

Medikal Görüntülerin Sıkıştırılmasına Yeni Bir Yaklaşım: SYMPES

İnci ZAIM GÖKBAY^a, Ümit GÜZ^b, Hakan GÜRKAN^b, Sıddık Binboğa
YARMAN^c

^aMekatronik Bölümü, Bahçeşehir Üniversitesi, İstanbul

^bElektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Işık Üniversitesi, İstanbul

^cElektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, İstanbul Üniversitesi, İstanbul

Abstract: In this work the severity of medical image compression among image storage and transmission is observed. Images obtained from İstanbul University Radiology department are compressed in different compression ratios using SYMPES Method and obtained results are interpreted.

Key Words: Medical Image Compression; Medical Image Processing; Medical Image Compression with SYMPES Method.

Özet: Bu çalışmada tıbbi görüntülerin sıkıştırılmasının, görüntü saklanması ve transferi açısından önemi incelenmiştir. Farklı sıkıştırma oranlarında İstanbul Üniversitesi Radyoloji Bölümünden alınan medikal görüntüler üzerinde SYMPES Metodu uygulanmış ve elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Tıbbi Görüntü Sıkıştırma; Medikal Görüntü İşleme; SYMPES Metodu ile Tıbbi Görüntü Sıkıştırma.

1. Giriş

Görüntüleme teknolojisi yüksek uzaysal çözünürlüğe sahip görüntülerin elde edilmesi üzerinde son yıllarda yüksek başarımlar sağlamıştır. Buna paralel olarak tıbbi alanda yaşanan teknolojik gelişmeler bilgisayar sistemlerinin radyolojik görüntüleme cihazları ile birleştirilmesini sağlamış, yüksek uzaysal çözünürlüğe sahip görüntüler elde edilmesine olanak sağlamıştır. Ancak çözünürlük arttıkça hastanelerin saklama ortamlarının kapasiteleri artsa da yetersiz kalabileceği verilerin oluşturulmasına olanak sağlamaktadır. Çünkü çözünürlük arttıkça daha fazla piksele ihtiyaç duyulmaktadır. Bir pikselin içerisinde saklanabilecek en yüksek sayı, kullanılan bit sayısı ile belirlenmektedir. Kullanılan görüntüleme yönteminin kontrast çözümü derecesi her pikselde kullanılacak bit sayısını belirlemektedir. Örneğin Ultrason (US) görüntülerinde kontrastı görüntülemek için 6-7 bit yeterli olurken, BT görüntüleri için 12 bit gerekmektedir [1].

İyi tedavide doğru teşhis çok önemlidir. Teşhisin doğru yapılabilmesi için hastadan mümkün olduğunda detay içeren görüntüler elde edilmesi önemlidir. Kullanılan sıkıştırma yönteminin orijinal görüntüden bu nedenle çok farklı olmaması, mümkün

olduğunca orijinalinin içerdiği detayları bulundurması gerekmektedir. Medikal alanda sıkıştırma yöntemlerinin kullanılmasının en önemli iki nedeni saklama alanlarının daraltılması ve görüntünün iletimde sağladığı kolaylıktır.

Görüntü sıkıştırmada yapılan temel işlemi veri içerisinde bulunan gereksiz ve ihtiyaç duyulmayan bilgilerin ayıklanması olarak tanımlayabiliriz. Bu durum sıkıştırmanın bu fazlalıklar nedeniyle olabildiğini göstermektedir. Görüntü dosyalarının içinde boyutlarını arttıran gereksiz ve ihtiyaç duyulmayan bilgiler bulunmaktadır. Bu bilgilerin büyük boyutları saklama ve iletimde sıkıntılar yaşanmasına sebep olmaktadır[2]. Sıkıştırma esnasında bu bilgiler görüntüden ayıklanırken asıl hedef orijinal görüntüden mümkün olduğunca uzaklaşmamaktır. Sıkıştırma yöntemleri, sıkıştırma biçimine göre kayıplı ve kayıpsız yöntemleri olarak ikiye ayrılmaktadır [2]. Kayıpsız sıkıştırma yöntemlerinde sıkıştırmanın ardından oluşturulan görüntü orijinali ile birebir aynıdır. Kayıplı sıkıştırma yöntemlerinde ise çıkarılması veri bütünlüğünü en aza indireyecek şekilde olan veri kümelerinin çıkarılmasıyla geride kalan veri kümelerinin kayıpsız sıkıştırma yöntemleri kullanılarak sıkıştırılması temeline dayanmaktadır. Burada elde edilen veri orijinal olan veriyle birebir aynı özellikleri taşımamaktadır. Görüntü, video ve ses verileri için daha fazla sıkıştırma oranına olanak sağlaması nedeniyle kayıplı sıkıştırma yöntemleri kullanılırken, metin gibi verilerde kayıpsız sıkıştırma yöntemleri kullanılmaktadır. Kullanılan yöntemlerin seçimi özünde insan gözü ve kulağının hassasiyetine orantılı olacak şekilde yapılmaktadır. İnsan hassasiyeti ile direkt olarak ilgisi olmayan veriler kayıpsız sıkıştırılarak sıkıştırma oranları gözü ve kulağı rahatsız etmeyecek düzeye kadar arttırılırken, direkt dikkat çekebilecek veriler kayıpsız yöntemler ile sıkıştırılmaktadır. Sıkıştırma algoritmalarında genelde kullanılan yöntemler: Kayıpsız Teknikler (Redundancy Reduction) arasında Huffman Kodlaması, Aritmetik Kodlama, Sözlük Tabanlı Kodlama, Koşu Uzunluğu Kodlaması sıklıkla sayılırken Kayıplı Teknikler (Entropy Reduction) arasında ise Skalar Kuantalama, Öngörülü Kodlama, Vektör Kuantalama, Dönüşüm Kodlaması, Altband Kodlaması, Kesirsel Kodlama sayılmaktadır [3-5].

Bu çalışmada ilk yazarın doktora tezi olan “SYMPES Yöntemi ile Biyolojik Görüntülerin Sıkıştırılmasına” ilişkin elde edilen ilk sonuçlardan örnekler sunulacaktır.

2. Gereç ve Yöntem

Medikal bir görüntünün herhangi bir $\{i, j\}$ çerçevesine ilişkin $\{F_{ij}\}$ vektörü,

$$\{F_{ij}\} = \{c_1 x_{ij}^1, c_2 x_{ij}^2, \dots, c_{N_1} x_{ij}^{N_1}\}, \quad (i = 1, \dots, N_1) \quad (1)$$

şeklinde ifade edilebilmektedir. Eşitlikte,

c_i : gerçel bir sabit sayıdır.

$\{x_{ij}^k\} = [x_{11}^k, x_{12}^k, \dots, x_{N_1-1, N_1-1}^k, x_{N_1, N_1}^k]$ biçiminde tanımlanan vektör medikal görüntülerin istatistiksel davranışları kullanılarak üretilmektedir. Bu vektör aynı zamanda görüntünün özgün çerçevelerinin temel karakteristiğini içermekte, en küçük kareler anlamında $\{F_{ij}\}$ 'nin en büyük enerjisini taşımaktadır.

$\{F_{ij}\}$ köşegen matrisi en küçük kareler toplamının hatasını en aza indirecek zarf terimi olarak davranmaktadır.

$\text{Im}(M, N)$ $M \times N$ boyutunda 0-255 arasında tam sayı girişlerinin ya da 0 ila 1 arasında gerçel değerlerinin olduğu bir görüntü veri matrisidir. M ve N değerleri tüm görüntüde

olan piksel indislerinin bulunduğu satır ve sütunlardır. Bu çalışmada kullanılan medikal görüntülerin boyutundan dolayı $M=N=512$ 'dir ve bahsi geçen görüntüler 2 farklı dosya olarak ayrılmaktadır. DB Görüntü Dosyası: veri tabanındaki görüntüyü içermektedir. TS Görüntü Dosyası: eğitim kümesindeki görüntüyü içermektedir.

Çalışmada kullanılan tüm görüntüler öncelikle $\hat{M}_{i,j}$ olarak tanımlanan görüntü bloklarına ayrılmaktadır, bloklar $i=j=\hat{n}$ ($\hat{n} \geq 2$) boyutunda olup üst üste binmemektedir. k 'nci satır ve l 'inci sütun bloklarındaki piksellerin boyut konumu $\hat{M}_{i,j}^{k,l}$ ile gösterilmektedir. $k=1 \dots i$ ve $l=1 \dots j$ piksel indislerini ifade etmektedir. Bu durumda, $\text{Im}(M, N)$ içindeki toplam blok sayısı, $\hat{M}_{i,j} = \frac{M \cdot N}{\hat{n}^2}$ 'ye eşit olmaktadır. $\hat{M}_{i,j}$ indisleri sırasıyla, $r = M / i$ ve $c = N / j$ aralığındadır. Bu çalışmada tüm görüntü blokları, $\hat{M}_{i,j}$, yeniden şekillendirilmektedir. $\hat{M}_{i,j}$ ile ifade edilen matris, görüntü bloklarının soldan sağa sütun matrisi olarak yeniden şekillendirilmesiyle oluşturulmaktadır. Veri tabanında, hepsi eşit sayıda piksele sahip olan ($512 \times 512 = 262,144$), tüm görüntülerden 12 tane görüntü dosyası, özelleştirilmiş imza ve zarf blok kümeleri (CSEB) oluşturmak için, eğitim kümesi olarak seçilmiştir. Eğitim kümesinde bulunan her görüntü dosyası aynı ixj (8×8 ($i=j=8$) ya da 16×16 ($i=j=16$), vs...) olacak şekilde görüntü bloklarına bölünmektedir. Böylece, tüm görüntü dosyaları aynı sayıda, $\hat{M}_{i,j}$, görüntü bloklarına sahip olmaktadır.

$$I_{i,j} = \begin{bmatrix} \hat{M}_{i,j}^{1,1} & \hat{M}_{i,j}^{1,2} & \dots & \hat{M}_{i,j}^{1,r-1} & \hat{M}_{i,j}^{1,c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{M}_{i,j}^{i,1} & \hat{M}_{i,j}^{i,2} & \dots & \hat{M}_{i,j}^{i,r-1} & \hat{M}_{i,j}^{i,c} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Sonrasında, her görüntü bloğu ixj pikseli olacak şekilde yeniden şekillendirilerek bir sütun vektörüne dönüştürülmekte, bu vektör görüntü blok vektörü olarak tanımlanmaktadır.

$$\hat{M}_{i,j} = \begin{bmatrix} \hat{M}_{i,j}^{1,1} & \dots & \hat{M}_{i,j}^{1,r-1} & \hat{M}_{i,j}^{1,c} & \dots & \dots & \hat{M}_{i,j}^{i,1} & \dots & \hat{M}_{i,j}^{i,r-1} & \hat{M}_{i,j}^{i,c} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Görüntü blok vektörü (IBV), uzunluğu $\hat{M}_{i,j} = ixj$ ($8 \times 8 = 64$, $16 \times 16 = 256$,.. vs) şeklinde olan $\hat{M}_{i,j}$ matrisinin sütunlarıdır. Yukarıda da bahsedildiği gibi, önerilen yöntemdeki matematik model ölçekleme sabiti, görüntünün özelleştirilmiş imza ve özelleştirilmiş zarf bloklarının çarpımından oluşmaktadır. Çalışmada uzunluğu $\hat{M}_{i,j}$ olan herhangi i 'nci IBV'nin yaklaşık olarak değeri aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$\hat{M}_{i,j} \approx \sum_{t=1}^{\hat{M}_{i,j}} \hat{M}_{i,j}^{t,1} \quad (4)$$

Burada $\hat{M}_{i,j}$, gerçel sabit, IBV'nin kazanç faktörüdür. $IS \in \{1, 2, \dots, \hat{M}_{i,j}\}$, CSB'nin indis sayısı ve $IE \in \{1, 2, \dots, \hat{M}_{i,j}\}$, CEB'nin indis sayısıdır. $\hat{M}_{i,j}$ ve $\hat{M}_{i,j}$ CSB ve CEB'nin indis sayılarının toplamıdır. IS , IE , $\hat{M}_{i,j}$ ve $\hat{M}_{i,j}$ değerleri tamsayıdır. Vektör formundaki CSB görüntünün ve temel olarak enerji karakteristiğini içeren $\hat{M}_{i,j}$ 'nin geniş anlamda incelenmesiyle elde edilen parlaklık bilgisinden faydalanılarak oluşturulmuştur. Aşağıdaki şekilde belirtilebilir,

$$\hat{M}_{i,j} = [\hat{M}_{i,j}^{1,1} \ \hat{M}_{i,j}^{1,2} \ \dots \ \hat{M}_{i,j}^{1,r-1} \ \hat{M}_{i,j}^{1,c} \ \dots \ \hat{M}_{i,j}^{i,1} \ \dots \ \hat{M}_{i,j}^{i,r-1} \ \hat{M}_{i,j}^{i,c}] \quad (5)$$

CSB = $\hat{M}_{i,j}$ niceliği en küçük kareler anlamında (LMS) neredeyse $\hat{M}_{i,j}$ 'nin en yüksek enerjisini taşımaktadır. Bu çarpımda, $\hat{M}_{i,j}$, sabiti olarak ifade edilen katkı $\hat{M}_{i,j}$ 'nin

parlaklık seviyesinin ölçütüdür. $\mathcal{E}_i = [\mathcal{E}_{i1} \mathcal{E}_{i2} \dots \mathcal{E}_{i(L_i-1)} \mathcal{E}_{iL_i}]$ köşegen matrisi olacak şekilde vektör formunda ifade edilmektedir; $\mathcal{E}_{i,k} = \text{diag}[\mathcal{E}_{i,1,k} \mathcal{E}_{i,2,k} \mathcal{E}_{i,3,k} \dots \mathcal{E}_{i,L_i,k}]$. $\mathcal{E}_{i,k}$ nicelik üzerinde zarf terimi olarak rol oynarken, $\mathcal{E}_i x_{i,k}$ aynı zamanda görüntü blok verisini gözden geçirecek ayırt edici özelliklerini yansıtmaktadır. Ortonormal vektörler, $\{\Phi_i^k\}$, tarafından oluşturulan vektör uzayında her IBV dağınık şekilde olabilir. Gerçek ortonormal vektörler transpozunu alınmış dönüşüm matrisinin, $\{\Phi_i^k\}$, sütunları olsun,

$$\Phi_i^k = [\phi_{i,1}^k \ \phi_{i,2}^k \ \dots \ \phi_{i,L_i-1}^k \ \phi_{i,L_i}^k] \quad (6)$$

edilebilir,

$$\mathcal{E}_i \Phi_i^k = \mathcal{E}_i x_{i,k} \quad (7)$$

$$\mathcal{E}_i^k = [\mathcal{E}_{i,1}^k \ \mathcal{E}_{i,2}^k \ \dots \ \mathcal{E}_{i,L_i-1}^k \ \mathcal{E}_{i,L_i}^k] \quad (8)$$

$\Phi_i^k = \Phi_i^{k-1}$ özelliğinden sırasıyla $\mathcal{E}_i \Phi_i^k x_{i,k} = \mathcal{E}_i x_{i,k} \Phi_i^{k-1} x_{i,k}$ denklemleri elde edilebilir. Sonrasında, $\mathcal{E}_i \Phi_i^k$ bu ortonormal vektörlerin ağırlıklı toplamları olarak yazılabilir.

$$\mathcal{E}_i \Phi_i^k = \sum_{k=1}^{L_i} g_k x_{i,k} \Phi_i^k \quad (9)$$

IBV'lerin katsayıları,

$$g_k = \mathcal{E}_i \Phi_i^k x_{i,k}^T \quad k = 1, 2, 3, \dots, L_i \quad (10)$$

$\mathcal{E}_i \Phi_i^k = \sum_{k=1}^{L_i} g_k x_{i,k} \Phi_i^k$, $\mathcal{E}_i \Phi_i^k$ 'nin $k=1, 2, \dots, L_i$ olacak şekilde kesilmiş biçimi olsun. Dikkate alınmalıdır ki eğer, $k=L_i$ ise $\mathcal{E}_i \Phi_i^k = \mathcal{E}_i \Phi_i^k$ olacaktır. Bu durumda yaklaşık hata aşağıda ki gibi olacaktır,

$$e_i = \mathcal{E}_i \Phi_i^k - \mathcal{E}_i \Phi_i^k = \sum_{k=1}^{L_i-1} g_k x_{i,k} \Phi_i^k \quad (11)$$

Bu denklemde, Φ_i^k hatanın beklenen değerini Φ_i^k 'ya bağlı olarak, LMS anlamında en aza indirecek şekilde belirlenir. Yukarıda da belirtildiği gibi LMS süreci takip eden özvektör probleminin sonucudur. Neticede, Φ_i^k 'lar $\mathcal{E}_i \Phi_i^k$ 'nin özilinti matrisi (\mathcal{R}_i) 'nin özvektörleri olarak hesaplanır. Ortonormallik durumunu kullanarak, LMS hatası,

$$e_i e_i^T = \sum_{k=1}^{L_i-1} e_i^k \quad (12)$$

olarak verilir. J_t , toplam kareler hatasının $e_i e_i^T$ beklenen değerini belirtsin. O halde,

$$J_t = E[e_i e_i^T] = \sum_{k=1}^{L_i-1} E[e_i^k] \quad (13)$$

$$E[e_i^k] = E[\Phi_i^k (E[\mathcal{E}_i \Phi_i^k] - \mathcal{E}_i \Phi_i^k) \Phi_i^k] = \Phi_i^k \mathcal{R}_i \Phi_i^k \quad (14)$$

Burada, $\mathcal{R}_i = E[(E[\mathcal{E}_i \Phi_i^k] - \mathcal{E}_i \Phi_i^k) \mathcal{E}_i \Phi_i^k]$ $\mathcal{E}_i \Phi_i^k$ 'nin özilinti matrisi olarak tanımlanmıştır. En uygun dönüşümün olması amacıyla istenen, verilen t için, J_t 'yi en aza indiren ortonormallik

kısıtlamasına uygun olacak ϕ_{ik} 'yi bulmaktır. En aza indirmeyi Lagrange çarpanı λ_k 'yi kullanarak sağlanır,

$$J_r = \sum_{k=1}^{L_{ik}} [\phi_{ik} R_i \phi_{ik} - \lambda_k (\phi_{ik}^2 \phi_{ik} - 1)] \quad (15)$$

Denklemin gradyanını alarak yukarıda ki durumu $2R_i \phi_{ik} - 2\lambda_k \phi_{ik} = 0$, $R_i \phi_{ik} = \lambda_k \phi_{ik}$ şeklinde yazılabilir. Burada, R_i özilinti matrisidir. R_i gerçel, diyagonal elemanlarının simetrik olmasına bağlı olarak yarı kesin artı ve toeplitz matristir.

$$R_i = \begin{bmatrix} r_1(1) & r_1(2) & \dots & r_1(L_{ik}) \\ r_1(L_{ik}) & r_1(L_{ik}-1) & \dots & r_1(1) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$r_1(d-1) = \frac{1}{L_{ik}} \sum_{j=0}^{L_{ik}-d} |x_{i,j} - x_{i,j-d}|^2 \quad d = 0, 1, 2, \dots, L_{ik} - 1 \quad (17)$$

λ_k ve ϕ_{ik} gözden geçirilen problemin özdeğer ve özvektörleridir. R_i 'nin özdeğerleride gerçeldir, açıktır ve negatif değildir. Daha da fazlası ϕ_{ik} 'nin özdeğerlerinin tamamı ortonormaldir. Özdeğerler azalan, özvektörlerin karşılığı olacak şekilde sıralansın $\lambda_{1k} \geq \lambda_{2k} \geq \lambda_{3k} \geq \dots \geq \lambda_{L_{ik}k}$. $\mathbb{I}BVi$ ile verilen $\mathbb{I}BVi$ 'nin toplam enerjisidir.

$$\mathbb{I}BVi = \sum_{k=1}^{L_{ik}} c_k^2 = \sum_{k=1}^{L_{ik}} \lambda_k \quad (18)$$

$\mathbb{I}BVi$ 'nin en yüksek enerjisine sahip ilk, p, prensip parçalarının alınmasıyla aşağıda gösterildiği gibi kesilebilir.

$$\mathbb{I}BVi \cong \sum_{k=1}^p c_k \phi_{ik} \quad (19)$$

(19)'da gösterilen denklemin basit hali p=1 sağlandığında oluşacaktır. Bu durumda özvektör ϕ_{ik} imza vektörü adını alacaktır. Kısaca, imza vektörünün, LMS anlamında yaklaşık en yüksek enerjiye sahip, $\mathbb{I}BVi$ 'ye ait tüm görüntü bloklarının, imza vektörü olduğu söylenebilmektedir,

$$\mathbb{I}BVi \cong c_1 \phi_{i1} \quad (20)$$

Bu durumda, $L_{i,p}$, neredeyse tüm enerjinin 60'ta gösterildiği gibi ilk terimlerde toplayacak kalanların ihmal edilebileceği bir katsayı olarak ayarlanabilir. Bu nedenle imza vektörü olarak adlandırılan ϕ_{i1} , orijinal görüntünün gözden geçirilmesiyle oluşan IBV'nin en değerli bilgisini taşımaktadır. 61 elde edildikten sonra, pi örnek terimi, her IBV denkleme dönüştürülebilir. $\mathbb{I}BVi$ şu şekilde bulunabilir;

$$\mathbb{I}BVi = c_1 x E_1 x^T \phi_{i1} \quad (21)$$

Denklemin (34)'te, E_i matrisinin diyagonal girişleri c_{ir} , imza vektörünün, ϕ_{i1} girişleri, ϕ_{i1} ve IBVi'nin (piksel) girişlerinin, IBVi, basit bölümü ile belirlenir,

$$c_{ir} = \frac{\mathbb{I}BVi}{E_i \phi_{i1}} \quad r = 1, 2, \dots, L_{i,p} \quad (22)$$

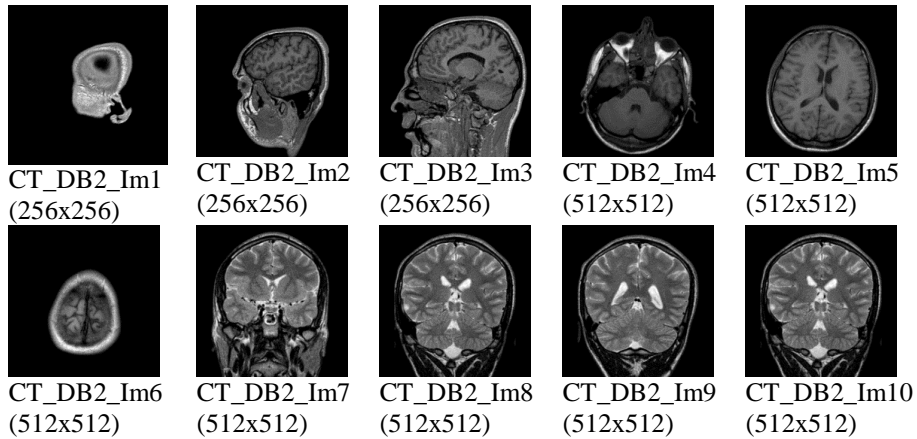
Esas itibarıyla, 22’de ki eir nicelikleri kesme ile elenen terimlerdeki enerjiyi bir şekilde enerjiyi emmektedir. Bu çalışmada on binlere yaklaşan IBV’ler incelenmiş ve binlerce imza ve zarf blokları oluşturulmuştur. İmza ve zarf bloklarının tekrarlayan benzerlikler sergilediği görülmüştür. Bu durumda, benzeyen imza ve zarf blokları, özelleştirilmiş imza ve zarf blokları şeklinde ya da birim blokları oluşturacaktır. Eleme işlemi için Pearson özilinti katsayısı (PCC) kullanılmıştır. PCC, $\rho_{r,z}$ tarafından tasarlanmıştır,

$$\rho_{r,z} = \frac{\sum_{i=1}^L (r_i z_i) - \sum_{i=1}^L r_i \sum_{i=1}^L z_i / L}{\sqrt{[\sum_{i=1}^L r_i^2 - (\sum_{i=1}^L r_i)^2 / L][\sum_{i=1}^L z_i^2 - (\sum_{i=1}^L z_i)^2 / L]}} \quad (21)$$

$\mathbf{F} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_L]$ ve $\mathbf{Z} = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_L]$ karşılaştırmayı konu alan iki dizidir. Eğer $0.9 \leq \rho_{r,z} \leq 1$ ise, bu iki dizinin neredeyse özdeş olduğu varsayılır. Böylece, benzer enerji ve örnek blokları bu doğrultuda elenecektir. Birim şekilleri olan enerji blokları özelleştirilmiş imza blokları olarak adlandırılan $\text{CSB} = \{ \mathbf{F}_{i,j} ; i,j=1,2,3,\dots, M \}$ küme altında toplanırlar. M , tamsayısı bu küme içinde yer alan elemanların toplam sayısını belirtir. Benzer şekilde azaltılmış imza blokları özelleştirilmiş zarf blokları $\text{CEB} = \{ \mathbf{Z}_{i,j} ; i,j=1,2,3,\dots, M \}$ altında toplanırlar. M , CEB kümesi içinde birim zarf dizilerinin toplam sayısını ifade eder.

3. Bulgular

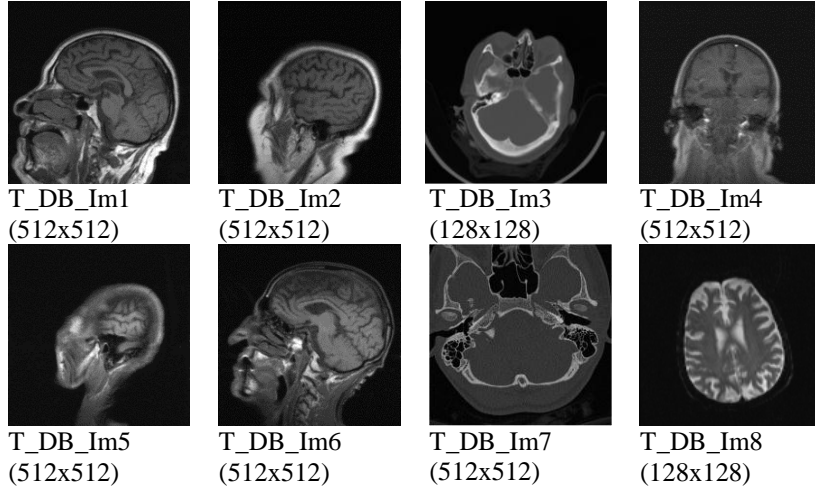
Önerilen yöntemle yapılan ilk uygulamada kullanılan görüntüler İstanbul Üniversitesi Tıp Fakültesi Radyoloji ABD alınmıştır. Her görüntü 8x8 blok oluşturacak şekilde ayrılmıştır. Kullanılan medikal 256x256 ve 512x512 boyutunda görüntüler bilgisayarlı tomografi mamografi ve manyetik rezonans görüntüleridir. Şekil 1’de veri bankasında kullanılan medikal görüntüler, Şekil 2’de bu veri bankası kullanılarak yeniden oluşturulan görüntüler ve Şekil 3’te yeniden oluşumdan sonraki görüntüler verilmektedir. Veri bankasında kullanılan görüntüler 1024x32, 1024x16, 1024x8 boyutlarına kadar elemiş farklı sıkıştırma oranlarında görüntü davranışları incelenmiştir.



Şekil 1- Veri bankası Görüntüleri

Tablo 1 –Yeniden Oluşturulan Görüntülerin Oluşturma Hataları (PSNR).

Görüntü Kodu	1024x32 S.O:	1024x16 S.O:	1024x8 S.O:	256x32 S.O:	256x16 S.O:	256x8 S.O:
Görüntü	34.29	33.85	32.11	32.64	32.33	30.72
Görüntü	33.61	33.45	32.75	31.76	31.65	31.10
Görüntü	30.45	30.40	30.10	29.51	29.45	29.18
Görüntü	22.56	22.55	22.54	22.20	22.19	22.18
Görüntü	34.32	34.26	33.94	32.52	32.47	32.27
Görüntü	32.69	32.63	32.38	31.08	31.05	30.87
Görüntü	32.66	32.42	31.31	31.07	30.88	29.87
Görüntü	34.80	34.54	33.37	33.01	32.82	31.83



Şekil 2-Yeniden Oluşacak Test Görüntüleri

Tablo 1’de ise görüntülerin Yeniden Oluşturma Hatasını gösteren PSNR değerleri verilmiştir. Yeniden Oluşturma Hatasını, orijinal görüntünün yeniden oluşturulmasıyla oluşan hatayı belirtmektedir. Biyolojik görüntülerde önemli olan bilgilerin ne oranda korunduğunu gösterecek olan bu hata ölçütü büyük önem taşımaktadır. Fakat kullanılan tüm hata tanımları matematiksel olarak kolay hesaplanan ortalama karesel hatanın farklı yorumları şeklindedir. Ortalama Karesel Hata (Mean Square Error, MSE) aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I_{org}(m, n) - I_{recon}(m, n)]^2 \quad (22)$$

Formülde $I_{org}(m, n)$ orijinal görüntüyü, $I_{recon}(m, n)$ yeniden oluşturulan görüntüyü, $M \times N$ ise görüntü boyutunu temsil etmektedir. Yüzde Karesel Fark (PSNR) ortalama karesel hataya bağlı olarak aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

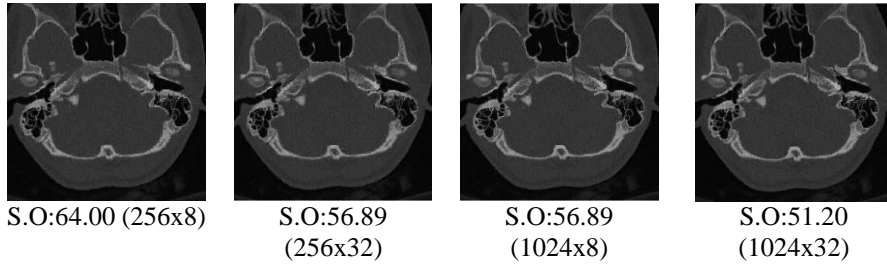
$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{b}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (23)$$

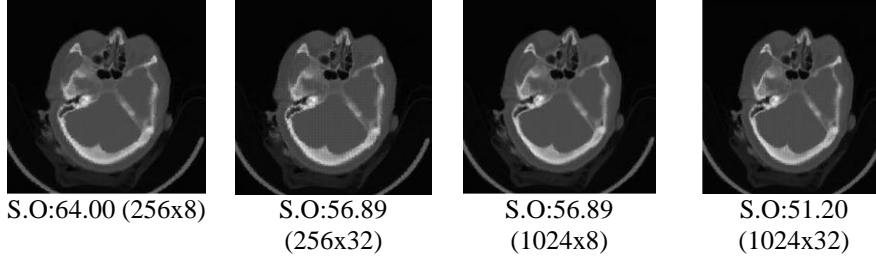
formülde b sinyalde oluşabilecek mümkün olan en yüksek değeri (genel olarak 255 ya da 1) temsil etmektedir. PSNR desibel olarak nitelendirilmektedir (dB).

4. Tartışma

Bu çalışmada birbirinden bağımsız zamanlarda ve İstanbul Üniversitesi Tıp Fakültesi Acil bölümüne çeşitli nedenlerle gelen 8 hastadan alınmış görüntüler kullanılmıştır. Her hastadan alınan bir görüntü ve görüntülerin yeniden oluşturma hataları incelenmiştir. Bu kısımda, tartışma kısmında farklı sayıda imza ve zarf öbeklerinin kullanılması ile değişik sıkıştırma oranlarıyla elde edilen görüntülerde yöntemin başarımı tartışılacaktır.

Tablo 1’de 1024 zarf ve 32, 16 ve 8 imza fonksiyonu kullanılarak; 51.20, 53.89 ve 56.89 sıkıştırma oranında (s.o.) ve 256 zarf ve 32, 16 ve 8 imza fonksiyonu kullanılarak; 56.89, 60.24, 64.00 sıkıştırma oranında yeniden oluşturulan görüntülerin elde edilen PSNR değerleri, Şekil 3’te ise elde edilen yeniden oluşum görüntüleri bulunmaktadır. Tablo 1’deki veriler karşılaştırıldığında en yüksek ve en düşük sıkıştırma oranı ile elde edilen görüntülerin PSNR değerleri arasında yaklaşık 3 Db’lik bir fark bulunmaktadır. Bu iki durumda hem zarf hem imza vektörlerinin azaltılması ile sıkıştırma oranlarının arasındaki fark 13’e çıkmaktadır. Bu fark nedeniyle 3 Db’lik bu düşüş görüntüler arasındaki öbekleme hatalarının daha belirgin olmasını sağlamaktadır. Sıkıştırma oranının eşit olduğu 56.89 durumunda ise 1024 zarf vektörü kullanılan veri bankasından elde edilen görüntülerin PSNR değerinin 1 Db daha yüksek olduğu görülmektedir. İmza vektörü sabit tutularak zarf vektörü azaltıldığında ise fark ortalama 2 Db’e çıkmaktadır. Şekil 3’te en yüksek ve en düşük sıkıştırma oranında elde edilmiş görüntüler ve aynı sıkıştırma oranında farklı zarf ve imza vektörlerinden oluşturulmuş görüntüler bulunmaktadır. Birinci görüntü diğer görüntüye göre daha karmaşık, kumlu bir yapıya sahiptir. Bu görüntüde öbekleme hataları diğerine nazaran yok denecek kadar az dikkat çekicidir. Her iki görüntüde de tüm sıkıştırma oranlarında görüntünün yapısında bozulma olmamıştır. Görüntülerin genel formunda bir kayıp yaşanmamıştır. Orijinal görüntüde var olan yapılar şekil bozukluğuna ya da kayba uğramamıştır.





Şekil 3-Yeniden Oluşmuş Örnek Görüntüler

5. Teşekkür

Bu çalışma İstanbul Üniversitesi BAP Doktora Tezlerini Destekleme 16806 no'lu proje kapsamında desteklenmiştir. İstanbul Üniversitesi BAP Merkezine ve görüntüleri sağlayan tıbbi olarak doğruluğunun yorumlanmasında destek veren Onkoloji Enstitüsü öğretim üyeleri Prof. Dr. Emin Darendeliler, Prof.Dr. Taner Demiralp ve Radyoloji bölümü öğretim üyesi Doç. Dr. Memduh Dursun'a teşekkür ederiz.

6. Kaynakça

- [1] Tuncel,E., Klinik Radyoloji, Nobel Tıp Kitabevleri, Genişletilmiş 2. Baskı,2008
- [2] Bovik, Al. : Handbook of Image and Video Processing, Elsevier Academic Press ,1995.
- [3] Vetterli, M., Kovacevic, J.: Wavelets and Subband Coding, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1995.
- [4] Rao, K. Yip, P.: Discrete Cosine Transforms-Algorithms, Advantages, Applications, Academic Press,1990.
- [5] Sayood, K. Introduction to Data Compression. Morgan Kaufmann Publishers,Inc. 3. Baskı, 2006.
- [6] Karaş M., Yarman B. S., "A New Approach for Representing Discrete Signal Waveforms via Private Signature Base Sequences", 12th European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD'95), İstanbul, Türkiye, pp. 875-878, Ağustos27-31, 1995.
- [7] Akdeniz R., Yarman B. S., "Reconstruction of Speech Signals via Reduced One and Two Sound Syllables", 14th National Conference on Information Technology (BİLİŞİM'97), İstanbul, Türkiye, sayfa 118-122, 3-6 Eylül1997.
- [8] Karaş A. M., Yarman B. S., "A New Method for the Compression of ECG Signals: The YARKAR Method", ICSPAT'97, San Francisco, USA, September 14-17, 1997.
- [9] Yarman B. S., Akdeniz R., "Generation of Optimum Signature Base Sequences for Speech Signals", First IEEE Balkan Conference on Signal Processing, Communication, Circuits and Systems, İstanbul, Turkey, Conference Digest . CD, pp. 1-4, Haziran 1-3, 2000.
- [10] Gürkan H., Güz Ü., Yarman B. S., "EKG (ElectroCardioGram) İşaretlerinin Özgün Temel Tanım Fonksiyonları ile Modellenmesi", SIU'2001 IEEE Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, Gazi Magusa, K.K.T.C., Cilt 2, sayfa 587-592, 25-27 Nisan 2001.
- [11] Zaim İ., A Novel Method to Represent ECG Signals via Predefined Personalized Signature and Envelope Functions, Lisans Tezi (Tez Danışmanı: Prof. Dr. B. Sıddık YARMAN), Işık Üniversitesi Müh. Fak., Haziran 2002.

7. Sorumlu Yazarın Adresi

Öğr. Gör. İnci ZAIM GÖKBAY, Bahçeşehir Üniversitesi Şişli Kampüsü Mesleki, Eğitimi Geliştirme Merkezi Abide-i Hürriyet Tepesi No:316 Şişli İstanbul, Tel: 0 212 381 06 39, E-Mail: inci.zaim@bahcesehir.edu.tr