Curvelet Dönüşümü kullanılarak Beyin MR ve BT görüntüsünün birleştirilmesi

Fusion of Brain MR and CT image using the Discrete Curvelet Transform

Navid Khalili dizaji[1], *Mustafa Doğan*[2]

[1]Mekatronik Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul
Dizaji16@itu.edu.tr

[2]Kontrol ve Otomasyon Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul
mustafadogan@itu.edu.tr

Özetçe

Herhangi bir görüntü birleştirme, bir sahnedeki görüntüleri farklı bilgilerle birleştirmek için kullanılan bir tekniktir; bu görüntülerin birleştirilmesi, her iki görüntünün en fazla bilgisini içeren bir görüntü oluşturur. BT taramaları ve MRI taramaları, yumuşak ve sert dokular hakkında ayrıntılar içerir. Tümör yerleşiminin doğru teşhisi ve kemik sınırlarının bulunması beyin kanseri teşhisinde çok önemli rol oynar. MR ve CT görüntüsünün kombinasyonu bize tümörün yeri hakkında daha doğru bilgi verebilir. Curvelet dönüşümünün Wavelet'e göre dikeylik, doğruluk, hız, sıkıştırma desteği vb. gibi birçok avantajı vardır. Elde edilen sonuçların değerlendirilmesi, bu yöntemin başarısını ve önemli bir gelişmeyi göstermektedir. Son olarak, bu yöntemin sonuçları beyindeki tümörlerin yerini belirlemek için gelecekteki araştırmalarda kullanılabilir.

Abstract

Any image fusion is a technique used to combine images from a scene with different information; combining these images creates an image that contains the most information of both images. CT scans and MRI scans contain details about soft and hard tissues. Accurate diagnosis of the tumour location and finding the bone boundaries play a very important role in brain cancer diagnosis. And the combination of two MR and CT images can give us more accurate information about the tumour's location. Curvelet transformation has several advantages over Wavelet, including orthogonality, accuracy, speed, compression support, etc. The evaluation of the obtained results shows the success of this method and a significant improvement. Finally, the results of this method can be used in future research to determine the location of tumours in the brain.

1. Giriş

Beyin kanseri en ölümcül kanser türlerinden biridir ve doğru ve zamanında teşhis edilmesi hastanın yaşamını büyük ölçüde etkiler. Beyin tümörü olan kişiler için çeşitli tedavi seçenekleri vardır. Cerrahi, radyoterapi ve kemoterapi bu yöntemlerden bazılarıdır. Bazı hastalarda bu tedavilerin bir kombinasyonuna ihtiyaç duyulur [1]. Her üç tedavide de tümörlerin boyutunu ve yerini belirlemek için MRI (manyetik rezonans görüntüleme) veya BT taramaları (bilgisayarlı tomografi) kullanılır. Hastanın durumuna bağlı olarak, tanısal görüntüleme için daha iyi bir seçenek olabilir. Örneğin, doktorun takdirine bağlı olarak, bazen bir BT taraması ve beyin MRG'si reçete edilir. MR genellikle yumuşak doku için kullanılır; BT taramaları kemikleri tanımlar ve görür. Görüntü Füzyonu, bir hastanın MR ve BT görüntülerinin birleştirilerek tümörün yerinin teşhis edildiği, tedavinin doğruluğunu ve kalitesini artıran bir yöntemdir. Bu teknik, tümörün sınırlarını ve yerini belirlemek için her iki görüntüleme yönteminin avantajlarının aynı anda kullanılmasına izin verir. Bu amaçla bu yazımızda MRI ve CT beyin görüntülerini birleştirmek için Curvelet dönüşümünü inceleyeceğiz.

2. Curvelet Dönüşümü

Son yıllarda, çok ölçekli ve çok çözünürlüklü fikirlere sahip hesaplama araçları, teknoloji ve bilimin çeşitli alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bilgi biliminde ve özellikle sinyal ve görüntü işlemede, çok ölçekli yöntemlerin ve ilgili fikirlerin geliştirilmesi, hacimli veri tabanları ve bunların sıkıştırılması, gürültü azaltma ve özellik çıkarımı için pratik araçların kullanılmasına yol açmıştır. Curvelet dönüşümü çok ölçekli bir yöntemdir ve matematiksel olarak geçerli olan ve görüntü işleme, veri analizi ve bilimsel hesaplamalar gibi yaygın uygulamalarda ve belki de dalgacıklar gibi yaygın olmayan uygulamalarda mükemmel potansiyele sahip olan Dalgacık kavramının [2] bir uzantısıdır. İşleme problemlerinde kullanılabilir. Bu dönüşüm, eğriliği olan nesneler için uygundur ve bu dönüşümün adı, 2000 yılında Donoho ve Candes [3] tarafından ortaya atılan bu özellikten türetilmiştir. Görüntü, sinyal işleme, veri analizi ve bilimsel hesaplama kullanılır. Curvelet dönüşümü, Wavelet gibi çok ölçekli dönüşümlerin geleneksel temsilcilerinin zayıflıklarını iyileştirmek için son yıllarda kullanılan çok ölçekli dönüşüm ailesinin yeni bir üyesidir. Kavramsal olarak, Curvelet dönüşümü, her bir uzunluk ölçeğinde birçok yön ve konumu ve ince ölçekli iğne biçimli öğeleri olan çok ölçekli bir piramittir. Curvelet dönüşümü, onu Wavelet ve benzeri dönüşümlerden ayıran iyi geometrik özelliklere sahiptir. Burada bu yeni dönüşüme ve genişlemesine dikkat edilmesinin nedenleri ve ayrık Curvelet dönüşümünün geliştirilmesinin neden önemli olduğu belirtilmiştir.

1. Küçük hata ile kenarlı nesnelerin görüntülenmesini optimize etme

2. Bu dönüşüm, dalgacık dönüşümünün kenar görüntüsünün yön özelliklerini tanımlamadaki zayıflıklarını gidermiştir ve bu dönüşüm, çeşitli görüntü özelliklerine uygun şekilde uyarlanabilir.

3. Bu dönüşüm, önyargılı olmayan yapısı nedeniyle gürültüye daha az duyarlıdır.

4. Ayrık Eğri Dönüşümü, dijital veriler üzerinde Dalgacık Dönüşümü ve Fourier Dönüşümü problemlerini çözerek hesaplamaların hızını ve doğruluğunu artırdı. Eğrilikler, eğrileri daha az katsayı ile analiz etmek ve süreksizliklerde daha iyi sonuçlar vermek için tasarlanmıştır. Görüntüdeki eğriler, özellikle kenarlarda önemlidir ve duygu ve kimliği tanımak için insan yüzü görüntüsündeki yüz hatları gibi temel bilgiler bunlardan elde edilebilir.

2.1. Sürekli Curvelet dönüşümü

Curvelet dönüşümü, temel Curvelet φ'yi oluşturmayı ve sinyal ve görüntüyü temel Curvelet, ölçek ve periyot yoluyla analiz etmeyi amaçlar. Curvelet uzayında x konum değişkenidir, ω frekans alanı değişkenidir ve r ve θ frekans alanındaki kutupsal koordinatlardır. Dönüştürme işlemi, sırasıyla radyal pencere ve açısal pencere olarak adlandırılan W(r) ve V(t) adlı iki pencere ile başlar. Bunlar, gerçek değerler alan yumuşak ve negatif olmayan işlevlerdir. W aralığı, $r \in (0.5,2)$ aralığındaki gerçek pozitif değerlerdir ve V, [-1,1] aralığındaki gerçek değerlerdir. Bu fonksiyonlar her zaman Denklem (1-2)'deki aşağıdaki koşullarda geçerlidir.

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^j r) \qquad r \in (3/4\,, 3/2) \tag{1}$$

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} V^2(t-l) \qquad t \in (-1/2\,, 1/2) \tag{2}$$

Her $j>j0$ için (burada j ölçek parametresidir), Fourier uzayındaki frekans penceresi U_j Denklem (3)'te aşağıdaki biçimde tanımlanır.

$$U_j(r,\theta) = 2^{-\frac{3j}{4}} W\left(2^{-j} r\right) V\left(\frac{2^{\left\lfloor \frac{j}{2} \right\rfloor}\theta}{2\pi}\right) \tag{3}$$

$\lfloor j/2 \rfloor$, j/2 değerinin tamsayı kısmıdır. U_j kutupsal iğne şeklindeki pencere olarak adlandırılır. Denklem (8)'in simetrik örneği, gerçek değerlerle Curvelet'i üretmek için kullanılır. Yani $U_j(r,\theta)+U_j(r,\theta+\pi)$ ifadesi kullanılır.

$\varphi_j(x)$ dalga biçimi, Fourier dönüşümü $\hat{\varphi_j}(\omega)=U_j(\omega)$ ile tanımlanır. $U_j(\omega_1,\omega_2)$, Denklem (7) tarafından kutupsal koordinat sisteminde tanımlanan bir penceredir. φj ana Curvelet'tir ve 2^{-j} ölçeğindeki tüm korollalar ana korollanın döndürülmesi ve aktarılmasıyla elde edilir. Dönme açıları $\theta l=2\ \pi.2-[j/2].l$ şeklinde tanımlanır, burada l=0,1,... ve $0<\theta l<2\ \pi$, ardışık açılar arasındaki mesafe ölçeğe bağlıdır. İletim parametresi ayrıca $k=(k_1,k_2)\in Z^2$ olarak tanımlanır.

Son olarak Eğri, Denklem (4)'te ölçek 2^{-j}, nokta θl ve konum $xk(j,l)=R\theta l-1(k_1 2^{-j},k_2 2^{-j}/2)$'de aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\varphi_{j,k,l}(x) = \varphi_j\left(R_{\theta_l}\left(x - x_k^{(j,l)}\right)\right) \tag{4}$$

$R\theta$ Periyot matrisi Denklem (5)'te aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$R_\theta^{-1} = R_\theta^T = R_{-\theta} R_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & cos\theta \end{pmatrix} \tag{5}$$

Curvelet katsayıları, Denklem (6)'daki bir $f\in L^2(R^2)$ ve $\varphi j,k,l$ fonksiyonunun iç çarpımından elde edilir.

$$c(j,l,k) = \langle f, \varphi_{j,k,l} \rangle = \int_{R^2} f(x) \bar{\varphi}_{j,k,l}(x)\,dx \tag{6}$$

Denklem (7)'deki ters ilişki aşağıdaki gibidir.

$$f = \sum_{j,k,l} \langle f, \varphi_{j,k,l} \rangle \varphi_{j,k,l} \tag{7}$$

2.2. Ayrık Curvelet Dönüşümü

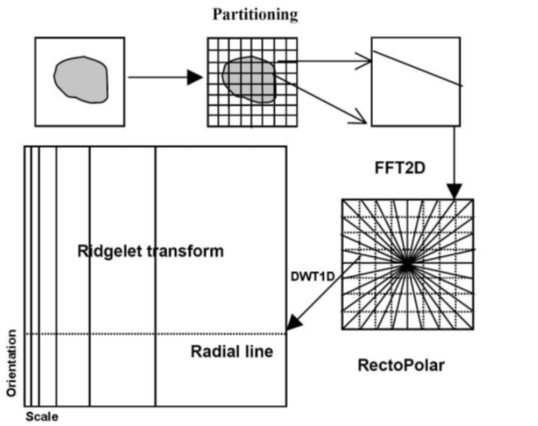
Curvelet dönüşümünün temel özelliklerinden biri, yön ve kenarlara duyarlılığı ve sıfır olmayan saçılma katsayıları aracılığıyla farklı ölçeklerdeki nesnelerin kenarları üzerinde detay sağlayabilmesidir [3]. Curvelet dönüşümünde iki genel revizyon yapılmıştır. İlk algoritma, hızlı Fourier dönüşümünün [4] doğrusal olmayan mesafesine dayanıyordu. İkinci algoritma, hızlı Fourier dönüşümünün seçilen örneklerinin bölünmesine, 'sarma' ya dayanıyordu. İlk Curvelet dönüşümünde, bir görüntünün rastgele Reglet dönüşümünün analizi de dahil olmak üzere bir dizi karmaşık adım kullanıldı. Bu dönüşümün verimliliği çok yavaştı. Curvelet dönüşümünün ikinci nesli, Reglet dönüşümünden ayrı olarak kullanılır. Sonuç olarak, dönüşümdeki gereksiz hesaplamaların miktarı azalır ve işlem hızı önemli ölçüde artar. Curvelet dönüşümü, bir bant geçiren filtreye sahip çok ölçekli bir Ridglet dönüşümüne [5] dayanır ve bir görüntüyü farklı ölçeklerde ayırır. Her yerel pencerenin (blok) kenarının uzunluğu, o pencerenin alt bandının iki katıdır. Uygulamada Curvelet dönüşümü, Şekil 1'deki ATWT [6]'nın detay çerçevesi ile Şekil 2'de gösterilen Ridglet dönüşümü bloğunun uygulamasıdır. Sayısal Curvelet dönüşümünün uygulama algoritması aşağıdaki gibidir

1. ATWT algoritmasının j ölçeği ile uygulanması. Bu dönüşüm f görüntüsünü orijinal halinde dönüştürür ve Cj (Eğri katsayıları) 2 j-1 ölçeğinde ayrıştırır

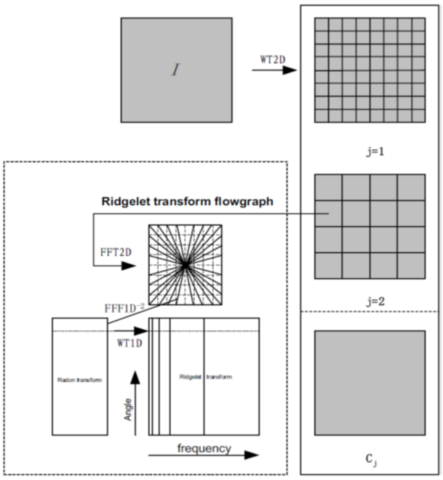
2. En iyi ölçek düzeyinde $d1$ en küçük blok boyutu olan $Qmin$ seçimi.

3. Verilen j ölçeği için dj'yi boyutları verilen bloklara ayırırız.

4. Kuralın Ridglet dönüşümünü her bloğa uygulayın.



Şekil 1: Görüntünün kare bloklarına uygulanan ayrık Ridgelet dönüşümlerinin akış şeması [7].



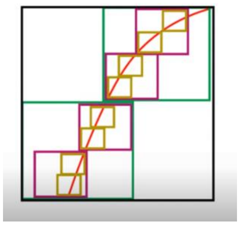
Şekil 2: Curvelet dönüşümü uygulama algoritması [7].

3. MATLAB yazılımında uygulama ve sonuçları

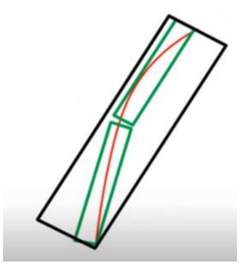
Şekil 3'te gördüğümüz kırmızı eğrinin görüntü nesnemizin bir kenarı, örneğin MR görüntüsündeki vücut kemiğinin arka kenarı olduğunu varsayıyoruz. Amacımız bu kenarı katsayılarla temsil edebilmektir. Ne kadar az katsayıya sahip olursak ve kenara ne kadar çok benzerlik gösterirsek, o kadar iyi temsilimiz olur. Genel olarak, dönüşümlerin görevi, kenarları görüntülemek için bu katsayıları oluşturmaktır.

Şekil 3: Öğrenek resmin kenarı.

Şekil 4-5'te iki farklı dönüşüm görüyoruz, sağ taraf Wavelet Dönüşümü ve sol taraf Curvelet dönüşümü. Wavelet dönüşümünde daha önce de kontrol ettiğimiz gibi büyük pencereler yeşil, orta boy pencereler mor, küçük pencereler ise sarı renk ile gösterilir. Gördüğümüz gibi, daha küçük pencereler görüntünün ayrıntılarını temsil ediyor. Bu kenar, nesnemizin tamamını gösteren büyük siyah bir dikdörtgenle bile gösterilebilir. Dalgacık dönüşümünde görebileceğimiz gibi, yön sayısı sınırlıdır ve katsayı sayısı bu kenarı açıklamak için çok fazladır. Hatırladığımız gibi, Wavelet dönüşümünde pencereleme yalnızca dikey, yatay ve çapraz katsayılar oluşturur.

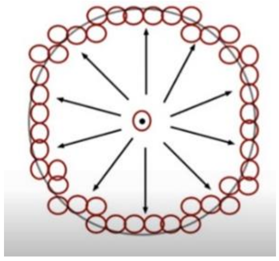


Şekil 4: Dalgacık Dönüşümü gösterimi.



Şekil 5: Curvelet dönüşümü gösterimi.

Gördüğümüz gibi Curvelet, daha az sayıda pencere ile bir kenarın veya eğrinin özelliklerini tanımlar. Daha az pencere sayısı, daha az katsayı anlamına gelir, bu da daha az katsayı ile daha doğru bir gösterime sahip olmamızı sağlar. Ancak Curvelet dönüşümünde daha fazla açıya sahip olabiliriz. Yani şekildeki yeşil dikdörtgen en iyi konumunda olacak kadar dönebilir. Makalelerin çoğunda, Curvelet dönüşümünün Wavelet dönüşümünden daha seyrek bir gösterime sahip olduğu belirtilmektedir. Şekil 6'da Wavelet'in daha fazla katsayıya ve sınırlı yönlere sahip bir daireyi temsil ettiği gösterilmektedir. Karşılaştırıldığında, Daha fazla açı ve daha az katsayı içeren Eğri Dönüşümleri, Şekil 7'deki daire şeklinin sınırını temsil edebilir.



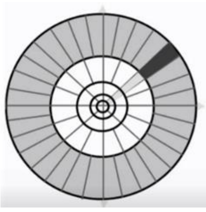
Şekil 6: Dalgacık bir daireyi temsil eder.

Şekil 7: Curvelet bir daireyi temsil eder.

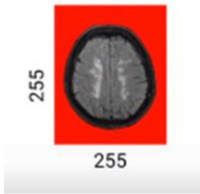
Curvelet, görüntünün farklı frekans bantları altında incelendiği, farklı açı ve alanlara sahip pencerelerin kullanıldığı çok ölçekli bir dönüşümdür. Her görüntü için sahip olabileceğimiz düzey sayısı, yukarıdaki ilişkide görüntümüzün boyutları olan denklem (8)'den elde edilir.

$$\mathrm{Log}_2(N)-3 \qquad (8)$$

Örneğin MR'ımızın görüntü boyutu Denklem (8)'e göre 255x255 ise görüntüye maksimum 5 seviyeli Curvelet dönüşümü uygulanabilir.

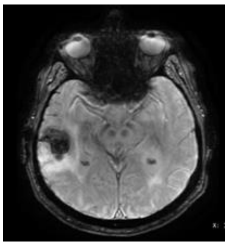


Şekil 8: Dönüşümümüzdeki farklı ölçeklendirme bantları ve pencereleri.

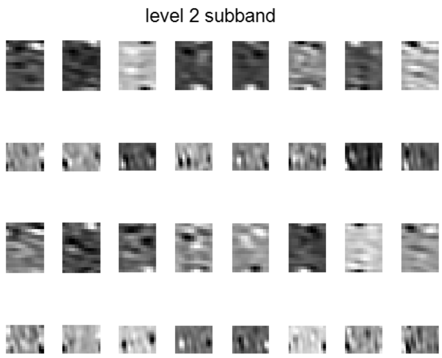


*Şekil 9:*Örnek MRI 256*256 ile.

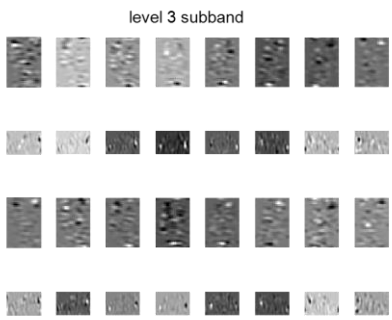
256 x 256 boyutlarında Şekil 10'u ele alarak beş seviyede Curvelet dönüşümü gerçekleştireceğiz ve MRI görüntüsünde Curvelet katsayılarını çıkaracağız. Sonuçlar Şekil 11-14'te gösterilmiştir. Her düzeydeki Curvelet katsayıları, görüntümüzün kenarlarını ve ayrıntılarını temsil eder.



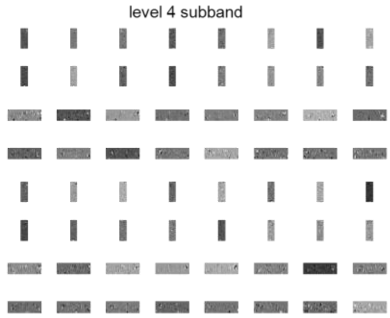
Şekil 10: Orijinal beyin MR'ı.



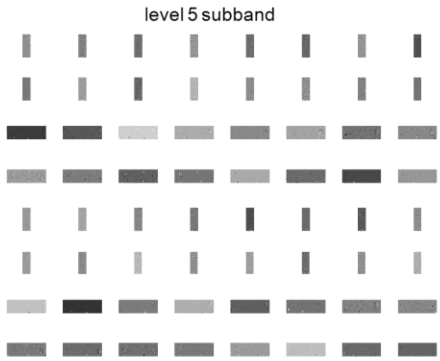
Şekil 11: İkinci seviyede Curvelet uygulamasının sonucu ve 32 farklı açıda ortaya çıkan katsayılar.



Şekil 12: Üçüncü seviyede Curvelet uygulamasının sonucu ve 32 farklı açıda ortaya çıkan katsayılar.

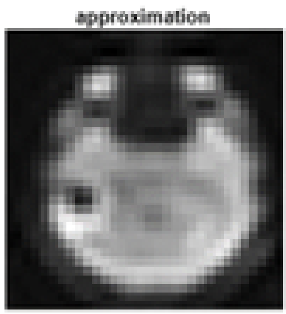


Şekil 13: Dördüncü seviyede Curvelet uygulamasının sonucu ve 64 farklı açıda ortaya çıkan katsayılar.



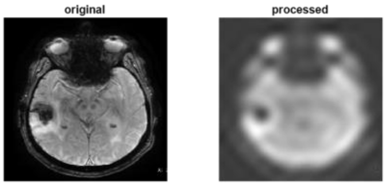
Şekil 14: Beşinci seviyede Curvelet uygulamasının sonucu ve 64 farklı açıda ortaya çıkan katsayılar.

Gördüğümüz gibi ayrışma ve dönüşüm farklı seviyelerde gösterildi ve tabii ki görüntü yaklaşımı olarak da bilinen ilk seviye Şekil 15'te gösteriliyor.

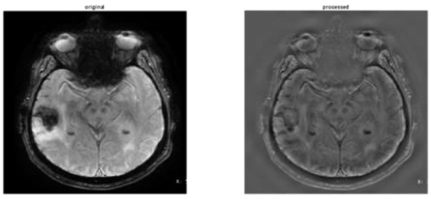


Şekil 15: Görüntünün ilk seviyesinin ayrışması veya orijinal görüntünün yaklaşık değeri.

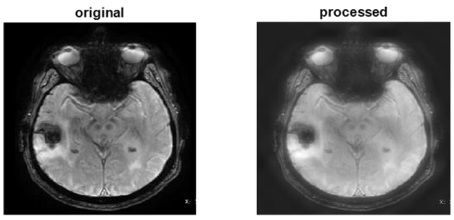
Curvelet katsayılarını değiştirerek yani kenarların değerlerini değiştirip manipüle ederek istediğimiz sonuçlara ulaşabiliriz. Örneğin, Şekil 16'da tüm katsayılar sıfırdır; Resim 17'de tüm katsayılar ikiye katlanmıştır; son olarak, Şekil 18'de tüm katsayılar ikiye bölünmüştür.



Şekil 16: Tüm Curvelet katsayıları sıfıra ayarlanır.

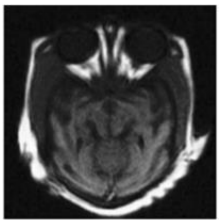


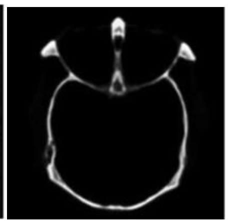
Şekil 17: Tüm Curvelet katsayıları ikiye katlanmıştır.



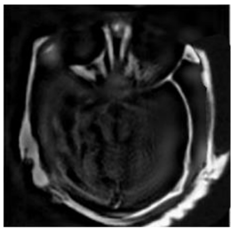
Şekil 18: Tüm Curvelet katsayıları yarıya bölünür.

Son olarak, bu dönüşümü kullanarak görüntüleri birleştiriyoruz. Görüntü birleştirme algoritması şu şekildedir; Curvelet'i istenen her iki görüntüden dönüştürmek için alırız, son olarak iki resim için hem ayrıntıları hem de Curvelet katsayılarını göz önünde bulundururuz ve son olarak Curvelet dönüşümünün tersini kullanarak birleştirilmiş resmi elde ederiz. Örneğin, beynin bir MRI görüntüsü olan Şekil 19, Curvelet dönüşümüne sahip beynin bir CT görüntüsü olan Şekil 20 ile birleştirilmiştir. Bu füzyonun sonucu Resim 21'de gösterilmiştir.





Şekil 19: MR görüntüsü *Şekil 20: CT görüntüsü*



Şekil 21: Füzyonun sonucu

4. Gelecek İşler

Bu yöntemin sonuçları ileride yapılacak araştırmalarda tümörlerin beyindeki yerinin belirlenmesinde kullanılabilecek ve MR görüntüleri ile CT taramaları birleştirildikten sonra derin bir sinir ağı kullanılarak görüntüler üzerinde sınıflandırma veya bölütleme çalışması yapılıyor. Veya bu dönüşümün katsayıları çıkarılarak, bir sinir ağı kullanılarak sınıflandırma yapılabilir.

Kaynakça

[1] Abiwinanda N, Hanif M, Hesaputra S.T, Handayani A, Mengko T.R. “Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network,” In World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Singapor,2018.

[2] Ali N. Akansu, Richard A. Haddad, “Wavelet Transform,Multiresolution Signal Decomposition ,”*Academic Press* , s: 391-442,2001.

[3] R. Donoho, David & Duncan, “Digital Curvelet Transform: Strategy, Implementation and Experiments,” *Proceedings of SPIE- The International Society for Optical Engineering* ,2000.

[4] Dhar, Arya & Kinnunen, J. & Törmä, “Population imbalance in the extended Fermi-Hubbard model,” *Physical Review*, 2015.

[5] Frikha, Tarek & Siala, Yamen & Louati, Marwa & Abid, Mohamed, “Use of ridgelets, curvelets application for face recognition,” *Smart identity card*. s:393-397 ,2016.

[6] Han, Nianlong & Hu, Jinxing & Zhang, Wei & Liu, Xiang,“Multi-band à trous Wavelet transform for multisensor image fusion,” Proceedings - 3rd International Congress on Image and Signal Processing, s:2207 – 2211, 2010.

[7] Hyder SA, Sukanesh R, “An efficient algorithm for denoising MR and CT images using digital curvelet transform. ”*Adv Exp Med Biol*. 2011.