
	SAKARYA ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ DERGİSİ <i>SAKARYA UNIVERSITY JOURNAL OF SCIENCE</i>		
	e-ISSN: 2147-835X Dergi sayfası: http://dergipark.gov.tr/saufenbilder		
	<u>Geliş/Received</u> 12.12.2016 <u>Kabul/Accepted</u> 20.04.2017	<u>Doi</u> 10.16984/saufenbilder.298932	

Ayrıştırılabilir ve ayrıştırılamaz görüntü filtrelerinin genetik algoritmalar ile eğitiminin karşılaştırmalı bir analizi

Süleyman Uzun^{*1}, Devrim Akgün²

ÖZ

Ayrıştırılabilir görüntü filtresi, yaygın olarak kullanılan konvolüsyonel görüntü filtrelerinin bir alt sınıfıdır. Bu tip Görüntü filtrelerinin katsayıları analitik yöntemlerle belirlenebileceği gibi eğitim görüntüleri ile sezgisel yaklaşımlar kullanılarak da belirlenebilir. Bu çalışmada, ayrıştırılabilir ve ayrıştırılamayan görüntü filtrelerinin genetik algoritmalar ile eğitilerek karşılaştırmalı analizleri gerçekleştirilmiştir. Eğitim süreleri ve görüntü kalitesi başarımları için sonuçlar, farklı boyutlardaki görüntü filtre çekirdekleri için karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Sonuçlara göre, ayrıştırılabilir görüntü filtresinin katsayı adedinin daha az, dolayısıyla çarpma ve toplama işlemleri adedinin daha az olmasından dolayı eğitim süreleri daha kısa elde edilmiştir. Ancak kalite bakımından karşılaştırma yapıldığında, ayrıştırılamaz görüntü filtresi daha iyi sonuçlar vermektedir.

Anahtar Kelimeler: Ayrıştırılabilir Görüntü Filtresi, Konvolüsyon Görüntü Filtresi, Genetik Algoritmalar

A comparative analyses of training of separable and non-separable image filters with genetic algorithms

ABSTRACT

Separable image filter is a subclass of convolutional image filters that are used widely. The coefficients of these types of image filters can be determined with training images using heuristic approaches as well as analytical methods. In this study, comparative analyses were realized for separable and non-separable image filters that were trained using genetic algorithms. The results for training durations and performance analyses are presented comparatively for various size of kernels. According to the results, the training durations of the separable image filter is shorter due to smaller number of coefficients and hence smaller number of multiplication and addition operations. On the other hand, when compared in terms of quality, non-separable filter shows better results.

Keywords: Separable Image Filter, Convolutional Image Filter, Genetic Algorithms

¹ Bilgi İşlem Daire Başkanlığı, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Türkiye – suleyman.uzun@bilecik.edu.tr

² Bilgisayar ve Bilişim Bilimleri Fak., Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Sakarya Üniversitesi, Türkiye

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Görüntü işleme teknikleri temelde elde edilen sayısal görüntünün daha iyi yorumlanması, farklı zamanlarda çekilen görüntüler arasındaki farkların çıkartılması, görüntünün anlamlandırılması, vb. gibi amaçlar için kullanılmaktadır [1–3]. Görüntü üzerinden bu gibi bilgileri elde etmek için ara işlemlerde çoğunlukla görüntü filtreleme tekniklerine başvurulur. Doğrusal konvolüsyon veya korelasyon ile görüntü filtreleme, görüntü iyileştirme, görüntü üzerinde gürültü yok etme, kenar belirleme, doku tanıma gibi birçok işlem gerçekleştirildiği yaygın olarak kullanılan görüntü işleme yöntemlerinden birisidir [4]. Simetriklik özelliğine sahip filtre çekirdekleri satır ve sütun vektörlerin çarpımı olarak ayrıştırılabilir ve böylece görüntü üzerinde daha az işlem ile filtreleme gerçekleştirilebilir. Literatürde, temel görüntü işleme yöntemlerinden ayrıştırılabilir görüntü filtreleri araştırmacıların ilgisini çeken konulardan birisidir. Talbi ve arkadaşları, iki boyutlu konvolüsyon uygulamalarını FPGA platformu üzerinde sonlu durum makinalarını temel alan ara bir denetleyici kullanarak sunmaktadırlar. Burada geleneksel iki boyutlu konvolüsyon ve ayrıştırılabilir konvolüsyon uygulamalarının her ikisini de uygulamaktadırlar [5]. Narendra, bir görüntünün satır ve sütunları üzerinde tek boyutlu medyan filtrenin ardışık uygulamalarından ortaya çıkan ayrıştırılabilir filtrenin bazı özelliklerini incelemektedirler [6]. Siekmann ve arkadaşları, ayrıştırılabilir wiener filtrenin uygulamalarını yapmışlardır [7].

Görüntü filtreleme yöntemlerinde görüntü filtre katsayılarıyla giriş resminin her bir pikselinin değerleri farklı yöntemlerle yeniden hesaplanır. Filtre Çekirdeği, 3×3 , 5×5 veya daha yüksek boyutlu filtre karakteristiklerini belirleyen sayılardan oluşan bir matristir. Kullanılacak olan filtre çeşidine ve davranışına göre bu boyutlar farklılık arz etmektedir. Görüntü filtreleme işlemi, filtre çekirdeği ile giriş görüntüsü üzerindeki bütün pikselleri dolaşarak yeni değerlere hesaplamasıyla giriş görüntüsünden farklı piksel değerlere sahip bir görüntü oluşturacak şekilde yapılır [4]. Bu işlem, korrelasyon veya filtre çekirdeğinin döndürüldüğü ancak pratikte benzer işleme karşılık gelen konvolüsyon işlemi olarak ifade edilir. Görüntü filtre çekirdeği katsayılarının belirlenmesi filtrenin davranışı açısından önem arz eder. Literatürde analitik yöntemlere alternatif

olarak, bir eğitim setinin sağlanması durumunda sezgisel (Heuristic) yöntemler kullanılmaktadır [8–10]. Sunulan çalışmada, ayrıştırılabilir ve ayrıştırılmaz görüntü filtresi çekirdek katsayılarının eğitiminde yaygın olarak kullanılan genetik algoritmalar tercih edilmiştir. Bu amaçla farklı, 3×3 , 5×5 ve 7×7 boyutlarındaki görüntü filtre çekirdekleri kullanılarak çalışma süreleri ve her bir filtre çekirdeği için elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Makalenin 2. bölümünde ayrıştırılabilir ve ayrıştırılmaz görüntü filtrelerinin hakkında temel bilgiler verilmiştir. Bölüm 3'te genetik algoritmalar ile eğitim açıklanmıştır. Bölüm 4'te de karşılaştırmalı deneysel sonuçlar elde edilmiş ve sonuçlar Bölüm 5'te değerlendirilmiştir.

2. DOĞRUSAL GÖRÜNTÜ FİLTRESİ (LINEAR IMAGE FILTER)

2.1. Ayrıştırılmaz Görüntü Filtresi (Non-Separable Image Filter)

Doğrusal konvolüsyon ile filtre işlemi, görüntü piksellerinin komşuluğundan faydalanarak bir filtre matrisinin görüntü üzerinde gezdirilmesiyle yapılır. Örnek olarak şekil 1'de gösterildiği gibi bir giriş görüntüsü, 3×3 'lük yatay sobel filtre çekirdeği kullanılarak filtrelenmektedir. Şekil 1'de gösterilen giriş görüntüsü matrisi üzerindeki işaretli pikselin değeri hesaplanırken filtre matrisinin merkezi buraya gelecek şekilde yerleştirilir. Denklem 1'de görüldüğü gibi giriş görüntüsü ve filtre matris elemanlarının karşılık gelen piksel değerleri birbirleriyle çarpılarak toplanmaktadır. Sonuç olarak elde edilen değer filtre matrisinin merkezinin bulunduğu giriş görüntüsünün yeni piksel değeri olmaktadır. Görüntü filtreleme işleminde kullanılan filtre matrisinin türüne göre keskinleştirme, gürültü temizleme, kenar belirleme, vb. görüntü işleme teknikleri elde edilebilir [5, 11].

Giriş Görüntüsü		Filtre Maskesi	*		=	Çıktı Görüntüsü																																																											
<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td>1</td><td>22</td><td>13</td><td>18</td><td>99</td></tr> <tr><td>8</td><td>2</td><td>2</td><td>5</td><td>68</td></tr> <tr><td>7</td><td>7</td><td style="background-color: #c8e6c9;">6</td><td>3</td><td>24</td></tr> <tr><td>9</td><td>4</td><td>2</td><td>11</td><td>33</td></tr> <tr><td>3</td><td>134</td><td>129</td><td>22</td><td>34</td></tr> </table>	1	22	13	18	99	8	2	2	5	68	7	7	6	3	24	9	4	2	11	33	3	134	129	22	34		<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>-2</td><td style="background-color: #c8e6c9;">0</td><td>2</td></tr> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr> </table>	-1	0	1	-2	0	2	-1	0	1				<table style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> <tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> <tr><td></td><td></td><td style="background-color: #c8e6c9;">2</td><td></td><td></td></tr> <tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> <tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr> </table>													2												
1	22	13	18	99																																																													
8	2	2	5	68																																																													
7	7	6	3	24																																																													
9	4	2	11	33																																																													
3	134	129	22	34																																																													
-1	0	1																																																															
-2	0	2																																																															
-1	0	1																																																															
		2																																																															

Şekil 1 Ayrıştırılmaz Görüntü Filtresi (Non-separable Image Filter)

$$c = 2*(-1) + 2*0 + 5*1 + 7*(-2) + 6*0 + 3*2 + 4*(-1) + 2*0 + 1*1 = 2 \quad (1)$$

İki boyutlu giriş görüntüsü ile katsayıları belirlenmiş olan filtre matrisinin konvolüsyonunun matematiksel denklemi Denklem 2’de gösterilmektedir [4].

$$y(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M w_{m,n} x(i-m, j-n) \quad (2)$$

Denklem 2’de gösterilen w filtre katsayılarını, $y(i,j)$ çıkış piksellerini ve $x(m,n)$ giriş görüntü matrisini temsil etmektedir. Burada görüntü filtreleme işlemi giriş görüntüsünün ilk pikselinden başlayarak bütün piksel değerleri yeniden hesaplanana kadar devam etmektedir. Burada filtre matrisi çıkış görüntüsü üzerinde oldukça etkilidir. Bundan dolayı bu filtre matrisinin katsayıları belirlenirken çok dikkat edilmelidir. Genel olarak bu filtre katsayıları analitik yöntemlerle yöntemleriyle buluna bilindiği gibi bazı sezgisel (Heuristic) algoritmalarla da bulunabilmektedir.

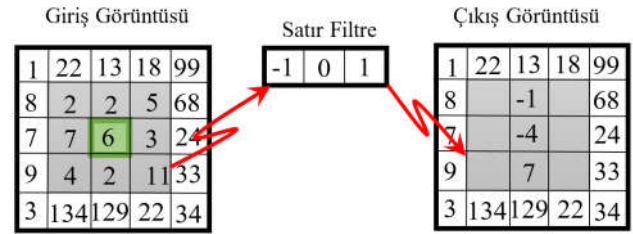
2.2. Ayrıştırılabilir Görüntü Filtresi (Separable Image Filter)

Ayrıştırılabilir görüntü filtresindeki işlemler ayrıştırılmaz görüntü filtresindeki işlemlerden biraz daha farklı olmaktadır. Şekil 1’de gösterilen filtre ile görüntünün işlenmesi işleminde kullanılan filtre ayrıştırılabilir görüntü filtresinde de kullanılmaktadır. Şekil 2’de gösterildiği gibi bu filtre çekirdek matrisi sütun ve satır vektörlerin çarpımı şeklinde ifade edilebilir. Buradan anlaşılacağı üzere örneğin 3×3 filtre çekirdeği için ayrıştırılmaz filtre 9 adet katsayı gerektirirken, ayrıştırılabilir filtre çekirdeği için bu sayı 6 adet olacaktır.

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \\ -1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

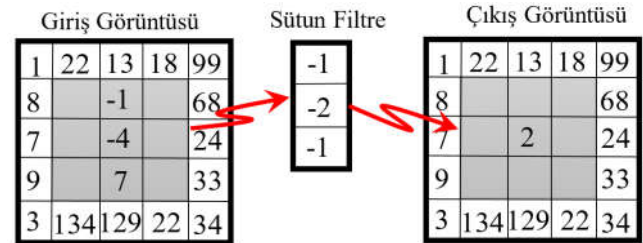
Şekil 2. Filtre çekirdeğinin satır ve sütunlarına ayrışması (The separation of rows and columns of the filter core)

Ayrıştırılabilir görüntü filtrelerinde filtre çekirdeği olarak Şekil 2’de gösterilen satır ve sütun vektörleri kullanılmıştır. Bu filtreleme işlemleri iki aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada filtre çekirdeğinin satır (sütun da olabilir) vektörü Şekil 3’de gösterildiği gibi giriş görüntüsü piksellerinde gezdirilerek filtreleme işlemi yapılır.



Şekil 3. Giriş görüntüsünün satır filtre vektörü ile filtrenmesi (The input image filtering with row filter vector)

İkinci aşamada ise, ilk aşamada elde edilen görüntü üzerinde filtre çekirdeğinin sütun vektörü Şekil 4’de gösterildiği gibi tüm piksellere uygulanır. Böylece giriş görüntüsü filtre çekirdeklerinin hem satır hem de sütun vektörleriyle matematiksel hesaplamalar sonucunda ayrıştırılabilir şekilde filtrenmiş olmaktadır [6, 13, 14].



Şekil 4. Satır filtreleme sonrasında elde edilen görüntünün sütun vektörü ile filtrenmesi (After row filtering of obtained by image filtering with column vector)

Ayrıştırılabilir görüntü filtrelerinde, aslında ayrışan kısım filtre çekirdeği olmaktadır. Yani filtre çekirdeği Şekil 2’de gösterildiği gibi 3×3 boyutlarına sahip filtre çekirdeği için altı katsayı ile ifade edilebilmektedir. Şekil 2’de 3×3 boyutlarına sahip filtre çekirdeği vektörel olarak ifade edilebilmektedir. Bu vektörlerin çarpımı yine filtre çekirdeğini vermektedir. Ayrıştırılabilir görüntü filtreleri ile ayrıştırılmaz görüntü filtreleri sonucunda elde edilen filtreli görüntü aynı olmaktadır. Ayrıca genetik algoritmalar tarafından eğitilecek filtre katsayı sayısı azalacağı için çok daha kısa sürelerde eğitim tamamlanacaktır. $M \times N$ ’lik bir giriş görüntüsü ile $Q \times W$ ’lik bir filtre çekirdeği kullanıldığında ayrıştırılmaz görüntü filtrelerinde filtre çekirdeği giriş görüntüsü ile çarpılacağından $M \times N \times Q \times W$ ’lik bir çarpım elde edilmelidir. Ayrıştırılabilir görüntü filtrelerinde filtreleme işlemleri iki aşamada olmaktadır. İlk aşamada $M \times N \times Q$ ’luk bir çarpım elde edilir, ikinci aşamada ise $M \times N \times W$ ’lik bir çarpım elde edilir. Toplamda ise $M \times N \times (Q+W)$ ’lik bir çarpım elde edilir. Böylece ayrıştırılabilir görüntü filtreleme işlemleri

ayrıştırılmaz görüntü filtrelerine göre avantajı $Q \times W / (Q + W)$ olmaktadır. Bunun sonucunda ayrıştırılabilir görüntü filtresi ile ayrıştırılmaz görüntü filtresinde hesaplanması gereken filtre çekirdek katsayı sayıları ve bunların oranı Tablo 1'de görülmektedir. Ayrıştırılabilir görüntü filtresi ile ayrıştırılmaz görüntü filtrelerinin kullanışlılıkları yönünden incelenecek olursa; $M \times M$ 'lik bir giriş görüntüsü ile $n \times n$ 'lik bir filtre çekirdeği kullanıldığında, ayrıştırılmaz görüntü filtresi çekirdeği ile giriş görüntüsü filtrelendiğinde, filtreleme işleminin karmaşıklığı $O(M^2 \times n^2)$ olmaktadır. Ayrıştırılabilir görüntü filtreleri için filtreleme işlemi karmaşıklığı $O(M^2 \times n)$ olacaktır. Bundan dolayı ayrıştırılabilir görüntü filtreleri daha kullanışlı olmaktadır. Yapılan bu çalışmada filtre katsayıları Genetik algoritmalar kullanılarak hesaplanmaktadır. 3×3 'lük filtre matrisi için hem ayrıştırılabilir görüntü filtresi hem de ayrıştırılmaz görüntü filtresi için hesaplanan filtre katsayıları zaman bakımından çok fark görülmeyebilir fakat filtre çekirdeği büyüdükçe bu fark oldukça belirgin hale gelmektedir. Yapılan bu çalışmada 3×3 , 5×5 ve 7×7 'lik filtre çekirdekleri için en uygun filtre katsayıları genetik algoritmalar tarafından hesaplanarak bu hesaplama süreleri bir birleriyle karşılaştırılmıştır.

Tablo 1. Hesaplanması gereken filtre çekirdeği değişken sayıları (The number of filter kernel variables to be calculated)

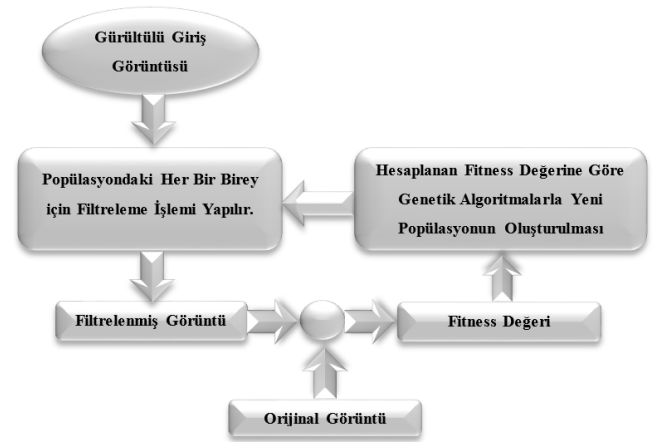
Filtre Çekirdeği	Ayrıştırılmaz Görüntü Filtresin Değişken Sayısı (dK)	Ayrıştırılabilir Görüntü Filtresin Değişken Sayısı (dA)	Oran (dK/dA)
3×3	9	6	1,5
5×5	25	10	2,5
7×7	49	14	3,5

3. GENETİK ALGORİTMALAR İLE KATSAYILARIN EĞİTİLMESİ (TRAINING COEFFICIENTS WITH GENETIC ALGORITHMS)

Genetik algoritmalar doğal seçim ve doğal genetik yapısına dayanan bir arama ve optimizasyon yöntemidir [15, 16]. Bu tip algoritmalar çözüme ulaşmak için çaprazlama ve mutasyon operatörlerini kullanırlar. Genetik algoritmalarında elde edilen her bir çözüme birey ya da kromozom adı verilir [16]. Bu çözümlerden en iyilerinin belirlenerek bir sonraki nesle aktarılması işlemine ise seçme işlemi denir [17]. Genetik algoritmalar sonucunda rastgele çok fazla çözüm üretilebilir. Üretilen bu çözümlerden en iyi olanları bir sonraki nesle aktarılırken kötü olanları

ise zamanla elenerek yok olmaktadır. Böylece aktarılan en iyi çözümler zamanla yeni nesillerin de ortaya çıkmasına vesile olmaktadır. Sonuç olarak kötü çözümler elenmiş en iyi çözümler ise bir sonraki nesillere aktarılmış olmaktadır. En iyi çözümlerin sonraki nesillere aktarıldığını, o nesillerin kriterlere uygunluklarıyla belirlenir. Her problemin kendine özgü uygunluk fonksiyonu vardır. Elde edilen her nesil için çözüme ait uygunluk değerleri hesaplanır, bunlar içinden en iyi bireyler seçilir ve kötü olan bireyler çözüm kümesinden silinir. Silinen bireylerin yerine ise yeni bireyler üretilir [18]. Şekil 5'de genetik algoritmalarının çalışma prensibini anlatan şema görülmektedir. Genel olarak Genetik Algoritmaların çalışması;

1. İlk çözüm kümesinin oluşturulması. Bu çözüm kümesine başlangıç popülasyonu denir.
2. Bu çözüm kümesindeki her bir çözüm için ya da her bir kromozom için uygunluk fonksiyonu değerlendirilir.
3. Oluşturulan popülasyondan iki ebeveyn kromozom seçilir. Buna seçim işlemi denir.
4. Çaprazlama operatörü kullanarak yeni bireyler oluşturulur.
5. Mutasyon operatörü ile oluşturulan yeni nesil mutasyona uğratılır.
6. Yukardaki işlemler durdurma kriterine Kadar tekrarlanır. Eğer durdurma kriteri sağlandıysa son durumda en iyi kromozom seçilir.
7. Yeni popülasyon oluştuktan sonra tekrar 2. Adıma geri dönlür.



Şekil 5. Eğitimde kullanılan akış şeması (Flow chart used in training)

Genetik algoritmalar, karmaşık optimizasyon problemlerine en iyi yada en iyiye yakın bir çözümü mümkün olan en kısa sürede ve en kolay bir şekilde bulmayı hedefler [19]. Bu hedefleri gerçekleştirmek için var olan çözüm alternatiflerinin en iyisini uygunluk (fitness) fonksiyonu kullanarak belirler. Uygunluk fonksiyonu, çözüm olabilecek bu alternatiflerin uygunluk değerlerini rakamsal bir değere eşleştirir. Hesaplanan uygunluk değeri o alternatif çözümün istenilen çözüme olan yakınlığını göstermektedir. Genetik algoritmalar görüntü filtresi katsayılarını hesaplarken bütün testlerde iterasyon sayısı 400, popülasyon sayısı 200, mutasyon oranı 0.05, çaprazlama oranı 0.3 ve elit popülasyon adeti %5 olacak şekilde sabit olarak belirlenmiştir. Kullanılan filtre çekirdeği aynı görüntü üzerinde 10 kez çalıştırılmış ve her çalışma sonucunda elde edilen en iyi sonuçlar kaydedilmiştir.

4. DENEYSEL ÇALIŞMA (EXPERIMENTAL STUDY)

Ayrıştırılamaz görüntü filtresi ve ayrıştırılabilir görüntü filtresi çalışma süreleri ve başarımları analizi olarak iki farklı açıdan deneysel olarak incelenmiştir. Yöntemler için algoritmalar Visual Studio 2012™ ortamında VC++ kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Deneysel sonuçlar Windows 7 Home Premium™ 64 bit işletim sistemi, Intel™ Core2 Duo 2.13GHZ işlemci ve 4GB RAM belleği bulunan bir bilgisayar üzerinde elde edilmiştir. Testlerde 384×512 piksel boyutuna sahip renkli görüntü [20] ve 3×3, 5×5 ve 7×7 piksel boyutlarına sahip filtre çekirdekleri kullanılmıştır. Giriş görüntüsüne Gaussian gürültüsü eklenmiş olup orijinal görüntüden çıkartıldığında elde edilen MSE (Mean Squared Error – Karese Hata Ortalaması) değeri 25,45' dir. Tasarlanan algoritma 400 iterasyon, 200 popülasyon adeti sabit olacak şekilde kullanılarak 10 kez çalıştırılmıştır. Çaprazlama oranı 0,3, mutasyon oranı 0,05, elit popülasyon adedi %5 olarak alınmış ve genetik algoritmaları durdurma kriteri olarak iterasyon sayısı belirlenmiştir. Bu çalışma sonucunda filtre katsayılarının eğitim süreleri ve görüntü filtreleme sonrası elde edilen MSE değerleri alınmıştır.

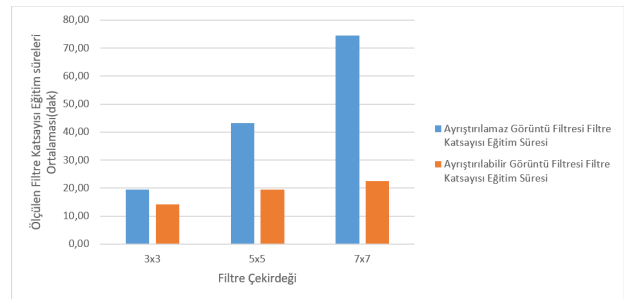
Tablo 2. Ayrıştırılamayan filtre katsayılarının eğitim süreleri (Training time of nonseparable filter coefficient)

Ayrıştırılamaz Görüntü Filtresi İçin Elde Edilen Filtre Katsayıları Eğitim Süreleri (Dakika)											
Filtre Çekirdeği	test1	test2	test3	test4	test5	test6	test7	test8	test9	test10	Ortalama
3×3	19,57	19,55	19,55	19,55	19,55	19,55	19,54	19,55	19,55	19,55	19,55
5×5	43,10	43,98	42,03	43,16	43,72	43,10	43,09	43,06	43,09	43,10	43,14
7×7	74,48	74,50	74,43	74,60	74,59	74,45	74,60	74,49	74,63	74,73	74,55

Tablo 3. Ayrıştırılabilir görüntü filtre katsayılarının eğitim süreleri (Training time of separable filter coefficient)

Ayrıştırılabilir Görüntü Filtresi İçin Elde Edilen Filtre Katsayıları Eğitim Süreleri (Dakika)											
Filtre Çekirdeği	test1	test2	test3	test4	test5	test6	test7	test8	test9	test10	Ortalama
3×3	14,16	14,16	14,16	14,11	14,17	14,16	14,18	14,16	14,18	14,20	14,16
5×5	19,37	19,33	19,35	19,33	19,37	19,59	19,78	19,34	19,34	19,36	19,42
7×7	22,84	22,41	22,44	22,46	22,44	22,49	22,44	22,46	22,45	22,46	22,49

Tablo 2’de genetik algoritmaların hesapladığı ayrıştırılamaz filtre katsayıları eğitim süreleri verilmektedir. Süreler dakika cinsinden verilmektedir. Filtre çekirdeği boyutları arttıkça eğitim sürelerinin arttığı gözlemlenmektedir. Tablo 3’de ayrıştırılabilir filtre katsayıları eğitim süreleri verilmektedir. Yine tablodan da filtre çekirdeğinin boyutlarının artması eğitim sürelerinin artmasına neden olduğu gözlemlenmektedir. Eğitim sürelerinin artmasının sebebi ise, genetik algoritmaların eğittiği katsayı adetleri filtre çekirdeği boyutlarıyla doğru orantılı olarak artmaktadır. Örneğin 5×5 boyutlarındaki filtre çekirdeği için ayrıştırılamaz filtrede genetik algoritmalar 25 adet katsayıyı eğitirken bu sayı 7×7’lik bir filtre çekirdeğinde 49 olmaktadır. Aynı şekilde 5×5 boyutlarındaki filtre çekirdeği ayrıştırılabilir filtrede genetik algoritmalar 10 adet katsayı eğitirken bu sayı 7×7’lik bir filtre çekirdeği için 14 olmaktadır.



Şekil 6. Testler sonunda elde edilen filtre katsayıları eğitim süreleri ortalaması (The average training time filter coefficients are obtained as a result of the tests)

Şekil 6’da Tablo 2 ve Tablo 3’de verilen değerler bir birleriyle karşılaştırılmaktadır. Ayrıştırılamaz filtrelerde, filtre çekirdeği katsayılarının eğitim

sürelerinin ayrıştırılabilir filtrelere göre çok daha fazla olduğu gözlemlenmektedir. Bu fark 3×3 'lük filtrede çok fazla olmasa da 5×5 ve 7×7 boyutlarındaki filtre çekirdeklerinde oldukça fazla olduğu görülmektedir. Bunun sebebi ise, 3×3 boyutlarındaki filtre çekirdeği için ayrıştırılmaz filtrelerde genetik algoritmaların eğitmesi gereken katsayı adeti 9 iken bu sayı ayrıştırılabilir filtreler için 6 olmaktadır. Burada eğitilmesi gereken katsayı adetleri farkı çok fazla olmadığı için süreler bir birine yakın çıkmaktadır. Fakat 7×7 boyutlarındaki filtre çekirdeği için ayrıştırılmaz filtrelerde genetik algoritmalar 49 adet katsayı eğitirken bu sayı ayrıştırılabilir filtrelerde 14 olmaktadır. Buradaki eğitilmesi gereken katsayılar arasındaki fark fazla olduğundan eğitim süreleri de fazla olmaktadır.

Tablo 4. Ayrıştırılmayan görüntü filtre katsayılarının MSE değerleri (MSE values of the non-separable filter coefficient)

Ayrıştırılmaz Görüntü Filtresi İçin Elde Edilen MSE Değerleri												
Filtre Çekirdeği	test1	test2	test3	test4	test5	test6	test7	test8	test9	test10	Ortalama	İyileştirme
3x3	10,21	10,17	10,21	10,21	10,21	10,20	10,20	10,21	10,25	10,23	10,21	15,24
5x5	9,47	9,49	12,74	10,18	9,67	9,58	9,58	9,58	9,59	9,72	9,96	15,49
7x7	10,91	11,78	11,38	12,71	13,73	11,53	12,34	11,91	13,33	14,69	12,43	13,02

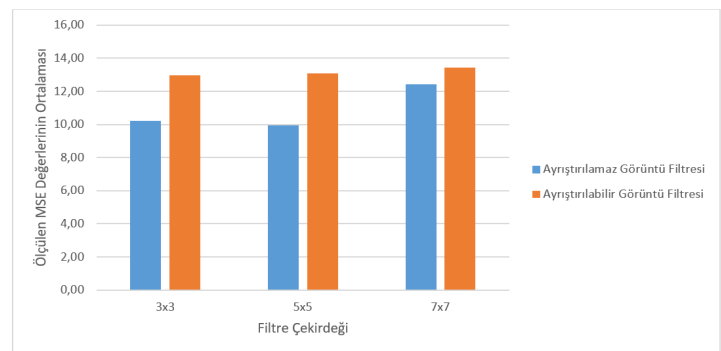
Tablo 5. Ayrıştırılabilir görüntü filtre katsayılarının MSE değerleri (MSE values of the separable filter coefficient)

Ayrıştırılabilir Görüntü Filtresi İçin Elde Edilen MSE Değerleri												
Filtre Çekirdeği	test1	test2	test3	test4	test5	test6	test7	test8	test9	test10	Ortalama	İyileştirme
3x3	12,98	12,97	12,97	12,98	12,96	12,97	12,95	12,98	12,92	13,01	12,969	12,48
5x5	13,07	13,08	13,1	13,11	13,1	13,06	13,08	13,09	13,1	13,1	13,089	12,36
7x7	13,43	13,42	13,54	13,43	13,44	13,5	13,44	13,41	13,43	13,41	13,445	12,01

Tablo 4 ve Tablo 5'de 3×3 , 5×5 ve 7×7 boyutlarında filtre çekirdekleri kullanılarak 384×512 piksel boyutuna sahip renkli bir görüntü [20] arka arkaya on kez filtrelenmiş ve bu filtrelemeler sonucunda elde edilen MSE değerleri görülmektedir. Tablo 4'de bu işlem ayrıştırılmaz görüntü filtresi ile Tablo 5'de ise ayrıştırılabilir görüntü filtresi ile gerçekleştirilmektedir. Her iki tabloda da dikkat edilecek olursa aynı filtre çekirdeği ile filtrelenen görüntü sonucunda elde edilen MSE değerleri birbirine çok yakın olmaktadır. Bu sonuç beklenen bir durumdur, çünkü görüntü filtreleme işlemlerinde filtre çekirdeğinin sezgisel algoritmalar tarafından eğitildiği durumlarda eğitim sürelerinin eğitilecek olan katsayıların sayısına bağlı olarak arttığı ancak filtrelemede hem görüntü boyutları hem de filtre çekirdeği katsayıları sayısı değişmediği için elde

edilen MSE değerlerinde de çok farklılıklar beklenemez. Ancak küçükte olsa görülen farklılıkların sebebi ise, genetik algoritmalar her bir test için filtre çekirdeği katsayılarını en başından yeniden hesaplamaktadır ve bu hesaplama rastgele elde edildiği için bu tip küçük farklılıklar olabilmektedir.

Görüntü filtrelemede aynı filtre çekirdeği kullanıldığında, ayrıştırılabilir filtrelerde elde edilen MSE değerleri çok daha iyidir. Bu fark küçük boyutlardaki filtre çekirdekleri kullanıldığında çok fazla görülmede filtre çekirdeği boyutları arttıkça fark çok daha net bir şekilde görülmektedir. Çünkü filtre çekirdeği boyutları arttıkça eğitilmesi gereken filtre çekirdeği katsayı sayıları artacağından genetik algoritmaların da iterasyon ve popülasyon sayıları sabit tutulduğunda eğitim başarısı daha düşük olabilmektedir. Bu başarının artırılması için genetik algoritmaların iterasyon sayıları ve popülasyon sayıları artırılabilir. Ayrıca gürültülü görüntünün MSE değeri 25,45' dir. Tablo 4 ve Tablo 5'e bakıldığında iyileştirme oranları filtre çekirdekleri büyüdükçe ayrıştırılmaz filtrelerde çok daha yüksek olduğu görülmektedir. Genetik algoritmalarda iterasyon sayısı ve popülasyon sayısı sabit olarak elde edilen bu sonuçlarda 7×7 boyutlarındaki filtre çekirdeği sonuçlarına bakıldığında iyileştirme oranı 13,02 olarak görülmektedir. Aynı filtre çekirdeği ayrıştırılabilir filtreler için kullanıldığında ise iyileştirme oranı 12,01 olmaktadır. Bunun anlamı ise girişteki gürültülü görüntü 12,01 birim daha iyileştirilmiştir.



Şekil 7. Testler sonunda elde edilen MSE değerleri ortalaması (The average MSE values are obtained as a result of the tests)

Şekil 7'de Tablo 4 ve Tablo 5'de elde edilen sonuçların ortalama grafiksel gösterimi görülmektedir. Bu grafikte filtre çekirdeği boyutları arttığında ayrıştırılabilir filtrelerin başarımlarının ne kadar yüksek olduğu

görülmektedir. 3×3 ve 5×5 boyutlarındaki filtre çekirdekleri kullanımı sonucunda elde edilen MSE değerleri birbirine yakın olduğu görülmektedir. Sebebi ise her iki filtrede ayrıştırılamaz filtre ve ayrıştırılabilir filtreler için eğitilmesi gereken katsayı sayılarının birbirine yakın olmasından kaynaklanmaktadır.

5. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Sunulan çalışmada doğrusal görüntü filtrelerinin katsayılarının genetik algoritmalarla eğitiminin ayrıştırılabilir ve ayrıştırılamaz filtreler ile karşılaştırmalı analizi yapılmaktadır. Deneysel sonuçlara göre, iterasyon sayısı 400, popülasyon sayısı 200 ve 384×512 boyutlarında giriş görüntüsü sabit tutulduğu zaman ayrıştırılabilir filtreler ayrıştırılamaz filtrelere göre hesaplama zamanı bakımından daha kısa sürelerde eğitilmektedir. Bu sonuçlar filtre çekirdeği boyutları arttıkça çok daha net bir şekilde ortaya çıkmaktadır. Bunun sebebi, filtre çekirdeği büyüdükçe genetik algoritmaların eğitmesi gereken filtre çekirdeği katsayı sayısı ayrıştırılamaz filtrelere çok daha fazla artması ayrıştırılabilir filtrelere ise çok daha yavaş olarak artmasıdır. Örneğin 7×7 'lik bir filtre çekirdeğinde ayrıştırılabilir filtre için eğitilmesi gereken katsayı sayısı 14 iken bu sayı ayrıştırılamaz filtre için 49 olmaktadır. Bu örneğe paralel olarak eğitilmesi gereken katsayı sayılarının artması eğitim sürelerini de oldukça arttırmaktadır. Değişken adedinin artması ile düşen performans iterasyon sayısı ve popülasyon sayılarının arttırılmasıyla telafi edilebilir. Böyle bir durumda da ayrıştırılabilir filtreler ayrıştırılamayan filtrelere göre çok daha düşük iterasyon sayılarında istenilen hedeflere ulaşabilecektir. Gelecek çalışmalarda, genetik algoritmalarla ek olarak parçacık sürü optimizasyonu (particle swarm optimization) ve benzetimli tavlama (simulated annealing) gibi farklı sezgisel algoritma performanslarını karşılaştırarak başarımlar üzerindeki etkilerine ait sonuçlar elde edilmesi hedeflenmektedir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

[1] M. Y. Çelikdemir, "Beton Yapılarda Görüntü Filtreleme Tekniklerinin Uygulanması," 2014, pp. 308–310.

[2] D. Akgün, "A practical parallel implementation for TDLMS image filter on multi-core processor," *J. Real-Time Image*

Process., Jan. 2014.

- [3] D. Akgün, "Tdlms Filtresinin Görüntü İyileştirme İçin Başarım Analizi," *NWSA Eng. Sci.*, 2011.
- [4] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, "Digital Image Processing Using Matlab - Gonzalez Woods & Eddins.pdf," *Education*, vol. 624, no. 2. p. 609, 2004.
- [5] F. Talbi, F. Alim, S. Seddiki, and I. Mezzah, "Separable convolution gaussian smoothing filters on a xilinx FPGA platform," (*INTECH*), 2015 Fifth ..., 2015.
- [6] P. Narendra, "A separable median filter for image noise smoothing," *Mach. Intell. IEEE Trans.*, 1981.
- [7] M. Siekmann, S. Bosse, and H. Schwarz, "Separable Wiener filter based adaptive in-loop filter for video coding," *Pict. Coding*, 2010.
- [8] Q. Ma and C. Cowan, "Genetic algorithms applied to the adaptation of IIR filters," *Signal Processing*, 1996.
- [9] W. Chang, "Coefficient estimation of IIR filter by a multiple crossover genetic algorithm," *Comput. Math. with Appl.*, 2006.
- [10] D. Akgün and P. Erdoğmuş, "GPU accelerated training of image convolution filter weights using genetic algorithms," *Appl. Soft Comput.*, vol. 30, pp. 585–594, 2015.
- [11] D. Akgün, "Paralel Görüntü Filtreleme İçin Çok Çekirdekli Bilgisayar Üzerinde Başarım Analizi," *İleri Teknol. Bilim. Derg.*, 2013.
- [12] V. Lakshmanan, "A Separable filter for directional smoothing," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 1, no. 3, pp. 192–195, 2004.
- [13] V. Areekul, U. Watchareeruetai, K. Suppasriwasuseth, and S. Tantaratana, "Separable gabor filter realization for fast fingerprint enhancement," in *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP*, 2005, vol. 3, pp. 253–256.
- [14] G. J. E. Rawlins, "Foundations of Genetic Algorithms," in *Foundations of Genetic Algorithms*, 1991, vol. 21, p. 341.

- [15] K. de Jong, “Learning with Genetic Algorithms: An Overview,” *Mach. Learn.*, vol. 3, no. 2, pp. 121–138, 1988.
- [16] B. Bolat, K. Erol, and C. Imrak, “Genetic algorithms in engineering applications and the Function of operators,” *Sigma*, 2004.
- [17] E. U. Ergül, “Çok amaçlı Genetik Algoritmalar: Temelleri ve Uygulamaları,” Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, 2010.
- [18] U. Çekmez, “İnsansız Hava Araçlarında Büyük Ölçekli Yol Planlama Problemlerinin GPU Üzerinde CUDA Yardımı İle Çözümü,” Hava Harp Okulu, Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Yüksek Lisans Tezi, 2014.
- [19] U. Maulik and S. Bandyopadhyay, “Genetic algorithm-based clustering technique,” *Pattern Recognit.*, 2000.
- [20] G. Schaefer and M. Stich, “UCID - An Uncompressed Colour Image Database,” *SPIE, Storage Retr. Methods Appl. Multimed.*, vol. 5307, pp. 472–480, 2003.