



## 2B Seyrek Tomografik Görüntülemeye Yerel Olmayan Ortalama ile Görüntü İyileştirilmesi

### Image Enhancement by using Non Local Means in 2D Sparse Tomographic Imaging

Metin Ertaş<sup>1</sup>, İsa Yıldırım<sup>2</sup>, Mustafa Kamaşak<sup>3</sup>, Aydın Akan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Elektrik - Elektronik Mühendisliği  
İstanbul Üniversitesi  
{ertas, akan}@istanbul.edu.tr

<sup>2</sup> Elektrik - Elektronik Mühendisliği  
İstanbul Teknik Üniversitesi  
iyildirim@itu.edu.tr

<sup>3</sup> Bilgisayar Mühendisliği  
İstanbul Teknik Üniversitesi  
kamasak@itu.edu.tr

#### Özetçe

Son yıllarda tomografik görüntülemeye kullanılan X-ışın doz miktarının azaltılması için yapılan çalışmalar artış göstermektedir. Bu çalışmaların büyük bir kısmı seyrek iz düşüm kullanılarak görüntü iyileştirme tekniklerinin geliştirilmesini kapsamaktadır. Bu çalışmada, yerel olmayan ortalama kullanarak iyileştirilmiş görüntü, ayrı ayrı yinelemeli görüntü oluşturma tekniği ve literatürde sıklıkla kullanılan toplam değişinti ile oluşturulmuş görüntü ile kalite parametreleri cinsinden karşılaştırılmıştır. Performans analizleri tomografik görüntüleme benzetimlerinde sıklıkla kullanılan 2-boyutlu Shepp-Logan fantomu üzerinde yapılmıştır. Karşılaştırılan kalite parametreleri olarak Ortalama Karesel Hataların Karakökü (RMSE) ve Yapısal Benzerlik (SSIM) seçilmiştir. Yerel olmayan ortalama ile elde edilen görüntüde en hızlı yakınsama elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** tomografik görüntüleme, toplam değişinti, yerel olmayan ortalama.

#### Abstract

Nowadays, studies addressing the reduction of exposed X-ray dose in tomographic imaging have shown a significant increase. Most of these studies have focused on image reconstruction using sparse projection data. In this study, image enhanced by Non-Local Means (NLM) has been compared with images reconstructed by algebraic reconstruction technique (ART) and widely used total variation (TV) algorithm in terms of quality parameters. Simulations and performance analysis have been performed on a tomographic phantom Shepp-Logan. Root Means Squared Error (RMSE) and Structure SIMilarity (SSIM) parameters have been used for comparisons of quality

parameters. Results showed that images reconstructed with NLM converged much faster than ART and TV individually.

**Keywords:** tomographic imaging, total variation, non-local means

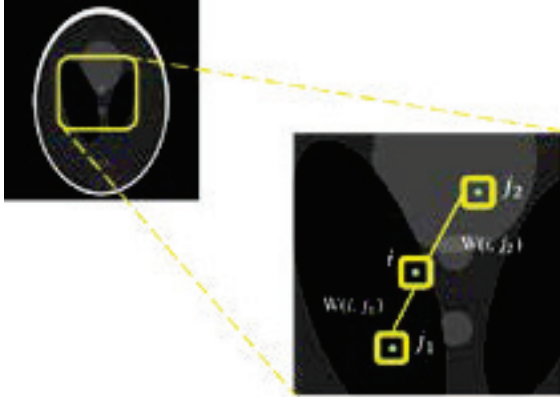
#### 1. Giriş

Tomografik görüntüleme 3-boyutlu bir objenin iç yapısının kesitlere bölünerek görüntülenmesi temeline dayanmaktadır. Bu özelliği medikal alanda teşhis amacıyla son yıllarda aktif olarak kullanılmasına yol açmıştır. Fakat görüntüyü elde etmek için kullanılan X-ışını miktarının fazla olması cihazın aktif bir şekilde kullanımını sınırlandırmaktadır. Bu amaçla tomografi ile alakalı son yıllarda yapılan çalışmaların temel odaklandığı nokta doz miktarını azaltarak çözünürlüğü ve görüntü kalitesini aynı tutmaktır [1-3]. Temel olarak X-ışını miktarını azaltmak için iki farklı yöntem öngörülmüştür. Bu yöntemlerden birincisi kullanılan X-ışını akım ve gerilim değerlerini azaltarak hastaya etki eden efektif doz miktarını azaltarak görüntü elde etmektir [1]. Fakat bu yöntemde detektöre gelen X-ışını yoğunluğunun azalması görüntü kalitesinin düşmesine sebep olmaktadır. İkinci yöntemde ise görüntüyü oluşturmak için elde edilen iz düşüm miktarının azaltılması ile sınırlı sayıda iz düşüm veya sınırlı sayıda yapılan tomografik taramalardır[2-3]. Son yıllarda ikinci yöntem kullanılarak elde edilen sonuçların tam tarama açısı ile elde edilen görüntülere görüntü kalitesi olarak yakın olması sebebiyle tercih edilen bir yöntem haline gelmiştir.

Sınırlı açı veya sınırlı sayıda iz düşüm kullanılarak elde edilen görüntü oluşturma algoritmalarındaki temel problem, ölçülen iz düşüm miktarının görüntüyü analitik yöntemlerle oluşturmak için gerekli olan en düşük iz düşüm miktarından daha az miktarda olmasıdır. Bu sebeple normal bilgisayarlı

## Tıbbi Görüntüleme 2

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (11.45-13.00)



Şekil 1: Görüntüdeki eş benzerlik gösterimi

tomografide kullanılan filtrelenmiş geri çatım (FBP) veya Fourier dönüşüm (FT) algoritmaları ile elde edilen görüntüler kalite olarak istenilen seviyelerin uzağında kalmıştır [2-3]. Sınırlı sayıda iz düşüm kullanılarak elde edilen tomografik görüntüleme algoritmalarında analitik yöntemler yerine ise temeli 1970' lere dayanan yinelemeli görüntü işleme teknikleri [4] son yıllarda yaygın bir biçimde kullanılmaya başlanmıştır. Yinelemeli yöntemler ise 2006 yılında ortaya çıkan Sıkıştırılmış Algılama (Compressed Sensing, CS) fikrinden sonra tekrar aktif bir şekilde eksik veri problemi içeren görüntüleme algoritmalarında daha yaygın bir biçimde kullanılmaya başlanmıştır [5-6]. CS algoritması, bir sinyali veya görüntüyü oluşturacak yeterli sayıda veri olmadığı durumlarda dahi gerçek görüntünün oluşturulabileceğini kanıtlamıştır. Bu fikrin medikal görüntülerde etkin olarak uygulanması ise toplam değişiminin (total variation, TV) küçüklenmesi ile yapılmıştır [7].

Bu çalışmada, TV ile yinelemeli yöntemlerin en sık kullanılanlarından olan cebirsel görüntü oluşturma tekniği (Algebraic Reconstruction Technique, ART) yerel olmayan ortalama (Non-Local Means) ile birleştirilip sınırlı sayıda iz düşüm ile tomografik görüntüleme görüntü iyileştirmesi amaçlanmıştır. Çalışmada önerilen yöntem (ART+TV)<sub>NLM</sub>, ART ve ART+TV ile gerçek görüntüye yakınsama hızları cinsinden karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma yapılırken kalite parametreleri olarak Ortalama Karesel Hataların Karakökü (RMSE) ve Yapısal Benzerlik (SSIM) seçilmiştir. Benzetimler ve performans analizleri tomografik görüntüleme sıklıkla kullanılan 2-boyutlu Shepp-Logan fantomu üzerinde yapılmıştır. Performans analizleri sonucunda önerilen yöntemin ART, ART+TV' ye oranla çok daha hızlı bir şekilde daha düşük RMSE ve daha yüksek SSIM değerine ulaşarak gerçek görüntüye yakınsadığı gözlemlenmiştir.

## 2. Yöntem

Yerel Olmayan Ortalama (NLM) ilk olarak Buades tarafından görüntü temizleme algoritması olarak ortaya çıkmıştır [8]. Temel olarak çalışma mantığı, filtrenin uygulanacağı pikselin değerinin komşu pikselleri ile olan eş benzerlikleri ile ağırlandırarak yeniden oluşturulmasıdır. Burada geçen eş benzerlik terimi Şekil 1' de görsellenmiştir. Şekil 1' de benzetimlerde kullanılan Shepp-Logan fantomundan ufak bir kısım çıkarılarak NLM' nin çalışma prensibi olan eş benzerliği görsellemek için büyütülmüştür. Burada gösterilen “i” pikseli

güncellenecek piksel olarak seçilmiştir ve (1) deki formül kullanılarak güncellenir:

$$\mu_i^{NLM} = \sum_{j \in SW} w_{i,j} \mu_j \quad (1)$$

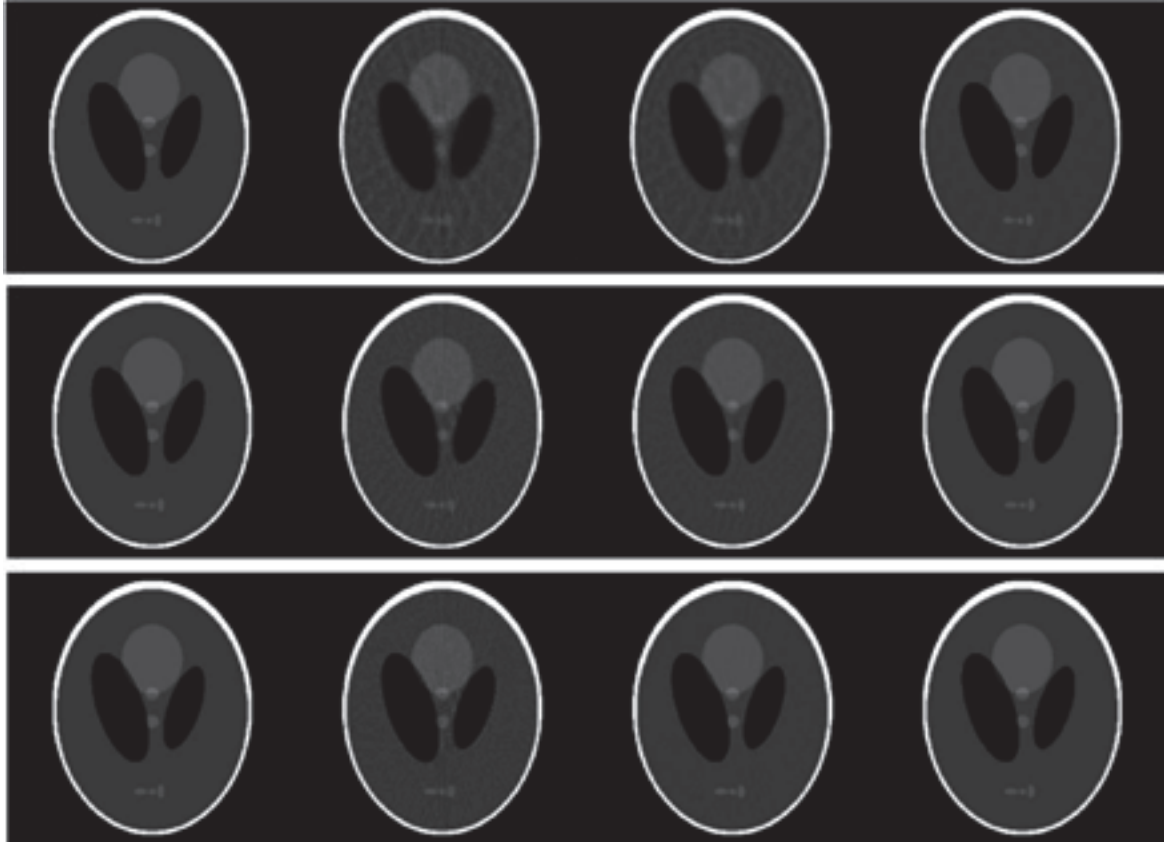
Burada  $\mu_i$  işlem yapılacak pikselidir.  $\mu_j$  pikseli ise “i” pikselinin değerini güncellemek için kullanılacak komşu pikselleri simgelemektedir. Görüntü üzerindeki uzak noktaların birbirleri üzerinde eş benzerlik bakımından anlamlı bir katkı sağlayamayacağından dolayı işlemin yapılacağı pikselin etrafında benzerlik ağırlandırmasını sınırlayacak bir arama penceresi (SW) belirlenir. NLM algoritması piksel değerini güncellerken pikselin sadece kendi değerini kullanmak yerine kendisine yakın komşu piksellerden oluşan bir Şekil 1' de küçük kareler şeklinde görünen yamaya benzer yapıları kullanır. Bu sayede piksellerin ve etrafındaki yoğunluk haritasında benzerliğini kullanarak daha gerçekçi bir görüntü temizleme algoritması oluşturur. “i” pikselinin güncellenmesi için AP içindeki bütün “j” piksellerinin “i” pikseli ile olan eş benzerlikleri hesaplanır. İki farklı piksel arasındaki ağırlık parametresinin hesaplanması aşağıdaki formüllerle hesaplanır:

$$w_{i,j} = \frac{1}{C(X)} \sum_{j \in P} e^{-\frac{G_a |P(\mu_i) - P(\mu_j)|^2}{h^2}} \quad (2)$$

$$C(X) = \sum_{j \in SW} w_{i,j} \quad (3)$$

(2)' de  $P$  yamayı simgelemektedir, dolayısı ile  $P(\mu_i)$  ve  $P(\mu_j)$  sırasıyla “i” ve “j” piksellerini merkez olan yamaları simgeler.  $w_{i,j}$  ise “i” ve “j” piksellerinin eş benzerlik katsayısını gösterir ve yamaların öklid uzunluğunun bir Gaus kernel ile ağırlıklandırılmasıyla hesaplanır. Ağırlık katsayısı hesaplanırken dikkate alınması gereken en önemli parametrelerden biriside filtreleme parametresi,  $h$  değeridir.  $h$  değeri görüntü üzerindeki görüntü seviyesi ile doğru orantılıdır. Bir başka deyişle görüntü üzerindeki görüntü miktarı fazla ise  $h$  değeride görüntü miktarı ile orantılı olarak daha yüksek bir değer, görüntü miktarı az ise daha düşük bir değer seçilmesi gerekmektedir.  $C(X)$  ise bütün arama penceresi içindeki bütün  $j1, j2, \dots, jN$  piksellerinin “i” pikseli ile olan ağırlıklarının normalizasyonu simgeler ve bu değer güncellenen piksel yeni değerini vermektedir. Şekil 1' deki büyütülmüş görüntüye baktığımızda “i” pikselinin değeri “j1” piksel değeriyle yaklaşık olarak aynıdır ve bu iki pikselin birbiri üzerindeki eş benzerlik ağırlık katsayısı daha yüksek olacaktır, benzer şekilde “j2” pikseline bakıldığında iki piksel birbirinden farklı olduğu için “j2” pikselinin “i” pikselinin güncellenmesine olan katkısı daha az olacaktır.

Bu çalışmada, NLM ART+TV ile birleştirilerek TV' nin sadece komşu pikseller üzerinde yaptığı görüntü iyileştirme etkisini belirli bir arama penceresi içindeki komşu pikselleride kullanarak daha etkili bir görüntü oluşturma algoritması oluşturulmuştur. Birleştirme işlemi ise ART ile elde edilmiş görüntünün TV en küçükleme algoritması ile görüntüden arındırılmasından sonra NLM algoritması uygulanarak yapılmaktadır. Bu sayede TV ile kenar keskinliği artan görüntü NLM ile arka plan görüntüsünden arınmış ve ufak



Şekil 2: ART, ART+TV,  $(ART+TV)_{NLM}$  ile oluşturulmuş görüntüler. (Yukarıdan aşağıya) Birinci satır: 20 iz düşüm kullanılarak oluşturulmuş görüntüler, ikinci satır: 40 iz düşüm kullanılarak oluşturulmuş görüntüler, üçüncü satır: 60 iz düşüm kullanılarak oluşturulmuş görüntüler. (Soldan sağa) birinci sütun: original fantom, ikinci sütun: ART ile oluşturulmuş görüntü, üçüncü sütun: ART+TV ile oluşturulmuş görüntü, dördüncü sütun:  $(ART+TV)_{NLM}$  ile oluşturulmuş görüntü.

detayların daha iyi korunduğu bir algoritma yapısına bürünmüştür.

### 3. Benzetim Sonuçları ve Analizler

Çalışmada kullanılan Shepp-Logan fantomu 512x512 boyutlarında ve [0-1] dinamik aralığında oluşturulmuştur. Benzetimler için kullanılan detektör uzunluğu 1024 piksel uzunluğunda dizi şeklindedir. Bu çalışmada X-ışını kaynağı ve detektörün dönüş noktası olarak cismin merkezi seçilmiştir ve detektör ile cisim merkezi arasındaki uzaklık 656 pikseldir. X-ışını kaynağı ise fantomun merkezinden 1644 piksel uzaklığa yerleştirilmiştir. Benzetimlerde X-ışını hareketi cisim etrafında bir ark oluşturacak şekilde tasarlanmış ve aynı zamanda her bir derecede durup X-ışını üretecek tipte benzetilmiştir. Bir başka deyişle X-ışını üretimi sürekli olarak yapılmamış, kesikli olarak uygulanmıştır. Detektör ise X-ışını ile aynı yönde ve derecede dönerek dairesel bir hareketle beraber eş zamanlı yer değiştirmektedir.

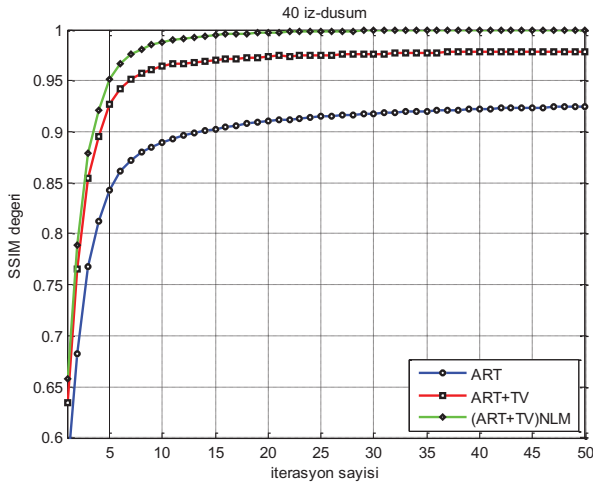
Performans analizi yapılırken üç farklı yapılandırma kullanılmıştır. Bütün taramalar  $180^\circ$ 'lik yarım tarama açısı kullanılarak yapılmıştır ve sırası ile 20, 40 ve 60 iz düşüm kullanılarak görüntü oluşturulmuştur. Yani sırası ile 20, 40 ve 60 tane iz düşüm için  $9^\circ, 4.5^\circ$  ve  $3^\circ$ 'lik artırım yapılmıştır. 3 farklı yapılandırma kullanıldığından  $h$ , filtreleme parametresi her yapı için farklı bir gürültü seviyesi ile

ilişkilendirildiğinden bütün çalışmada deneysel olarak önceden belirlenen  $h$  değerleri kullanılmıştır.  $h$  değerlerinin değişimi iterasyon sayısı arttıkça üssel olarak azalacak şekilde belirlenmiştir. Aynı zamanda TV için düzenleme katsayısı 0,8 ve NLM için arama penceresi ve yama boyutu da sırasıyla 15 ve 7 seçilmiştir. İterasyon numarası bu çalışma için 50 ile sınırlandırılmıştır.

20, 40 ve 60 iz-düşüm ile ART, ART+TV ve  $(ART+TV)_{NLM}$  oluşturulmuş görüntüler Şekil 2' de gösterilmiştir. Şekil 2' de birinci satır 20 iz-düşüm ile oluşturulmuş görüntüleri sırasıyla ikinci ve üçüncü satır sırasıyla 40 ve 60 iz-düşüm ile oluşturulmuş görüntüleri gösterir. Karşılaştırmalar için referans oluşturması için bütün satırların en birinci sütuna orijinal fantom görüntüsü eklenmiştir. Bütün satırlar için ikinci sütun ART ile oluşturulmuş görüntü, üçüncü sütun ART+TV ile oluşturulmuş görüntüleri ve son olarak dördüncü sütun  $(ART+TV)_{NLM}$  ile oluşturulmuş görüntüleri göstermektedir. 20 iz-düşüm ile oluşturulmuş görüntüler incelendiğinde ART+TV' nin ART' den görsel olarak daha iyi olduğu görünmektedir, fakat görüntü üzerinde yüksek miktarda gürültü mevcuttur. NLM' nin eklenmesiyle ART+TV ile oluşturulan görüntü üzerindeki gürültü miktarı ciddi miktarda düşürülmüştür. Fakat eksik veri miktarının çok yüksek olması kenarlarda çok keskin geçişler olduğundan ihmal edilebilir değişiklikler oluşmuştur. Aynı zamanda görüntünün alt

## Tıbbi Görüntüleme 2

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (11.45-13.00)



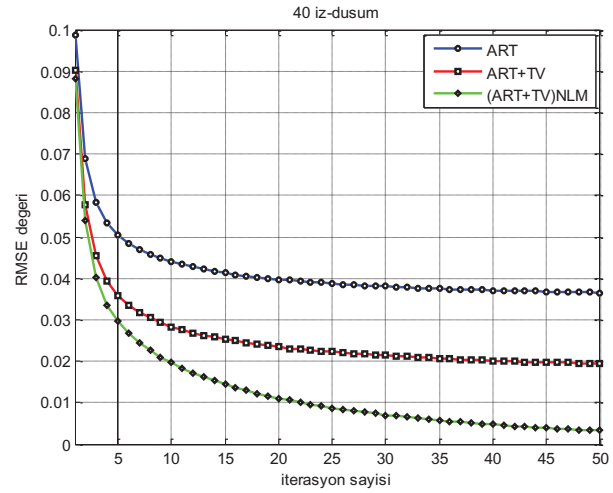
Şekil 3: 40 iz-düşüm için SSIM Grafiği

kısımında bulunan 3 küçük cismin en sağda olan dikey elipsin oluşturulmasında bozukluklar oluşmuştur. İkinci satır için iz düşüm sayısı 2 katına çıkarılarak 40 yapılmıştır. ART ile oluşturulan görüntü 20 iz-düşümde olduğu gibi ciddi miktarda gürültü içermektedir. Aynı zamanda ufak cisimlerin görüntüden çıkarılması görsel olarak zor olmaktadır. Fakat TV' nin 40 iz düşüm ile oluşturduğu görüntü 20 iz düşüm ile oluşturduğunun aksine çok daha başarılı olmuştur. Görüntü üzerindeki gürültü miktarı ciddi biçimde azalmıştır ve cisimlerin ayırt edilebilmesi mümkün hale gelmiştir. (ART+TV)<sub>NLM</sub> ise orijinal görüntüye çok yakın ve gürültüden neredeyse tamamen arındırılmış bir görüntü oluşturmuştur. Bu durum 60 iz düşüm ile elde edilen görüntüde çok daha net gözükmemektedir. ART ve ART+TV ile oluşturulan görüntülerde de gürültü miktarı ciddi miktarda azalmıştır. Fakat (ART+TV)<sub>NLM</sub> 60 iz düşüm için neredeyse gerçek görüntü ile aynı görüntüyü elde etmiştir.

Sonuçların daha detaylı analiz edebilmesi için 40 iz düşüm için RMSE ve SSIM parametreleri iterasyon sayısına göre çizdirilmiştir. Şekil 3 ve Şekil 4' de sırası ile SSIM ve RMSE grafikleri gösterilmiştir. Şekil 3' de SSIM parametresi için maksimum değer olan "1" değerine sadece (ART+TV)<sub>NLM</sub> algoritması ulaşabilmiştir. "0.99" değerine (ART+TV)<sub>NLM</sub> 11. iterasyon değerinde ulaşmıştır fakat bu değere ART ve ART+TV 50 iterasyon sonunda hala ulaşamadığı görülmektedir. Benzer bir durum Şekil 4' de RMSE grafiği içinde geçerlidir. En düşük RMSE değeri (ART+TV)<sub>NLM</sub> algoritması ile elde edilen görüntüden elde edilmiştir. RMSE grafiği için "0.01" değerine ulaşma hızlarına bakıldığında (ART+TV)<sub>NLM</sub> 21. iterasyonda bu değere düşerken ART ve ART+TV 50 iterasyon sonunda bu değere yaklaşamamışlardır. Şekil 3 ve Şekil 4' deki grafikler net biçimde (ART+TV)<sub>NLM</sub> için yakınsama hızının ART ve ART+TV' ye göre çok daha hızlı olduğunu ortaya koymuştur.

## 4. Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada, ART, ART+TV ve (ART+TV)<sub>NLM</sub> ile gerçekleştirilmiş üç farklı iz düşüm sayısı için tomografik görüntü düzeltme performanslarını görsel olarak ve RMSE ve SSIM değerleri kullanarak karşılaştırılmıştır. Sonuçlar (ART+TV)<sub>NLM</sub>' nin iki yönteme oranla yakınsama hızının çok daha fazla olduğunu göstermiştir. İstenilen RMSE ve SSIM



Şekil 4: 40 iz-düşüm için RMSE Grafiği

değerlerine (ART+TV)<sub>NLM</sub> algoritması ART ve ART+TV' ye oranla çok daha hızlı biçimde ulaşmışlardır.

Ayrıca TV ve NLM' deki performansa direkt olarak etkisi olan değişken parametrelerin seçimi ile farklı durumlar için daha hızlı yakınsama yapabileceği durumu göz önünde bulundurularak bu parametrelerin düzgün olarak seçilmesi yakınsama hızına olumlu etki yapabileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

## 5. Kaynakça

- [1] Wu, T., Stewart, A., Stanton, M., McCauley, T., Phillips, W., Kopans D.B., Moore, R.H., Eberhard, J.W., Opsahl-Ong, B., Niklason, L., Williams, M.B., "Tomographic mammography using a limited number of low-dose cone-beam projection images." *Med. Phys.*, 30(3):365-380, 2003.
- [2] Velikina, J., Leng, S. ve Chen, G.H. "Limited view angle tomographic image reconstruction via total variation minimization," *Proc. SPIE Medical Imaging*, 6510(71), 2007
- [3] Sidky, E., Kao, C.M. ve Pan, X., "Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT.", *Journal of X-Ray Science and Technology*, 14-2:119-139, 2006.
- [4] Colsher, J.G., "Iterative three-dimensional image reconstruction from tomographic projections." *Comput. Graph. Image Proc.*, 6(5) :13-37, 1977.
- [5] Sidky, E.Y., Pan, X., Reiser, I.S., Nishikawa, R.M., Moore, R.H., Kopans, D.B., "Enhanced imaging of microcalcifications in digital breast tomosynthesis through improved image-reconstruction algorithms." *Med. Phys.*, 36(11): 4920-4932, 2009.
- [6] Ertaş, M., Yildirim, I., Kamasak, M., Akan, A., "Digital Breast Tomosynthesis Image reconstruction using 2D and 3D total variation" *Biomed Eng. Online*, 12:112, 2013.
- [7] Nett, B., Tang J., Leng S. Ve Chen G.H.. "Tomosynthesis via total variation minimization reconstruction and prior image constrained compressed sensing (PICCS) on a C-arm System," *Proc. SPIE*, 6913, 2008.
- [8] Buades, A., Col, I B., Morel, J.M., "A non-local algorithm for image denoising" *Comp.Vision and Pattern Recog.*, 2:60-65, 2005.