

Görüntü Analizi için Ripplet-I Dönüşümünü Temel Alan Reel ve Kompleks Formlu Yeni Yaklaşımlar

New Approaches Based on Real and Complex Forms of Ripplet-I Transform for Image Analysis

Hüseyin Yaşar¹, Murat Ceylan²
¹T.C Sağlık Bakanlığı, Ankara, Türkiye
mirhendise@gmail.com

²KTO Karatay Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Konya, Türkiye
murat.ceylan@karatay.edu.tr

Özetçe—Çoklu çözünürlük analizleri, görüntü işleme alanının önemli unsurlarındandır. Curvelet dönüşümü ise çoklu çözünürlük analizleri içinde geniş kullanım alanı bulmuş bir analiz yöntemidir. Yakın zamanda curvelet dönüşümünün destek (c) ve derece (d) parametresi eklenerek geliştirilmesi ile sürekli ve ayrık ripplet-I dönüşümü tanımlanmıştır. Bu dönüşüm, yakın zamanda ortaya atılmasına rağmen literatürde geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Bu çalışmada, ripplet-I dönüşümünün hızlı ayrık ve kompleks hızlı ayrık formları incelenmiştir. Çalışma kapsamında gerçekleştirilen gürültü temizleme uygulamalarında, hızlı ayrık ve kompleks hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü kullanılarak, ayrık ripplet-I dönüşümüne göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler — *riplet-I dönüşümü; hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü; kompleks hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü.*

Abstract—The multi resolution analysis are important parts of image processing. Curvelet transform is analysis method which have been using wide variety of applications in multi resolution analysis. Ripplet-I transform is defined by recently generalising of the curvelet transform by adding parameters support (c) and degree (d). Even though this transform has been found out recently, it has been using wide variety of applications. Fast discrete and complex fast discrete versions of ripplet-I transform were examined by this study. In denoising application, better results were obtained with fast discrete and complex fast discrete versions of ripplet-I transform by discrete ripplet-I transform.

Keywords — *riplet-I transform; fast discrete ripplet-I transform; complex fast discrete ripplet-I transform.*

I. GİRİŞ

Dalgacık dönüşümü, zaman içinde frekans bilgisi değişen sinyallerin analiz edilmesinde etkili bir yöntemdir. Sürekli dalgacık dönüşümü ilk olarak Morlet ve arkadaşları [1] tarafından jeofizik alanında kullanılmıştır. Dönüşümün ayrık yorumu Mallat [2] ve Daubechies [3] tarafından geliştirilmiştir. Ayrık dalgacık dönüşümünün geliştirilmiş hali olan dalgacık paket analizi ise Coifman ve Wickerhauser [4] tarafından ortaya atılmıştır. Zaman içinde ayrık dalgacık dönüşümünün iki boyutlu versiyonu geliştirilmiş ve görüntülerin analizinde kullanılmaya başlanmıştır.

Dalgacık dönüşümünü temel alan fakat görüntü üzerinde doğrular yerine eğrileri temsil etmeyi amaçlayan curvelet dönüşümü, Candes ve Donoho [5] tarafından geliştirilmiştir. Curvelet dönüşümü, çok yaygın bir etki yaratmakla birlikte ilk versiyonu çok fazla ve kullanılmayan veri üretmektedir. Bu durum işlem yükünü artırıp hızını azaltmaktadır. Bu olumsuz durumu ortadan kaldırmak için Candes ve Guo [6] tarafından ikinci nesil curvelet dönüşümü tanımlanmıştır. Candes ve arkadaşları [7] tarafından temeli ikinci nesil curvelet dönüşümüne dayanan hızlı ayrık curvelet dönüşümü geliştirilmiştir.

Zaman içinde curvelet dönüşümü çoklu çözünürlük analizleri içinde geniş kullanım alanı bulmuştur. Bununla birlikte, kısa zaman içerisinde en az bu temel dönüşüm kadar etki yaratabilecek potansiyele sahip yeni dönüşümler de ortaya atılmıştır. Xu ve arkadaşları [8] tarafından 2010 yılında ripplet-I dönüşümü tanımlanmıştır. Ripplet-I dönüşümü, curvelet dönüşümünün destek (c) ve derece (d) parametreleri kullanılarak geliştirilmiş halidir.

2011 yılında Das ve arkadaşları [9, 10]; 2012 yılında Kavitka ve arkadaşları [11] tarafından yapılan medikal görüntü füzyonu çalışmasında ripplet-I dönüşümü

kullanılmıştır. 2012 yılında Silvia ve Poovizhi [12] retina görüntülerinden damar yapılarının elde edilmesinde ripplelet-I dönüşümünden yararlanmışlardır. Aynı yıl Muhammady ve arkadaşları [13] tarafından ripplelet-I dönüşümü tabanlı doku sınıflandırma uygulaması yapılmıştır. 2013 yılında Quraishi ve arkadaşları [14] tarafından ripplelet-I dönüşümü tabanlı yüz tanıma uygulaması gerçekleştirilmiştir. Aynı yıl Sasheendran ve Bhuvaneshwari [15] tarafından temeli ripplelet-I dönüşümüne dayanan içerik tabanlı görüntü algılama algoritması oluşturulmuştur. 2014 yılında Gupta ve arkadaşları [16] tarafından ripplelet-I dönüşümü ile medikal görüntü temizleme uygulaması gerçekleştirilmiştir. 2015 yılında Krishnamurthy ve Kesavan [17] tarafından gerçekleştirilen görüntü algılama çalışmasında ripplelet-I dönüşümü kullanılmıştır. Aynı yıl Yaşar [18] tarafından, medikal görüntülerin çoklu çözünürlük yöntemleri ile analiz edilmesi üzerine gerçekleştirilen tez çalışmasında ripplelet-I dönüşümünün hızlı ayırık ve kompleks hızlı ayırık versiyonları tanımlanmıştır.

II. YÖNTEMLER

A. Sürekli Ripplelet-I Dönüşümü

Curvelet dönüşümü iki boyutlu verileri alt pencerelere ayırarak analiz eder. Curvelet dönüşümünde kullanılan pencere uzunluğu ile genişliği arasında karesel bir oran vardır. Denklem (1)'de verilen bu oranın amacı analiz verimliliğini artırmaktır.

$$\text{genişlik} = \text{uzunluk}^2 \quad (1)$$

Ancak bu sabit oran dönüşümün hareket alanını kısıtlar. Ripplelet-I dönüşümü ile yeni tanımlanan destek (c) ve derece (d) parametreleri ile bu sabitlik ortadan kaldırılmış ve curvelet dönüşümü genelleştirilmiştir [8]. Denklem (2)'de ripplelet-I dönüşümündeki uzunluk ve genişlik arasındaki yeni ilişki verilmiştir. Bu denklemden de görüleceği gibi $c=1$ ve $d=2$ için ripplelet-I dönüşümü, curvelet dönüşümünü ifade etmektedir.

$$\text{genişlik} = c \cdot \text{uzunluk}^d \quad (2)$$

Curvelet dönüşümün genelleştirilmesi ile elde edilen iki boyutlu ana ripplelet-I fonksiyonu; a ölçek, \vec{b} konum ve θ yön parametreleri olmak üzere Denklem (3) ile tanımlanabilir [8].

$$\rho_{a\vec{b}}(\vec{x}) = \rho_{a\vec{b}\theta} \left(R_\theta(\vec{x} - \vec{b}) \right) \quad (3)$$

Denklem (3)'de R_θ rotasyon matrisidir. Ripplelet-I fonksiyonunun Fourier domenindeki karşılığı ise Denklem (4) ile ifade edilebilir.

$$\hat{\rho}_\theta(r, w) = \frac{1}{\sqrt{c}} a^{\frac{1+d}{2d}} w(a \cdot r) v \left(\frac{a^{\frac{1}{d}}}{c \cdot a} \cdot \omega \right) \quad (4)$$

Denklem (4)'de w radyal, v ise açısal pencereleri ifade etmektedir. Sürekli frekans düzleminde bir $f(\vec{x})$ fonksiyonunun sürekli ripplelet-I dönüşümü katsayıları ise Denklem (5) ile hesaplanır [8].

$$R(a, \vec{b}, \theta) = \langle f, \rho_{a\vec{b}\theta} \rangle = \int f(\vec{x}) \overline{\rho_{a\vec{b}\theta}(\vec{x})} d\vec{x} \quad (5)$$

B. Ayırık Ripplelet-I Dönüşümü

Sürekli ripplelet-I dönüşümü kutupsal koordinat sisteminde tanımlıdır. Sürekli ripplelet-I dönüşümünün kartezyen koordinat sisteminde tanımlanması ile ayırık versiyonu oluşturulmuştur. Sürekli ripplelet-I dönüşümündeki a , \vec{b} ve θ parametrelerinin ayırık parametre karşılıkları $a_j = 2^{-j}$, $\vec{b}_k = [c \cdot 2^{-j} \cdot k_1, 2^{-j/d} \cdot k_2]^T$, $\theta_l = \frac{2\pi}{c} 2^{-j(1-1/d)} l$ 'dir. $d = n/m$ ($n, m \neq 0 \in Z$) olmak üzere ripplelet-I dönüşümünün ayırık versiyonu Fourier domeninde Denklem (6) ile ifade edilebilir [8].

$$\hat{\rho}_j(r, w) = \frac{1}{\sqrt{c}} a^{\frac{m+n}{2n}} w(2^{-j} \cdot r) v \left(\frac{1}{c} 2^{-j \frac{m-n}{n}} \cdot \omega - l \right) \quad (6)$$

Kartezyen koordinat sisteminde tanımlı ve $M \times N$ boyutlarındaki iki boyutlu verinin ayırık ripplelet-I özellik katsayıları ise Denklem (7) ile hesaplanır.

$$R_{j,\vec{k},l} = \sum_{n_1=0}^{M-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} f(n_1, n_2) \cdot \overline{\rho_{j,\vec{k},l}(n_1, n_2)} \quad (7)$$

C. Hızlı Ayırık Ripplelet-I Dönüşümü

Görüntüler kartezyen koordinat sisteminde tanımlı iki boyutlu sayısal verileridir. Ripplelet-I dönüşümünün görüntülerin analizinde kullanılması için sayısal olarak tanımlanması gerekir. Sayısal ripplelet-I dönüşümü katsayıları Denklem (8) ile hesaplanabilir.

$$r_{j,k,l} := \langle f \cdot \rho_{j,k,l}^D \rangle = \int_{R^2} \hat{f}(v) \tilde{\rho}_j^D(S_{\theta_j}^{-1} v) e^{iS_{\theta_j}^{-T} m \cdot v} dv \quad (8)$$

Denklem (8)'de yer alan $m \approx [c \cdot 2^{-j} \cdot k_1, 2^{-j/d} \cdot k_2]$ ve S_θ Denklem (9)'da verilen kesme matrisidir. Kesme matrisi S_θ , R_θ rotasyon matrisinin sayısal karşılığıdır.

$$S_\theta := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\tan\theta & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Curvelet dönüşümde [7] olduğu gibi; ripplelet-I dönüşümünün de hızlı ayırık olarak ifade edilmesi mümkündür. Hızlı ayırık ripplelet-I dönüşümü inşa edilirken ilk olarak iki boyutlu hızlı Fourier dönüşümü kullanılır. İki boyutlu hızlı Fourier dönüşümü sayesinde görüntü iki boyutlu frekans düzlemi dilimlerine ayrılır. Bu dilimler açısal ve radyal bir şekle sahiptir. Daha sonra hızlı ayırık ripplelet-I dönüşümü özellik katsayılarının oluşturulması için iki boyutlu hızlı ters Fourier dönüşümü kullanılır. Bu

aşamada oluşan frekans düzlemi dilimlerinde hızlı ayırık curvelet dönüşümünden farklı olarak $\approx [2^{-j}, 2^{-j/2}]$ yerine $\approx [c \cdot 2^{-j}, 2^{-j/d}]$ oranı vardır.

Sayısal uygulamalardan da yararlanılarak hızlı ayırık ripplet-I dönüşümü, eşit olmayan aralıklı hızlı Fourier dönüşümü ve kaydırma yoluyla da oluşturulabilir. Bu uygulamada kaydırma işleminde sayısal ripplet-I dönüşümünde yararlanılan normal ızgara yerine eğik ızgara kullanılır.

Kaydırma yoluyla hızlı ayırık ripplet-I dönüşümünün oluşturulması dört ana adımda gerçekleştirilebilir. Bu işlemlerde kullanılan kaydırma penceresinin boyutu $\approx c \cdot 2^j \times 2^{j/d}$ dir [18].

Adım 1: $\hat{f}[n_1, n_2]$ frekans düzlemi dilimlerine elde etmek için iki boyutlu hızlı Fourier dönüşümü katsayıları hesaplanır.

Adım 2: Her (j, l) ölçek ve açılı dilime interpolasyon uygulanır ($\tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2]$).

Adım 3: İlk iki adımda elde edilen interpolasyonu yapılmış dilimlerin orijin etrafında kaydırılması yapılarak $\tilde{f}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_{j,l} \tilde{f})[n_1, n_2]$ elde edilir. Burada sırasıyla n_1 ve n_2 ; $0 \leq n_1 \leq L_{1,j}$ ve $0 \leq n_2 \leq L_{2,j}$ aralığındadır.

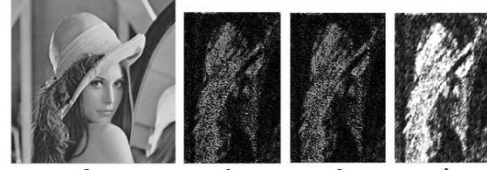
Adım 4: Her bir $\tilde{f}_{j,l}$ kaydırılmış dilimine iki boyutlu hızlı ters Fourier dönüşümü uygulayarak hızlı ayırık ripplet-I dönüşümü özellik katsayıları elde edilir.

D. Kompleks Hızlı Ayırık Ripplet-I Dönüşümü

Kompleks sürekli ripplet-I dönüşümü, sürekli ripplet-I dönüşümünün simetrikleştirilmesi ile kolaylıkla elde edilebilir. $\hat{\rho}_j(r, \omega + \pi)$ dönüşümün imajiner kısmını ifade etmek üzere kompleks değerli sürekli ripplet-I dönüşümü fonksiyonu $\hat{\rho}_j(r, \omega) + \hat{\rho}_j(r, \omega + \pi)$ olarak tanımlanabilir. Aynı şekilde hızlı ayırık ripplet-I dönüşümünün kompleks versiyonu, θ_l yanında $\theta_l + \pi$ açı düzleminin kullanılmasıyla kolaylıkla oluşturulabilir [18]. Kompleks değerli hızlı ayırık ripplet-I dönüşümü (KDHP-ID) özellik katsayıları $KHARP-ID_R$ ve $KHARP-ID_I$ sırasıyla reel ve imajiner katsayılar olmak üzere Denklem (10) ile tanımlanır.

$$KHARP-ID = KHARP-ID_R + j \cdot KHARP-ID_I \quad (10)$$

Şekil 1'de Lena [19] görüntüsünün $c=1$ ve $d=3$ değerleri için bir adet reel ve imajiner katsayı ve bu katsayıların Denklem (10) kullanılarak birleştirilmesi ile elde edilen kompleks hızlı ayırık ripplet-I dönüşümü katsayısı görselleri verilmiştir.



Şekil 1. a) Orijinal Lena görüntüsü b) Reel katsayılar ($c=1, d=3$) c) İmajiner katsayılar ($c=1, d=3$) d) Kompleks hızlı ayırık ripplet-I dönüşümü katsayıları ($c=1, d=3$)

III. DENEYLER VE SONUÇLAR

A. Çalışmada Kullanılan Görüntüler

Çalışmada 512×512 boyutlarında ve PNG formatında Lena ve Barbara [19] görüntülerinden yararlanılmıştır. Bu görüntüler Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. a) Lena görüntüsü b) Barbara görüntüsü

B. Tepe Sinyal Gürültü Oranı

Çalışmada orijinal görüntüler ile gürültüsü temizlenmiş görüntüler arasındaki karşılaştırmada Denklem (11) ve (12)'de ifadesi verilen tepe sinyal gürültü oranından (TSGO) yararlanılmıştır.

$$KOH(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{i,j} - g_{i,j})^2 \quad (11)$$

$$TSGO = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{255^2}{KOH(f, g)} \right) \quad (12)$$

Denklem (11) ve (12)'de M ve N görüntü boyutlarını, f referans görüntüyü, g test görüntüsünü, KOH iki görüntü arasındaki karesel ortalama hatayı ifade etmektedir.

C. Gürültü Temizleme Algoritması

Gürültülü görüntü I_n ; I orijinal görüntü, N gürültü ve N_r binary rastgele gürültü olmak üzere Denklem (13) ile ifade edilebilir. N_r binary rastgele gürültünün σ gibi bir çarpan kullanılarak şiddeti artırılabilir.

$$I_n = I + N = I + (\sigma \times N_r) \quad (13)$$

Büzülmeli gürültü temizleme (shrinkage denoising) algoritması, gürültü temizleme için çoklu çözünürlük analizi özellik katsayılarını kullanır [20]. Bu algoritmada, yumuşak ve sert eşikleme olmak üzere iki farklı eşikleme yaklaşımı vardır. Sert eşikleme kullanan büzülmeli gürültü temizleme algoritması Denklem (14) ile tanımlanabilir.

$$\hat{M}_k(j, l) = \begin{cases} 0 & \dots \dots \dots |M_k(j, l)| < T(j, l) \\ |M_k(j, l)| & \dots \dots \dots |M_k(j, l)| \geq T(j, l) \end{cases} \quad (14)$$

Denklem (14)'de $T(j, l)$, j ölçek ve l açı parametresi olmak üzere eşikleme fonksiyonu; $M_k(j, l)$, çoklu

çözünürlük analizi özelliği katsayıdır. $\hat{M}_k(j,l)$ ise sonuç fonksiyonudur. Eşikleme fonksiyonu $T(j,l)$ Denklem (15) ile ifade edilebilir [20].

$$T(j,l) = k \cdot \varepsilon_{(j,l)} \cdot \sigma \quad (15)$$

Denklem (15)'de $\varepsilon_{(j,l)}$, j ölçek ve l açı parametresi olmak üzere çoklu çözünürlük özellik katsayısına ait beyaz gürültü ortalama enerji dağılımını ifade etmektedir. σ rastgele gürültünün standart sapması, k ise eşikleme sabitidir. Çalışmada gürültülü görüntüler, Lena ve Barbara görüntüsüne σ değeri 15 olan rastgele gürültü eklenmesi ile elde edilmiştir.

D. Sonuçlar

Bu çalışmada hızlı ayrık ripplet-I ve kompleks hızlı ayrık ripplet-I dönüşümünün performanslarının ayrık ripplet-I ile karşılaştırılması için gürültü temizleme uygulaması gerçekleştirilmiştir. Çalışmada büzülmeli gürültü temizleme algoritması ve sert eşikleme [20] kullanılmıştır. Uygulamada ölçek, destek ve derece parametrelerinin sonuçlar üzerindeki etkisini görebilmek amacıyla için bu parametrelerin farklı değerleri için işlem yapılmıştır. Görüntü olarak görüntü işleme uygulamalarında en yaygın kullanıma sahip Lena ve Barbara [19] görüntüsü tercih edilmiştir. Orijinal görüntüler ile temizlenmiş görüntüler arasındaki karşılaştırmada tepe sinyal gürültü oranı (TSGO) kullanılmıştır. Tablo 1'de farklı destek ve derece değerleri için ayrık ripplet-I dönüşümü, hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü ve kompleks hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü özellik katsayıları kullanılarak elde edilen gürültü temizleme TSGO sonuçları verilmiştir. Çalışmada farklı ölçek, destek ve derece parametreleri için farklılık göstermekle birlikte ortalama gürültü temizleme süresi ayrık ripplet-I dönüşümü için 10.3 saniye, hızlı ayrık ripplet-I dönüşümü için 8.9 saniye, kompleks hızlı ayrık dönüşümü için 9.1 saniye olarak gerçekleşmiştir.

Görüntüler	Destek ve Derece	Ölçek	Ayrık Ripplet-I Dönüşümü (dB)	Hızlı Ayrık Ripplet-I Dönüşümü (dB)	Kompleks Değerli Hızlı Ayrık Ripplet-I Dönüşümü (dB)
Lena	c=1, d=2	7	29.229	32.519	32.566
		6	29.225	32.645	32.691
		5	29.377	32.784	32.828
	c=1, d=3	7	28.997	32.243	32.269
		6	29.093	32.519	32.566
		5	29.270	32.664	32.709
	c=1, d=4	7	28.762	32.142	32.153
		6	29.050	32.324	32.350
		5	29.291	32.626	32.668
Barbara	c=1, d=2	7	27.391	30.540	30.581
		6	27.333	30.827	30.869
		5	27.369	30.960	31.053
	c=1, d=3	7	27.241	30.111	30.221
		6	27.337	30.540	30.590
		5	27.354	30.835	30.877
	c=1, d=4	7	27.006	30.070	30.134
		6	27.346	30.404	30.474
		5	27.416	30.601	30.653

Tablo 1. Lena ve Barbara görüntüsü için gürültü temizleme sonuçları

IV. TARTIŞMA

Bu çalışma ile yakın zamanda ortaya atılan ve kısa zamanda literatürde geniş bir uygulama alanı bulan ripplet-I dönüşümünün hızlı ayrık ve kompleks hızlı ayrık şekilleri incelenmiştir. Çalışma ile gerçekleştirilen gürültü temizleme uygulama sonuçları, hızlı ayrık ve kompleks hızlı ayrık ripplet-I dönüşümünün ayrık ripplet-I dönüşümüne göre daha iyi performans sergilediğini göstermektedir. Ayrıca Tablo 1'den de görüldüğü gibi en başarılı gürültü temizleme sonuçları reel ve imajiner katsayıların birlikte kullanıldığı kompleks değerli işlemler ile elde edilmiştir. Bu durum, daha önce farklı çalışmalar ile elde edilen "çoklu çözünürlük analizinin kompleks formunun reel formuna göre daha başarılı olması" durumu ile örtüşmektedir. Gelecek çalışmalarda, dönüşümlerin daha farklı reel ve kompleks değerli görüntü işleme uygulamalarında test edilmesi hedeflenmektedir.

KAYNAKÇA

- [1] Morlet, J., Arehs, G., Forugeau, I. and Giard, D., "Wave propagation and sampling theory", *Geophysics*, 47(2):203-236, 1982.
- [2] Mallat, S., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7):674-693, 1989.
- [3] Daubechies, I., *Ten lectures on wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia-Pennsylvania, 1992.
- [4] Coifman, R. R. and Wickerhauser, M. V., "Entropy based algorithms for best basis selection", *IEEE Transactions on Information Theory*, 38(2):713-718, 1992.
- [5] Candes, E. J. and Donoho, D. L., *Curvelets-A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges*, Curves and Surface Fitting Saint, Vanderbilt University Press, Nashville, 105-120, 2000.
- [6] Candes, E. J. and Guo, F., "New multiscale transforms. minimum total variation synthesis: application to edge-preserving image reconstruction", *Signal Processing*, 82(11):519-543, 2002.
- [7] Candes, E. J., Demanet, L., Donoho, D. L. and Ying, L., "Fast discrete curvelet transforms", *Applied and Computational Mathematics*, California Institute of Technology, 2005.
- [8] Xu, J., Yang, L. and Wu, D., "Ripplet: A new transform for image processing", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 21(7):627-639, 2010.
- [9] Das, S., Chowdhury, M. and Kundu, M. K., "Medical image fusion based on ripplet transform type-I", *Progress In Electromagnetics Research B*, 30:355-370, 2011.
- [10] Das, S. and Kundu, M. K., "Ripplet based multimodality medical image fusion using pulse-coupled neural network and modified spatial frequency", *International Conference on Recent Trends in Information Systems*, 229-234, 2011.
- [11] Kavitha, C. T., Chellamuthu, C. and Rajesh, R., "Medical image fusion using combined discrete wavelet and ripplet transform", *Procedia Engineering*, 38:813-820, 2012.
- [12] Silvia, M. J. and Poovizhi, S., "Retinal image analysis using ripplet-I transform and segmentation using morphological gradient", *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2(12):719-724, 2012.
- [13] Muhammady, T., Ghassemian, H. and Razzazi, F., "Using co-occurrence features extracted from ripplet-I transform in texture classification", *Iranian Conference on Electrical Engineering*, 1292-1297, 2012.
- [14] Quraishi, I., Das, G., Das, A., Dey, P. and Tasneem, A., "A novel approach for face detection using artificial neural network", *International Conference on Intelligent Systems and Signal Processing*, 179-184, 2013.
- [15] Sasheendran, N. and Bhuvaneshwari, C., "An effective CBIR (content based image retrieval) approach using ripplet transforms", *International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies*, 917-922, 2013.
- [16] Gupta, D., Anand, R. S. and Tyagi, B., "Ripplet domain non-linear filtering for speckle reduction in ultrasound medical images", *Biomedical Signal Processing and Control*, 10:79-91, 2014.
- [17] Krishnamurthy, L. and Kesavan, J., "An improved content based image retrieval using three region colour and straight line signatures of the image", *International Conference on Communications and Signal Processing*, 1919-1924, 2015.
- [18] Yaşar, H., "Medikal görüntülerin çoklu çözünürlük metotları ile analizi", MSc Thesis, The Graduate School of Natural and Applied Science of Selçuk University, 2015.
- [19] http://decsai.ugr.es/~javier/denoise/test_images/ [Access Time: 25 January 2016].
- [20] Bao, O. Z., Gao, J. H., and Chen, W. C., "Local adaptive shrinkage threshold denoising using curvelet coefficients", *Electronics Letters*, 44(4):277-278, 2008.