

Görüntü Sıkıştırma Algoritmalarının Performans Analizi İçin Değerlendirme Rehberi

Fırat Artuğer^{1*}, Fatih Özkaynak²

¹Munzur Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Tunceli, Türkiye

²Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Elazığ, Türkiye

*firatartuger@munzur.edu.tr , ozkaynak@firat.edu.tr 

Makale gönderme tarihi: 19.10.2021, Makale kabul tarihi: 22.01.2022

Öz

Teknolojinin ilerlemesiyle birlikte artan görüntülerin etkili bir şekilde depolanması ve bir iletişim ağı üzerinden daha hızlı bir şekilde iletilmesi ciddi bir problem haline gelmiştir. Bu problemi çözmek için geçmişten günümüze görüntü sıkıştırma algoritmaları geliştirilmektedir. Bu algoritmaların performansını doğru bir şekilde değerlendirmek oldukça önemli bir konudur. Bu makalede, sıkıştırılmış görüntülerin kalitesini değerlendirmek için yaygın biçimde kullanılan Ortalama Kare Hatası (Mean Square Error-MSE), Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error-RMSE), Tepe Sinyal Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio-PSNR), Yapı Benzerlik İndeksi Yöntemi (Structure Similarity Index Method-SSIM), Yapısal Farklılık (Structural Difference-DSSIM), Özellikler Benzerlik İndeksi Matrisi (Features Similarity Index Matrix-FSIM) yöntemleri açıklanmıştır. Çalışmanın özgün yönlerinden biri bu metriklerin kullanımını detaylandırmak için çeşitli test görüntüleri üzerinde adım adım uygulanması açıklanmış bir rehber niteliğinde olmasıdır. Görüntülerin ne kadar sıkıştırıldığını hesaplamak için ise Sıkıştırma oranı(Compression ratio-CR) ve Piksel başına düşen bit sayısı(-Bits per Pixel-Bpp) yöntemleri kullanılarak sonuçlar tartışılmış ve ileride bu konuda çalışmayı planlayan araştırmacılar için önerilerde bulunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Görüntü sıkıştırma, görüntü kalitesi, sıkıştırma miktarı

Evaluation Guide for Performance Analysis of Image Compression Algorithms

Abstract

With the advancement of technology, effective storage of increasing images and faster transmission over a communication network has become a serious problem. To solve this problem, image compression algorithms have been developed from past to present. It is very important to evaluate the performance of these algorithms correctly. In this article, Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), Peak Signal-Noise Ratio (PSNR), Structure Similarity Index Method (SSIM), Structural Difference (DSSIM), Features Similarity Index Matrix (FSIM), which are widely used to evaluate the quality of compressed images methods are described. One of the unique aspects of the study is that it is a step-by-step guide to detail the use of these metrics on various test images. In order to calculate how much the images are compressed, the results are discussed by using the Compression ratio (CR) and the number of bits per pixel (Bpp) methods, and suggestions are made for researchers who plan to work on this subject in the future.

Keywords: Image compression, image quality, compression amount

GİRİŞ

Günümüzde gelişen teknolojilerle birlikte görüntü sayısı günden güne hızla artmaktadır. Bu görüntülerin depolanması ve ağlar üzerinden hızlı bir şekilde iletilmesi ciddi bir sorun haline gelmektedir. Bu yüzden görüntü sıkıştırma işlemi günümüzün en önemli konularından biri haline gelmiştir. Görüntü

sıkıştırma algoritmalarının görüntüyü sıkıştırırken ne kadar sıkıştırdığını ve bozduğu ölçmek için birçok teknik mevcuttur. Bu makalenin amacı bu teknikleri açıklayarak bu alana yeni başlayan araştırmacılara yardımcı olabilecek bir rehber görevi üstlenmektir.

Görüntü sıkıştırma yöntemleri temel olarak kayıplı ve kayıpsız olmak üzere iki sınıfta toplanmaktadır. Bu algoritmaların avantaj ve

Research article/Araştırma makalesi
 DOI:10.29132/ijpas.1012013

dezavantajları şekil 1’de görselleştirilmeye çalışılmıştır.

Her ne kadar kullanıcının gereksinimlerine göre tercihler değişse de yüksek oranda sıkıştırma performansı elde etmek için genellikle kayıplı sıkıştırma algoritmaları tercih edilmektedir. Ancak Kayıplı yöntemlerde, sıkıştırılmış görüntüde bazı kayıplar meydana gelmektedir. Bu kayıplar medikal, askeri ve bilgi kaybının orijinal içeriği önemli ölçüde değiştirme potansiyeli olan uygulamalarda olumsuz sonuçlar doğurabileceği için değerlendirmelerin hangi metrikler üzerinden gerçekleştirileceği kritik bir öneme sahiptir. Bu çalışma bu boşluğu doldurabilmek için bir değerlendirme rehberi sunmayı amaçlamaktadır. Kayıplı görüntü sıkıştırma teknikleri şunlardır:

- Ayırık kosinüs dönüşümü tabanlı
- Ayırık dalgacık dönüşümü tabanlı
- Vektör kuantalama
- Fraktal kodlama

Ayrık Kosinüs Dönüşümü (DCT), yüksek sıkıştırma özelliğinden dolayı görüntülerin sıkıştırılması için yaygın olarak kullanılır(Kumar vd., 2020). DCT, sinyali uzaysal alandan frekans alanına dönüştürebilmektedir. DCT dönüşümünden sonra Huffman kodlama kullanılarak veriler sıkıştırılır(Bulut., 2016). Aslında, Fourier dönüşümündeki karmaşık işlemde kaçınmak için kullanılan Fourier dönüşümünün özel bir durumudur ve gerçek sayı alanında bir dönüşümdür(Yuan vd., 2020).

Dalgacık dönüşümü sinyallerin zaman-frekans analizini verirken, ayırık dalgacık dönüşümü bir Hilbert uzayı üzerinde N-boyutlu vektörlerin karmaşık dizileri olarak tanımlanır ve çok çözünürlüklü analize (MRA) ve sinyallerin alt bant ayrıştırılmasına yardımcı olur(Skodras vd., 2001).

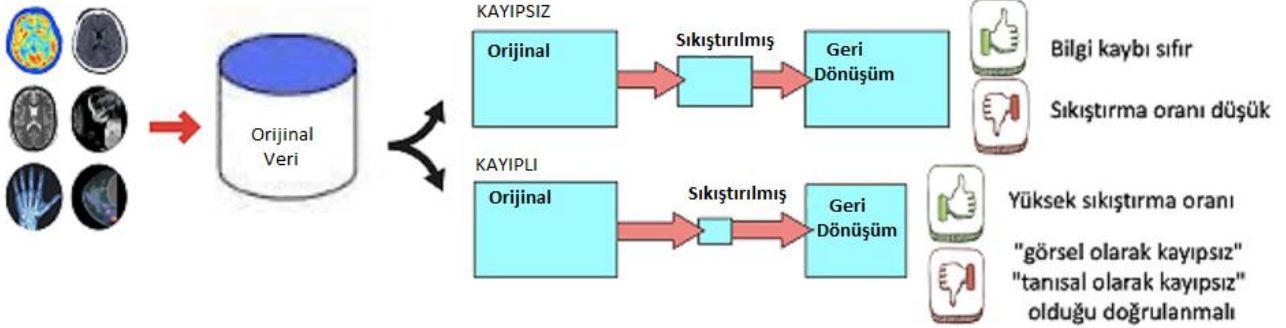
Vektör kuantalama, örneklenmiş analog verilerin (örn. konuşma, görüntüler, vb.) yaklaştırılmasına izin veren bir işlemdir. Vektör kuantalama aracılığıyla, girdi verileri vektörler olarak gösterilen bloklara bölünür ve her vektör, kod kitabı vektörlerinin statik bir sözlüğünde (kod sözcükleri olarak gösterilir) saklanan benzer (veya mümkün olduğunda eşit) bir vektörle değiştirilir(Pizzolante vd., 2017).

Fraktal kavramı, çoğu gerçek dünya nesnesindeki benzerliklere ve fazlalıklara dayanır. Fraktal kodlamanın temel fikri, etki alanı ve aralık blokları olmak üzere iki tür blok oluşturmaktır. Her aralık bloğu, en benzer olanı bulmak için tüm etki alanı

bloklarıyla karşılaştırılır. Eşleştirme işleminde fraktal RMS hatası kullanılmaktadır. Sonunda, her aralık bloğu, fraktal parametreler adı verilen dört parametre tarafından kodlanır(Ali vd., 2020).

Bu çalışmada görüntünün ne kadar sıkıştırıldığını kontrol etmek için sıkıştırma oranı(CR) ve piksel başına düşen bit sayısı (Bpp) referans alınarak açıklamalar gerçekleştirilmiştir. CR ve Bpp çoğu sıkıştırma algoritmalarının performans değerlendirmelerini gerçekleştirmek için kullanılan en genel metriklerdir. Görüntülerin kalitesini değerlendirmek için ise Ortalama Kare Hatası (MSE), Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE), Tepe Sinyal Gürültü Oranı (PSNR), Yapı Benzerlik İndeksi Yöntemi (SSIM), Yapısal Farklılık (DSSIM), Özellikler Benzerlik İndeksi Matrisi (FSIM) yöntemleri açıklanmıştır. Ayrıca bu yöntemlerin dışında Kontrast İyileştirme Endeksi(CII), Kaliteye bağlı kontrast ölçümü(QRCM), Mutlak ortalama parlaklık hatası (AMBE) gibi ölçütler bulunmaktadır. AMBE, çıktı ile girdi arasındaki parlaklık farkını ifade eder. Bu ölçüt aslında görüntü iyileştirmede kullanılır. Ancak, sıkıştırma sonunda parlaklık değişimi yaşanıp yaşanmadığını tespit etmek için kullanılmaktadır. CII, SSIM gibi bir korelasyon ölçütüdür. QRCM, görüntüler arasında ortaya çıkan görelî kontrast değişikliğini ve bozulmayı ölçer (Bulut., 2021).

Ortalama karesel hata (MSE), en yaygın kullanılan referans görüntü piksellerinin kare yoğunluk farkları ile hesaplanan ve bunların en yüksek sinyal-gürültü oranı (PSNR) ile ortalaması alınarak hesaplanan en basit tam referans metriğidir(Wang vd., 2004). MSE, PSNR gibi görüntü kalitesi değerlendirme metrikleri, hesaplanması basit ve optimizasyon bağlamında matematiksel olarak uygulamaya elverişli oldukları için çoğunlukla uygulanabilir. Ancak bazen görsel kaliteyi algılamak için çok uyumsuzdurlar ve ayrıca temsilde normalleştirilmezler. Bu bakış sebebiyle araştırmacılar, yapısal ve özellik benzerliklerini kullanmak için normalize edilmiş iki referans yöntemi dikkate almışlardır. Yapılandırılmış benzerlik indeksleme yöntemi (SSIM), iki görüntü arasındaki yapısal benzerliğin normalleştirilmiş ortalama değerini verir ve özellik benzerlik indeksleme yöntemi (FSIM), iki görüntü arasındaki normalleştirilmiş ortalama özellik benzerliği değerini verir(Sara vd., 2019). Bunlar, tam referanslı görüntü kalitesi ölçüm metrikleridir.



Şekil 1. Kayıplı ve kayıpsız görüntü sıkıştırma algoritmalarının avantaj ve dezavantajları

GÖRÜNTÜ KALİTE ÖLÇÜM TEKNİKLERİ

Bu bölümde sıkıştırılmış görüntülerin kalitesini değerlendirmek için literatürde yaygın biçimde kullanılan altı yöntemin (MSE, RMSE, PSNR, SSIM, DSSIM ve FSIM) öncelikle genel özellikleri ve hesaplamaların nasıl gerçekleştirileceği tanıtılmıştır.

Ortalama Kare Hatası (MSE-Mean Square Error)

MSE, görüntü kalitesi ölçüm metriklerinin en yaygın kullanılanlarından. Tam bir referans metriğidir ve sıfıra yakın değerler daha iyidir. Tahmin edicinin varyansı, ortalama karesel hata ile birleştirilir. Varyans gibi hesaplanan miktarın karesi ile aynı ölçü birimlerine sahiptir. MSE, Kök-Ortalama-Kare Hatasını (RMSE) veya Kök-Ortalama-Kare Sapmasını (RMSD) tanıtır ve genellikle varyansın standart sapması olarak adlandırılır. MSE, bir tahmincinin Ortalama Kare Sapması (MSD) olarak da söylenebilir. MSE veya MSD, hataların karesinin ortalamasını ölçer. Hata, tahmin edici ile tahmin edilen sonuç arasındaki farktır. Karesi alınmış hata kaybının veya ikinci dereceden kaybın beklenen değeri göz önüne alındığında, riskin bir fonksiyonudur. MSE 'nin nasıl hesaplandığı denklem 1 'de verilmiştir.

$$MSE = e_{ms}^2 \approx (1/N^2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N E(u_{i,j} - u_{i,j}^*)^2 \quad (1)$$

Denklem 1 'de $u_{i,j}$ original görüntünün, $u_{i,j}^*$ yeniden oluşturulmuş görüntünün piksel değerleridir. $N \times N$ orijinal ve yeniden oluşturulmuş görüntünün boyutudur.

Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE-Root Mean Square Error)

Hatanın Ortalama Kare Kökü, bir tahminci tarafından tahmin edilen değer ile gerçek değer

arasındaki farkları ölçmek için çok yaygın olarak kullanılan başka bir hata ölçüm tekniğidir. Bir değişken için farklı tahmin edicilerden tahmin hatalarının farklarını gerçekleştirmek için kullanılan mükemmel bir doğruluk ölçüsüdür. Ortalama Kare Hata Kökü aslında Ortalama Kare Hatasının kareköküdür. RMSE denklem '2 de verildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (2)$$

Tepe Sinyal Gürültü Oranı (PSNR-Peak signal-to-noise ratio)

PSNR, olası maksimum sinyal gücü ile temsilinin kalitesini etkileyen bozulma gürültüsünün gücü arasındaki oranı hesaplamak için kullanılır. İki görüntü arasındaki bu oran desibel olarak hesaplanır. PSNR, sinyallerin çok geniş bir dinamik aralığa sahip olması nedeniyle genellikle desibel ölçeğinin logaritma terimi olarak hesaplanır. Bu dinamik aralık, kalitelere göre değişebilen mümkün olan en büyük ve en küçük değerler arasında değişir. Tepe sinyal-gürültü oranı, kayıplı görüntü sıkıştırma işleminde görüntülerin kalitesini ölçmek için en yaygın olarak kullanılan kalite değerlendirme tekniğidir. Sinyal, orijinal veri olarak kabul edilir ve gürültü, sıkıştırma veya bozulmadan kaynaklanan hatadır. Görüntü ve video sıkıştırma kalitesi düşüşünde, PSNR değeri 8 bit veri gösterimi için 30 ila 50 dB ve 16 bit veri için 60 ila 80 dB arasında değişir. Kablosuz iletimde, kabul edilen kalite kaybı aralığı yaklaşık 20 - 25 dB 'dir. PSNR denklem 3 'deki gibi ifade edilir.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{RMSE} \quad (3)$$

Yapı Benzerlik İndeksi Yöntemi (SSIM-Structure Similarity Index Method)

Yapısal Benzerlik İndeksi Yöntemi, algıya dayalı bir modeldir. Bu yöntemde görüntü bozulması, yapısal bilgilerdeki algı değişikliği olarak kabul edilir. Ayrıca parlaklık maskeleyme, kontrast maskeleyme vb. gibi diğer bazı önemli algı temelli tekniklerle de benzerlik gösterir. Parlaklık maskeleyme, görüntünün bozulan kısmının görüntünün kenarlarında daha az görünür olduğu bir terimdir. Öte yandan kontrast maskeleyme, bir görüntünün dokusunda bozulmaların da daha az görünür olduğu bir terimdir. SSIM, görüntü ve videoların algılanan kalitesini tahmin eder. Kısacası orijinal ve sıkıştırılmış görüntü arasındaki benzerliği ölçer.

Çeşitli yapısal benzerlik görüntülerini farklı görüntü ölçeklerinde değerlendiren Çok Ölçekli Yapısal Benzerlik İndeksi Yöntemi (MS-SSIM) adı verilen gelişmiş bir SSIM sürümü vardır (Wang vd., 2003). MS-SSIM 'de iki görüntü aynı boyut ve çözünürlükteki ölçekle karşılaştırılır. SSIM gibi, parlaklık, kontrast ve yapıdaki değişiklik, iki görüntü arasındaki çok ölçekli yapısal benzerliği hesaplamak için kabul edilir (Dosselmann vd., 2011).

SSIM 'in başka bir versiyonu, üç bileşenli SSIM (3-SSIM) olarak adlandırılır ve şuna karşılık gelir: insan görsel sistemi, dokulu bölgelerdeki farklılıkları pürüzsüz bölgelere göre daha doğru bir şekilde gözlemler. Bu 3 bileşenli SSIM modeli, bir görüntünün kenar, doku ve pürüzsüz bölge gibi üç önemli özelliğe ayrılmaktadır. Ran ve Farvardin (Li vd., 2009) tarafından önerilmiştir. Ortaya çıkan metrik, bu üç kategori için yapısal benzerliğin ağırlıklı ortalaması olarak hesaplanır. Önerilen ağırlık ölçüm tahminleri, kenarlar için 0,5, doku için 0,25 ve pürüzsüz bölgeler için 0,25'tir.

Yapısal Farklılık (DSSIM-Structural Dissimilarity)

Yapısal Benzerlikten (SSIM) çıkarılan Yapısal Farklılık (DSSIM) olarak adlandırılan başka bir uzaklık metriği denklem 4 'deki gibi ifade edilebilir.

$$DSSIM(x, y) = \frac{1-SSIM(x, y)}{2} \quad (4)$$

SSIM indeks yöntemi; parlaklık, kontrast ve yapısal veya korelasyon terimi olarak adlandırılan üç ana terimin hesaplanmasına dayalı bir kalite ölçüm metriğidir. Bu indeks, bu üç özelliğin çarpımının bir kombinasyonudur (Brooks vd. 2008). Yapısal Benzerlik İndeksi Yöntemi bu üç terim üzerinden denklem 5 'de verildiği şekilde ifade edilebilir.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (5)$$

Burada l parlaklık (iki görüntü arasındaki parlaklığı karşılaştırmak için kullanılır), c kontrasttır (iki görüntünün en parlak ve en karanlık bölgesi arasındaki aralıkları ayırt etmek için kullanılır) ve s yapıdır (görüntülerin benzerliğini ve farklılığını bulmak için iki görüntü arasındaki yerel parlaklık modelini karşılaştırmak için kullanılır) ve α , β ve γ pozitif sabitlerdir (Kumar vd., 2013). Bir görüntünün parlaklığı, kontrastı ve yapısı ayrı ayrı denklem 6,7,8 'deki gibi ifade edilebilir.

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (6)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (7)$$

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (8)$$

Burada μ_x ve μ_y yerel ortalamalar, σ_x ve σ_y standart sapmalar ve σ_{xy} , herhangi iki x ve y görüntüleri için ardışık olarak çapraz kovaryanslardır. Eğer $\alpha = \beta = \gamma = 1$ ise, bu durumda indeks, Denklemler (6)-(8) kullanılarak denklem 9 'da verildiği biçimde basitleştirilir.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

Denklem 9 'dan FSIM 'in normalleştirilmiş ölçekte olduğunu görebiliriz (0 ile 1 arasındaki değerler). Bunu db ölçeğinde $10 \log_{10}[SSIM(x, y)]$ olarak da ifade edebiliriz.

Özellikler Benzerlik İndeksi Matrisi (FSIM-Features Similarity Index Matrix)

Özellik Benzerlik İndeksi Yöntemi, özellikleri eşler ve iki görüntü arasındaki benzerlikleri ölçer. FSIM metriğini tanımlamak için iki kriteri daha açık bir şekilde tanımlamak gerekmektedir. Bunlar: Faz Uyumluluğu (PC-Phase Congruency) ve Gradyan Büyüklüğüdür (GM-Gradient Magnitude).

Faz Uyumluluğu (PC-Phase Congruency): Görüntü özelliklerini tespit etmek için kullanılan yeni bir faz uyumluluğudur. Faz uyumluluğunun önemli özelliklerinden biri, görüntülerdeki ışık değişimlerinden etkilenmemesidir. Etki alanı frekansında görüntünün özelliklerini vurgular.

Gradyan büyüklüğü (GM-Gradient magnitude): Görüntü gradyanının hesaplanması, dijital görüntü işlemede çok geleneksel bir konudur. Gradyanın operatörlerini ifade etmek için evrişim maskeleri kullanılmaktadır. Gradyanları ölçmek için birçok evrişim maskesi vardır. $f(x)$ bir görüntü ise G_x , G_y yatay ve dikey gradyanlarıdır. O halde $f(x)$ 'in

Research article/Araştırma makalesi
 DOI:10.29132/ijpas.1012013

gradyan büyüklüğü denklem 10 'da ki gibi tanımlanabilir.

$$\sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (10)$$

Bu yöntemde görüntülerin kalitesini değerlendirmek için iki görüntü arasındaki benzerlik hesaplanmaktadır. İki görüntü f_1 (test görüntüsü) ve f_2 (referans görüntü) olsun ve bunların faz uyumu sırasıyla PC_1 ve PC_2 ile gösterilebilir. İki görüntü f_1 ve f_2 'den çıkarılan Faz Uyumluluğu (PC) haritaları ve Gradyan büyüklüğü (GM) haritaları G_1 ve G_2 iki görüntüden de ayıklanır. FSIM, PC_1 , PC_2 , G_1 ve G_2 'ye göre tanımlanabilir ve hesaplanabilir. İlk başta bu iki görüntünün benzerliğini denklem 11 'de verildiği gibi hesaplayabiliriz.

$$S_{PC} = \frac{2PC_1PC_2+T_1}{PC_1^2+PC_2^2+T_1} \quad (11)$$

Burada T_1 , S_{PC} 'nin kararlılığını artıran pozitif bir sabittir. Pratik olarak T_1 , PC değerlerine göre hesaplanabilir. Yukarıdaki denklem, iki pozitif gerçek sayının benzerliğini belirlemek için kullanılan, aralığı ise 0 ila 1 arasındadır. Benzer şekilde, G_1 ve G_2 'den benzerliği denklem 12 'deki gibi hesaplayabiliriz.

$$S_G = \frac{2G_1G_2+T_2}{G_1^2+G_2^2+T_2} \quad (12)$$

Burada T_2 , gradyan büyüklük değerlerinin dinamik aralığına bağlı olan pozitif bir sabittir. S_{PC} ve S_G , f_1 ve f_2 'nin benzerlik S_L değerini hesaplamak için birleştirir. Bu eşitlik S_L olarak tanımlanabilir ve denklem 13 'de ki gibi elde edilebilir.

$$S_L(x) = [S_{PC}(x)]^\alpha \cdot [S_G(x)]^\beta \quad (13)$$

Burada α ve β parametreleri, PC ve GM özelliklerinin önemini ayarlamak için kullanılır.

SSIM ve FSIM değerlerinin hesaplanması MSE ve PSNR değerlerinin aksine hesaplanması daha karmaşık metriklerdir. Bunun en temel sebebi MSE ve PSNR değerleri hata tabanlı yöntemlerken, SSIM ve FSIM metriklerinin benzerlik tabanlı yöntemler olmasıdır. Yani MSE ve PSNR orijinal ve sıkıştırılmış görüntü arasındaki hatayı tespit ederken, düşen bit sayısını belirtir. Ayrıca, bir görüntüdeki farklı renklerin sayısı, renk derinliğine veya piksel başına bit sayısına bağlıdır. Bpp değerine göre kaç farklı rengin kullanılacağı 2^{bpp} olarak hesaplanır. Yani, farklı renklerin sayısı piksel başına bit sayısına bağlıdır. Hangi bpp değerinde kaç rengin kullanıldığı tablo 1 'de verilmiştir.

FSIM ve SSIM iki görüntü arasındaki benzerliği tespit etmektedir.

Tablo 1. Bpp değerine karşılık gelen renk sayısı

Bpp	Renk Sayısı
1	2
2	4
3	8
4	16
5	32
6	64
7	128
8	256
10	1024
16	65536
24	16.7 milyon
32	4294 milyon

SIKIŞTIRMA MİKTARI ÖLÇÜM TEKNİKLERİ

Sıkıştırma miktarını hesaplamak için sıkıştırma oranı(CR) ve piksel başına düşen bit sayısı(Bpp) açıklanmıştır.

Sıkıştırma Oranı(CR-Compression Ratio)

Sıkıştırma oranı genel olarak tüm görüntü sıkıştırma algoritmalarında kullanılacak bir metriktir. Orijinal görüntünün boyutunun sıkıştırılmış görüntünün boyutuna bölünmesiyle elde edilen oldukça basit bir metriktir(Artuğer vd., 2018). Ayrıca denklem 14 'de verildiği gibi hesaplanır.

$$\text{Sıkıştırma Oranı (CR)} = \frac{\text{Orijinal görüntünün boyutu}}{\text{Sıkıştırılmış görüntünün boyutu}} \quad (14)$$

Piksel Başına Bit Sayısı(Bpp-Bits Per Pixel)

Bpp veya piksel başına bit sayısı, görüntü sıkıştırma algoritmasının sıkıştırma performansını ölçmek için kullanılan bir metriktir. Piksel başına

Bir görüntünün boyutu denklem 15 'de verildiği gibi hesaplanabilir. Buradaki satır ve sütun değerleri görüntünün piksel değerleridir. Ayrıca Bpp değeri denklem 16 'da verildiği gibi hesaplanır.

$$\text{Görüntü boyutu(bit)} = \text{satır} * \text{sütun} * \text{bpp} \quad (15)$$

$$\text{Bpp} = \frac{\text{Görüntü boyutu}}{\text{satır} * \text{sütun}} \quad (16)$$

Research article/Araştırma makalesi
 DOI:10.29132/ijpas.1012013

Bpp değerinin daha iyi anlaşılması için bir örnek yapacak olursak:

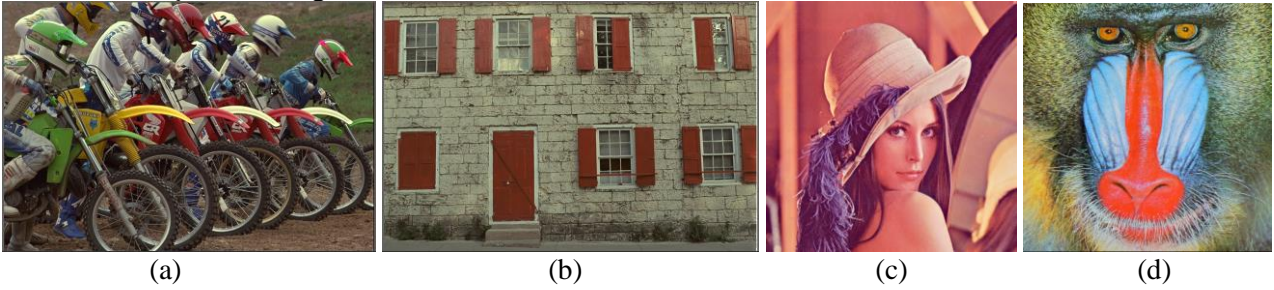
Sıkıştırılmış görüntü= 41239 bayt (512x512 piksel) olsun.

Sıkıştırılmış görüntünün bit olarak boyutu= 41239*8(Bayt 'dan bite dönüşüm için 8 ile çarpılır.)
 Bpp= 41239*8/512*512= 1,25 olarak hesaplanır.

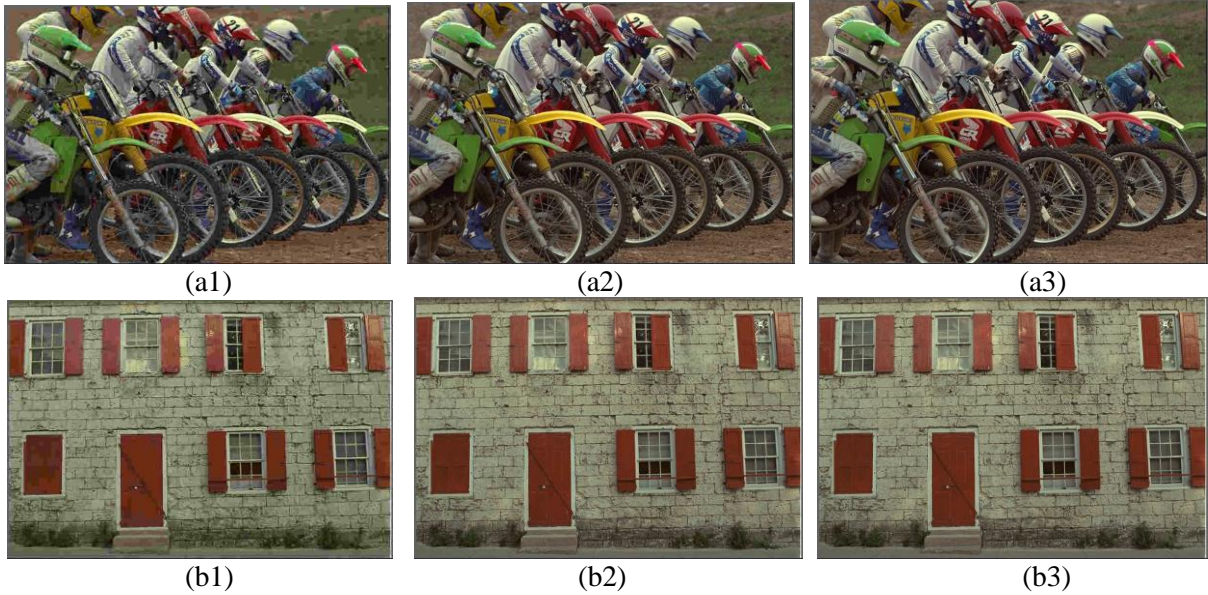
DENEY SONUÇLARI

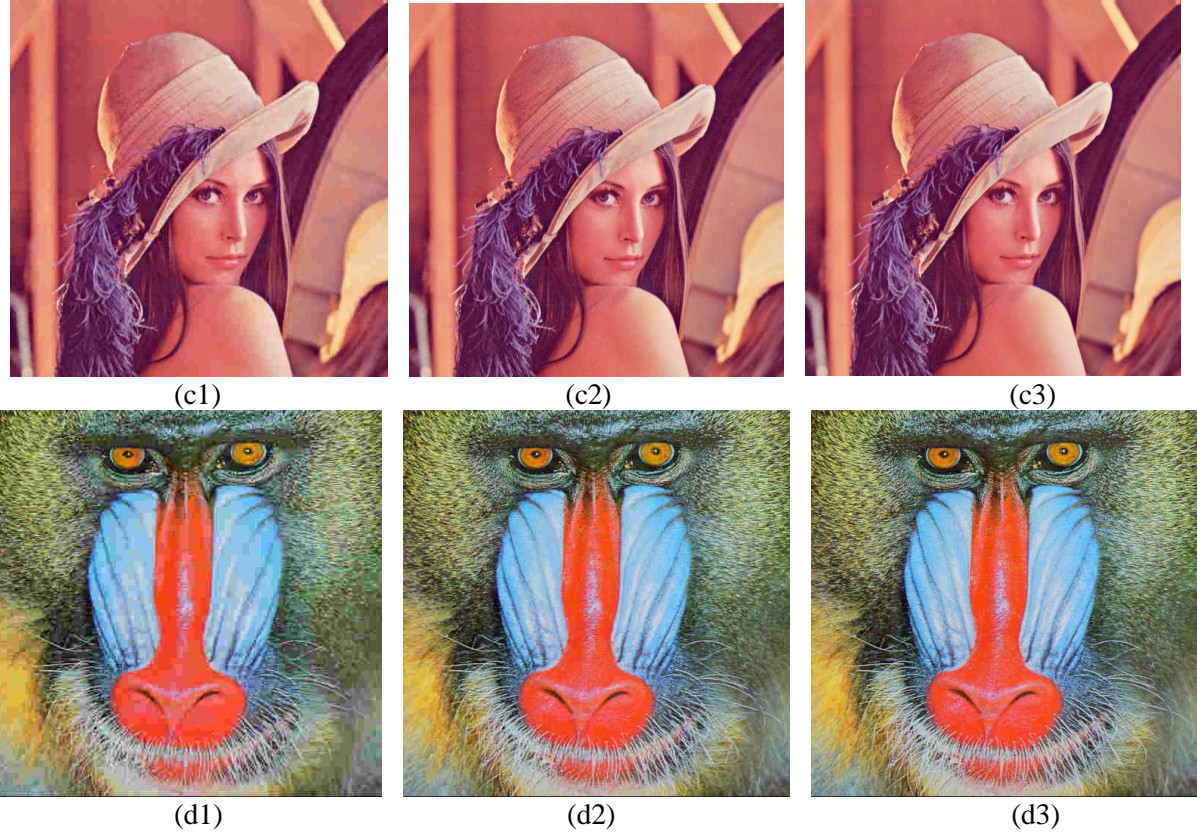
Bu çalışmada açıklanan metrikler tüm görüntü sıkıştırma algoritmaları için kullanılabilir. Ancak, görüntü sıkıştırma algoritmaları dendiğinde akla ilk gelen yöntem şüphesiz JPEG algoritmasıdır(Artuğer vd., 2018). Bu makalede örnek olması için JPEG algoritması kullanılarak dört

farklı görüntü sıkıştırılmış olup sonuçlar gözlemlenmiştir. Kullanılan orijinal görüntüler Şekil 2 'de verilmiştir. Bu orijinal görüntüler literatürde sıkça kullanılan görüntüler arasından seçilmiştir. Ayrıca a ve b olarak adlandırılan görüntüler kodak verisetinden alınmıştır. Bu görüntülerin sıkıştırılmasında sonuçların daha iyi değerlendirilip anlaşılabilmesi adına, 0.5, 1.0 ve 1.5 bpp değerleri kullanılmış olup sıkıştırılan görüntüler Şekil 3 'de verilmiştir. Sıkıştırılmış görüntüler için; CR, BPP, MSE, PSNR, SSIM değerleri hesaplanmış olup deney sonuçları tablo 2 'de verilmiştir.



Şekil 2. Orijinal Test Görüntüleri





Şekil 3. JPEG ile sıkıştırılmış görüntüler

Tablo 2. Deney Sonuçları

Orjinal Test Görüntüleri	Sıkıştırılmış Görüntüler	CR	BPP	MSE	PSNR	SSIM
(a)(767 kb)	a1	32,5	0,5	77,75	29,22	0,68
	a2	15,75	1,0	54,64	30,76	0,86
	a3	10,64	1,5	42,49	31,85	0,91
(b)(719 kb)	b1	29,96	0,5	72,16	29,55	0,68
	b2	14,76	1,0	52,29	30,95	0,85
	b3	10,01	1,5	40,6	32,05	0,9
(c)(462 kb)	c1	28,88	0,5	41,05	32	0,78
	c2	14,44	1,0	25,56	34,06	0,86
	c3	9,63	1,5	20,9	34,93	0,88
(d)(622 kb)	d1	36,59	0,5	85,97	28,79	0,56
	d2	18,85	1,0	74,94	29,38	0,72
	d3	12,69	1,5	69,74	29,7	0,78

Research article/Araştırma makalesi
 DOI:10.29132/ijpas.1012013

Tablo 2 ‘deki sonuçlarına bakıldığında sıkıştırma oranı arttıkça piksel başına düşen bit sayısının azaldığı ve görüntü kalitesinin bozulduğu görülmektedir. Ayrıca MSE değeri PSNR ve SSIM değerleriyle ters orantılıdır. Yani hata değeri büyüdükçe görüntülerin benzerliği azalmaktadır. Sonuç olarak, PSNR ve SSIM değerlerinin büyük çıkması istenirken, MSE değerinin küçük olması beklenmektedir. Bpp değeri bu çalışmada 0.5, 1.0 ve 1.5 olarak alınmıştır. Bu değerler artırılabilir ya da değiştirilebilir. Bu tamamen araştırmacıların ihtiyaçlarına göre belirleyebilecekleri bir durumdur.

SONUÇLAR

Görüntü sıkıştırma her geçen gün artan görüntülerle birlikte günümüzün en önemli konularından biri haline gelmiştir. Bu görüntülerin verimli bir şekilde depolanmasının ve ağlar üzerinden daha hızlı iletilmesinin en etkili yolu sıkıştırma algoritmalarıdır. Bu çalışma özellikle bu alana yeni başlayacak olan kişilerin geliştirdikleri algoritmaların performansını nasıl değerlendirebilecekleri konusunda fikir vermeyi amaçlamaktadır. Bu doğrultuda hem görüntü kalitesi değerlendirme hem de algoritmaların sıkıştırma miktarları için çeşitli yöntemler açıklanmıştır. Bu yöntemlerin daha iyi anlaşılabilmesi adına JPEG algoritması kullanılarak, literatürde en çok tercih edilen görüntüler arasından 4 farklı görüntü 3 farklı bpp değerine göre sıkıştırılmıştır. Sıkıştırma oranı arttıkça piksel başına düşen bit sayısı azalır ve görüntü kalitesinde bozulmalar meydana gelir. Hata değeri(MSE) büyüdükçe görüntülerin benzerliği azalmaktadır. Yani, PSNR ve SSIM değerlerinin büyük çıkması istenirken, MSE değerinin küçük çıkması istenmektedir.

Bir çalışmada sıkıştırma miktarı için CR ve ya Bpp metriklerinden bir tanesinin kullanılması yeterlidir. Diğer yandan kalite metrikleri birden fazla kullanılabilir. Sonuç olarak, kayıplı görüntü sıkıştırma yöntemleri geliştirilirken ya da mevcut yöntemlerin performansı iyileştirilirken görüntülerin sıkıştırma miktarı ve kalitesi arasındaki dengenin iyi ayarlanması gerekmektedir.

ÇIKAR ÇATIŞMASI BEYANI

Yazarlar arasında bu makale ile ilgili herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

ARAŞTIRMA VE YAYIN ETİĞİ BEYANI

Yazarlar bu çalışmanın araştırma ve yayın etiğine uygun olduğunu beyan eder.

KAYNAKLAR

- Kumar, Y. S., Kumar, R., & Kumar, S. (2020, December). 2D-Discrete cosine transform based dynamically controllable image compression technique. In 2020 IEEE 22nd Electronics Packaging Technology Conference (EPTC) (pp. 203-206). IEEE.
- Bulut, F. (2016). Huffman Algoritmasıyla Kayıpsız Hızlı Metin Sıkıştırma. El-Cezeri Journal of Science and Engineering, 3(2).
- Yuan, Z., Liu, D., Zhang, X., & Su, Q. (2020). New image blind watermarking method based on two-dimensional discrete cosine transform. Optik, 204, 164152.
- Skodras, A., Christopoulos, C., & Ebrahimi, T. (2001). The jpeg 2000 still image compression standard. IEEE Signal processing magazine, 18(5), 36-58.
- Pizzolante, R., Carpentieri, B., & De Agostino, S. (2017). Adaptive vector quantization for lossy compression of image sequences. Algorithms, 10(2), 51.
- Ali, A. H., George, L. E., & Mokhtar, M. R. (2020). An adaptive high capacity model for secure audio communication based on fractal coding and uniform coefficient modulation. Circuits, Systems, and Signal Processing, 39(10), 5198-5225.
- Bulut, F. (2021). Low dynamic range histogram equalization (LDR-HE) via quantized Haar wavelet transform. The Visual Computer, 1-17.
- Wang, Z. and Sheikh, H.R. (2004) Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 13, No. 4. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
- Sara, U., Akter, M., & Uddin, M. S. (2019). Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR— a comparative study. Journal of Computer and Communications, 7(3), 8-18.
- Wang, Z., Simoncelli, E. P., & Bovik, A. C. (2003, November). Multiscale structural similarity for image quality assessment. In The Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 2003 (Vol. 2, pp. 1398-1402). Ieee.
- Dosselmann, R., & Yang, X. D. (2011). A comprehensive assessment of the structural similarity index. Signal, Image and Video Processing, 5(1), 81-91.
- Li, C., & Bovik, A. C. (2009, January). Three-component weighted structural similarity index. In Image quality and system performance VI (Vol. 7242, p. 72420Q). International Society for Optics and Photonics.
- Brooks, A. C., Zhao, X., & Pappas, T. N. (2008). Structural similarity quality metrics in a coding context: exploring the space of realistic distortions. IEEE Transactions on image processing, 17(8), 1261-1273.

Research article/Araştırma makalesi
DOI:10.29132/ijpas.1012013

- Kumar, R., & Moyal, V. (2013). Visual image quality assessment technique using fsim. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*, 2(3), 250-254.
- Artuğer, F., & Özkaynak, F. (2018, September). Fractal image compression method for lossy data compression. In *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)* (pp. 1-6). IEEE.
- Artuğer, F., & Özkaynak, F. (2018). JPEG Sıkıştırma Algoritmasının Dünü Bugünü ve Geleceği. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 30(3), 161-167.