



Genetik Algoritmalar ile Eğitilen Doğrusal Görüntü Filtre Kalitesinin Bir Analizi

Süleyman UZUN^{1*}, Devrim AKGÜN²

¹Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Açık ve Uzaktan Öğrenme Uygulama ve Araştırma Merkezi, Bilecik

²Sakarya Üniversitesi, Bilgisayar ve Bilişim Bilimleri Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Bilecik

Özet

Görüntü işlemede kullanılan doğrusal filtrelerin başarımı, filtre davranışını belirleyen maske ağırlıkları ile yakından ilişkilidir. Gerçekleştirilen çalışmada, doğrusal görüntü filtrelemede kullanılan maske ağırlıkları bir eğitim görüntüsü üzerinden genetik algoritmalar ile eğitilerek belirlenmiştir. Elde edilen maske ağırlıkları, Gaussian gürültüsü eklenmiş görüntülerini filtrelemede kullanılmış ve başarımları hesaplanmıştır. Hesaplanan ağırlıklar ve Gaussian fonksiyonu ile belirlenen ağırlıkların görüntü filtrelemedeki başarımları karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Elde edilen sonuçlarda, eğitim ile elde edilen katsayıların sağladığı başarımların genelde Gaussian filtre ile elde edilene yakın veya daha iyi olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Gaussian Filtre, Doğrusal Filtre, Genetik Algoritma

Makale Bilgisi

Başvuru:
25/11/2018
Kabul:
24/12/2018

An analysis of the Quality of Linear Image Filter Trained with Genetic Algorithms

Abstract

The performance of the linear filters used in image processing is closely related to the mask weights that determine the filter behavior. In the present study, the mask weights used in linear image filtering were determined by training with genetic algorithms via training image. The obtained mask weights were used in filtering Gaussian noise-added test images and their performance was calculated. Performance of the computed weights and the weights determined by Gaussian function in image filtering are presented comparatively. In the results obtained, it is seen that the performance obtained by the coefficients obtained by the training is generally close to or better than that obtained with Gaussian filter.

Keywords: Gaussian Filter, Linear Filter, Genetic Algorithm

* İletişim e-posta: suleyman.uzun@bilecik.edu.tr

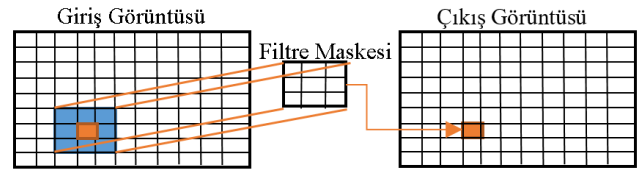
1 Giriş

Görüntü işleme teknikleri endüstride, bilimsel çalışmalarda veya son kullanıcı uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir görüntüdeki istenilen ayrıntıların ortaya çıkartılması, gürültülerin yok edilmesi, nesne tespiti gibi çok farklı amaçlarda kullanılmaktadır [1-4]. Doğrusal konvolüsyon ile gürültü filtreleme, kenar bulma, bulanıklaştırma ve benzeri amaçlarla sıklıkla kullanılan görüntü filtreleme tekniklerindedir. Filtrelemede kullanılan çekirdeklerin boyutları pratikte 3×3, 5×5 gibi boyutlarından başlayıp 21×21 gibi yüksek boyutlara kadar ulaşabilen ağırlık matrisleridir. Bu ağırlık matrisler filtrenin davranışını belirlediği için filtrenin kullanıldığı yere göre tercih edilmektedir [5, 6]. Doğrusal filtrenin, filtre maskesi ağırlıkları çeşitli analitik yöntemlerle belirlenebildiği gibi hazır olarak da belirlenebilir [7, 8]. Sinyal ve görüntü işlemede kullanılan alternatif bir yöntem ise optimizasyon algoritmaları kullanarak referans veriler üzerinden filtre ağırlıklarını eğitebilir [9-15]. Görüntü işlemede, referans görüntü ile gürültülü referans görüntüsü arasındaki farka bakılarak bir uygunluk fonksiyonu tanımlanabilir. Bu amaçla, sunulan çalışmada filtre maskesi ağırlıklarının eğitimi için günümüzde yaygın olarak kullanılan optimizasyon algoritmalarından Genetik Algoritmalar (GA) kullanılmıştır [16-18]. GA çözümü elde etmek için çaprazlama ve mutasyon operatörlerini kullanır. Elde edilen her bir çözüme birey adı verilmektedir. En iyi bireyler belirlenerek bir sonraki nesillere aktırılmaktadır. Bu sayede zamanla kötü sonuca sahip bireyler elenerek en iyi çözümler elde edilir [11, 19].

Gerçekleştirilen çalışmada, filtre maskesi ağırlıkları, GA ile bir görüntü üzerinde eğitim yapılarak elde edilmiştir. Bu ağırlıklar kullanılarak diğer test görüntüleri filtrelenmiş ve Gaussian filtre sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Gaussian filtre farklı standart sapma değerlerine göre farklı başarımlar sonuçları verir. Bundan dolayı, deneysel çalışmalarda belli bir aralıktan seçilen ağırlıklar kullanılarak en iyi başarımın üretildiği katsayılar karşılaştırma için kullanılmıştır. Çalışmanın son aşamasında GA eğitilen filtre maskesinin filtrelediği görüntülerle Gaussian filtresinin farklı ağırlıkları ile elde edilen filtre maskesinin filtrelediği görüntüler grafiksel olarak karşılaştırılmıştır.

2 Görüntü filtreleme

Doğrusal görüntü filtreleme işlemleri Şekil 1’de gösterilmektedir. Bir filtre maskesi, giriş görüntüsü üzerindeki bütün piksellere uygulanarak çıkış görüntüsünün piksellerinin hesaplanması sonucu filtreleme işlemi gerçekleştirilir. Filtre maskesi giriş görüntüsü üzerine yerleştirildiğinde, maske ağırlıkları giriş görüntüsü piksel değerleri ile çarpılır ve bütün çarpımların toplamı, filtre maskenin merkezine denk gelen pikselin yeni değerini verir ve çıkış görüntüsü üzerine yazılır. Bu işlemin matematiksel sunumu Denklem 1’de gösterilmektedir [6]. Burada “ $y(i,j)$ ” çıkış görüntüsünü, “ $x(i-m, j-n)$ ” giriş görüntüsünü, N filtre maskesinin boyutunu ve “ $w_{m,n}$ ” filtre ağırlıklarını göstermektedir. Sunulan çalışmada renkli görüntüler kullanıldığı için bu işlem kırmızı, yeşil ve mavi pikseller için tekrar edilmektedir.



Şekil 1. Doğrusal görüntü filtreleme.

$$y(i,j) = \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N w_{m,n} x(i-m, j-n) \quad (1)$$

3 Genetik algoritmalar ile eğitim

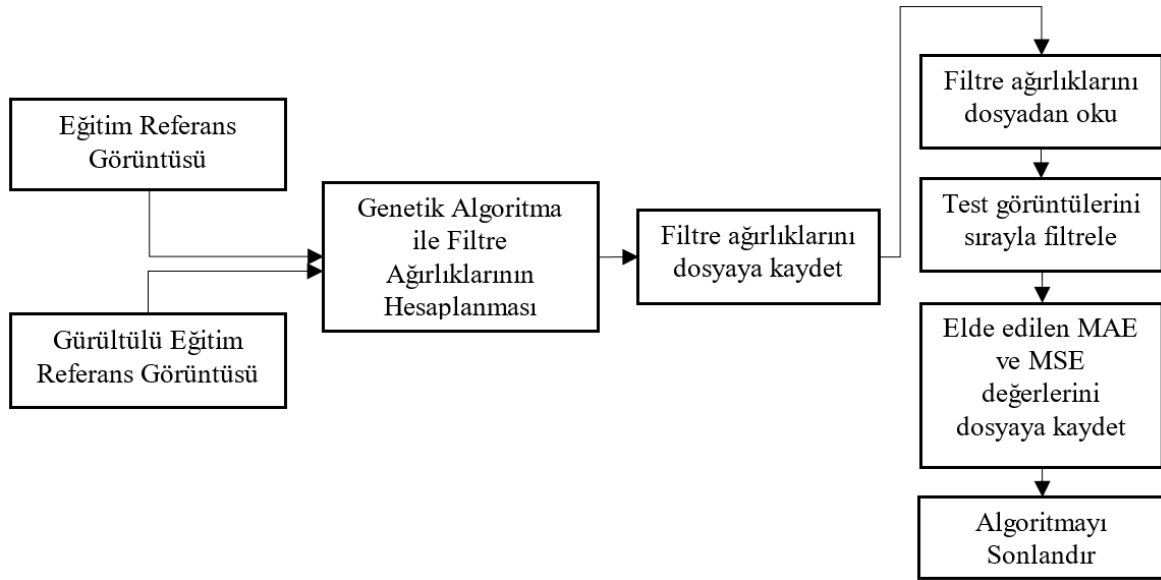
GA çözümü elde etmek için çaprazlama ve mutasyon operatörlerini kullanan doğal seçim ve doğal genetik yapısına sahip arama ve optimizasyon yöntemidir [17-21]. GA çalışması sırasında rastgele birçok çözüm elde edilir. Bu çözümlerden kötü sonuca sahip olanlar elenirken en iyileri seçilerek bir sonraki nesle aktarılır. Böylece aktarılan en iyi çözümler zamanla yeni nesillerde ortaya çıkarak sonuçta en iyi çözüm kümesi elde edilir. Sunulan çalışmada, 3×3 filtre maskesi için toplamda 9 adet filtre ağırlığının belirlenmesi gerekmektedir. GA’nın parametrelerinden; iterasyon sayısı 200, popülasyon sayısı 1000, mutasyon oranı 0,05, çaprazlama oranı 0,3 olarak belirlenmiştir. Seçim tipi olarak turnuva, çaprazlama tipi olarak da tek nokta çaprazlama kullanılmıştır. Yapılan çalışmanın akış şeması Şekil 2’de verilmiştir. GA içerisinde eğitim tamamlandıktan sonra hesaplanan iyi filtre ağırlıkları bir dosyaya kaydedilir. Sonraki adımda

bu dosyadan ağırlıklar okunarak test referans görüntüleri sırayla filtrenir. Her bir filtreleme işlemi sonucunda elde edilen MAE ve MSE değerleri yine farklı dosyalara kaydedilir. Burada gürültülü referans görüntüleri Gaussian gürültüsü eklenerek elde edilmiştir. Fitness fonksiyonu ise gürültülü ve referans görüntülerin piksel değerlerinin farkları alındıktan sonra mutlak değerinin toplamının piksel sayısına bölünmesiyle hesaplanmıştır.

4 Deneysel sonuçlar ve tartışmalar

Deneysel çalışmalarda Şekil 3'de verilen 4 farklı 384×512 ve 1 adet 512×384 boyutlarında toplam 5 farklı referans görüntü kullanılmıştır [3]. Bu

referans görüntülerin üzerine gürültü oranı 0.21 olan Gaussian gürültüsü eklenerek Şekil 4'de görülen gürültü eklenmiş referans görüntüler test öncesinde elde edilmiştir. Test aşamasında ise bu önceden elde edilen Gaussian gürültü eklenmiş referans görüntüler kullanılmıştır. Bütün sonuçlar, her bir referans görüntü 30 kez çalıştırılmış ve ortalamaları alınarak elde edilmiştir. Deneysel çalışmalarda MAE (Mean Absolute Error) ve MSE (Mean Square Error) görüntü kaliteleri ölçülmüş ve 30 çalışmanın ortalaması verilmiştir.



Şekil 2. Çalışmanın akış şeması



Şekil 3. Deneylerde kullanılan referans görüntüler.



Şekil 4. Deneylerde kullanılan gaussian gürültüsü eklenmiş referans görüntüler.

Deneysel çalışmalarda kullanılan filtre ağırlıkları, Şekil 5’de verilen görüntü uygunluk fonksiyonunda kullanılarak belirlenmiştir. Eğitim esnasında GA’ın parametrelerinden; iterasyon sayısı 200, popülasyon sayısı 1000, mutasyon oranı 0,05, çaprazlama oranı 0,3 olarak belirlenmiştir. Elde edilen filtre ağırlıkları kullanılarak Şekil 4’de görülen Gaussian gürültüsü eklenmiş referans görüntüler filtrelenmiştir. Ağırlıkları belirtilen filtrenin başarımı, pratikte sıklıkla kullanılan Gaussian filtreler ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 5. GA eğitiminde kullanılan referans görüntü.

Gaussian filtreler, görüntü yumuşatma ve gürültü temizleme işlemlerinde kullanılan 2D konvolüsyon filtrelerdir [4]. Gaussian filtrelerin ortalamaları sıfır olarak alındığında iki boyutlu Gaussian fonksiyonu Denklem (2)’deki gibi ifade edilir [5].

$$G(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Denklem (2)’de j sütun, i satır ve σ Gaussian dağılımının standart sapmasını göstermektedir. 2-boyutlu Gaussian filtreler görüntülerdeki gürültüleri temizlerken yüksek frekans bileşeni içeren kenarları da yok etmektedir [6]. Bu Gaussian filtreler alçak geçiren filtrelerin bir sınıfı olmasının sonucudur [7]. Gaussian filtre

maske ağırlıkları 3×3 boyutlarında bir filtre maskesi için farklı standart sapma değerleri kullanılarak elde edilmiş ve Tablo 1’de gösterilmektedir. Aynı tabloda GA kullanılarak elde edilen filtre maske ağırlıkları da görülmektedir. Dikkat edilirse GA ile elde edilen ağırlıkları Gaussian katsayılarına yakın değerlerde elde edilmiştir. Bu ağırlıklar Şekil 3’de gösterilen gürültü eklenmiş referans görüntülerin her birinin filtrelenmesinde kullanılarak elde edilen görüntülerin başarımları MAE ve MSE cinsinden edilmiştir. Tablo 2’de GA ile belirtilen sütununda GA ile eğitim sonunda elde edilen filtre ağırlıkları kullanılarak test görüntülerinin filtrelenmesi sonucunda hesaplanan MAE değerleri verilmiştir. Diğer sütunlarda farklı standart sapma değerleri ile elde edilen filtre ağırlıkları kullanılarak hesaplanan filtreleme sonuçlarının MAE değerleri görülmektedir. GA eğitimi ile elde edilen filtre maske ağırlıkları Gaussian filtreye yakın veya daha iyi sonuçlar üretmiştir. Gaussian filtrede kullanılan standart sapma değeri değiştikçe elde edilen maske ağırlıkları da değişir. En düşük MAE değerini görebilmek için sonuçlar farkı standart sapma değerleri kullanılarak hesaplanmıştır. Tablo 3’de ise Tablo 2’deki değerler MSE cinsinden verilmiştir. Bazı standart sapma değerleri için elde edilen en iyi MSE değerleri MAE değerlerinden farklı elde edilmiştir. Bu durum Tablo 2’de yapılan hesaplamada filtrelenmiş ve referans görüntülerin farklarının mutlak değerinin ortalaması kullanılırken, Tablo 3’de kullanılan hesaplamalarda görüntülerin farkların karesinin ortalamasının kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Özellikle kenar geçişlerinde farkların karesinin yüksek değerler alması bu farkların ortaya çıkmasına sebep olur. Elde edilen sonuçların özeti Şekil 6’da verilmiştir. Burada Gaussian filtrenin ürettiği en iyi sonuçlar kullanılmıştır. Burada Test 1 görüntüsü hariç diğer tüm görüntülerde GA ile elde edilen katsayılar daha iyi başarımlar göstermiştir. Test-1’deki görüntü, popülasyon adedi, iterasyon sayısı veya çaprazlama oranı gibi GA parametrelerinin değiştirilmesiyle daha iyileştirilebilir.

5 Sonuçlar

Sunulan çalışmada Gaussian gürültülü görüntüler kullanılarak GA ile yapılan eğitim

sonucunda elde edilen filtre ağırlıkları ile Gaussian filtrenin başarımı karşılaştırılmıştır. Örnek görüntüler üzerinde GA ile elde edilen filtreleme sonuçlarından, GA ile elde edilen başarımlar genelde Gaussian ile elde edilenden daha iyi veya Gaussian ile yakın sonuçlar ürettiği görülmektedir. Optimizasyon ile ağırlıkların belirlenmesi filtrenin ilgili görüntü üzerindeki başarımını artırabilmektedir. Ancak farklı görüntülerde filtrenin başarımında düşmeler olabilir. Ancak filtrelenecek görüntülerin aynı sahneye veya benzer içeriğe

sahip olması durumunda optimizasyon ile belirleme yaklaşımı etkili sonuçlar üretebilir. Gelecek çalışmalarda uygunluk fonksiyonu birden fazla görüntü ile gerçekleştirilebilir ve farklı gürültü tipleri üzerindeki başarımlar incelenebilir. Kullanılan maske boyutu 5x5 veya 7x7 gibi daha yüksek boyutlarda seçilebilir. Ayrıca GA'dan farklı olarak Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Difreansiyel Evrim (DE) algoritmaları gibi optimizasyon yöntemleri kullanılarak başarıma olan etkileri incelenebilir.

Tablo 1. Deneylerde kullanılan Gaussian filtresinin maske ağırlıkları.

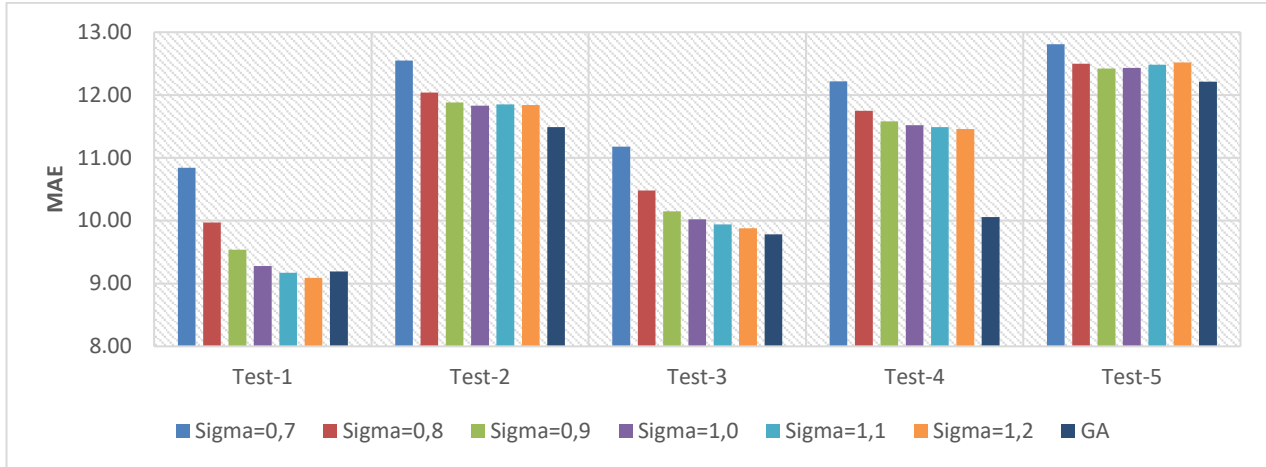
Farklı standart sapma değerleri (σ) göre elde edilen Gaussian filtre ağırlıkları						GA ile elde edilen
$\sigma=0,7$	$\sigma=0,8$	$\sigma=0,9$	$\sigma=1,0$	$\sigma=1,1$	$\sigma=1,2$	filtre ağırlıkları
0,043871	0,057118	0,067329	0,075114	0,081090	0,085740	0,087480
0,121712	0,124758	0,124820	0,123841	0,122583	0,121334	0,141506
0,043871	0,057118	0,067329	0,075114	0,081090	0,085740	0,093828
0,121712	0,124758	0,124820	0,123841	0,122583	0,121334	0,105674
0,337669	0,272496	0,231403	0,204180	0,185306	0,171703	0,180014
0,121712	0,124758	0,124820	0,123841	0,122583	0,121334	0,107905
0,043871	0,057118	0,067329	0,075114	0,081090	0,085740	0,091119
0,121712	0,124758	0,124820	0,123841	0,122583	0,121334	0,141487
0,043871	0,057118	0,067329	0,075114	0,081090	0,085740	0,086668

Tablo 2. Deneysel sonuçlarda elde edilen MAE değerleri.

MAE Sonuçları							
Test Görüntüleri	GA	Gauss=0,7	Gauss=0,8	Gauss=0,9	Gauss=1,0	Gauss=1,1	Gauss=1,2
Test-1	9,19	10,84	9,97	9,54	9,28	9,17	9,09
Test-2	11,49	12,55	12,04	11,88	11,83	11,85	11,84
Test-3	9,78	11,18	10,48	10,15	10,02	9,94	9,88
Test-4	10,06	12,22	11,75	11,58	11,52	11,49	11,46
Test-5	12,21	12,81	12,50	12,42	12,43	12,48	12,52

Tablo 3. Deneysel sonuçlarda elde edilen MSE değerleri.

MSE Sonuçları							
Test Görüntüleri	GA	Gauss=0,7	Gauss=0,8	Gauss=0,9	Gauss=1,0	Gauss=1,1	Gauss=1,2
Test-1	136,99	178,24	154,00	142,52	135,88	133,50	131,66
Test-2	234,14	245,95	234,69	234,15	235,87	238,96	241,26
Test-3	153,11	191,42	170,30	160,72	157,37	155,38	153,62
Test-4	180,60	226,79	212,86	208,85	208,36	208,64	208,73
Test-5	256,13	261,69	257,15	259,21	262,93	267,90	271,53



Şekil 6. MAE sonuçları (Düşük olan daha iyi).

6 Kaynaklar

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, "Digital Image Processing Using Matlab," *Education*, vol. 624, no. 2. p. 609, 2004.
- [2] D. Ziou and S. Tabbone, "Edge detection techniques - An overview," *Int. J. Pattern Recognit. Image Anal.*, vol. 8, no. 4, pp. 1-41, 1998.
- [3] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods: A survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11. pp. 977-1000, 2003.
- [4] F. Kiraç and L. Akarun, "Parçacik süzgeci kullanarak görüntü dizisinde insan eli izleme," in *Proceedings of the IEEE 13th Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2005*, 2005, vol. 2005, pp. 561-564.
- [5] V. Hlavac, "Fundamentals of Image Processing," in *Optical and Digital Image Processing: Fundamentals and Applications*, 2011, pp. 71-96.
- [6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing (3rd Edition)*. 2007.
- [7] A. Karasaridis and E. Simoncelli, "A filter design technique for steerable pyramid image transforms," *1996 IEEE Int. Conf. Acoust. Speech, Signal Process. Conf. Proc.*, vol. 4, pp. 2387-2390, 1996.
- [8] J. Yang, L. Liu, T. Jiang, and Y. Fan, "A modified Gabor filter design method for fingerprint image enhancement," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, no. 12, pp. 1805-1817, 2003.
- [9] S. M. Bhandarkar, Y. Zhang, and W. D. Potter, "An Edge Detection Technique Using Genetic Algorithm-Based Optimization," *Pattern Recognit.*, vol. 27, no. 9, pp. 1159-1180, 1994.
- [10] E. U. Ergül, "Çok amaçlı Genetik Algoritmalar: Temelleri ve Uygulamaları," Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, 2010.
- [11] G. G. Emel and Ç. Taşkın, "Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları," *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilim. Fakültesi*, vol. 21, no. 1, pp. 129-152, 2002.
- [12] R. Poli, "Genetic Programming for Image Analysis," in *Genetic Programming 1996: Proceedings of the First Annual Conference*, 1996, pp. 363-368.
- [13] D. Akgün and P. Erdoğmuş, "GPU accelerated training of image convolution filter weights using genetic algorithms," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 30, pp. 585-594, 2015.
- [14] D. J. Krusienski and W. K. Jenkins, "Particle swarm optimization for adaptive IIR filter structures," *Evolutionary Computation, 2004. CEC2004. Congress on*, vol. 1. p. 965-970 Vol.1, 2004.
- [15] S. K. Saha, S. Mukherjee, D. Mandal, R. Kar, and S. P. Ghoshal, "Gravitational search algorithm in digital FIR low pass filter design," in *2012 Third International Conference on Emerging Applications of Information Technology*, no. 1, pp. 52-55, 2012.
- [16] M. Yoshioka and S. Omatu, "Noise reduction method for image processing using genetic algorithm," in *1997 IEEE International Conference*

- on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*, 1997, vol. 3, pp. 2650–2655.
- [17] G. J. E. Rawlins, “Foundations of Genetic Algorithms,” in *Foundations of Genetic Algorithms*, 1991, vol. 21, p. 341.
- [18] K. de Jong, “Learning with Genetic Algorithms: An Overview,” *Mach. Learn.*, vol. 3, no. 2, pp. 121–138, 1988.
- [19] B. Bolat, K. Erol, and C. Imrak, “Genetic algorithms in engineering applications and the Function of operators,” *J. Eng. Nat. Sci.*, pp. 264–271, 2004.
- [20] R. Jennane, A. Almhdie-Imjabber, R. Hambli, O. N. Ucan, and C. L. Benhamou, “Genetic algorithm and image processing for osteoporosis diagnosis,” in *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 5597–5600, 2010.
- [21] I. Apetroaei, I.-A. Oprea, B.-E. Proca, and L. Gheorghie, “Genetic algorithms applied in routing protocols for wireless sensor networks,” in *2011 RoEduNet International Conference 10th Edition: Networking in Education and Research*, 2011, pp. 1–6.
- [22] D. Abidin, “Curriculum Plan Optimization With Rule Based Genetic Algorithms,” Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, 2013.
- [23] G. Schaefer and M. Stich, “UCID - An Uncompressed Colour Image Database,” *SPIE, Storage Retr. Methods Appl. Multimed.*, vol. 5307, pp. 472–480, 2003.
- [24] F. Cabello, J. Leon, Y. Iano, and R. Arthur, “Implementation of a fixed-point 2D Gaussian Filter for Image Processing based on FPGA,” in *Signal Processing - Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications Conference Proceedings, SPA*, vol. 2015–Decem, pp. 28–33, 2015.
- [25] J. J. Hwang and K. H. Rhee, “Gaussian filtering detection based on features of residuals in image forensics,” in *2016 IEEE RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies: Research, Innovation, and Vision for the Future, RIVF 2016 - Proceedings*, pp. 153–157, 2016.
- [26] D. Yıldırım, B. Dizdaroğlu, H. M. Bölümü, B. Mühendisliği, B. Karadeniz, and T. Üniversitesi, “Yönbağımsız ve Yönbağımlı Gauss Süzgeçleme Isotropic and Anisotropic Gaussian Filtering,” in *Eleco 2014 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu*, pp. 568–572, 2014.
- [27] R. O. Julio, L. B. Soares, E. A. C. Costa, and S. Bampi, “Energy-efficient Gaussian filter for image processing using approximate adder circuits,” in *2015 IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems (ICECS)*, pp. 450–453, 2015.