



SU ALTI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRMEDE KULLANILAN ALGORİTMALARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Birkan BÜYÜKARIKAN¹

¹ Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Uluborlu Selahattin Karasoy Meslek Yüksekokulu, Isparta Uygulamalı Bilimler

Üniversitesi, Uluborlu, Isparta, Türkiye

E-mail: birkanbuyukarikan@isparta.edu.tr

OrcidID: <https://orcid.org/0000-0002-9703-9678>

ÖZET: Su altının keşfi, son yıllarda ilginç bir araştırma konusu olmuştur. Ancak su altı ortamındaki bulanıklık, renk dağılımı ve kontrast gibi etkenler, su altı görüntülerinde gürültü ve ayrıntı kaybı gibi bozulmalara neden olur. Bu durum, su altı görüntü analizi uygulamalarında karşılaşılan zorlukları artırır. Bu sorunların üstesinden gelebilmek için görüntü iyileştirme algoritmaları kullanılabilir. Bu çalışmanın amacı, mevcut görüntü iyileştirme algoritmaları yardımıyla su altı görüntülerinin geliştirilmesidir. Çalışmada mevcut iyileştirme algoritmalarından; tek-ölçekli retineks (SSR), çok ölçekli retineks (MSR), renk düzeltmeli çok ölçekli retineks (MSRCR), öncelikli histogram dağıtımı (DHDP) ve çok ölçekli ilişkili dalgacık (MSCW) kullanılmıştır. Çalışma, gerçek dünya verilerini içeren bir veri setinden seçilen görüntülere uygulanmıştır. Kullanılan iyileştirme algoritmalarının performanslarını göstermek için tam referanslı ve referanssız ölçütlerle değerlendirme yapılmıştır. Seçilen görüntülerin değerlendirme ölçütlerinden elde edilen sonuçlara göre MSRCR algoritmasıyla iyileştirilen görüntülerde ortalama olarak daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. MSRCR algoritmasının tepe sinyal-gürültü oranı, yapısal benzerlik indeksi, kör/referanssız görüntü uzamsal kalite değerlendiricisi, doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi, algı tabanlı görüntü kalitesi değerlendiricisi, su altı görüntü kalitesi ölçütü ve su altı renkli görüntü kalitesi değerlendirme ölçütlerinin ortalama puanları sırasıyla 15,6454, 0,4516, 22,6035, 6,4106, 34,7032, 1,7344 ve 7,776'dır. Deneysel sonuçlar, su altı görüntülerinde bozulmaları azaltmak için görüntü iyileştirme yöntemlerinin kullanılabilirliğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Su Altı Görüntüler, Görüntü İyileştirme, Görüntü Kalitesi

COMPARISON OF ALGORITHMS USED IN UNDERWATER IMAGE ENHANCEMENT

ABSTRACT: The exploration of the underwater world has become an intriguing research subject in recent years. However, factors such as blurriness, color distribution, and contrast in the underwater environment lead to distortions such as noise and loss of detail in underwater images. This situation increases the challenges encountered in underwater image analysis applications. Image enhancement algorithms can be employed to overcome these problems. The aim of this study is to improve underwater images using existing image enhancement algorithms. Single Scale Retinex (SSR), Multi Scale Retinex (MSR), Multi Scale Retinex with Color Restoration (MSRCR), Dehazing Histogram Distribution Prior (DHDP), and Multi-Scale Correlated Wavelet (MSCW) are among the enhancement algorithms used in this study. This study was applied to images selected from a data set containing real-world data. Evaluations with both full-reference and no-reference metrics were conducted to demonstrate the enhancement algorithms' performance. According to the results obtained from the evaluation metrics of the selected images, images enhanced with the MSRCR algorithm generally achieved better results on average. The average scores for the MSRCR algorithm in Peak Signal-to-Noise Ratio, Structural Similarity Index, Blind/referenceless Image Spatial Quality Evaluator, Naturalness Image Quality Evaluator, Perception based Image Quality Evaluator, Underwater Image Quality Measure, and Underwater Color Image Quality Evaluation, underwater image quality criterion, and underwater colored image quality evaluation criteria are 15.6454, 0.4516, 22.6035, 6.4106, 34.7032, 1.7344, and 7.776, respectively. Experimental results demonstrate the effectiveness of image enhancement methods in reducing distortions in underwater images.

Keywords: Underwater Images, Image Enhancement, Image Quality

1. GİRİŞ

Su altı görüntüleri, insanlar tarafından keşfi zor olan deniz bilgilerinin önemli taşıyıcılarıdır [1]. Ancak yüzen nesnelere saçılması veya dağılması, karmaşık su altı görüntüleme ortamı ve düşük aydınlatma gibi etkenler, su altı görüntülerinde bozulma, renk sapması ve düşük kontrastın oluşmasına neden olur. Bu etkenler, bozulmuş görüntüleri oluşturur ve bu görüntüler nesne tanıma için eksik bilgileri içerir [2-4]. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için araştırmacılar, birçok görüntü iyileştirme algoritmasını geliştirmişlerdir.

Kenar geliştirmeyi ve renk sabitliğini dengeleyebilen, Land ve McCann [5] tarafından önerilen temel bir görüntü iyileştirme algoritması olan retineks, ortamda ışık yoğunluğu yüksek olduğunda görüntülerde düşük yerel kontrast olgusunu oluşturur. Bu durum, görüntüde pozlanma sorununu ortaya çıkarır [2]. Retineks teorisine dayalı tek ölçekli retineks (Single Scale Retinex, SSR) [6] ve çok ölçekli retineks (Multi Scale Retinex, MSR) [7] algoritmaları günümüzde su altı görüntü iyileştirme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır [3, 8, 9]. Ancak retineks'in doğası gereği, SSR ve MSR algoritmaları, çok yüksek pozlamaya sahip olduklarından, üretilen görüntüler doğal olmayan renklere sahiptir [10]. Bu sorunu çözmek için MSR algoritmasına renk restorasyon fonksiyonu eklenerek renk düzeltmeli çok ölçekli retineks (Multi Scale Retinex with Color Restoration, MSRCR) [7] algoritması oluşturulmuş ve böylece görüntüdeki renkler iyileştirilmeye çalışılmıştır [7]. Doksanlı yıllardan günümüze kadar gelen bu retineks tabanlı algoritmalar hâlâ görüntü iyileştirme uygulamalarında popülerdir [11]. Ancak bu algoritmalarla üretilen parlak görüntüler, görüntülerden elde edilecek bilgilerin kaybolma sorununu ortaya çıkabilir [12]. Dolayısıyla bu sorunları önleyebilen yeni algoritmaların geliştirilmesi için literatürdeki bu algoritmalarla görüntülerin iyileştirmesinde fayda bulunmaktadır.

Su altı görüntülerinde minimum bilgi kaybı sorununu çözebilmek için düşük görünürlüğü iyileştirmede öncelikli histogram dağıtımı (Dehazing Histogram Distribution Prior, DHDP) algoritması, Li ve ark. [13] tarafından önerilmiştir. Bu algoritma, görüntülerdeki bulanıklığı gidermek için farklı renkteki ışığın farklı azalma oranlarını hesaba katmaktadır [13]. Diğer taraftan, görüntülerdeki bulanıklığı gidermeye çalışan çok ölçekli ilişkili dalgacık (Multi-Scale Correlated Wavelet, MSCW) algoritması, Liu ve ark. [14] tarafından önerilmiştir. Kontrastı artırmada başarılı olan bu algoritma, görüntü ayrıntılarını düzgün bir şekilde oluşturmaktadır [14]. Birkaç on yıl boyunca, literatürde de kanıtlandığı gibi araştırmacılar, bulanıklık, renk, kontrast gibi sorunları çözebilmek için birçok görüntü iyileştirme algoritması geliştirmişlerdir. Bu sorunların bir veya birkaçının üstesinden gelebilmek için araştırmacılar halen daha bir arayış içerisinde. Özellikle uluslararası literatürde su altı görüntülerini iyileştirme algoritmalarının incelendiği birçok çalışma bulunmaktadır. Diğer bir ifadeyle yukarıda tanıtılan algoritmaların sayısı daha da artırılabilir.

Çalışmanın amacı, su altı görüntülerinde zorlukların üstesinden gelebilmek için literatürde önerilen birkaç görüntü iyileştirme algoritmasının performanslarının incelenmesidir. Çalışmalarda sıklıkla kullanılan görüntü iyileştirme algoritmalarından; SSR, MSR, MSRCR, DHDP ve MSCW kullanılmıştır. Deneyler, gerçek dünya verilerini içeren Freshwater Fish Dataset (FFD)'te uygulanmıştır. Deneyler için FFD'deki görüntüler rastgele seçilmiştir. Bunu takiben, seçilen görüntüler literatürde en çok tercih edilen tam referanslı ve referanssız değerlendirme ölçütlerine göre algoritmaların iyileştirme performansları incelenmiştir. Ayrıca çalışmada su altı görüntü kalitesini değerlendiren ölçütlere de yer verilmiştir. Bu çalışmanın katkıları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

* Bu çalışmada, su altı görüntülerinin renk bozulmalarını ele almak amacıyla geleneksel olarak kullanılan retineks tabanlı algoritmalar ile güncel görüntü iyileştirme algoritmalarının performansları gösterilmiştir.

* Şuanda bilindiği kadarıyla literatürümüzde bu algoritmalar kullanılarak su altı görüntü iyileştirme araştırmalarının olmaması, bu çalışmanın diğer çalışmalara örnek olması açısından önemli olduğunu göstermektedir. Ayrıca bu çalışmada üretilen görüntülerin kaliteleri hem tam referanslı hem de referanssız ölçütlerle irdelenmiştir.

Çalışmanın diğer bölümleri şu şekilde organize edilmiştir: Bölüm 2’de, çalışmada kullanılan görüntü iyileştirme algoritmaları ve görüntü kalitesi ölçütleri açıklanmıştır. Bölüm 3’te, deneylerde kullanılan veri seti tanımlanmış, ardından çalışma yönteminden bahsedilmiş ve sonrasında deneysel sonuçlar karşılaştırılmalı olarak incelenmiştir. Son bölümde ise çalışmanın önemine vurgu yapılarak araştırmacılara gelecekte yapılabilecek çalışmalar için önerilerde bulunulmuştur.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Görüntü İyileştirme Algoritmaları

Su altında, en uzun dalga boyuna sahip olan kırmızı ışık önce, yeşil ışık ardından ve en kısa dalga boyuna sahip mavi ışık da sonra emilir. Mavi ve yeşil ışık, su altında daha uzun süre etki etme yeteneğine ve iletim mesafesine sahiptir. Bu özellikler nedeniyle su altı görüntüleri genellikle mavi ve yeşil olarak görünmektedir [3]. Su altı görüntülerinde oluşan bu renk tonunu eski haline getirmek için kullanılan en temel algoritmalarından biri SSR’dir. SSR, görüntüleri normalleştirme ve iyileştirme konusunda önemli bir role sahip olan bir algoritmadır. Bu algoritma, merkez pikselin parlaklığını bir Gauss çekirdeğiyle tahmin etmek için hedefi çevreleyen piksellere farklı ağırlıklar atar [2, 15]. Ayrıca bu algoritma dinamik aralığı sıkıştırmak için logaritmik bir dönüşüm kullanır [15]. Matematiksel olarak bu algoritma Denklem (1)’deki gibi tanımlanır.

$$SSR_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log[F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (1)$$

Burada, $i \in (R, G, B)$ üç renk bandını tanımlar. $SSR_i(x, y)$ çıkış görüntüsünü, $I_i(x, y)$ i’nci spektral banttaki görüntü dağılımını ve $F(x, y)$ normalleştirilmiş çerçeveyi ve * simgesi ise evrişim işlemi ifade eder. Ayrıca $F(x, y)$ fonksiyonu Denklem (2)’de gösterilmiştir.

$$F(x, y) = Ke^{-r^2/c^2} \quad (2)$$

$$\iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (3)$$

Denklem (2)’de c çevirme sabitini gösterir. Burada, K değeri Denklem (3)’teki gibi seçilir.

MSR, görüntü kalitesini artırmak için kullanılan son derece etkili bir algoritmadır [16]. Bu algoritma, detayları ve iyileştirilmiş renkleri üretebilmek amacıyla SSR algoritmasına çoklu ölçekler entegre eder [17]. Bu algoritmayla görüntüler işlendikten sonra üretilen görüntülerde çok az koyu renk tonu ortaya çıkabilir [16]. MSR algoritmasının matematiksel ifadesi Denklem (4)’te sunulmuştur.

$$R_{MSR} = \sum_{n=1}^N \omega_n R_n \quad (4)$$

Burada, R_n , n'inci ölçekle ilişkili yansıtma bileşenini, N seçilen örnek sayısını ve ω_n n'inci ölçeğin ağırlığını gösterir.

MSRCR, su altı görüntülerinin renk tonunu eski haline getirmek amacıyla kullanılan bir algoritmadır. Bu algoritma, MSR'den daha gerçekçi renkleri ve daha etkili görüntü geliştirme efektini sağlar [3]. Diğer bir ifadeyle MSRCR ile üretilen görüntülerin yerel kontrastı daha iyi geliştirilir. Sonuç olarak, üretilen görüntülerin parlaklığı, gerçek sahneye yakın olduğu için daha gerçekçi sonuçlar elde edilir [18]. Denklem (5), MSRCR algoritmasını açıklamaktadır.

$$R_{MSRCR_c}(x, y) = \theta_c(x, y) \cdot R_{MSR_c}(x, y) \quad (5)$$

Burada, $\theta_c(x, y)$, renkli bir görüntüdeki (Kırmızı: R, Yeşil: G ve Mavi: B) renk kanallarını ayarlamak için kullanılan renk kurtarma işlevidir. Bu işlevin formülü Denklem (6)'da gösterilmiştir. Denklem (6)'da s renk kanalının sayısını ifade eder.

$$\theta_c(x, y) = \beta \cdot \ln \left[\alpha \cdot \frac{I_c(x, y)}{\sum_{c=1}^s I_c(x, y)} \right] \quad (6)$$

DHDP, su altı görüntülerinin bulanıklığını gidermeye, kontrast ve parlaklığı iyileştirmeye yönelik olarak oluşturulan histogram tabanlı bir algoritmadır. Bu algoritma, farklı renkli ışıkların farklı zayıflama oranlarını dikkate alır ve su altı görüntülerinin orta iletim haritası özelliklerini oluşturarak RGB kanallarının ilişkisini bulur. DHDP algoritması, bulanıklığı gidermek için sırasıyla küresel arka plan ışık tahmini, orta iletim harita tahmini ve uyarlanabilir pozlama harita tahmini işlemlerini gerçekleştirir [13]. Bu algoritma genel olarak Denklem (7)'deki gibi ifade edilir.

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + A^c(1 - t^c(x)), c \in \{r, g, b\} \quad (7)$$

Burada, x pikseli ifade eder. I(x) gözlenen ve J(x) iyileştirilecek görüntüyü, A genel arka plan ışığını ve $t(x) \in [0,1]$ orta iletim haritasını gösterir.

Görüntülerde bulanıklık, genellikle düşük frekans spektrumundan oluşur. MSCW, düşük frekans bandındaki görüntü bulanıklığını giderme problemini çözmek için tasarlanmış bir algoritmadır. MSCW algoritması, yüksek frekansta doku ayrıntılarını geliştirmektedir. MSCW algoritması şu adımlarla işlevini gerçekleştirir: Öncelikle görüntüdeki bulanıklık ve gürültü giderilir, ardından doku detayları geliştirilir ve son olarak, dalgacık rekonstrüksiyonu yoluyla iyileştirilmiş görüntü elde edilir [14]. DHDP [19] ve MSCW [20] algoritmalarına ait kaynak kodlar GitHub platformunda mevcuttur.

2.2. Değerlendirme Ölçütleri

Su altı görüntü iyileştirme uygulamalarında evrensel olarak kabul edilen belirli bir değerlendirme ölçütü bulunmamaktadır. Algoritmaların performanslarını değerlendirecek birden fazla ölçütün kullanılması, deneysel sonuçların karşılaştırılabilirliği açısından daha etkilidir. Dolayısıyla çalışmada görüntü iyileştirme algoritmalarının subjektif görsel etkilerini karşılaştırmak için çeşitli görüntü kalite ölçütlerinden yararlanılmıştır. Çalışmada, tam referanslı ve referanssız ölçütler dikkate alınmış ve bu alt başlık altında, bu ölçütlere ilişkin bilgiler açıklanmıştır.

Görüntü iyileştirme uygulamalarında yaygın olarak kullanılan tam referanslı ölçütler arasından, tepe sinyal-gürültü oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) ile yapısal benzerlik indeksi (Structural Similarity Index, SSIM) tercih edilmiştir. Referanssız ölçütler arasından, kör/referanssız görüntü uzamsal kalite değerlendiricisi (Blind/referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE), doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi (Naturalness Image Quality Evaluator, NIQE) ve algı tabanlı görüntü kalitesi değerlendiricisi (Perception based Image Quality Evaluator, PIQE) kullanılmıştır. Ayrıca son yıllarda su altı görüntü iyileştirme uygulamalarında kullanılan su altı görüntü kalitesi ölçütü (Underwater Image Quality Measure, UIQM) ile su altı renkli görüntü kalitesi değerlendirme (Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE) ölçütü de dikkate alınmıştır. Çalışmada UIQM [21] ve UCIQE [21] ölçütlerinin kaynak kodları GitHub üzerinden indirilmiştir.

PSNR yaygın olarak kullanılan bir görüntü kalitesi ölçütüdür. PSNR puanı, orijinal ve geliştirilen görüntünün işleme girmesiyle elde edilir. PSNR puanı ne kadar yüksekse, görüntü bozulması da o kadar düşük olmaktadır. Ayrıca bu değer yüksek olması, görüntünün insan görme sistemiyle de uyumlu olduğunu göstermektedir. SSIM ise orijinal ve geliştirilen iki görüntü arasındaki parlaklık, kontrast ve yapısal benzerliği belirlemek için kullanılan bir indekstir. Yüksek bir SSIM puanı, orijinal görüntünün geliştirilen görüntüye daha çok benzediğini gösterir. Tam tersi durumda, düşük bir SSIM puanı, orijinal görüntünün geliştirilen görüntüye daha az benzediğini ifade eder [22]. PSNR ve SSIM ölçütlerinin matematiksel ifadeleri sırasıyla Denklem (8) ve (9)'da verilmiştir.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (8)$$

$$SSIM(x, y) = I(x, y) c(x, y) s(x, y) \quad (9)$$

Burada, MAX toplam renk çeşidini, MSE bozulmuş ile yeni üretilen görüntüler arasındaki kümülatif kare hatasını, $I(x, y)$ parlaklık değerini, $c(x, y)$ kontrast değerini ve $s(x, y)$ yapısal benzerliği gösterir.

Referanssız ölçütlerden biri olan BRISQUE, görüntüdeki doğallığın eksikliğini veya bozulmaların varlığını değerlendiren bir ölçütdür. Bu ölçüt, doğal görüntülerin belirli düzenli istatistiksel özelliklerinin uyumunu incelemektedir [23]. NIQE, olasılık modeline dayanan bir ölçüttür. Bu ölçüt, görüntü kalitesini ölçmek için mesafe hesaplamasını kullanır [2]. PIQE ise doğal manzara istatistiksel özelliklerine dayanan, çok değişkenli Gauss dağılımları arasındaki farkı bulan bir ölçüttür [24]. Bu ölçütler değerlendirilirken; daha düşük değerlere sahip BRISQUE, NIQE ve PIQE puanları daha iyi görsel kaliteyi işaret etmekteyken, daha yüksek puanlar düşük görüntü kalitesini belirtir. BRISQUE, NIQE ve PIQE ölçütlerinin matematiksel ifadeleri sırasıyla Denklem (10)-(12) arasında gösterilmiştir.

$$BRISQUE = \frac{I(m,n) - \mu(m,n)}{\sigma(m,n) + C} \quad (10)$$

$$NIQE = \frac{I(m,n) - \mu(m,n)}{\sigma(m,n) + 1} \quad (11)$$

$$PIQE = \frac{\left(\sum_{k=1}^{N_{SA}} D_{SK} \right) + C_1}{N_{SA} + C_1} \quad (12)$$

Denklem (10) ve (11)'de $I(m, n)$ yoğunluk görüntüsünü, $\mu(m, n)$ konum ortalamasını ve $\sigma(m, n)$ konum varyansını gösterir. Denklem (12)'de N_{SA} belirli bir görüntüdeki uzamsal olarak aktif blokların sayısını ifade eder. C ve C_1 sıfırdan kurtulmak için kullanılan sabittir ($C_1 = 1$).

UCIQE, Yang ve Sowmya [25] tarafından önerilen görüntüdeki su kalitesi ölçütüdür. Bu ölçütte renk, doygunluk ve parlaklığın doğrusal kombinasyonu bulunmaktadır. UCIQE puanı ne kadar yüksekse, görüntü iyileştirme de o kadar iyidir [25]. Diğer taraftan, UCIQE puanının yüksek olması, renk, doygunluk ve kontrast arasında daha dengeli sonuçların elde edildiğini kanıtlar [26]. UCIQE'nin matematiksel ifadesi Denklem (13)'te sunulmuştur.

$$UCIQE = c1 \times sc + c2 \times conl + c3 \times ms \quad (13)$$

Denklem (13)'te sc rengin standart sapmasını, $conl$ parlaklık kontrastını, ms doygunluğun ortalama değerini, $c1$, $c2$ ve $c3$ ağırlıklandırma katsayılarını ifade eder.

Diğer bir su altı görüntü kalitesini belirleyen ölçütte UIQM'dir. UIQM, Panetta ve ark. [27] tarafından önerilmiştir. UIQM puanı, görüntüdeki renklilik (underwater image colorfulness measurement, UICM), keskinlik (underwater image sharpness measurement, UISM) ve kontrast (underwater image contrast measurement, UIConM) parametreleri arasındaki dengeyi gösterir. UIQM puanının yüksek olması, görüntüdeki bu üç parametrenin arasındaki dengenin daha iyi olduğunu ifade eder [27]. Ayrıca UIQM puanının yüksek olması, geliştirilen görüntünün insan görsel algılarıyla daha tutarlı olduğunu göstermektedir [26]. Denklem (14)'te UIQM puanının hesaplanması için kullanılan formül gösterilmiştir.

$$UIQM = c1 \times UICM + c2 \times UISM + c3 \times UIConM \quad (14)$$

Denklem (14)'te $c1$, $c2$ ve $c3$ doğrusal kombinasyondaki ölçüm bileşenlerinin ağırlıklandırma faktörünü açıklar.

3. BULGULAR

3.1. Veri Seti Hakkında

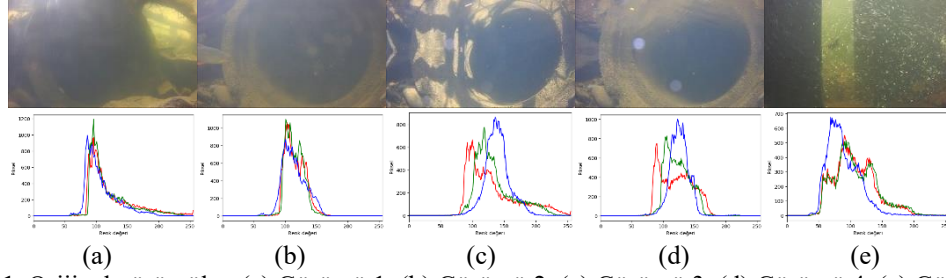
FFD, Nordølum ve ark. [28] tarafından oluşturulmuş, su altı yaşam bilgilerini içeren bir veri setidir. Bu veri seti Norveç'te sabit bir kameralardan alınan 138,034 adet su altı görüntüsünü içermektedir [28].

3.2. Deneysel Kurulum

Çalışma, herkese açık bir veri seti olan FFD üzerinde denenmiştir. Çalışmada FFD'den rastgele seçilen beş adet görüntü kullanılmıştır. Seçilen bu görüntülerin gerçek referansları bulunmamaktadır. Deneyler için kullanılan orijinal görüntüler ve bu görüntülerin histogram grafikleri Şekil 1'de sunulmuştur. Burada, sütunlar sırasıyla Görüntü 1, Görüntü 2, Görüntü 3, Görüntü 4 ve Görüntü 5 olarak adlandırılmıştır. Deneyler, MatLab 2023a ortamında geliştirilmiştir.

Çalışmada bu görüntüleri iyileştirmek için SSR, MSR, MSRCR, DHDP ve MSCW algoritmaları kullanılmıştır. SSR, MSR ve MSRCR algoritmalarında kullanılan sigma değerlerine bağlı olarak üretilen görüntü, karanlık veya aydınlık görüntüler elde edebilmesi için ayarlanabilir. Çalışmada bu etken göz önünde bulundurularak sigma değerleri belirlenmiştir. Görüntüler PSNR, SSIM,

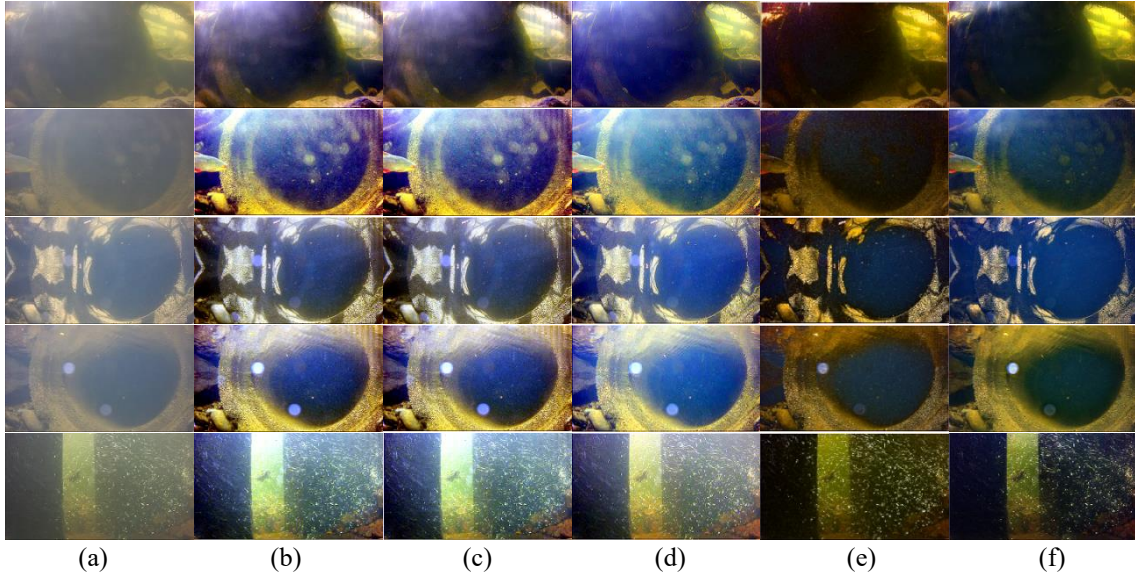
ölçütlerine göre değerlendirilmiş, ayrıca bu beş görüntüden elde edilen ortalama ve standart sapma (Std) sonuçları da verilmiştir.



Şekil 1. Orijinal görüntüler, (a) Görüntü 1, (b) Görüntü 2, (c) Görüntü 3, (d) Görüntü 4, (e) Görüntü 5

3.3. Deneysel Sonuçlar

Çalışmada kullanılan orijinal ve iyileştirilen görüntüler Şekil 2’de görünmektedir. Üretilen görüntülerin boyutları, 243 x 137 piksel değerindedir. İyileştirme algoritmalarının farklı avantajları olması nedeniyle üretilen görüntüler birbirlerinden farklılıklar göstermektedir. SSR (Şekil 2b) ve MSR (Şekil 2c) algoritmaları, kırmızı renk kanalının zayıflama sorununu kesin olarak çözemediği için görüntülerde biraz kırmızı tonlar ortaya çıkabilir. MSRCR algoritmasıyla (Şekil 2d) daha aydınlık görüntüler elde edilmiştir. DHDP algoritması (Şekil 2e) ile düşük parlaklıkta görüntüler geliştirilmiştir. MSCW algoritması (Şekil 2f) görüntülerde biraz daha koyu bir ton sergilemektedir.



Şekil 2. Geliştirilen görüntüler, (a) Orijinal, (b) SSR, (c) MSR, (d) MSRCR, (e) DHDP, (f) MSCW

3.3.1. Tam referans değerlendirme

İyileştirilmiş su altı görüntülerinin PSNR ve SSIM ölçütlerine göre sonuçları Tablo 1 ve Tablo 2’de sırasıyla listelenmiştir. PSNR ve SSIM ölçütlerine göre en iyi sonuç, MSRCR algoritmasıyla elde edilen Görüntü 5’te gözlemlenmiştir. Genel olarak, PSNR ölçütünde, MSRCR algoritması kullanılan diğer algoritmalara göre daha iyi puanlar göstermiştir. Bu durum, MSRCR algoritmasının orijinal görüntü ayrıntılarını görsel olarak daha iyi tanımlanmasına olanak tanıyan sonuçlar elde etmesine işaret etmektedir.

SSIM puanının bu kadar düşük değerlere sahip olması, geliştirilen görüntünün orijinal görüntüden farklı olduğunu göstermektedir. Başka bir deyişle MSR algoritmasıyla geliştirilen Görüntü 5'in SSIM indeksi 0,1991 olarak hesaplanmış ve üretilen görüntü orijinal görüntüye neredeyse benzemediği belirlenmiştir.

Tablo 1. Algoritmaların PSNR'ye göre değerlendirme sonuçları (dB), kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü /Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	14,6730	14,6634	14,2821	9,7150	10,8143
Görüntü 2	13,0271	13,5178	15,1720	9,6138	12,9647
Görüntü 3	15,0022	14,7778	16,4940	8,9786	11,4185
Görüntü 4	14,1190	13,6165	15,1054	10,3985	11,6193
Görüntü 5	14,5692	14,2942	17,1733	11,4107	12,1279
Ortalama	14,2781	14,1739	15,6454	10,0233	11,7889
Std	0,7673	0,5831	1,1650	0,9246	0,8083

Tablo 2. Algoritmaların SSIM indeksine göre değerlendirme sonuçları

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	0,4109	0,4052	0,2849	0,2541	0,4267
Görüntü 2	0,2721	0,2997	0,3344	0,2142	0,3849
Görüntü 3	0,5396	0,4954	0,5765	0,3275	0,4573
Görüntü 4	0,3786	0,3456	0,5016	0,2816	0,2983
Görüntü 5	0,2122	0,1991	0,5608	0,3174	0,3857
Ortalama	0,3627	0,3490	0,4516	0,2789	0,3906
Std	0,1272	0,1112	0,1337	0,0465	0,0598

Tablodaki kalın yazı karakteri üretilen görüntülerin orijinal görüntülerden farklı olduğunu gösterir

3.3.2. Referanssız değerlendirme

Referanssız kalite değerlendirme ölçütlerinin sonuçları Tablo 3, Tablo 4, Tablo 5 ve Tablo 6'da ayrıntılı olarak listelenmiştir. BRISQUE puanlarına göre en düşük değer MSR algoritması tarafından gösterilmiştir (Görüntü 1). Tablo 4 ve Tablo 5'te diğer algoritmalara göre daha düşük PIQE ve NIQE puanlarını elde eden algoritma MSRCR'dir (Görüntü 1). Deneysel sonuçlar, BRISQUE, NIQE ve PIQE ölçütlerinde farklı algoritmalarda ortalama olarak en iyi sonuçların elde edildiğini göstermektedir. Özellikle ortalama olarak sonuçlar değerlendirildiğinde; BRISQUE puanı MSCW algoritmasında doğallığın bozulmadığını belirtirken, NIQE puanı MSRCR algoritmasıyla üretilen görüntünün kalitesinin diğer algoritmalara göre daha iyi olduğunu göstermektedir. PIQE puanı ise MSCW algoritmasında doğal manzara istatistiğinin iyi olduğu belirtmektedir.

Tablo 3. Algoritmaların BRISQUE puanlarının değerlendirme sonuçları, kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	9,5334	9,2012	26,9109	28,3391	12,4333
Görüntü 2	30,1427	29,7352	12,0947	19,8939	23,5398
Görüntü 3	30,5481	31,4768	26,8379	20,4728	24,0417
Görüntü 4	30,6443	31,6190	9,7133	22,1896	11,6686
Görüntü 5	45,8291	45,2940	37,4606	31,6000	30,2822
Ortalama	29,3395	29,4652	22,6035	24,4991	20,3931
Std	12,9228	12,9416	11,5522	5,1942	8,0698

Tablo 4. Algoritmaların NIQE ölçütüne göre değerlendirme sonuçları, kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	8,6045	8,5241	5,1069	4,9576	5,3751
Görüntü 2	9,5659	9,9837	3,8121	5,9706	7,8400
Görüntü 3	9,9539	10,5925	7,2934	8,2814	7,9646

Görüntü 4	11,7567	11,9213	5,0747	7,7356	7,5814
Görüntü 5	11,0849	11,0257	10,7658	8,2086	11,9538
Ortalama	10,1932	10,4095	6,4106	7,0308	8,1430
Std	1,2464	1,2683	2,7379	1,4891	2,3782

Tablo 5. Algoritmaların PIQE ölçütüne göre değerlendirme sonuçları, kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	22,4919	17,0659	30,5245	30,4405	23,2809
Görüntü 2	46,6169	46,2889	24,4243	37,4350	30,3293
Görüntü 3	36,4663	35,2086	32,1277	34,9847	35,0614
Görüntü 4	48,1143	48,6780	37,8293	39,5120	37,1613
Görüntü 5	44,4233	45,2396	48,6101	36,1333	40,3896
Ortalama	39,6226	38,4962	34,7032	35,7011	33,2445
Std	10,5771	13,0378	9,1231	3,3876	6,6608

UIQM ve UCIQE gibi referanssız değerlendirme ölçütleri, su altı görüntü değerlendirmesinde geniş bir kullanım alanına sahiptir. Bu ölçütlerin sonuçları Tablo 6 ve Tablo 7’de detaylı olarak sunulmuştur. UIQM ve UCIQE ölçütlerinin en yüksek puanları Görüntü 1’de ve MSCW algoritmasında elde edilmiştir.

Tablo 6. Algoritmaların UIQM ölçütüne göre değerlendirme sonuçları, kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	1,5866	1,8396	2,1756	2,1746	3,2970
Görüntü 2	1,3014	1,3728	1,5329	1,8151	1,7652
Görüntü 3	1,9110	1,9041	1,7185	2,5766	2,7106
Görüntü 4	1,6116	1,4359	1,5093	2,2104	2,1119
Görüntü 5	1,3774	1,3010	1,7357	2,2792	2,8046
Ortalama	1,5576	1,5707	1,7344	2,2112	2,5379
Std	0,2381	0,2800	0,2675	0,2722	0,6033

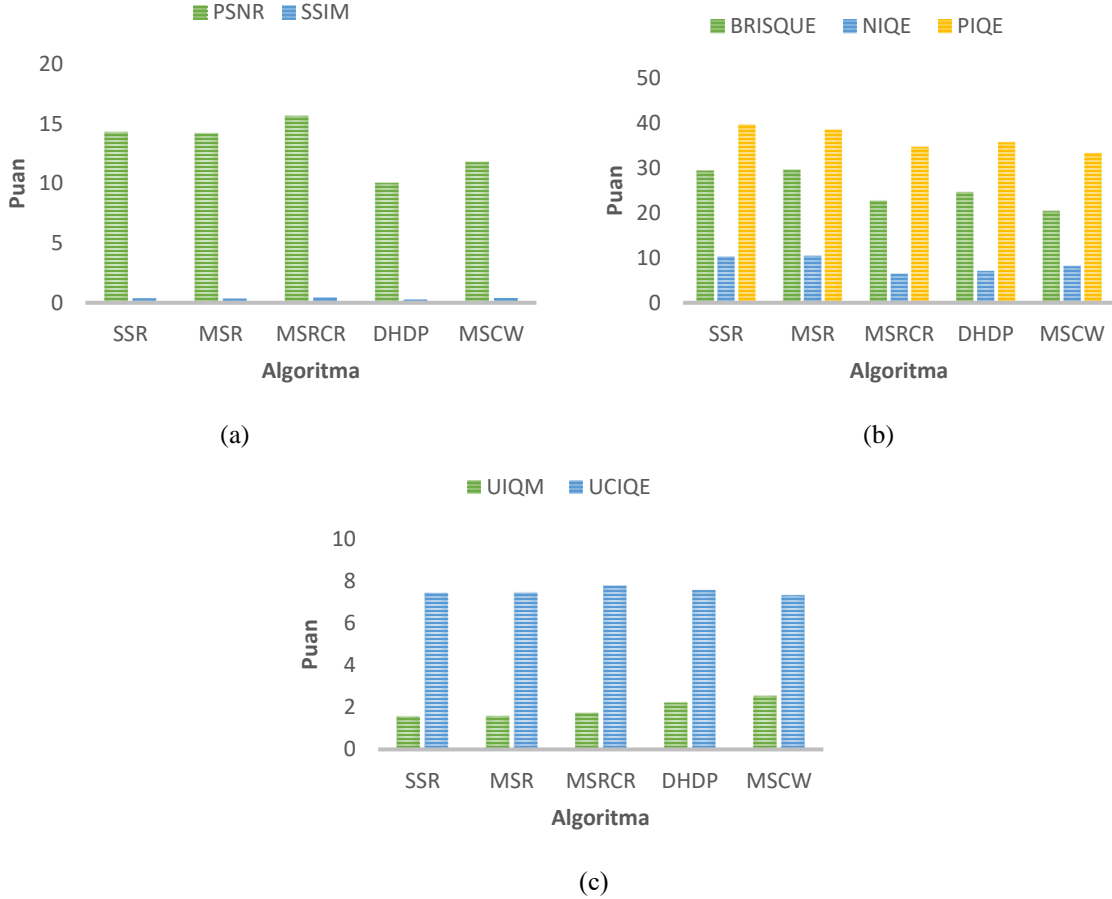
Tablo 7. Algoritmaların UCIQE ölçütüne göre değerlendirme sonuçları, kalın yazı karakteri en iyi puanları gösterir

Görüntü/Model	SSR	MSR	MSRCR	DHDP	MSCW
Görüntü 1	5,6368	5,6892	8,1600	9,7790	10,1094
Görüntü 2	9,6390	9,5411	6,3388	6,5456	6,5036
Görüntü 3	5,9558	5,9562	9,0161	7,3326	6,5494
Görüntü 4	9,2668	9,2874	8,8192	7,1603	7,5737
Görüntü 5	6,6317	6,7824	6,5460	7,0084	5,8977
Ortalama	7,4260	7,4513	7,7760	7,5652	7,3268
Std	1,8894	1,8389	1,2602	1,2717	1,6680

Referanslı ve referanssız ölçütler açısından görüntülerin sonuçları incelendiğinde, algoritmaların performanslarında farklılıklar gözlemlenmiştir. Seçilen görüntülerde; PSNR puanı MSRCR algoritmasında (Görüntü 5), BRISQUE ve PIQE puanları MSR algoritmasında (Görüntü 1), NIQE puanı MSRCR algoritmasında (Görüntü 5) ve UIQM ile UCIQE puanları MSCW algoritmasında (Görüntü 1) daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

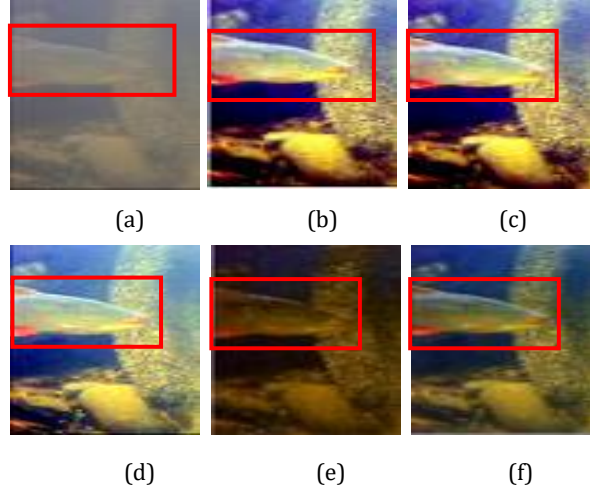
Her bir ölçüt, farklı özelliklere odaklanarak (kalite, benzerlik, renk, kontrast, doygunluk vd.) değerlendirme yapmaktadır. Dolayısıyla tüm sonuçlar ortalama olarak Şekil 3’te incelenmiştir. Algoritmalar ortalama olarak incelendiğinde, PSNR, NIQE ve UIQM puanları MSRCR algoritmasında diğer algoritmalara göre daha iyidir. Ayrıca BRISQUE, PIQE ve UCIQE ortalama puanları, MSCW algoritmasında daha iyidir. Ortalama SSIM puanı ise DHDP algoritmasında diğer

algoritmalarla göre daha düşüktür. Bu durum DHDP algoritmasıyla orijinal görüntüden daha farklı görüntülerin üretildiğini göstermektedir.



Şekil 3. Algoritmaların ortalama sonuçları, (a) tam referanslı değerlendirme, (b) referanssız değerlendirme, (c) su altı kalite değerlendirmesi

FFD'nin kullanıldığı geleneksel ve yeni algoritmalarla yapılan herhangi bir görüntü iyileştirme uygulamasının bulunmaması, bu çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılmasını zorlaştırmaktadır. Çalışmada önerilen algoritmaların özellikleri birbirinden farklıdır. Önerilen algoritmalar, su altı görüntülerinin kontrastı ile görünürlüğünü iyileştirdiği gözlenmekte ve ölçütlerin sonuçları, girdi görüntüsüne bağlı olarak değişmektedir. Çünkü bu algoritmalarının kendine özgü avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Bu nedenle, çalışmadaki algoritmalar kendi içerisinde karşılaştırma kapsamına alınmıştır. Ayrıca görüntü iyileştirme çalışmalarında sadece subjektif ölçütlerle sonuçları değerlendirmek doğru olmayabilir. Bu yüzden objektif değerlendirilmeler, özellikle su altında yaşayan canlıların tanınması ve sınıflandırılması açısından önemlidir (Şekil 4). Örneğin, Görüntü 2'deki (Şekil 1b) balık türünün tespiti için görüntünün iyileştirilmesi, görüntü analizi uygulamalarında daha işlevsel ve süreç açısından daha etkili uygulama yapılmasını sağlayacaktır. Burada, balık görüntüleri DHDP ve MSCW algoritmalarında daha koyu görünürken, diğer algoritmalar daha aydınlık sonuçlar üretmiştir. Genel olarak Görüntü 2, MSRCR algoritmasında diğer algoritmalarla göre daha iyi puanlar göstermiştir.



Şekil 4. İlgili görüntü bölgesinin incelenmesi, (a) Orijinal, (b) SSR, (c) MSR, (d) MSRCR, (e) DHDP, (f) MSCW

SSR ve MSR algoritmaları, R, G ve B bileşen görüntülerini bağımsız olarak iyileştirdikleri için bu algoritmalar her pikseldeki RGB bileşen oranını değiştirir ve bu durum da renk bozulmalarına yol açar [6, 7, 29]. Bu durumu düzeltmek amacıyla MSR algoritmasına renk restorasyonu eklenerek MSRCR algoritması oluşturulmuştur. Deneysel sonuçlarda da görüldüğü üzere, MSRCR algoritması ölçütlerde daha iyi sonuçlar elde ederek MSR algoritmasındaki sınırlılığı azaltmıştır. Ayrıca seçilen 5 görüntüde en iyi sonuçlar genellikle MSRCR algoritmasında elde edilmiştir.

4. SONUÇ

Işığın dalga boyu ve saçılması gibi etkenler nedeniyle su altında ışık zayıflar, bu da görüntülerin daha mavi ve yeşil tonlarda algılanmasına sebep olur. Dolayısıyla bu durum su altı görüntülerde renk bozulmalarına yol açar. Bu etkiyi azaltmak için görüntü iyileştirme yöntemleri kullanılır. Bu çalışma, su altı görüntülerini iyileştirmek için yaygın olarak kullanılan görüntü iyileştirme algoritmalarını ve görüntü kalite ölçütlerini açıklamaktadır. Çalışma, FFD'den rastgele seçilmiş görüntülere uygulanmıştır. SSR, MSR, MSRCR, DHDP ve MSCW algoritmalarıyla bu görüntüler iyileştirilmiştir. Çalışmada ölçütler ortalama açısından incelendiğinde, MSRCR ve MSCW algoritmaları genellikle daha iyi puanlar almıştır. Ancak seçilen görüntülerde en iyi sonuçlar genellikle MSRCR algoritmasındadır.

Görüntü iyileştirme algoritmaları geleneksel olarak tek bir görüntü verisi üzerinden sahne rengini tahmin eder ve her görüntü iyileştirme algoritmasının kendine özgü avantaj ve dezavantajları bulunur. Dolayısıyla bu algoritmaları uygulama bazında seçilerek görüntü iyileştirme yapılmasında fayda vardır. Ayrıca değerlendirilen ölçütlerden iyi puanlar alınması algoritmaların parametrelerinin ayarlanmasına bağlıdır. Bu durum geliştirilen görüntünün iyileştirilmesi açısından önemli bir bileşendir ve uzun emek isteyen bir süreci oluşturur. Literatürde, su altı görüntülerini iyileştirmek için birçok geleneksel tabanlı algoritmalar üzerine yapılan deneylerin performans sonuçları mevcuttur. Gelecekte, su altı görüntülerinin iyileştirilmesi ve görüntülerdeki ayrıntılarının korunması amacıyla son teknoloji algoritmaların kullanılması planlanmaktadır.

KAYNAKÇA

- [1] Guo Y, Li H, Zhuang P, (2019) Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 45 (3): 862-870.
- [2] Hu K, Zhang Y, Lu F, Deng Z, Liu Y, (2020) An underwater image enhancement algorithm based on MSR parameter optimization. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8 (10): 741.
- [3] Zhou J, Yao J, Zhang W, Zhang D, (2022) Multi-scale retinex-based adaptive gray-scale transformation method for underwater image enhancement. *Multimedia Tools and Applications*: 1-21.
- [4] Quan X, Wei Y, Li B, Liu K, Li C, Zhang B, Yang J, (2022) The Color Improvement of Underwater Images Based on Light Source and Detector. *Sensors*, 22 (2): 692.
- [5] Land EH, McCann JJ, (1971) Lightness and retinex theory. *Josa*, 61 (1): 1-11.
- [6] Jobson DJ, Rahman Z-u, Woodell GA, (1997) Properties and performance of a center/surround retinex. *IEEE transactions on image processing*, 6 (3): 451-462.
- [7] Jobson DJ, Rahman Z-u, Woodell GA, (1997) A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image processing*, 6 (7): 965-976.
- [8] Muniraj M, Dhandapani V, (2021) Underwater image enhancement by combining color constancy and dehazing based on depth estimation. *Neurocomputing*, 460: 211-230.
- [9] Zhang W, Dong L, Xu W, (2022) Retinex-inspired color correction and detail preserved fusion for underwater image enhancement. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192: 106585.
- [10] Zhao J-l, Chen Z-q, Jiang H-y, Zhang Q, (2023) Deep Retinex image enhancement algorithm under weak Light Conditions. *2023 IEEE 6th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, 857-861.
- [11] Katircioğlu F, (2021) Düşük-Işıklı Renkli Görüntülerin İyileştirilmesinde Kullanılan Retineks Algoritmalarının Karşılaştırmalı Analizi. *Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi*, 3 (2): 188-206.
- [12] Badrinarayanan V, Kendall A, SegNet RC, (2015) A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *arXiv preprint arXiv:151100561*, 5.
- [13] Li C-Y, Guo J-C, Cong R-M, Pang Y-W, Wang B, (2016) Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25 (12): 5664-5677.
- [14] Liu X, Zhang H, Cheung Y-m, You X, Tang YY, (2017) Efficient single image dehazing and denoising: An efficient multi-scale correlated wavelet approach. *Computer Vision and Image Understanding*, 162: 23-33.
- [15] Tajeripour F, Fekri-Ershad S, (2014) Developing a novel approach for stone porosity computing using modified local binary patterns and single scale retinex. *Arabian Journal for Science and engineering*, 39: 875-889.
- [16] Pazhani AAJ, Periyarayagi S, (2022) A novel haze removal computing architecture for remote sensing images using multi-scale Retinex technique. *Earth Science Informatics*, 15 (2): 1147-1154.
- [17] Gao Z, Zhai Y, (2022) Image Dehazing Based on Multi-scale Retinex and Guided Filtering. *2022 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Machine Learning (ICICML)*, 123-126.
- [18] Li D, Sun J, Wang H, Shi H, Liu W, Wang L, (2022) Research on haze image enhancement based on dark channel prior algorithm in machine vision. *Journal of Environmental and Public Health*, 2022.
- [19] Li C, (2016) TIP2016-code, <https://github.com/Li-Chongyi/TIP2016-code>:
- [20] Liu X, (2017) waveletdehaze-sourcecode-v1.0, <https://github.com/starxliu/waveletdehaze-sourcecode-v1.0>:
- [21] Chen X, (2020) PSNR-SSIM-UCIQE-UIQM-Python, <https://github.com/xueleichen/PSNR-SSIM-UCIQE-UIQM-Python/blob/main/evaluate.py>:
- [22] Chen X, Li J, Hua Z, (2023) Retinex low-light image enhancement network based on attention mechanism. *Multimedia Tools and Applications*, 82 (3): 4235-4255.

- [23] Mittal A, Moorthy AK, Bovik AC, (2012) No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on image processing*, 21 (12): 4695-4708.
- [24] John Chemmanam A, Jose BA, (2023) Fused features for no reference image quality assessment. *The Imaging Science Journal*: 1-13.
- [25] Yang M, Sowmya A, (2015) An underwater color image quality evaluation metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24 (12): 6062-6071.
- [26] Srinivas S, Siddharth VR, Dutta S, Khare NS, Krishna L, (2022) Channel prior based Retinex model for underwater image enhancement. *2022 Second International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT)*, 1-10.
- [27] Panetta K, Gao C, Agaian S, (2015) Human-visual-system-inspired underwater image quality measures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 41 (3): 541-551.
- [28] Nordølum BJ, Lavik EO, Haugen KAD, Kvalvaag T-RT, (2021) Artsgjenkjenning av fisk, *NTNU*.
- [29] Kimmel R, Elad M, Shaked D, Keshet R, Sobel I, (2003) A variational framework for retinex. *International Journal of computer vision*, 52: 7-23.