

Dürtü Gürültüsü Giderici Bulanık Çıkarım Sisteminin Kural Tabanlı Optimizasyonu

Rule Based Optimization of Impulse Noise Remover Fuzzy Inference System

Mehmet Ali SOYTÜRK¹, Alper BAŞTÜRK², Mehmet Emin YÜKSEL³

¹Sivil Havacılık Yüksekokulu, Uçak Elektrik-Elektronik Bölümü
Erciyes Üniversitesi
soyturkm@erciyes.edu.tr

²Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Erciyes Üniversitesi
ab@erciyes.edu.tr

³Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Erciyes Üniversitesi
yuksel@erciyes.edu.tr

Özet

Bu çalışmada, gürültü giderme operatörü olarak kullanılan bir bulanık çıkarım sisteminin optimizasyonuna yönelik kural bazlı bir eğitim yöntemi sunulmaktadır. Bu yöntemde, araştırma uzayında komşu çözümler araştırılırken bulanık modelin tüm parametreleri yerine sadece mevcut döngüde ele alınan kurala ait parametreler, yeni aday çözümler ile değiştirilmektedir. Optimizasyon süreci sonunda elde edilen sonucun daha iyi duruma getirilmesinde kural bazlı arama sürecinin ardından yapılan parametre bazlı aramada, diğer parametreler sabit kalmak koşuluyla sadece ele alınan parametre değeri ayarlanmış ve bu işlem tüm parametreler için belirlenen sayıda yapılarak nihai sonuca ulaşılmıştır. Önerilen yöntemde herhangi bir gürültü sezici veya matematiksel morfoloji kullanmaksızın bulanık modele ait MSE (ortalama karesel hata) değeri önemli ölçüde düşürülmüştür.

Abstract

In this work, a rule-based training method for the optimization of a fuzzy inference system that is used as a noise removal operator is presented. In this method, only the parameters processed in the current epoch, rather than all parameters of the fuzzy inference system, are replaced with the new candidate solutions when examining the neighboring solutions in the search space. In the parameter based search, which is performed after the rule based search for the purpose of enhancing the solution obtained at the end of the optimization process, only the parameters under examination are adjusted while keeping the other parameters fixed and final result is obtained by repeating this operation for all parameters for a predetermined number of epoch cycles. In the proposed method, the MSE (mean square error) value of fuzzy model has been dramatically reduced without using mathematical morphology or a noise detector.

1. Giriş

Artık hayatın her alanında karşımıza çıkan sayısal imgeler, oluşturulmaları ve iletilmeleri sırasında çeşitli elektriksel gürültülere maruz kalabilmektedir. Bu durum, imge üzerindeki piksellerde kendini göstererek bazı piksel değerlerinin hatalı ve dinamik değişim aralığının uç değerlerini alması ile sonuçlanmaktadır. Dürtü gürültüsü adı verilen bu tip bir gürültüye maruz kalan imge üzerinde siyah ve beyaz pikseller oluşmaktadır.

Literatürde dürtü gürültüsünün giderilmesinde kullanılan birçok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemler, klasik yöntemler [1-5] olabildiği gibi esnek hesaplama tekniklerine dayalı yöntemler de [6-11] olabilmektedir. İmgede bulunan gürültünün giderilmesi sırasında imgede bulunan detayların ve faydalı bileşenlerin kaybolmaması orijinal imge detaylarının elde edilebilmesi için önemlidir. Çünkü orta değer ve ortalama süzgeç gibi temel birçok yöntemde gürültü giderilirken imgede bulunan detaylar kaybolabilmektedir. Esnek hesaplama tekniklerine dayalı olarak çalışan yöntemlerde, gürültü gidermek amacıyla kullanılan süzgece ait parametreler için uygun değerlerin belirlenmesi, önemli bir optimizasyon problemi olup süzgeç başarımını doğrudan etkilemektedir. Bu parametreler için probleme bağlı olarak en uygun değerlerin tespitinde kullanılan optimizasyon algoritmalarını klasik türeve dayalı ve sezgisel olarak iki ana guruba ayırmak mümkündür. Son yıllarda sistematik bir araştırma yaklaşımıyla tekrarlamalı olarak ve rasgele değerler üretilerek uygun çözümün bulunmasını sağlayan çok sayıda sezgisel algoritma, başarıyla kullanılarak oldukça yaygınlaşmıştır [12].

Bulanık sinir ağları, yapay sinir ağı yapılarındaki öğrenme ve bulanık mantık sistemlerindeki belirsizliği modelleme özelliklerini barındırması sebebiyle birçok alanda olduğu gibi imge işleme alanında da etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Bir bulanık çıkarım sistemini eğitim verisine bağlı olarak uyarlayabilmek için kullanılan yöntemlerden birisi, giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarına ait parametre değerlerinin optimize edilmesidir. Bulanık çıkarım sisteminde kullanılacak

olan kural sayısı ile orantılı olarak belirlenmesi gereken parametre sayısı da artmaktadır. İyi bir sistem uyarlanması için daha fazla kural kullanılması gerekmektedir bu durum ise toplam parametre sayısını artırdığı için sezgisel algoritmaların genel çözümleri bulmalarını güçleştirmektedir. Önerilen yöntemde tüm parametrelerin aynı anda optimize edilmesi yerine sadece ele alınan kuraldaki parametreler, önceden belirlenen sayıda tekrarlama ile optimize edilmektedir. Deneysel sonuçlar, gürültü gidermeye yönelik bir bulanık çıkarım sisteminin eğitiminde önerilen yöntemin başarılı bir şekilde kullanıldığını göstermiştir.

2. Bulanık Sinir Ağları

Bulanık sinir ağı, yapay sinir ağlarının öğrenme ve bulanık mantık sistemlerin belirsizliği modelleme özelliklerini bir arada bulundurmaktadır. Hızlı ve doğru öğrenme, veri ile uzman bilgisini bir arada kullanabilme, iyi genelleme yeteneği gibi özellikleri nedeniyle bulanık sinir ağları, son yıllarda oldukça popüler hale gelmiştir. Tipik bir bulanık sinir ağı mimarisi Şekil 1'de görülmektedir. Şekilde daire şeklindeki düğümler durgun düğümleri, kare şeklindeki düğümler ise uyarlanabilir düğümleri ifade etmektedir [13].

x , y ve z gibi üç giriş ve F gibi bir çıkışa sahip olan ve 1. tip bir bulanık sisteme ait herhangi iki adet bulanık kural aşağıdaki gibi yazılabilir.

Kural 1: Eğer $x \in A_1$ ve $y \in B_1$ ve $z \in C_1$ ise $f_1 = x.p_1 + y.q_1 + z.r_1 + s_1$ (1)

Kural 2: Eğer $x \in A_2$ ve $y \in B_2$ ve $z \in C_2$ ise $f_2 = x.p_2 + y.q_2 + z.r_2 + s_2$

Burada A , B ve C değerleri bulanık kümeleri, p , q , r ve s ise kuralın, doğrusal çıkış üyelik fonksiyonuna ait parametreleri ifade etmektedir. Şekil 1'de görüldüğü gibi bulanık sinir ağı 5 katmandan oluşmaktadır:

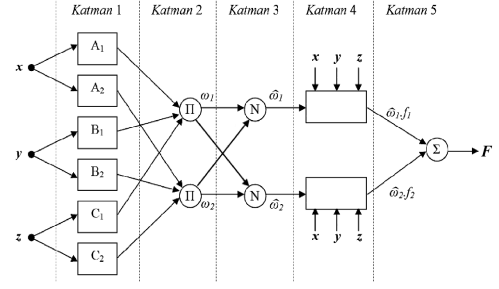
Katman 1: Bu katmandaki her bir düğüm aşağıdaki düğüm fonksiyonunu icra eder:

$$O_k^1 = \begin{cases} \mu_{A_i}(x) \\ \mu_{B_i}(y) \\ \mu_{C_i}(z) \end{cases} \quad i=1,2 \quad (2)$$

Burada $\mu_{A_i}(x)$, $\mu_{B_i}(y)$ ve $\mu_{C_i}(z)$ bulanık üyelik fonksiyonlarını (ÜF), i ; giriş başına atanan ÜF sayısını, O_k^n , n . katmanın k . kural çıkışını temsil etmektedir. Bu çalışmada aşağıdaki tanıma sahip geliştirilmiş çan tipi ÜF'ları kullanılmıştır:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{w} \right|^{2s}} \quad (3)$$

Burada w , s ve c ; bulanık kümeleri ifade eden giriş üyelik fonksiyonlarının biçimlendirilmesini sağlayan giriş (*antecedent*) parametrelerdir. Bu parametrelerden w , ÜF'nin genişliğini, s , eğimini ve c ise merkezini belirlemektedir. p , q , r ve s ise çıkış üyelik fonksiyonlarını biçimlendiren sonuç (*consequent*) parametrelerdir.



Şekil 1: İki kurallı temel bir bulanık sinir ağı mimarisi.

Katman 2: Bu katmandaki her bir düğüm, bir bulanık operatör olan çarpma işlemi vasıtasıyla her bir kurala ait ağırlığı hesaplar. Burada k ; kural sayısını göstermektedir.

$$O_k^2 = \omega_k = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \cdot \mu_{C_i}(z), \quad i=1,2 \quad k=1,2 \quad (4)$$

Katman 3: Bu katmandaki k . düğüm, k . kuralın ağırlığının, tüm kuralların toplam ağırlığına oranını bulur. Burada $\hat{\omega}_k$ normalize ağırlık olarak tanımlanır.

$$O_k^3 = \hat{\omega}_k = \frac{\omega_k}{\omega_1 + \omega_2} \quad k=1,2 \quad (5)$$

Katman 4: Bu katmandaki her bir düğüm aşağıdaki düğüm fonksiyonuna sahiptir.

$$O_k^4 = \hat{\omega}_k \cdot f_k = \hat{\omega}_k \cdot (x.p_k + y.q_k + z.r_k + s_k), \quad k=1,2 \quad (6)$$

Katman 5: Bu katmanda bulunan tek düğüm gelen tüm sinyallerin toplamını hesaplayarak çıkışa verir. Bu durum aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$O^5 = F = \sum_{k=1}^2 \hat{\omega}_k \cdot f_k = \frac{\hat{\omega}_1 \cdot f_1 + \hat{\omega}_2 \cdot f_2}{\hat{\omega}_1 + \hat{\omega}_2} \quad (7)$$

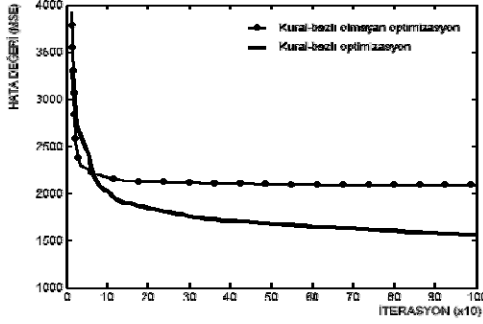
Görüldüğü gibi bulanık sinir ağının giriş ÜF parametreleri (*antecedent*) ve çıkış ÜF parametreleri (*consequent*) olmak üzere iki ayarlanabilir parametre kümesi bulunmaktadır. Eğitim süresince 1. katmandaki giriş ÜF parametreleri ve 4. katmandaki çıkış ÜF parametreleri, bulanık sinir ağı arzu edilen çıkışı üretene kadar optimize edilir.

3. Önerilen Yöntem ve Eğitim

Önerilen yöntemde, bulanık sinir ağına ait parametrelerin eğitiminde kural bazlı eğitim yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yöntem ile parametrelerin tamamı aynı anda optimize edilmeyerek toplam parametre seti, bir kuralda yer alan parametre sayısına göre gruplanmıştır. Eğitim sırasında, mevcut döngüde ele alınan kurala ait parametreler, yeni çözümler ile değiştirilirken diğer kurala ait parametreler sabit bırakılmıştır. Bu şekilde tüm kural parametreleri belirli sayıda döngü yapılarak eğitime tabi tutulmuştur. Kıyaslamak amacıyla Şekil 2'de, parametrelerin tümünün aynı anda optimize edilmesi ile oluşan hata değişimi ve kural bazlı optimizasyon ile oluşan hata değişimi görülmektedir. Bu hata değişimleri her bir yöntem için 10'ar kez tekrarlanmış ve ortalamaları alınarak nihai değişim eğrisi elde edilmiştir. Eğitim sırasında bulanık sinir ağına ait parametreler, her iki yöntemde de Şekil 5'ten elde edilen eğitim verisine göre aynı

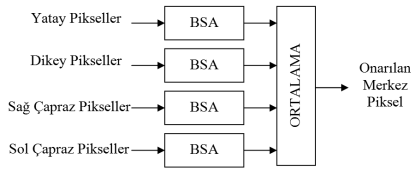
yapay bağışıklık algoritması kullanılarak optimize edilmiştir [14].

Eşitlik 7’de görüldüğü üzere her kurala ait ω (antecedent) ve f (consequent) değerleri, diğer kural parametrelerinden bağımsız olarak ayarlanarak, bulanık çıkarım sistemine ait çıkışı temsil eden *ağırlık merkezi* değiştirebilmektedir. Bu durumda diğer kural parametreleri mevcut halleri ile kalıp ele alınan kurala ait parametreler herhangi bir sezgisel arama tekniğiyle optimize edilerek bulanık sistemin çıkışı, istenilen çıkışı üretecek şekilde optimizasyon işlemi yapılabilir. Şekil 2’de önerilen yöntemin etkisi açıkça görülmektedir.



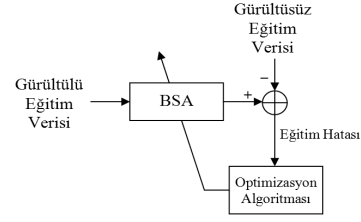
Şekil 2: Kural bazlı olarak ve kural bazlı olmayarak yapılan optimizasyonun karşılaştırılması.

Önerilen yöntem kullanılarak eğitilen süzgeç yapısı Şekil 3’te görülmektedir. Süzgeç için sadece bir adet bulanık model eğitilmiştir. Kullanılan bulanık model, 3 giriş tek çıkışlı birinci dereceden Sugeno tipi bulanık sinir ağıdır. Onarılacak olan piksel ele alınırken bulanık modele giriş olarak, bu pikselin sol komşusu – kendisi – sağ komşusu olacak şekilde yatay olarak bulunan 3 piksel ile 0–255 arası gri ton değeri verilmektedir. Benzer şekilde mevcut pikselin dikey, sağ ve sol çapraz komşularına ait değerler, ayrı ayrı tek bir bulanık modele giriş olarak verilmekte ve bu 4 komşuluk değeri için bulanık modelin ürettiği 4 değerın ortalaması alınarak onarılan piksel değeri elde edilmektedir.

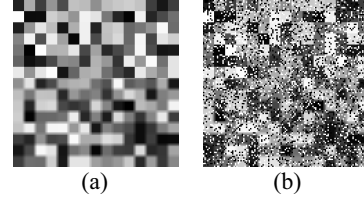


Şekil 3: Önerilen süzgecin yapısı.

Kullanılan bulanık modele ait parametrelerin optimizasyonu Şekil 4’te gösterilen düzenek ile gerçekleştirilmiştir. Sunulan bulanık modelde, giriş ÜF’ları genelleştirilmiş çan olan 10 adet kural kullanılmıştır. Genelleştirilmiş çan tipi ÜF 3 adet parametre ile karakterize edildiğinden her bir kuralda $3 \times 3 + 4 = 13$ olmak üzere toplam 130 adet parametre optimizasyon süresince eğitilmiştir. Eğitim sonunda ulaşılan hata değerini daha da düşürmek amacıyla yapılan parametre bazlı arama ile diğer parametreler değiştirilmeksizin ele alınan bir parametrenin mevcut değeri üzerinde belirli sınırlamalar altında artırma ve/veya azaltma yapılarak parametre değeri optimize edilmiştir. Bu işlem, sırasıyla tüm parametreler için belirlenen sayıda tekrarlanarak nihai parametre değerlerine ulaşılmıştır.



Şekil 4: Bulanık sinir ağıının eğitimi.



Şekil 5: Eğitim imgeleri. a) Gürültüsüz eğitim imgesi, b) %30 oranında dürtü gürültüsü eklenmiş gürültülü eğitim imgesi.

Bulanık sinir ağıının eğitilmesi için kullanılan eğitim imgesi Şekil 5’te gösterilmiştir. Şekil 5-b’de bulanık sinir ağına giriş olarak verilen gürültülü eğitim imgesi, Şekil 5-a’da ise uyarılma sonucunda bulanık sinir ağıının üretmesi gereken gürültüsüz imge yer almaktadır. Gürültüsüz eğitim imgesi, 120x120 piksel boyutlarında olup imgede yer alan her bir kare 8x8 piksel boyutlarındadır. Her bir karenin rengi 0-255 arasında düzgün dağılımlı olarak belirlenmektedir. Sonraki adımda eğitim imgesinin alt yarısı test imgesinde olabilecek yumuşak geçişleri temsil için bulanıklaştırılmıştır. Gürültülü eğitim imgesi oluşturulurken, imgede bulunan piksellerin yüzde 30’u rasgele belirlenerek 0 veya 255 değeri ile değiştirilmiştir.

Eğitim verisi, gürültülü imgede belirli bir konumda bulunan pikselin gri ton sayısal değeriyle, sol ve sağ komşu piksellere ait gri ton sayısal değerin giriş, gürültüsüz imgede aynı konumdaki merkez piksele ait gri ton sayısal değerın çıkış olarak alınmasıyla elde edilmiştir. Eğitim sırasında elde edilen hata değeri, gürültüsüz orijinal imgedeki sayısal değer ile bulanık süzgecin çıkışında ürettiği sayısal değer arasındaki ortalama karesel hatadır.

4. Sonuçlar ve Çıkarım

Önerilen yöntem gerçekleştirilerek, sunulan operatörün başarıımı, literatürde bulunan Baboon, Peppers, Lena ve Boats gibi popüler test imgeleri üzerinde denenmiştir. Bu imgeler, 256x256 piksel boyutlarında ve 0-255 arası gri ton renk değerlerini içeren sayısal imgelerdir. Deneylerde kullanılan test imgeleri ise literatürde bulunan bu orijinal imgelerde rasgele piksel konumlarına, değişik oranlarda dürtü gürültüsü eklenerek elde edilmiştir. Karşılaştırma yapmak amacıyla önerilen operatör, standart median süzgeç (SMS) [15] ve diğer bir bulanık süzgeç [6] kıyaslanmıştır.

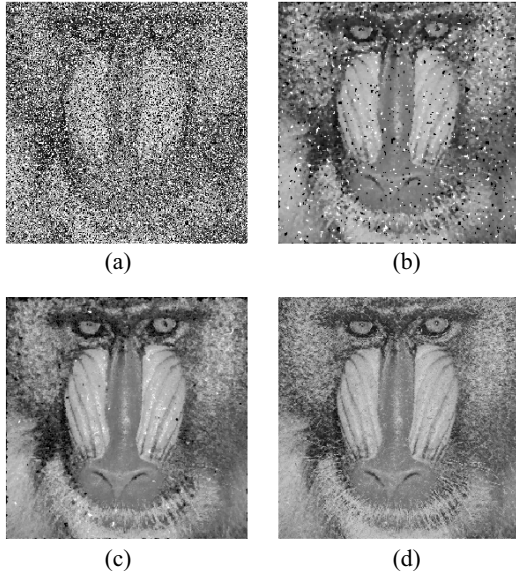
Operatörlerin başarıım kıyaslamasında ortalama karesel hata (MSE) ölçüt olarak kullanılmıştır [15].

$$MSE = \frac{1}{R.C} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C (x[r,c] - y[r,c])^2 \quad (8)$$

Tablo 1: %25, %50 ve %75 oranında dürtü gürültüsü ile bozulmuş Baboon, Peppers, Lena ve Boats imgeleri için MSE değerleri.

OPERATÖR	Baboon			Peppers			Lena			Boats		
	%25	%50	%75	%25	%50	%75	%25	%50	%75	%25	%50	%75
Gürültü oranı												
SMS	804	2667	8473	237	2162	8682	283	2279	8920	353	2305	8605
Bulanık Süzgeç	451	988	3251	133	611	3003	163	630	2821	188	709	3051
Önerilen Operatör	199	593	1467	95	513	1890	116	666	2595	96	460	1608

Tablo 1’de, %25, %50 ve %75 oranında dürtü gürültüsü ile bozulmuş Baboon, Peppers, Lena ve Boats imgelerine, gürültü giderme işlemi uygulandıktan sonra elde edilen MSE değerleri yer almaktadır. Görsel kıyaslama yapmak amacıyla Şekil 6’da %40 oranında dürtü gürültüsüne maruz kalmış Baboon görüntüsü için operatörlerin sonuçları gösterilmiştir. Sonuçlar karşılaştırıldığında önerilen operatörün, özellikle imgeye ait detayların korunmasındaki başarısı açıkça görülmektedir.



Şekil 6: Test İmgesi. a) %40 oranında dürtü gürültüsü ile bozulmuş Baboon görüntüsü, b) SMF çıkışı, c) Bulanık süzgeç çıkışı, d) Önerilen operatör çıkışı.

Sayısal imgelerdeki dürtü gürültüsünün giderilmesinde bulanık sinir ağı parametrelerinin eğitime özgü yeni bir yöntem sunulmuştur. Uygulamalarda elde edilen sonuçlar, sunulan yöntemin, sayısal imgelerdeki dürtü gürültüsünü gidermeye yönelik 1. dereceden Sugeno tipi bir bulanık modelin parametrelerinin optimizasyonunda etkin bir araç olduğunu göstermiştir.

5. Teşekkür

Bu çalışma “110E051” kodlu TÜBİTAK projesi ile desteklenmektedir.

6. Kaynaklar

[1] Zhang S. and Karim M. A., ‘A new impulse detector for switching median filters,’ IEEE Signal Proc. Letter vol. 9, no. 11, pp. 360-363, 2002.

[2] Yuan S. Q. and Tan Y. H., ‘Impulse noise removal by a global-local noise detector and adaptive median filter,’ Signal Processing vol. 86, no. 8, pp. 2123-2128, 2006.

[3] Abreu E., Lightstone M., Mitra S. K. and Arakawa K., ‘A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images,’ IEEE Trans. on Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 1012-1025, 1996.

[4] Luo W., ‘An efficient detail-preserving approach for removing impulse noise in images,’ IEEE Signal Proc. Letters vol. 13, no. 7, pp. 413-416, 2006.

[5] Feng D., Ping Y. Z., Lun X., ‘High Probability Impulse Noise-Removing Algorithm Based on Mathematical Morphology,’ IEEE Signal Proc. Letters vol. 14, no. 1, pp. 31-34, 2007

[6] Russo F. and Ramponi G., ‘A fuzzy filter for images corrupted by impulse noise,’ IEEE Signal Proc. Letters, vol. 3, no. 6, pp. 168-170, 1996.

[7] Toh K. K. V., Isa N. A. M., ‘Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter for Salt-and-Pepper Noise Reduction,’ IEEE Signal Proc. Letters, vol. 17, no. 3, pp. 281-284, 2010.

[8] Sun Z. Meng G., ‘An Image Filter for Eliminating Impulse Noise Based on Type-2 Fuzzy Sets,’ 2008 International Conference on Audio, Language and Image Processing, Shanghai, China, July, 2008.

[9] Yüksel M. E., ‘A hybrid neuro-fuzzy filter for edge preserving restoration of images corrupted by impulse noise,’ IEEE Trans. on Image Processing, vol. 15, no. 4, pp. 928-936, 2006.

[10] Yıldırım M. T., Baştürk A., Yüksel M. E., ‘Impulse noise removal from digital images by a detail-preserving filter based on type-2 fuzzy logic,’ IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 16, no. 4, pp. 920-928, 2008.

[11] Yüksel Y., Alçı M. and Yüksel M. E., ‘Performance enhancement of image impulse noise filters by image rotation and fuzzy processing’, AEU - International Journal of Electronics and Communications, Volume 64, Issue 4, Pages 329-338, April 2010

[12] Weise T., ‘Global Optimization Algorithms Theory and Application,’ <http://www.it-weise.de/>, 2009.

[13] Jang J-S. R., ‘ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System,’ IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 23, no. 3, June 1993.

[14] Hunt J. and Cooke D., ‘Learning Using an Artificial Immune System,’ Journal of Network and Computer Applications, 19, 189-212, 1996.

[15] http://en.wikipedia.org/wiki/Main_Page