etkin değerli, 50 Hz frekanslı sabit alternatif gerilimler uygulanmıştır. Her gerilim basamağında telden yatayda 4 m uzaklığa yerleştirilen bir bilgisayar çoğul ortam mikrofonu üzerinden bir dizüstü bilgisayarda, MS Windows XP’nin ses kaydedici programı yardımıyla elektriksel boşalma (korona) sesleri kaydedilmiştir. Deney, 758 mmHg hava basıncı ve 24 °C ortam sıcaklığında, elektromanyetik ekranlı bir laboratuvarında, sessiz ortam koşullarında gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1: Deney düzeni.

3. Matematiksel Yöntem - Doğrusal Öngörü

Kaydedilen ses verilerinden gerilim değeri verisini çıkarmak için, ses spektrumunu elde etmenin yollarından biri olan ve genellikle konuşma işareti analizinde kullanışlı bir yöntem olarak bilinen doğrusal öngörü (LP) analizinden yararlanılmıştır [12-15]. Bu yöntemde spektrum, spektral tepeler üzerine yoğunlaşan bir tüm-kutup fonksiyon ile modellenir [16].

İleri yönlü doğrusal öngöründe amaç, işaretin bir sonraki örneği (n)'i, p adet geçmiş örneğin doğrusal birleşimi ile elde etmektir:

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \quad (1)$$

Burada a_i ile gösterilen katsayılar, doğrusal öngörü katsayıları olarak adlandırılır. (1) denklemi, transfer fonksiyonu aşağıdaki gibi olan bir tüm-kutup süzgeç tanımlar:

$$H(z) = \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} \quad (2)$$

Doğrusal öngöründe amaç, ortalama karesel öngörü hatası e'yi en küçük yapan a katsayılarını bulmaktır:

$$e = E \left\{ \left| y(n) - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \right|^2 \right\} \quad (3)$$

$$e \approx \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left| y(n) - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \right|^2 \quad (4)$$

Burada $E\{\cdot\}$ beklendik değer işlecidir. (3) veya (4) eşitliğini minimize etmek için çeşitli algoritmalar kullanılmaktadır. Bu çalışmada Levinson-Durbin algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma, çok bilinen bir algoritma olduğundan ayrıntılarına burada yer verilmemiştir; ancak ayrıntılı bilgiye [17] ve [18]'den ulaşılabilir.

4. Olasılıksal Sinir Ağı

Bu çalışmada ses verisinden kestirim aracı olarak Olasılıksal Sinir Ağı (Probabilistic Neural Network - PNN) kullanılmıştır. Bu yöntem, Bayes-Parzen kestirici olarak da bilinir. K1 ve K2 sınıflarından birine ilişkin, m-boyutlu bir x vektörü olsun. K1 ve K2 sınıflarına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyonları $F_1(x)$ ve $F_2(x)$ olsun. Bayes Teoremi'ne göre x vektörü,

$$\frac{F_1(x)}{F_2(x)} > \frac{L_1 P_2}{L_2 P_1} \quad (5)$$

eşitsizliği doğru ise K1, eşitsizliğin tersi doğru ise K2 sınıfına aittir. Burada P_1 ve P_2 , K1 ve K2 sınıflarının görülme olasılığıdır. L_1 , x vektörünün K1 sınıfına ait iken K2 olarak yanlış sınıflama oranı; L_2 ise x vektörünün K2 sınıfına ait iken K1 olarak yanlış sınıflama oranıdır ve maliyet fonksiyonu olarak adlandırılır. Buradan görüleceği gibi, $F_1(x)$, $F_2(x)$, L_1 ve L_2 'nin bilinmesi durumunda x vektörünün en yüksek olasılıkla hangi sınıfa ait olduğu saptanabilir [19]. Uygulamada genellikle maliyet fonksiyonları eşit alındığından, sınıflara ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyonlarının hesaplanması yeterlidir. Sınıflara ilişkin yoğunluk fonksiyonları Parzen pencereleri [20] kullanılarak aşağıdaki şekilde bulunur:

$$F(x) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} \sigma^m n} \sum_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(x - x_i)^T (x - x_i)}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

Burada n eğitim kümesinin veri sayısı, m giriş uzayının boyutu, i örüntü numarası ve σ ise ayarlanabilir bir yumuşatma terimidir.

5. Uygulama

Çalışmada kullanılan ses örnekleri, her gerilim basamağında 60 s'lik süreli kayıtlar sonucunda elde edilen elektriksel boşalma (korona) sesi örnekleridir. Ses örnekleri 22050 Hz örnekleme frekansında ve 8 bit çözünürlükle kaydedilmiştir.

Her bir gerilim basamağı için elde edilen ses örnekleri, 1 s'lik parçalara bölünerek, her gerilim basamağındaki ses kaydı için 60 veri elde edilmiştir. 6 farklı gerilim basamağı için elde edilen 360 veri ile eğitim ve test kümeleri oluşturulmuştur. LP katsayıları 1 s'lik ses kaydı boyunca 20 ms uzunluklu çerçeveler için hesaplanmıştır. Çerçeveler arasında örtüşme yoktur. Her çerçeve için LP katsayıları hesaplanmış, tüm çerçeveler için hesaplanan katsayıların ortalamaları alınarak her bir ses kaydı, bu ortalama değerler ile temsil edilmiştir. Ses kayıtları için 20. dereceden LP katsayıları hesaplanmıştır. LP katsayılarının uzunluğu değiştirilerek, uzunluğun sonuca etkisi de incelenebilir.

Veri kümesi farklı oranlarda kayıt süresi kullanan eğitim ve test altkümelerine bölünerek eğitim ve test kümeleri oluşturulmuştur. Tablo 1, eğitimde ve testte kullanılan kayıt sürelerini ve altküme adlarını göstermektedir. Burada, örneğin S1 olarak adlandırılan alt kümede ses kayıtlarının ilk 15 saniyesi eğitim kümesine, sonraki 45 saniyesi test kümesine bölünerek ve diğer alt kümelerde de Tablo 1'de görülen süreler kullanılarak, farklı eğitim ve test verisi yüzdelere sahip veri kümeleri oluşturulmuştur.

Tablo 1: Eğitim ve test altkümeleri ve kümelerde kullanılan ses kayıt verisi uzunlukları

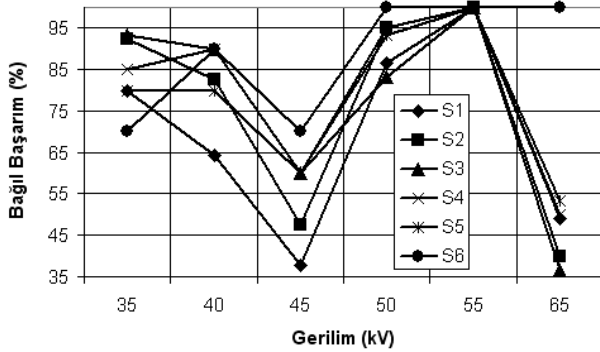
	S1	S2	S3	S4	S5	S6
Eğitim verisi süresi (saniye)	15	20	30	40	45	50
Test verisi Süresi (saniye)	270	240	180	120	90	60

Bu şekilde eğitim kümesindeki veri sayısının sonuca etkileri gözlenmiş ve sonuçları Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2: Ses tanımda kullanılan eğitim ve test kümelerinin veri sayıları ve bağlı başarımları

	S1	S2	S3	S4	S5	S6
Eğitim verisi sayısı	90	120	180	240	270	300
Test verisi sayısı	270	240	180	120	90	60
Eğitim için bağlı başarımlar (%)	100	100	100	100	100	100
Test için bağlı başarımlar (%)	0.70	0.76	0.77	0.80	0.78	0.88

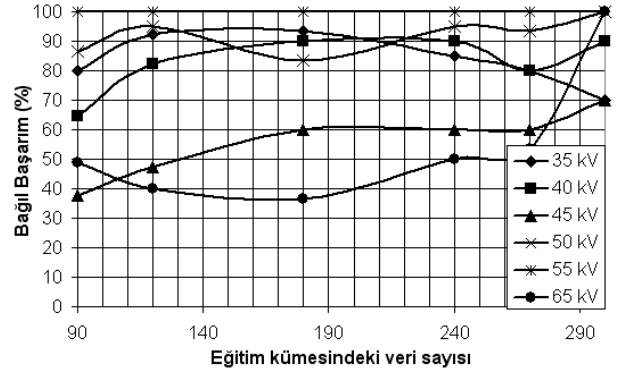
Yapay sinir ağı önce eğitim kümesiyle eğitilerek başarımlar incelenmiş, daha sonra test kümesi ile güvenilirliği sınanmıştır. Her altküme için yapay sinir ağının bağlı başarımlar yüzdesi Şekil 2’de görülmektedir.



Şekil 2: Farklı veri kümeleri için gerilim düzeyi ile YSA başarımlarının değişimleri.

Olasılıksal yapay sinir ağının toplam hatalı sınıflama sayısı her bir gerilim basamağı için ayrı ayrı belirlenerek, ağın hangi gerilim düzeyinde oluşan boşalma sesini daha iyi tanıyabildiği gözlenebilir (Şekil 3).

Olasılıksal ağlarda eğitime işleminde dışarıdan belirlenebilen tek parametre olan bant genişliklerinin en uygun değerleri deneme yanılma yoluyla 0,01 olarak bulunmuştur. Belirlenen bant genişlikleri kullanılarak yapılan eğitim sonucunda hatalı sınıflama görülmemiştir, test sonuçları ise Tablo 2’de yer almaktadır.



Şekil 3: Farklı gerilim düzeylerinde eğitim kümesindeki veri sayısına bağlı olarak YSA başarımları değişimi.

6. Tartışma ve Sonuç

Amacın hem ses verisinden gerilim genliğini belirlemek hem de en az ses verisi ile en doğru olarak gerilim düzeyini belirlemek için veri ve tanı optimizasyonu yapmak olan bu çalışmada, bu amaçla doğrusal öngörüyle olasılıksal yapay sinir ağı kullanılmıştır.

Tanının başarımları, öncelikle ses verisinin algılama ve kayıt özellikleri ile ilgilidir. Boşalma sesi, boşalmanın olduğu yapının geometrisine, boyutlarına, temizlik, kuruluk ve düzgünlüğüne çok bağlıdır. Çalışmada temiz, kuru, dairesel geometri, düzgün yüzeyli tel kullanılmış olması, tel çevresinde boşalma oluşumu bakımından zorluk yaratan koşullardır. Bunun için tel çapının küçük, gerilim düzeyinin büyük tutulmasıyla tel yüzeyindeki elektrik alan şiddetinin, teli çevreleyen havanın delinme dayanımından yüksek olması sağlanmış ve elektrik alan şiddetinin havanın delinme alan şiddetinin altında kaldığı yere kadar boşalmanın olmasına izin verilmiştir. Işıklı, sesli ısı, kokulu belirtileri ile kendini belli eden ve genelde korona adı verilen bu yerel (kısmi) elektriksel boşalma, tel çevresindeki iyonlaşmanın, iyon hareketinin sonucu olarak 15 Hz - 30 MHz frekans aralığında seslerin yaratıcısıdır.

İnsan kulağının 15 Hz – 15 kHz arasında ses duyabilme kapasitesini kullanarak ölçmeler yapmak çevre gürültülerinden sesleri ayırt etmedeki güçlük nedeniyle pek tercih edilmez ve genelde uygulamada ultrasonik ses frekansı bölgesinde, 15 kHz’in üstündeki frekanslarda ölçmeler yapılır. Bu çalışmada, duyulabilir ses bölgesinde çalışılmış kullanılan, dolayısıyla çevre gürültüleri önemli olmuştur. Buna önlem olarak ölçme ortamı sessizliği sağlanmış ayrıca ölçmeler laboratuvarın gün içindeki en sessiz zamanında yapılmıştır. Bu uygulamada başarılı olunduğu için analizde bunun getirdiği sorunlarla karşılaşmamıştır. Ancak öngörülme bir sorun özellikle 65 kV’ta yapılan ölçmeleri etkilemiştir. Bu sorun, gerilim uygulanan tel çevresindeki elektrostatik alanın örneğin mikrofonda ve bilgisayarda endüklemediği gerilimlerdir. Bu gerilim sonucu kayıtlara istenmeyen işaretlerin kaydedildiği analiz sonrasında sonuçların incelenmesinden fark edilmiştir. Ancak bilinmektedir ki hattan uzaklaşma ve hat ile ölçme sistemi arasında elektromanyetik ekranlama (örneğin Faraday kafesi) kullanımı bu sorunu büyük ölçüde çözecek ve kayıt, tanı kalitesini arttıracaktır.

Kayıtlarda, uygulamada yaygın olarak kullanılan bilgisayar çoğul ortam seti mikrofonundan yararlanılmıştır. Bu durumun ses algılama duyarlılığında önemli olduğu bilinmekle beraber özel olmayan, sıradan bir mikrofonla başarımın bu düzeylerde elde edilmiş olması, nitelikleri daha yüksek mikrofonla başarımın daha iyi olacağının göstergesidir. Ses düzeyi kaynağına, sesin yayıldığı ortama, sesin alındığı uzaklığa bağlı olduğu için kaynağa olabildiğince yakın ölçme yapılmaya çalışılmıştır. Burada sesin havadaki yaklaşık normal hava koşullarındaki yayılma hızından yararlanılmıştır. Çalışmanın sıvı ve katı yalıtkan içindeki elektriksel boşalmaların incelenmesi ve ölçülmesi için yapılması durumunda ses yayılma hızı ve ortam koşulları daha önemli olacaktır.

Mikrofon üzerinden sesin kaydedildiği donanım olarak bilgisayardan yararlanılmıştır. Bilgisayarın işlemci ve bellek özelliklerinin çalışmada önemli olduğu bilinmekle birlikte hem çalışmada kullanılan bilgisayarın hem de günümüz bilgisayarlarının bu tür ölçmeler için yeterli özelliklere sahip oldukları açıktır. Burada karşılaşılan sorun, bilgisayar ses kartı çözünürlük özelliklerinin yeterli olup olmamasındadır. Özel olarak tasarlanmış veya yüksek çözünürlüklü bir ses kartı sonuçlara olumlu katkı yapacaktır.

Ses örnekleri 22050 Hz örnekleme frekansında ve 8 bit çözünürlükle kaydedilmiştir. Farklı örnekleme frekansı ve çözünürlük üzerinde çalışılabilir, çözünürlüğün artmasının tanı başarımı açısından yararı fazladır. Ses kaydı için MS Windows XP'nin ses kaydedici programının kaydetme özellikleri içinde kalınmıştır. Bu durum bir defadaki kayıt süresini, kaydedilen veri sayısını sınırlaması bakımından önemli olmuştur. Her bir 60 saniye ile sınırlı kalmıştır. Daha uzun süreli kayıt yapabilmek, veri sayısını arttırma, analizi kolaylaştıracak ve başarımı arttıracaktır. Ancak bu sorununun üzerine gidilmemiştir, çünkü olabildiği kadar kısa veya az veri ile yüksek başarımla elde etmenin bir deyişle "leb demeden leblebinin anlaşılması" isteğinde bulunulmuştur.

Ses verisinin analizinde, farklı analiz yöntemlerinden yararlanılabilir. Burada doğrusal öngörü yöntemi tercih edilmiştir. Tablo 2 ve Şekil 2 ve 3'de verilen sonuçlara bakıldığında sonuçların tatmin edici olduğu görülmektedir. Ancak başka yollar denenerek ve karşılaştırılarak en uygun yöntem arayışında bulunulabilir. Yapay sinir ağları, bulanık mantık ve genetik algoritma gibi algoritmik yöntemlerin günümüzde çok kullanılmaya başladığı ve uygulandığı göz önüne alındığında çalışma için başka yöntem seçeneklerinin olduğu açıktır. Burada yapay sinir ağları ailesinden olasılıksal yapay sinir ağı kullanımı tercih edilmiştir. Farklı ağ türü veya yöntemi kullanılabilir. Analiz sonuçları, beklendiği gibi eğitim kümesi veri sayısındaki artışla başarımın yükseldiğini göstermiştir. Bu da kaliteli, uzun süreli ses kaydı ile olanaklıdır.

Yapılan çalışma, işaret işleme tekniklerini kullanarak ses verisinden gerilim ölçme için bir adımdır. Özellikle yüksek gerilimde, yüksek gerilim hatlarına bağlantı yapmadan gerilim düzeyi hakkında bilgi edinme veya bir arızada ortaya çıkan boşalma sesinden arızaya neden olan gerilimin büyüklüğü hakkında bilgi edinme veya elektrik sistemlerinde gözleme ve izleme sistemlerinde uygulamaya dönük çalışmalar için bir uygulamadır.

7. Kaynakça

- [1] Kalenderli, Ö., Kocatepe, C., Arıkan, O., "Çözümlü Problemlerle Yüksek Gerilim Tekniği", Cilt 1, Birsan Yayınevi, İstanbul, 2005.
- [2] Özkaya, M., *Yüksek Gerilim Tekniği*, Cilt 1, Birsan Yayınevi, İstanbul, 1996.
- [3] Sirotinski, L. I. (Çeviren: Özkaya, M.), *Yüksek Gerilim Tekniği, Gazlarda Deşarj Olayları*, İ.T.Ü. Kütüphanesi Sayı: 594, İstanbul, 1964.
- [4] Naidu, M. S., Kamaraju, V., *High Voltage Engineering*, Tata McGraw-Hill, New Delhi, Third Ed. 2004.
- [5] N. H. Malik, A. A. Al-Arainy, M. I. Qureshi, *Electrical Insulation in Power Systems*, Marcel Dekker, Inc., New York, 1998.
- [6] ASTM Publ. 669, *Engineering Dielectrics Vol. I: Corona Measurement and Interpretation*, Chapter 10, Philadelphia, 1979.
- [7] Kuffel, E., Zaengl, W. S., Kuffel, J., *High Voltage Engineering Fundamentals*, Newnes, 2nd Ed. 2000.
- [8] Ray, S., *An Introduction to High Voltage Engineering*, Prentice Hall of India, New Delhi, 2004.
- [9] Kreuger, F. H., *Partial Discharge Detection in High-Voltage Equipment*, Butterworths, London, 1989.
- [10] Galski, E., *Computer-Aided Recognition of Partial Discharges Using Statistical Tools*, Delft Univ. Press, Delft, 1991.
- [11] Ryan, H. M., *High Voltage Engineering and Testing*, Peter Peregrinus Ltd., London, 2nd Ed. 2001.
- [12] Brown, J. C., "Computer Identification of Musical Instruments Using Pattern Recognition with Cepstral Coefficients as Features", *J. Acoust. Soc. Amer.*, 105:1933-1941, 1999.
- [13] Martin, K. D., "Sound-Source Recognition: A Theory and Computational Model", *PhD. Thesis, Massachusetts Institute of Technology*, 1999.
- [14] Fujinaga, I. and MacMillan, K., "Realtime Recognition of Orchestral Instruments", *Proc. Int. Computer Music Conf.*, pp. 141-143 Berlin, Germany, 2000.
- [15] Fraser, A. and Fujinaga, I., "Toward Realtime Recognition of Acoustic Musical Instruments", *Proc. Int. Computer Music Conf.*, p. 175-177, Beijing, China, 1999.
- [16] Eronen A., "Automatic Musical Instrument Recognition", *Master's Thesis, Tampere University of Technology*, 2001.
- [17] Haykin, S., *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, NY, 1991.
- [18] Hayes, M. H., *Statistical Digital Signal Processing and Modelling*, John Wiley & Sons, NY, 1996.
- [19] Goh, T. C., "Probabilistic Neural Network for Evaluating Seismic Liquefaction Potential", *Proc. IEEE Int. Symp. on Intelligent Systems*, pp. 16-20 Varna, Bulgaria, 2002.
- [20] Parzen, E., "On Estimation of a Probability Density Function and Mode", *Annals of Math. Statistics*, 33:1065 - 1076, 1962. Senani R., *New Current-Mode Biquad Filter*, *Int. Journal of Electronics*, Vol. 73, No. 4, pp 735-742, 1992.