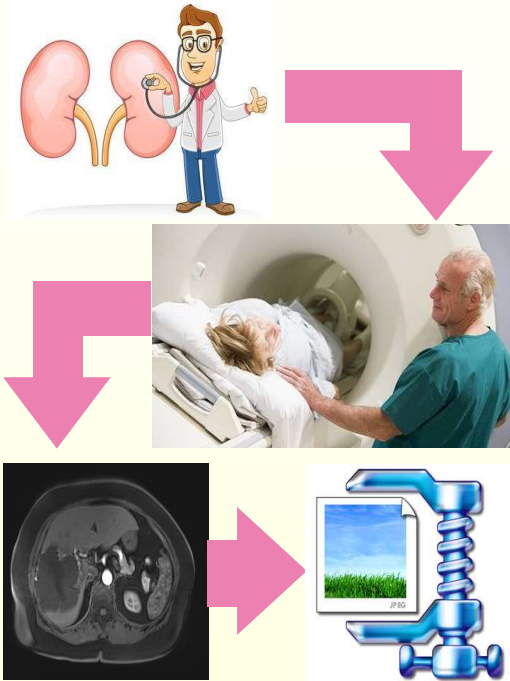


## Özet

Günümüzde medikal görüntüler hastalıkların teşhisi ve tedavi yöntemlerinin belirlenmesi konularında sıklıkla kullanılmaktadır. Tıbbi görüntüler, yüksek çözünürlüklü görüntüler olmaları sebebiyle büyük boyutlardadır ve iletilmesi ve depolanması zor olan görüntülerdir. Bu tip görüntülerin içerisindeki kritik bilgileri kaybetmeden yüksek sıkıştırma oranına sahip olan yöntemlerle sıkıştırılması önem arz etmektedir. Bu çalışmada, circlet dönüşümü ile böbrek MR görüntüleri üzerinde sıkıştırma işlemi uygulanmış ve sonuçlar, medikal görüntülerin sıkıştırılmasında circlet dönüşümünün uygun olup olmadığını belirlemek amacıyla PSNR ve MSE değerlerinin kullanılmasıyla değerlendirilmiştir.

## Giriş

- Kayıpsız Sıkıştırma → Bilgi kaybı az  
→ Düşük sıkıştırma oranı
- Kayıplı Sıkıştırma → Bilgi kaybı çok  
→ Yüksek sıkıştırma oranı



edilir. Circlet yaklaşımında, dalgacık dönüşümüne benzer şekilde, farklı yarıçap ve genişliklere sahip katsayılar, fourier domeninde belirli filtrelerin tanımlanmasıyla elde edilmektedir. Bu çalışmada, filtrelerin sayısı 2 olan circlet dönüşümü için 2 farklı yarıçap değeri seçilmiştir.

Deterministik katsayıların elde edilmesinden sonra, sıkıştırılmış görüntü, ters circlet dönüşümü ile elde edilmektedir. Aynı aşamalar, ters circlet dönüşümünde tekrar izlenmektedir. Dönüşümden sonra elde edilen farklı yarıçap ve filtre değerlerine ait circlet katsayıları, aynı değerler için elde edilen Gk filtresinin konjugesi ile çarpılarak sonuçlar toplanır. Sıkıştırılmış görüntü, bu toplam sonucuna ters fourier dönüşümünün uygulanmasıyla elde edilir.

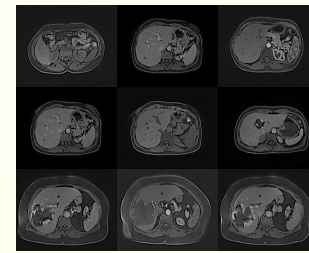
### Circlet Dönüşüm Formülleri

- $c_{\mu}(x, y) = \Omega[2\pi f_0(r - r_0)]$
- $r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$
- $f(x, y) = \sum_{\mu} A_{\mu} \cdot c_{\mu}(x, y)$
- $A_{\mu} = \langle f, c_{\mu} \rangle = \iint dx dy f(x, y) \cdot c_{\mu}(x, y)$
- $A_{\mu} = \langle \hat{f}, \hat{c}_{\mu} \rangle = \iint d\omega_1 d\omega_2 \hat{f}(\omega_1, \omega_2) \cdot \hat{c}_{\mu}^*(\omega_1, \omega_2)$
- $F_k(\omega) = \begin{cases} \cos(\omega \mp \omega_k) & |\omega \mp \omega_k| \leq \pi/(N-1) \\ 0 & \text{diğer} \end{cases}$
- $G_k(\omega_1, \omega_2) = e^{i|\omega|r_0} \cdot F_k(|\omega|)$
- $\hat{c}_{\mu}(\omega) = e^{i\langle \omega, x_c \rangle} \cdot G_k(\omega)$

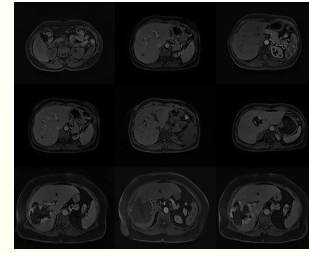
### Yumuşak Eşikleme Formülü

$$\delta_{\lambda}^S(d_{jk}) = \begin{cases} 0, & |d_{jk}| < \lambda \\ d_{jk} - \lambda, & d_{jk} \geq \lambda \\ d_{jk} + \lambda, & d_{jk} \leq -\lambda \end{cases}$$

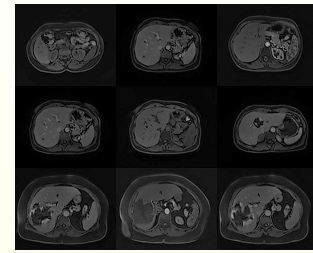
## Sonuçlar



Şekil.1. 340 böbrek MR görüntüsünden alınan bir kısım örnek görüntü



Şekil.2. Circlet dönüşümü ile sıkıştırılmış görüntüler



Şekil.3. Pikselleri 2 ile çarpılmış circlet görüntüler

File	Size	Format	Compression Ratio	PSNR	MSE
Original	10.0 MB	JPEG	1.0	17.0177	1334
Circlet * 1	2.0 MB	JPEG	5.0	17.0177	1334
Circlet * 2	0.5 MB	JPEG	20.0	22.8156	360

Şekil.4. Sırasıyla orijinal, circlet sıkıştırılmış ve 2\*circlet sıkıştırılmış görüntülerin dosya boyutları

Çizelge 1. Sırasıyla circlet ve 2 \* circlet görüntülerin ortalama PSNR, ortalama MSE ve ortalama sıkıştırma oranları

	Average PSNR	Average MSE	Average Compression Rate
Circlet	17,0177	1334	0,4787
Circlet * 2	22,8156	360	0,2548

eşikleme yöntemi ve ilgili alana farklı bir dönüşümün uygulanmasıyla sıkıştırma sonucu bilgi kaybını azaltmak mümkündür ve sıkıştırma kalitesi artırılabilir. Diğer yandan, sıkıştırma oranları dikkate alındığında, dosya boyutu circlet dönüşümü kullanılarak yarı yarıya indirilmiştir. Bununla birlikte, orijinal görüntüye daha yakın görüntüler elde etmek için piksel değerleri ikiye katlandığında, sıkıştırma oranı neredeyse yarıya düşmüştür. Bu, görüntü kalitesini sıkıştırma oranıyla karşılaştırdığımızda çok iyi bir sıkıştırma oranının elde edildiğini göstermektedir.

## Kaynaklar

- [1] H. Sunil and S. G. Hiremath, "A combined scheme of pixel and block level splitting for medical image compression and reconstruction," *Alexandria Engineering Journal*, 2017.
- [2] T. Bruylants, A. Munteanu, and P. Schelkens, "Wavelet based volumetric medical image compression," *Signal processing: Image communication*, vol. 31, pp. 112-133, 2015.
- [3] O. Sarrafzadeh, A. M. Dehnavi, H. Rabbani, N. Ghane, and A. Talebi, "Circlet based framework for red blood cells segmentation and counting," in *Signal Processing Systems (SiPS), 2015 IEEE Workshop on*, 2015, pp. 1-6: IEEE.
- [4] Z. Zuo, X. Lan, L. Deng, S. Yao, and X. Wang, "An improved medical image compression technique with lossless region of interest," *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 126, no. 21, pp. 2825-2831, 2015.
- [5] H. Chauris, I. Karoui, P. Garreau, H. Wackernagel, P. Craneguy, and L. Bertino, "The circlet transform: A robust tool for detecting features with circular shapes," *Computers & geosciences*, vol. 37, no. 3, pp. 331-342, 2011.
- [6] S. Singh, V. Kumar, and H. Verma, "Adaptive threshold-based block classification in medical image compression for teleradiology," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, no. 6, pp. 811-819, 2007.

## Materyal & Metot

Kayıplı sinyal sıkıştırması, sinyalin zaman veya frekans domeninde dönüştürülmesiyle elde edilir. Frekans domeninde, birbirleriyle ilişkili girişler tersi alınabilir bir dönüşümle birbirleriyle ilişkili olmayan katsayılar tutulup diğerleri atıldıktan sonra, katsayılar yeniden birleştirilir ve böylece sıkıştırılmış sinyal elde edilmiş olur.

Bu çalışmada, Chauris ve ark. tarafından önerilen circlet dönüşümü görüntü sıkıştırma için kullanılmış ve 340 böbrek MR görüntüsü üzerinde test edilmiştir. Görüntü, farklı yarıçap değerleri ve bir seri hızlı fourier dönüşümleriyle dairelere ayrılmıştır. Bu dairelere circlet denmektedir. Circlet katsayılarının bulunmasında normal dalgacık ayrışmasından farklı bir strateji uygulanmaktadır. Normal dalgacık ayrışmasında katsayılar, kaskat konvolüsyonlar ve alt örneklemeler yoluyla elde