

T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DİNAMİK OLMAYAN STOKASTİK REZONANS YÖNTEMİ  
KULLANILARAK SU ALTI GÖRÜNTÜLERİNİN  
İYİLEŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Rustam SALIMOV

Fizik Anabilim Dalı

EYLÜL 2024



T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DİNAMİK OLMAYAN STOKASTİK REZONANS YÖNTEMİ  
KULLANILARAK SU ALTI GÖRÜNTÜLERİNİN  
İYİLEŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Rustam SALIMOV

Fizik Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Hacı Ahmet YILDIRIM

EYLÜL 2024



Rustam SALIMOV tarafından hazırlanan “DİNAMİK OLMAYAN STOKASTİK REZONANS YÖNTEMİ KULLANILARAK SU ALTI GÖRÜNTÜLERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ” adlı tez çalışması 23.09.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fizik Anabilim Dalı’nda Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

### Tez Jürisi

|                       |                                                 |
|-----------------------|-------------------------------------------------|
| <b>Jüri Başkanı :</b> | <b>Dr. Öğr. Üyesi Hacı Ahmet YILDIRIM</b> ..... |
|                       | (Danışman)                                      |
|                       | Sakarya Üniversitesi                            |
| <b>Jüri Üyesi :</b>   | <b>Prof. Dr. Hakan YAKUT</b> .....              |
|                       | Sakarya Üniversitesi                            |
| <b>Jüri Üyesi :</b>   | <b>Prof. Dr. Adil BAŞOĞLU</b> .....             |
|                       | Sakarya Üniversitesi                            |
| <b>Jüri Üyesi :</b>   | <b>Doç. Dr. Halil ARSLAN</b> .....              |
|                       | Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi        |
| <b>Jüri Üyesi :</b>   | <b>Dr. Öğr. Üyesi Gökhan ŞAHİN</b> .....        |
|                       | Yeditepe Üniversitesi                           |



## **ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ**

Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğine ve Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesine uygun olarak hazırlamış olduğum “DİNAMİK OLMAYAN STOKASTİK REZONANS YÖNTEMİ KULLANILARAK SU ALTI GÖRÜNTÜLERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ” başlıklı tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın tüm aşamalarında yukarıda belirtilen yönetmelik ve yönergeye uygun davrandığımı, tezin içerdiği yenilik ve sonuçları başka bir yerden almadığımı, tezde kullandığım eserleri usulüne göre kaynak olarak gösterdiğimi, bu tezi başka bir bilim kuruluna akademik amaç ve unvan almak amacıyla vermediğimi ve 20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince Sakarya Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Enstitü tarafından belirlenmiş ölçütlere uygun rapor alındığını, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun ortaya çıkması halinde doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim.

(23/09/2024).

Rustam SALIMOV







*Anneme ve Babama...*



## TEŞEKKÜR

Bu çalışmayı gerçekleştirirken geçirdiğim sürecin her aşamasında bilgi birikimleri, tecrübeleri ve rehberlikleri ile bana yardımcı olan ve yol gösteren tez danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Hacı Ahmet YILDIRIM'a çok teşekkür ederim. Verdikleri değerli geri bildirimler, motive edici yaklaşımları ve gösterdikleri anlayış için minnettarım.

Ayrıca, değerlendirme metriklerinin geliştirmesinde bana yardımcı olan arkadaşım Dr. Jahongir AZİMJONOV'a, ilham veren değerli dostum Dr. Bekir ÇAKIROĞLU'na ve uzakta olmalarına rağmen beni destekleri ile her zaman cesaretlendiren aileme en içten şükranlarımı sunarım.

Rustam SALIMOV



## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

|                                                                             |       |
|-----------------------------------------------------------------------------|-------|
| ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ .....                           | v     |
| TEŞEKKÜR .....                                                              | ix    |
| İÇİNDEKİLER .....                                                           | xi    |
| KISALTMALAR .....                                                           | xiii  |
| SİMGELER .....                                                              | xv    |
| TABLO LİSTESİ .....                                                         | xvii  |
| ŞEKİL LİSTESİ .....                                                         | xix   |
| ÖZET .....                                                                  | xxi   |
| SUMMARY .....                                                               | xxiii |
| 1. GİRİŞ .....                                                              | 1     |
| 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI .....                                                 | 7     |
| 3. METODOLOJİ .....                                                         | 13    |
| 3.1. Dinamik Olmayan Stokastik Rezonans .....                               | 13    |
| 3.2. N Sinüzoidlerin Bir Karışımında SR Olgusu .....                        | 16    |
| 3.3. Eşik Değeri Teorik Olarak Hesaplanması .....                           | 18    |
| 3.4. Geçiş Koşulu ve Standart Sapmasının Rölü .....                         | 20    |
| 3.5. İki Kararlı Çift Kuyu Potansiyeli .....                                | 21    |
| 3.6. SR Kullanılarak Görüntü İyileştirme Algoritması .....                  | 22    |
| 3.7. Yöntemin Yazılımı .....                                                | 23    |
| 4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA .....                                               | 29    |
| 4.1. Su Altı Görüntü İyileştirmesine Yönelik Değerlendirme Metrikleri ..... | 29    |
| 4.2. Meşhur Lena Test Görüntüsü .....                                       | 29    |
| 4.3. SR-zoom Uygulanması .....                                              | 30    |
| 4.4. Başka Yöntemlerle Karşılaştırılması .....                              | 33    |
| 4.5. Kötü İşlenmiş Görüntüler .....                                         | 38    |
| 4.6. İyi İşlenmiş Görüntüler .....                                          | 40    |
| 4.7. Sınırlamalar ve Gelecekteki Çalışmalar .....                           | 42    |
| 5. DEĞERLENDİRME .....                                                      | 45    |
| KAYNAKLAR .....                                                             | 47    |
| ÖZGEÇMİŞ .....                                                              | 53    |



## KISALTMALAR

|              |                                                       |
|--------------|-------------------------------------------------------|
| <b>DL</b>    | : Derin öğrenme                                       |
| <b>GAN</b>   | : Çekişmeli üretici ağ                                |
| <b>GDCP</b>  | : Karanlık kanalın ön genelleştirilmesi               |
| <b>HVS</b>   | : İnsan görsel sistemi                                |
| <b>ML</b>    | : Makine öğrenmesi                                    |
| <b>MSE</b>   | : Ortalama kare hatası                                |
| <b>PCQI</b>  | : Patch bazlı kontrast kalite endeksi                 |
| <b>PSNR</b>  | : Pik sinyal-gürültü oranı                            |
| <b>SR</b>    | : Stokastik rezonans                                  |
| <b>SSIM</b>  | : Yapısal benzerlik indeksi metriği                   |
| <b>UCIQE</b> | : Su altı renkli görüntü kalitesi metriği             |
| <b>UIEB</b>  | : Su altı görüntü iyileştirme karşılaştırma veri seti |
| <b>UIQM</b>  | : Su altı görüntü kalitesi metriği                    |





## SİMGELER

|                                       |                                                  |
|---------------------------------------|--------------------------------------------------|
| <b>dB</b>                             | : Desibel                                        |
| <b><math>I(i, j)</math></b>           | : Giriş görüntüsü                                |
| <b><math>\bar{I}(i, j)</math></b>     | : Giriş görüntüsü tüm piksellerin ortalaması     |
| <b><math>i, j</math></b>              | : Piksel koordinatları                           |
| <b><math>P_n(f)</math></b>            | : Gürültü dücü                                   |
| <b><math>P_s(f)</math></b>            | : Sinyal gücü                                    |
| <b><math>\Delta</math></b>            | : Eşik değeri                                    |
| <b><math>\mu_0</math></b>             | : İlgilenilen bölge piksellerin ortalaması       |
| <b><math>\xi(t)</math></b>            | : Üretilen Gauss gürültüsü                       |
| <b><math>\sigma_0</math></b>          | : İlgilenilen bölge piksellerin standart sapması |
| <b><math>\langle v \rangle</math></b> | : Gauss gürültüsünün ortalama eşik-geçiş oranı   |



## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                           |    |
|---------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tablo 4.1.</b> Tam referanslı görüntü kalitesi değerlendirilmesi ..... | 35 |
| <b>Tablo 4.2.</b> Referanssız görüntü kalitesi değerlendirilmesi .....    | 37 |





## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                                                                                                                                                                          |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 1.1. Yörünge dışmerkezliği. a) tamamen yuvarlak hali; b) uzamış elips hali (Milankoviç döngüsü, 2013). ....                                                                                                        | 2  |
| Şekil 1.2. Yerkürenin hareketleri. a) eksen devinimi; b) eksen eğimi (Milankoviç döngüsü, 2013).....                                                                                                                     | 4  |
| Şekil 2.1. PSNR (y ekseni) ve gürültünün standart sapması (Jha ve ark, 2005). ....                                                                                                                                       | 8  |
| Şekil 2.2. a) $\sigma$ ve kontrast iyileştirme metriği (F); b) $\sigma$ ve renk iyileştirme faktörü (CEF); c) $\sigma$ ve algısal kalite metriği (PQM); $\sigma$ – gürültünün standart sapması (Jha ve ark, 2012a) ..... | 9  |
| Şekil 2.3. SR yöntemin HE ve DSIHE yöntemleri ile karşılaştırılması (Maragatham ve Roomi, 2013) .....                                                                                                                    | 10 |
| Şekil 3.1. Dinamik olmayan SR blok diyagramı .....                                                                                                                                                                       | 13 |
| Şekil 3.2. Eşikleme gerçekleşmesi. a) eşik altı sinyal ( $B\sin(\omega t)$ ), eşik (düz çizgi) ve rastgele gürültü; b) sinyal ve gürültünün eşik geçişini işaretleyen dikdörtgen darbeler (Moss ve ark, 1994) .....      | 13 |
| Şekil 3.3. Farklı gürültü standart sapmaları altında bir ve iki sinüzoidal sinyal için SNR (Jha ve ark, 2012b).....                                                                                                      | 18 |
| Şekil 3.4. İki kararlı çift kuyu potansiyeli .....                                                                                                                                                                       | 21 |
| Şekil 3.5. Önerilen yaklaşımın akış şeması .....                                                                                                                                                                         | 22 |
| Şekil 3.6. Yazılan kodun işlevsel başlangıcı.....                                                                                                                                                                        | 24 |
| Şekil 3.7. İlgilenilen alanı vurgulama fonksiyonu .....                                                                                                                                                                  | 25 |
| Şekil 3.8. SR renkli işleme fonksiyonu.....                                                                                                                                                                              | 26 |
| Şekil 3.9. SR siyah beyaz işleme fonksiyonu .....                                                                                                                                                                        | 27 |
| Şekil 4.1. Soldan sağa Lena'nın düşük kontrastlı ve SR iyileştirilmiş görüntüleri (Jha ve ark, 2005).....                                                                                                                | 30 |
| Şekil 4.2. Molinere su altı heykel parkından su altı görüntüsü (Kasimov, 2015).....                                                                                                                                      | 31 |
| Şekil 4.3. Soldan sağa su altındaki heykellerin siyah beyaz ve SR iyileştirilmiş görüntüleri (Kasimov, 2015).....                                                                                                        | 31 |
| Şekil 4.4. Okyanus tabanı görüntüsü (Siskopoulos, 2010) .....                                                                                                                                                            | 32 |
| Şekil 4.5. Cirkewwa'da batık bir arabanın deniz altı görüntüsünü (Borg, 2018) .....                                                                                                                                      | 33 |
| Şekil 4.6. UIEB veri setinden birkaç örnek görüntüler (Li ve ark, 2019).....                                                                                                                                             | 34 |
| Şekil 4.7. UIEB'den örnek görüntüler. Üst sırada işlenmemiş su altı görüntüleri; alt sırada karşılık gelen referans görüntüleri (Li ve ark, 2019).....                                                                   | 34 |
| Şekil 4.8. Önerilen yöntemin en kötü performans örnekleri. Soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri (Li ve ark, 2019) .....                                                                     | 39 |
| Şekil 4.9. Önerilen yöntemin en iyi performans örnekleri. Soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri (Li ve ark, 2019) .....                                                                      | 41 |



## **DİNAMİK OLMAYAN STOKASTİK REZONANS YÖNTEMİ KULLANILARAK SU ALTI GÖRÜNTÜLERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ**

### **ÖZET**

Bu çalışmanın ana amacı, fizik, kimya, biyoloji ve diğer disiplinlerde bulunan doğrusal olmayan sistemlerde görülen stokastik rezonans (SR) olgusunun incelenmesi ve uygulanmasıdır. Örnek olarak, bu olguya dayalı düşük kontrastlı görüntülerin kalitesini iyileştirme yöntemi incelenmiştir. Bu konu ile ilgili literatürde bazı araştırmalar yapılmıştır. Ancak, onlar teknik bir bakış açısıyla, yalnızca matematiksel yöntemlere dayanarak gerçekleştirilmiştir. Bu tezde, tabiri caizse, “fizikçi bakışı” sunulmaktadır. Görüntü işleme sırasında hesaplama sistemlerinde meydana gelen süreçler ile fiziksel sistemler arasında paralellikler kurulup ilginç analogiler keşfedilmekte ve bunlara dayanarak yeni çözümler önerilmektedir.

Bilindiği gibi, SR bir eşik olgusudur. Zorluk, eşik değerini belirlemede ve eklenen gürültü için optimal standart sapmayı bulmada yatmaktadır, çünkü bunlar birçok değişkenin fonksiyonları olup karmaşık matematiksel formüllerle hesaplanır. Ancak, bu çalışmada bu süreç sadeleştirilmiştir. Gerekli tüm parametreler giriş verilerinden çıkarılmıştır. Eklenen gürültünün ortalama değerinin sıfır olması koşuluyla, giriş piksellerinin ortalama değeri eşik değeri olarak alınmıştır. Ayrıca, rezonans kavramına göre, rezonansın gerçekleşebilmesi için sistemin kendi frekansı dış kuvvetin frekansı ile eşit olması gerekir. Görüntüler söz konusu olduğunda frekans rolünü standart sapmanın oynadığı öngörülmüştür. Dolayısıyla, rezonansı (bizim durumumuzda, sistemin düşük kontrastlı veya yüksek kontrastlı durumlarına geçişini) sağlamak için, giriş görüntüsünün standart sapmasına eşit olan standart sapmaya sahip gürültü üretilmiştir. Bu iyileştirmeler, herhangi bir manuel müdahale olmadan ve sadece tek bir iterasyonda en iyi sonuca ulaşılmasını ve görüntü işleme sürecinde önemli olan zaman ve kaynak tasarrufu sağlamıştır. Belirli görsellere geçmeden önce, önerilen yaklaşımın başarısı iyi bilinen Lena görüntüsü kullanılarak gösterilmiştir. Ek olarak, gerekli parametrelerin orijinal görüntüden çıkarılması, yöntemin görüntünün herhangi bir bölgesine odaklanması ve nesneleri tespit etmesi yeteneği sunar. Başka bir deyişle, SR-zoom olasılığı uygulanmıştır.

Tüm çalışmalar, rağbet gören ve çekici bir araştırma yönü olan su altı görüntü iyileştirme karşılaştırma veri seti (UIEB) de dahil olmak üzere su altı görüntüleri kullanılarak uygulanmıştır. Önerilen yöntemin performansı, önce görsel olarak, sonra otomatik olarak altı kalite metriği kullanılarak değerlendirilmiştir. Şekillerdeki sonuçlar, yöntemin su altı görüşü için oldukça iyi olduğunu ve “su gürültüsünü” başarıyla ortadan kaldırabildiğini göstermektedir. Bu altı metrik üzerinde, su altı görüntüleri için kullanılan sekiz güncel görüntü iyileştirme teknikleri ile karşılaştırmalı bir analiz yapılmıştır. Karşılaştırılan yöntemler, Fusion-based, Retinex-based, GDCP, Histogram prior, Blurriness-based, Water CycleGAN, Dense GAN ve Water-Net yöntemlerinden oluşmaktadır. SR yöntemi en iyi performans göstermiştir. Sonuçlar, ortalama kare hatası (MSE) yüzde 0,97, doğruluk yüzde 99,03, yapısal benzerlik indeksi (SSIM) 0,8, pik sinyal-gürültü oranı (PSNR) 20,23 dB, su altı renkli

görüntü kalitesi metriği (UCIQE) 0,67 ve su altı görüntü kalitesi metriği (UIQM) 1,34 ile uygulanan yaklaşımın doğruluğunu göstermektedir. Önerilen çözümler, gerçek zamanlı görüntü işlemede uygulanabilip çeşitli nesneleri yakınlaştırma ve tespit etme yeteneğine sahip su altı görüş sistemlerinin ve genel olarak görüntü kalitesi iyileştirme yöntemlerin geliştirilmesi için temel teşkil etmektedir.





# UNDERWATER IMAGE ENHANCEMENT USING NON-DYNAMIC STOCHASTIC RESONANCE

## SUMMARY

The aim of this work is to study and apply the phenomenon of stochastic resonance (SR), which occurs in nonlinear systems across various disciplines such as physics, chemistry, biology, and others. This research explores a method for enhancing the quality of low-contrast images based on this phenomenon. By the beginning of this study, there were already many successful works on this topic. However, they were implemented mostly from a technical point of view, relying on dry mathematical methods. This thesis offers, so to speak, a “physicist’s view”. Parallels are drawn between the processes occurring in computational systems during image processing and physical systems, surprising analogies are discovered, and new solutions are proposed based on them.

Initially, we chose this method for processing and preparing a dataset of images for subsequent deep learning analysis. However, upon studying and implementing it, we encountered the challenge that obtaining good results requires careful selection of the optimal operating parameters, which consumes the researcher's time and resources. During our research, we found solutions to improve and automate the method, which we would like to outline in this work.

As it is known, non-dynamic SR is a threshold phenomenon. The complexity lied in determining the threshold value and finding the optimal standard deviation for the added noise, as they are functions of multiple variables and are derived through complex mathematical formulas. However, in our work, we simplified this process. All the necessary parameters were extracted from the input data. We took the mean value of the input pixels as the threshold value, with the condition that the mean value of the added noise is zero. Furthermore, according to the concept of resonance, for resonance to occur, the system's frequency must match with the frequency of the external force. We realized that in the case of images, the role of frequency is played by the standard deviation. Therefore, in order to achieve resonance (in our case, the transition of the system to either low-contrast or high-contrast states), we generated noise with a standard deviation equal to the standard deviation of the input image. These improvements allow us to achieve the best result without any manual intervention and in just one iteration. By calculating the necessary parameters from the image itself, our approach tailors the enhancement process to the unique characteristics of each image, thereby circumventing the limitations of traditional denoising and enhancing methods. Additionally, the proposed ideas offer the ability to focus on any region of the image and detect objects. In other words, the possibility of SR-zoom is implemented, which is shown in the examples.

The study presents practical solutions that allow researchers to save time and resources in image processing. Before moving on to specific images, we demonstrated the effectiveness of our approach using the well-known Lena image. Further, all the

solutions have been implemented using underwater images, including UIEB dataset, which is a sought-after and attractive research direction.

Underwater image processing represents a fundamental component of marine engineering, essential for enhancing the quality of underwater images afflicted by blurriness, incompleteness, or various artifacts. The challenges posed by such imperfections necessitate the development of robust image enhancement techniques. While a plethora of methods for image enhancement exist in the literature, ranging from traditional approaches to the techniques on the ML or DL methods, a notable limitation arises with many ML and DL techniques. These approaches often exhibit a propensity to memorize data directly from the training dataset, rather than generalize from it. Consequently, while these methods may demonstrate optimal performance in controlled laboratory environments, they frequently encounter significant accuracy loss when deployed in real-world scenarios.

Denoising emerges as a pivotal aspect of traditional image enhancement algorithms, typically accomplished through the introduction of random threshold values and noise to the input image. However, this conventional denoising approach may inadvertently lead to degradation in accuracy and loss of image quality. In response to these challenges, this study proposes a novel approach to denoising, leveraging the principles of SR.

Evaluations for underwater image enhancement can be divided into two main categories: automatic evaluation metrics and the human visual system. The automatic evaluations utilize six metrics. Among these, four are widely used in image enhancement and restoration problems, namely PSNR (peak signal-to-noise ratio), MSE (mean squared error), SSIM (structural similarity index measure), and PCQI (patch-based contrast quality index). The other two metrics are specifically designed for underwater image enhancement: UCIQE (underwater colour image quality evaluation) and UIQM (underwater image quality measure). To ensure underwater image enhancement accuracy, these kinds of different evaluation metrics should be discussed including their limitations and reliability, and have also provided a report on human visual evaluation, highlighting its importance.

We provide a comparative discussion of various image enhancement methods, evaluated using the full-reference image quality metrics on the UIEB dataset. The methods under comparison include Fusion-based, Retinex-based, GDGP, Histogram prior, Blurriness-based, Water CycleGAN, Dense GAN, Water-Net, and our proposed method. The metrics used for evaluation are MSE, accuracy, PSNR and SSIM.

Our proposed method outperforms all other methods across all evaluation metrics. Specifically, it achieves the lowest MSE of 0.97%, which is significantly lower than the next best method, Water-Net, which has an MSE of 1.23%. This indicates a higher precision in image reconstruction with our method. The accuracy of our method is also the highest at 99.03%, compared to Water-Net's 98.77% and the Fusion-based method's 98.27%. This high accuracy demonstrates the robustness of our method in preserving the correct details of the underwater images.

In terms of PSNR, our method achieves the highest value of 20.23 dB. This is a substantial improvement over Water-Net's 19.11 dB and the Fusion-based method's 17.61 dB, highlighting our method's superior noise reduction capabilities.

The SSIM index, which evaluates the visual impact of three characteristics of an image: luminance, contrast, and structure, is highest for our method at 0.8000. This is

slightly better than Water-Net's 0.7971, but significantly higher than the SSIM values of other methods such as Dense GAN (0.4426) and GDCP (0.5121). The high SSIM score reflects the effectiveness of our method in maintaining the structural integrity and overall visual quality of the images.

Among the traditional and machine learning-based methods, the Fusion-based method performs relatively well, but it still falls short compared to our method. The Retinex-based method, although commonly used for image enhancement, shows lower performance metrics. Methods like GDCP and Water CycleGAN demonstrate poorer performance, particularly in terms of MSE and PSNR, indicating less effective noise reduction and detail preservation. The Water-Net method shows strong results across most metrics but is still surpassed by our method in every category.

Our proposed method achieves the highest scores also in no-reference UCIQE and UIQM metrics, with 0.6791 and 1.34, respectively. By significantly enhancing both of these metrics scores, our method sets a new benchmark for underwater image enhancement, surpassing both traditional and contemporary techniques. The improvements can be attributed to the effective application of SR, which leverages the unique characteristics of each image to optimize the enhancement process. This approach not only addresses the noise and blurriness typically associated with underwater images but also improves colour balance and overall perceptual quality.

The comparative analysis clearly demonstrates that our proposed method achieves the best overall performance across all key image quality metrics, making it a highly effective solution for underwater image enhancement. These findings highlight that our SR-based approach is highly effective for underwater vision, successfully removing "water noise" and delivering superior accuracy and structural preservation. In the future, this technique can form the basis for an advanced underwater vision system with the ability to zoom in and detect various objects, enhancing its practical applications in marine engineering and underwater exploration.

While our proposed method demonstrates superior performance in underwater image enhancement, it is not without limitations. Although our method effectively tailors the enhancement process to individual images, it may not generalize well to drastically different underwater conditions or image qualities not represented in the UIEB dataset. Additionally, the computational complexity associated with calculating image-specific parameters using stochastic resonance can be resource-intensive, potentially limiting real-time applications. Future work should focus on optimizing the computational efficiency of the method to facilitate real-time processing. Moreover, expanding the dataset to include a broader range of underwater environments and conditions would enhance the generalizability of the method. Another avenue for future research could involve integrating advanced machine learning techniques to further refine the enhancement process, possibly combining the strengths of traditional and modern approaches.



## 1. GİRİŞ

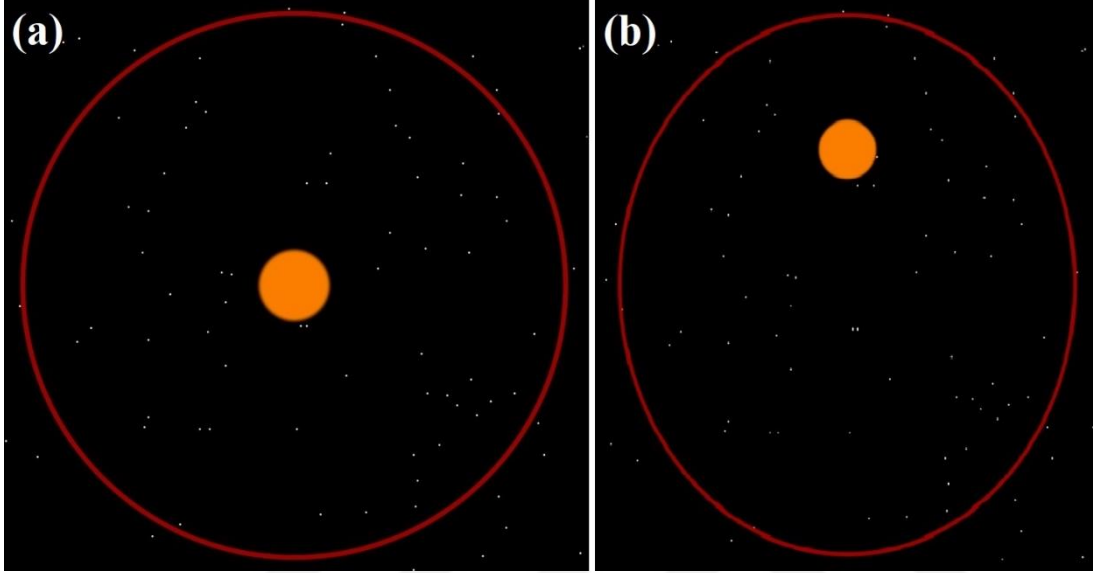
1981 yılında, biri Roma'da Benzi ve ark. (1981), diğeri ise Brüksel'de Nicolis'in (1982) başkanlık ettiği iki fizikçi grubu, zayıf periyodik ve güçlü kaotik kuvvetlerin eşzamanlı etkisi altında iklimin genel davranışlarına odaklanmayı bağımsız olarak önermişlerdir. Basit bir matematiksel model kurarak ve onu inceleyerek, ilk bakışta şaşırtıcı ve hatta anormal bir fenomen keşfetmişlerdir. Belirli bir yoğunluktaki gürültünün, sistemin tepki vermesine yardımcı olduğu ortaya çıkmıştır. Bu olgu, stokastik rezonans olarak adlandırılmıştır. Buradaki “rezonans” kelimesi, sistemin beklenmeyen derecede güçlü tepkisini ifade ederken, “stokastik” kelimesi ise bu etkinin sebebi kaotik bir etki, yani gürültü olduğunu yansıtmaktadır.

Bu fenomenin özü o kadar kolaydır ki, tek bir formül kullanmadan açıklanabilir. Buzul dengesi durumunda, buzul alanları yıldan yıla sabit kalır. Elbette, buzullar yazın küçülür ve kışın yeniden büyür, ancak önemli olan yıllık ortalama değerleridir. İki oldukça kararlı durum olduğu ortadadır: maksimum ve minimum buz örtüsü. “Soğuk” ve “sıcak Dünya” arasındaki sıcaklık farkı 10 derece civarındadır.

Dünya'nın binlerce yıl döndüğü kendi eksenini etrafında küçük salınımlar meydana geldiği ortaya çıkmıştır. Bu olayda meydana gelen küçük değişimler zayıf sinyaller olarak tanımlanır. Gürültü rolünü ise kısa vadeli ve orta vadeli hava durumu ve sezon değişimleri oynar.

Zayıf periyodik etki, dönemin yarısı boyunca (bu birçok bin yıl sürebilir) yıllık ortalama ısı akışının biraz daha fazla, diğer yarısında ise biraz daha az olmasına yol açar. Ancak bu etki zayıftır ve tek başına buzulları eritmez. Bu tür zayıf bir etki eşik altı olarak adlandırılır ve kuvveti, sistemi bir durumdan diğerine geçirmek için eşik değerinden daha düşüktür. Ancak bu iki etki - gürültü ve periyodik eşik altı sinyali - birlikte çalıştığında rezonans ortaya çıkar. Gürültü yoğunluğu ve sinyal periyodu, sistemin başka bir kararlı durumuna geçmesi için “olgunlaşmasına” yardımcı olacak şekilde ayarlanabilir ve zayıf periyodik etki, gerekli anda onu teşvik eder, geçişlerin temposunu belirler. Periyodik etki çok zayıftır, ancak tam da bu etki, küresel buzullaşma döngülerini yönetir (Benzi ve ark. 1982).

Yerküre yörüngesinin uzaması (dışmerkezliği), Şekil 1.1’de gösterildiği gibi oynar. Yaklaşık her 100 bin yılda bir, Dünya’nın yörüngesi tamamen yuvarlak halinden (Şekil 1.1, a) uzamış elips haline (Şekil 1.1, b) ve tekrar geriye doğru değişir. Bu olayların her biri, güneş ısısının farklı enlemler arasında mevsimsel olarak hafifçe değişmesine neden olur ve böylece iklimi etkiler.



**Şekil 1.1.** Yörünge dışmerkezliği. a) tamamen yuvarlak hali; b) uzamış elips hali (Milankoviç döngüsü, 2013).

Verilen rakamlara bakıldığında, buzullaşma döngülerinin nedeni, yörüngenin dışmerkezlik dalgalanmaları olabileceği hemen ortaya çıkıyor. Ancak bu dalgalanmalar çok zayıftır. Zayıf bir periyodik sinyali çok daha güçlü ve hızla değişen bir kuvvet etkiler. Binlerce yıl ölçeğinde Dünya’da yıldan yıla rastgele değişen hava durumu, güçlü ve kaotik bir hava gürültüsü olarak görünür.

Böylece, güçlü gürültü ve belirli bir periyotlu zayıf bir sinyalin birlikte etkisi, zayıf sinyali izleyen ancak gürültüyle birçok kez güçlendirilmiş belirgin bir periyodik tepkinin ortaya çıkmasına neden olur. Bu şekilde, Dünya’nın iklimi, güçlü kaotik ve zayıf periyodik kuvvetlerin eşzamanlı etkisi altında düzenli olarak iki nispeten kararlı durum arasında geçiş yapan bir sistemdir. Bu, zorlayıcı bir kuvvetle birlikte çalışan stokastik bistabil bir sistem olarak adlandırılır.

İlginçtir ki, Güney Kaliforniya Üniversitesi’nden araştırmacılar Lee ve ark. (2003) bu fenomeni karbon nanotüplerinde keşfetmişler. Tek bir nanotüpte yapılan transistörler, başlangıçta beklenenden daha zayıf ve gürültülü sinyalleri kaydedebildiği tespit edilmiştir. Bir diğer örnek de sinir ağlarıdır. Bu tür ağlarda, stokastik rezonans,

gürültülü bilginin iletimini ve ağın farklı bölgelerinde eşzamanlı olarak gerçekleşen süreçlerin senkronizasyonunu iyileştirir. Ek olarak, stokastik rezonans olgusu sinyal ve bilgisayarla görüntü işleminde de başarıyla kullanılmaktadır (Ji ve ark, 2023; Maragatham ve Roomi, 2015).

SR olgusu, canlı doğada da keşfedilmiştir. Levin ve Miller (1996) sıradan cırcır böceğinin davranışını incelerken, reseptörlerinin belirli bir gürültü seviyesinde hassasiyetinin arttığını bulmuşlardır. Stokastik rezonans, cırcır böceğinin zayıf senkron hava titreşimlerini daha iyi algılamasına ve yaklaşan bir türdeşini veya bir tehlikeyi zamanında fark etmesine yardımcı olduğu açıklanmıştır. Benzer deneyler, Russel ve ark. (1999) tarafından yapıp aynı yeteneği kaşık ağızlı mersin balığı tarafından avlanma sırasında kullanıldığını göstermiştir.

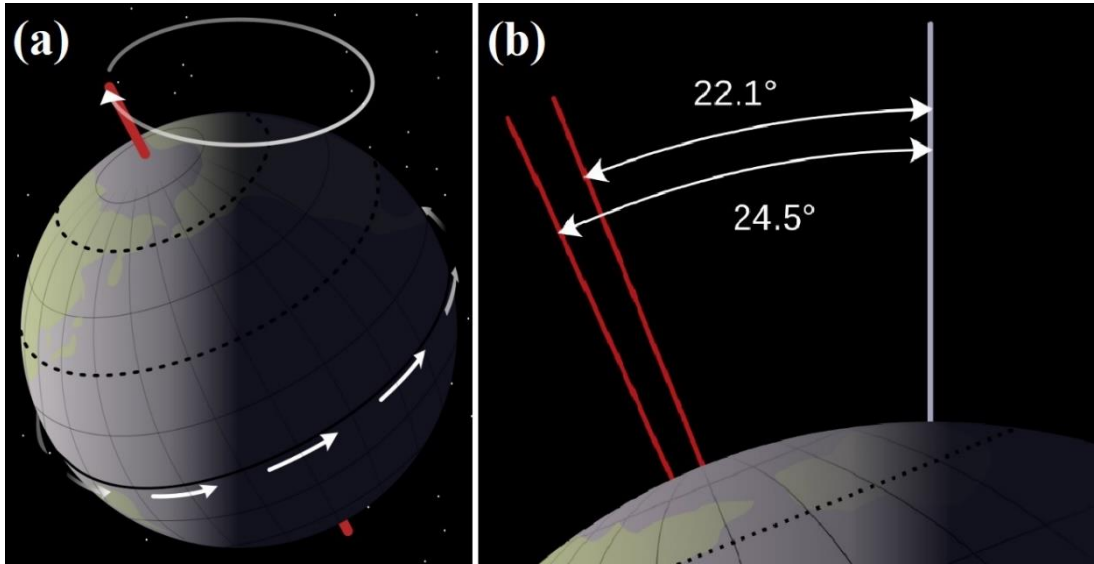
Fizyologların bu yeni fiziksel olguya duyduğu büyük ilgi, hızla doğal stokastik rezonansın hücresel mekanizmasının keşfine yol açmıştır. Gürültü sayesinde nöronların zarındaki iyon kanallarının aktivasyonu ve bunun sonucu olarak sinir uçlarının duyarlılığının artması söz konusudur. Zayıf bir sinyal, kendi başına sinir uçlarının uyarılma eşiğini aşamaz ve bu nedenle hayvanlar tarafından hissedilmez. Ancak gürültü, iyon kanallarını “açar” ve bu şekilde önceden aktif hale getirilip nöronlar zayıf sinyalleri daha kolay iletir, hayvanların duyuusal hücrelerinin duyarlılığını artırır (Bezrukov ve Vodyanoy, 1998).

SR yeni mikroçiplerin yaratılmasında da yardımcı oluyor. Arizona Üniversitesi'nden bir grup araştırmacı, mantık devrelerinin üretimi için yeni bir teknoloji yaratmayı başarmışlardır (Murali ve ark, 2009). Yeni araştırma çerçevesinde, herhangi bir bilgi işlem cihazının yapısını oluşturan en basit mantık devrelerini oluşturma'nın çeşitli yolları incelenmiştir. Bu tür cihazların yaratıcılarının karşılaştığı tipik bir sorun, cihaz boyutları küçüldükçe, termal ve elektromanyetik alanların küçük rastgele pertürbasyonlarının, cihaz çalışması üzerindeki etkisinin artmasıdır. Çalışmanın yazarları, geleneksel yarı iletken transistörlerden, bu gürültünün cihazın çalışmasına yardımcı olduğu bir mantık devresini oluşturmuşlardır.

Çalışma sırasında, devrenin girişine tetikleme için yeterli güçte olmayan bir akım sağlanmıştır. Buna ek olarak, sistem, dışarıdan kontrol edilen belirli bir seviyede gürültü içeriyordu. Tasarım, ortaya çıkan stokastik rezonansın yetersiz sinyal seviyesine rağmen devrenin tetiklenmesini sağlayacak şekilde inşa edilmiş.

Dahası, devre tasarımı ve gürültü seviyesi değiştirilerek, küçük boyutlu devreler için tipik olan rastgele titreşimler altında mantık cihazının kararlı çalışması sağlanmıştır. Araştırmacılar, bu gerçeğin elektronik endüstrisinin daha da geliştirilmesi, özellikle de gürültüden etkilenmeyen daha küçük boyutlu yeni devrelerin üretimi için kullanılabileceğine inanıyorlar.

Ama buzul çağılarına geri dönersek, İngiliz jeofizikçiler Maslin ve Ridgwell (2005), ilk bakışı çürüten makalelerinde, argümanları bir araya getirerek eksantrisite (dışmerkezlik) dalgalanmalarının gerçek öneminin abartıldığını ve buzullaşma döngülerinin ana nedeni olamadığını kanıtlamışlardır. 100 bin yıllık buzullaşma döngülerinin devinimle daha yakından bağlantılı olduğunu (Şekil 1.2, a) ve iklim döngülerinin her dört ya da beş devinimle tanımlandığını öne sürmüşlerdir. Periyodu 20 bin yıl olan ilgili devinim döngülerinin sayısı üzerindeki kontrol dışmerkezlik tarafından belirlendiğinden, dışmerkezlik çoğu durumda sistemi kontrol etmekten ziyade yavaşlatır. Ayrıca, 41 bin yıllık bir periyoda sahip olan eksen eğimindeki değişimlerin (Şekil 1.2, b) iklim değişikliği üzerinde dışmerkezlikten daha büyük bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Eğim açısı ne kadar büyükse, kış ve yaz arasındaki fark da o kadar büyük olur (Maslin ve Ridgwell, 2005).



**Şekil 1.2.** Yerkürenin hareketleri. a) eksen devinimi; b) eksen eğimi (Milankoviç döngüsü, 2013).

Gerçek şu ki, hem yeryüzü hem de astrofiziksel birkaç iklim etkisi kaynağı daha keşfedilmiştir. Özellikle, derin uzaydan Dünya'ya ulaşan yüklü parçacık akışları olan kozmik ışınların, Dünya iklimini önemli ölçüde etkileyebileceği ortaya çıkmıştır. Tüm



bu etkilerin Dünya iklimine ortalama tepkisini dikkate alan bir model henüz oluşturulmamıştır.

Stokastik rezonansın başlangıçtaki problemi çözmede işe yaramamış olması bizi üzmemeli; buzul çağlarına uygulanması muhtemelen bir hataydı, ancak bu, doğa bilimlerinde yeni bir yön açan bir hataydı. Sonuçta, yukarıda gösterildiği gibi bu olgu birçok sistemde deneysel olarak keşfedilip güvenilir bir şekilde tespit edilmiştir.

Özetle, stokastik rezonans, gürültünün doğrusal olmayan sistemlerde zayıf sinyalleri güçlendirerek bu sinyallerin algılanmasını veya iletilmesini iyileştirebildiği bir olgudur. Bu özelliği, bilim insanlarının büyük ilgisini çekmekte olup fizik, biyoloji, tıp ve mühendislik gibi çeşitli alanlarda geniş uygulama olanaklarına sahiptir. Örneğin, uzay araştırmaları ve radar teknolojilerinde, yüksek hassasiyetli cihazların anahtar rol oynadığı gürültülü ortamlarda zayıf sinyallerin tespit edilmesine yardımcı olur. İletişim sistemlerinde, güçlü gürültü koşullarında sinyal kalitesini artırmada kullanılır. Sıcaklık, basınç veya kimyasal sensörler gibi algılayıcı sistemlerde stokastik rezonans, endüstriyel otomasyon ve kalite kontrolünde özellikle önemli olan ölçüm hassasiyeti ve doğruluğunu artırır. Biyoloji ve tıpta stokastik rezonans, insan işitme ve görme duyarlılığını gürültü varlığında artırarak duyuşal algıların iyileştirilmesine katkıda bulunur ve daha etkili işitme cihazları ve görme iyileştirme cihazları yaratma potansiyeli sunar. Gelecek vaat eden uygulama alanları arasında, stokastik rezonansın zaten dikkate değer sonuçlar gösterdiği implantlar ve protezler gibi biyomedikal cihazların geliştirilmesi bulunmaktadır. Mühendislikte ise bu prensip, sensörler ve ölçüm cihazlarının doğruluğunu artırmak, görüntüleme sistemlerinde görüntü kalitesini iyileştirmek ve bilgi sistemlerinin verimliliğini yükseltmek için kullanılır.

Stokastik rezonans, çeşitli bilimsel ve teknik alanlarda zayıf sinyallerin algılanmasını iyileştirmek için güçlü bir araçtır. Evrenselliği ve etkinliği sayesinde, bu olgu bilim insanları ve mühendislerin ilgisini çekmeye devam etmekte, araştırma ve pratik uygulamalar için yeni ufuklar açarak teknoloji ve bilimde geniş bir yenilik yelpazesi için potansiyel sergilemektedir.



## 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Su altı görüntü işleme, bulanıklık, eksiklik veya çeşitli yapaylıklardan etkilenen su altı görüntülerinin kalitesini artırmak için gerekli olan deniz mühendisliğinin temel bir bileşenini temsil eder. Bu tür kusurların yarattığı zorluklar, sağlam görüntü iyileştirme tekniklerinin geliştirilmesini gerektirmektedir. Literatürde görüntü iyileştirme için geleneksel yaklaşımlardan ML veya DL yöntemlerindeki tekniklere kadar çok sayıda yöntem mevcut olsa da, birçok ML ve DL tekniğinde dikkate değer bir sınırlama ortaya çıkmaktadır. Bu yaklaşımlar genellikle verileri genellemek yerine doğrudan eğitim veri kümesinden ezberleme eğilimi gösterir. Sonuç olarak, bu yöntemler kontrollü laboratuvar ortamlarında en iyi performans gösterebilirken, gerçek dünya senaryolarında kullanıldıklarında sıklıkla ciddi doğruluk kayıplarıyla karşılaşılır (Anwar ve Li, 2020).

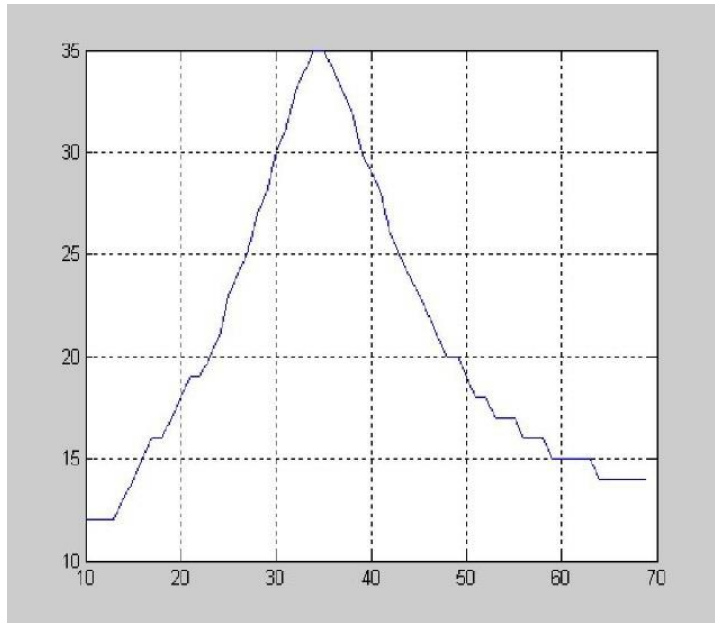
Denoising, geleneksel görüntü iyileştirme algoritmalarının önemli bir yönü olarak ortaya çıkar ve tipik olarak giriş görüntüsüne rastgele eşik değerleri ve gürültü eklenmesi yoluyla gerçekleştirilir. Ancak, bu geleneksel denoising yaklaşımı yanlışlıkla doğrulukta bozulmaya ve görüntü kalitesinde kayba yol açabilir (Chen ve ark, 2020). Bu zorluklara yanıt olarak bu çalışma, stokastik rezonans ilkelerinden yararlanarak denoising için yeni bir yaklaşım önermektedir.

SR yöntemi, her görüntüye özgü eşik değerlerini ve gürültüyü doğrudan giriş verilerinden çıkararak denoising için benzersiz bir yol sunar. Bu parametreleri görüntünün kendisinden hesaplayan yaklaşımımız, iyileştirme sürecini her görüntünün kendine mahsus özelliklerine göre uyarlamakta ve böylece geleneksel denoising yöntemlerinin sınırlamalarını aşmaktadır. Daha sonra, türetilen eşik değerleri ve gürültü, giriş görüntüsünün kalitesini iyileştirmek için uygulanarak hedefli ve etkili bir iyileştirme sürecini kolaylaştırır (Singh ve ark, 2020).

Stokastik rezonans, gürültülü bir kanaldaki bir sinyalin gürültü eklenmesiyle güçlendirildiği bir eşik olgusudur (Benzi ve ark, 1981). Bu bağlamda "rezonans" kelimesi, sistemin küçük bir dış etkiye verdiği yanıt anlamına gelir. Böyle bir rezonans tepkisi yalnızca belirli dış etki parametreleri altında mümkündür, yani seçicidir.

Rezonans, dış etkinin frekansı sistemin salınımlarının frekansı ile eşleştiğinde meydana gelir. Gürültü bu fenomende bir dış etki rolü oynadığından, stokastik olarak adlandırılır. SR yöntemi, düşük kontrastlı görüntülerin kontrastının artırılması da dahil olmak üzere çeşitli alanlarda geniş bir uygulama alanı bulmuştur. SR olgusunun görüntülere uygulanma olasılığı ilk kez Simonotto ve ark. (1997) tarafından rapor edilmiştir. Onlar, beynin zamanla değişen gürültü ile kirlenmiş sabit bir görüntüde bulunan ayrıntıları yorumlayabildiğini ve algılanan görüntü kalitesinin gürültü yoğunluğu ve zamansal özellikleri tarafından güçlü bir şekilde belirlendiğini gösteren bir psikofizik deneyinin sonucunu bildirmişlerdir. Piana ve ark. (2000), belirli bir düzeyde gürültünün varlığının, harfleri görsel olarak tanımaya yardımcı olduğunu göstermişlerdir. Görüntü kalitesini artırmaya yönelik ilk girişimler Marks ve ark. (2002) ve Ye ve ark. (2004) tarafından yapılmıştır. Bu yöntemi sonar görüntülerindeki çizgileri tespit etmek için kullanmışlardır.

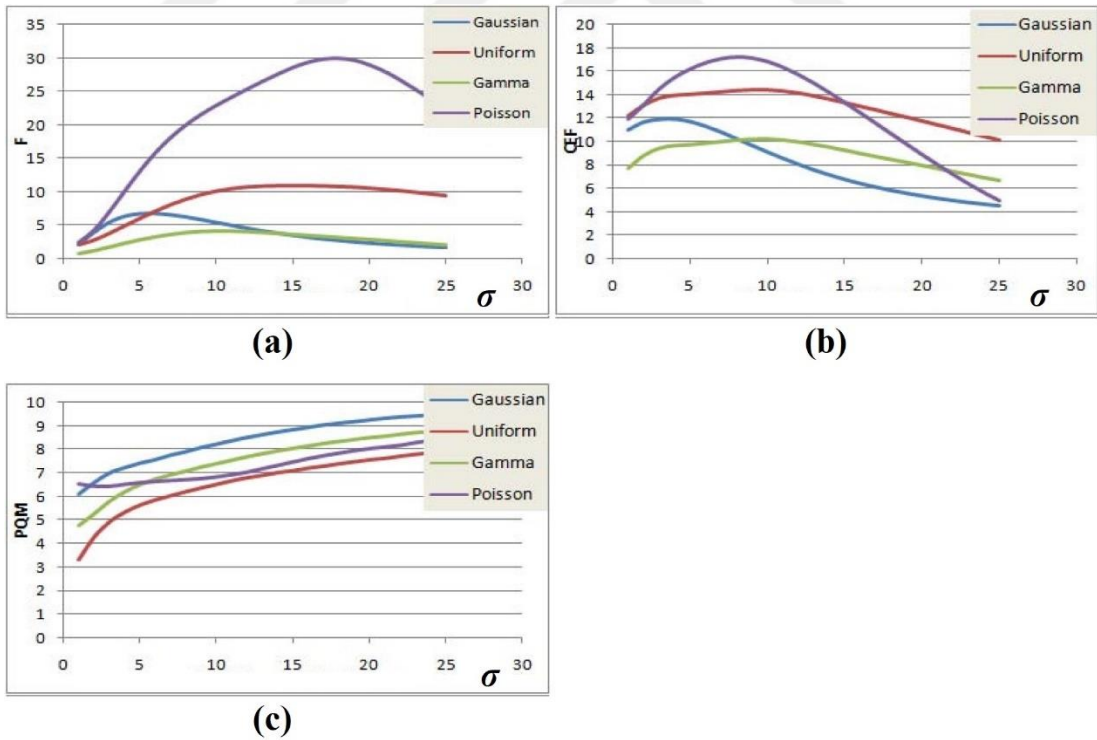
Jha ve ark. (2005) görüntü kontrastını artırmak için dinamik olmayan SR yöntemini tam olarak uygulamıştır. Moss ve ark. (1994) tarafından atılan temel üzerine inşa edilen, eklenen gürültünün standart sapmasına bağlı bir formül türeterek rezonans eşiğini belirleme zorluğunu ele aldılar. Çalışmalarında, gürültünün çeşitli standart sapmaları için pik sinyal-gürültü oranının (PSNR) maksimumu ile optimal SR görüntüsünün belirlemişlerdir (Şekil 2.1.).



**Şekil 2.1.** PSNR (y eksen) ve gürültünün standart sapması (Jha ve ark, 2005).

Histogram Eşitliği ve Wavelet Dönüşümünü dayalı iyileştirme yöntemlerinden daha iyi sonuçlar verdiğini göstermelerine rağmen, optimum standart sapmanın iteratif olarak aranması ve her seferinde eşik değerinin hesaplanması gerektiğinden yaklaşımları, araştırmacılarının kaynaklarını ve zamanlarını alır. PSNR'nin maksimumu her zaman en iyi kaliteyi açıkça göstermediğinden, kontrast, algısal kalite ve renk iyileştirme derecesi gibi diğer kalite ölçütleri kullanılarak daha iyi sonuçlar elde edilebilir (Wang ve ark, 2002; Jha ve Chouhan, 2014; Jha ve ark, 2012a; Maragatham ve Roomi, 2013).

Diğer bir çalışmada Jha ve ark. (2012a) aynı yöntemi başka kalite metriklerine göre değerlendirmişlerdir. Eklenen gürültünün standart sapmasını değiştirerek, belirli bir optimum gürültü yoğunluğunda gürültü kaynaklı rezonans elde etmişlerdir. Önerilen tekniğin performansı dört tip gürültü dağılımı için incelenmiştir - gaussian, uniform, poisson ve gamma. Performanslarının nicel değerlendirmesi kontrast iyileştirme metriği (Şekil 2.2, a), renk iyileştirme faktörü (Şekil 2.2, b) ve algısal kalite metriği (Şekil 2.2, c) açısından yapılmıştır.



**Şekil 2.2.** a)  $\sigma$  ve kontrast iyileştirme metriği (F); b)  $\sigma$  ve renk iyileştirme faktörü (CEF); c)  $\sigma$  ve algısal kalite metriği (PQM);  $\sigma$  – gürültünün standart sapması (Jha ve ark, 2012a).

Çalışmalarında, sonucun eklenen gürültü türünden bağımsız olduğu görülebilir. Şekil 2.2, algısal kalite metriği kullanıldığında hiçbir gürültü türünün piki olmadığını göstermektedir. Bize göre, herhangi bir görüntü kalitesi metriğinin bir pik noktası olması gerektiğinden, bu tartışmalı bir sonuçtur. Çalışmalarının gösterdiği gibi, standart sapmanın optimum değerinin kontrast iyileştirme metriği ve renk iyileştirme faktörü kullanıldığında Gauss tipi gürültü için aynı değer olduğuna dikkat etmek önemlidir. Bu, önerdiğimiz yöntemin doğruluğunu göstermektedir. Çünkü bu çalışmada yalnızca Gauss tipi gürültü kullanıldı ve tezin üçüncü bölümünde eklenen gürültünün standart sapmasını bulmak için yeni bir yaklaşım önerilecektir.

Bir de Maragatham ve Roomi (2013) çalışmalarında görüntüleri iyileştirmek için dinamik olmayan SR yöntemi uygulamışlardır. Eklenen gürültünün optimum standart sapmasını belirlemek için TENENG diye bir kalite metriği önermişlerdir. TENENG metriği görüntü keskinliğini gösterir ve gradyan büyüklüğü maksimizasyonuna dayanır. En yüksek TENENG'ye sahip olan karşılık gelen gürültü standart sapması, optimum gürültü standart sapmasıdır ve görüntü stokastik rezonans görüntüsü olarak adlandırılır. Bu standart sapma kullanılarak nihai geliştirilmiş görüntü elde edilir. Elde edilen sonuçları diğer görüntü iyileştirme yöntemleri olan Histogram Eşitliği (HE) ve İkili Alt Görüntü Histogram Eşitliği (DSIHE) ile karşılaştırmışlardır (Şekil 2.3.). SR yöntemi en iyi sonuçları göstermiştir. Çalışmalarının yeniliği, yöntemin başarısını yeni bir kalite metriği aracılığıyla değerlendirmektedir. Ancak, yöntemin kendisi geliştirilmemiştir.

| Görüntü                                                                                   | Giriş görüntüsü | HE      | DSIHE   | Önerilen yöntem |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------|---------|---------|-----------------|
|  Kedi  | 367521          | 1990194 | 1504577 | <b>10547820</b> |
|  Şehir | 0               | 1121090 | 2173933 | <b>7975890</b>  |
|  Araba | 801777          | 2832151 | 2749295 | <b>13670805</b> |
|  Eller | 744013          | 828464  | 571908  | <b>6099855</b>  |
|  Bayan | 787160          | 2295403 | 1588626 | <b>3894105</b>  |

**Şekil 2.3.** SR yöntemin HE ve DSIHE yöntemleri ile karşılaştırılması (Maragatham ve Roomi, 2013).

Yukarıda bahsedilen tüm çalışmalar, belirli kalite ölçütlerine dayalı olarak en uygun SR görüntüsünün bulunması için yinelemeli bir süreç gerektirmektedir. Dinamik SR üzerine yapılan çalışmalardan da biraz bahsedelim. Bu tezin konusu olmadığı için kısa bir şekilde geçelim. Tek boyutlu bir parçacığın hareket denkleminde yola çıkarak, yaklaşımın özü her bir piksele adım adım gürültü eklenmesindedir. Aşamalardan birinde bir rezonans meydana gelip piksel yüksek kontrastlı bir duruma geçecektir. Böylece, SR iyileştirilmiş bir çıkış görüntüsü elde edilmektedir. Chouhan ve ark. (2013) koyu gri tonlamalı ve renkli görüntülerin iyileştirilmesi için Ayrık Wavelet Dönüşümü domaininde Dinamik Stokastik Rezonans kullanan alternatif bir yaklaşım sunmuşlardır. Bu yaklaşımı, Dağılım Ayırma Ölçütü, standart sapma ve entropi gibi metriklerden yararlanarak farklı nesne-arka plan oranı iyileştirme ölçütlerine göre uyarlamışlardır (Maragatham ve Roomi, 2015). Ayrıca, tekil değerler üzerinde Jha ve Chouhan (2014), ayrık kosinüs dönüşümü domaininde Jha ve ark. (2013) ve Fourier domaininde Chouhan ve ark. (2015) tarafından çalışılan stokastik rezonans tabanlı teknikler geliştirilmiştir. Maragatham ve Roomi (2016), süreci hızlandırmak ve eklenen gürültünün optimum standart sapmasını seçerken çoklu iterasyon ihtiyacını en aza indirmek için bir parçacık sürüşü optimizasyon yöntemi önermiştir. SR yoluyla görüntü kalitesini artırmaya yönelik son çabalarda, Uyarlanabilir Dizi Stokastik Rezonansından yararlanan teknikler önem kazanmıştır (Liu ve ark, 2019; Zhao ve ark, 2022). Bu yaklaşımlar, görüntü boyutunun azaltılmasını ve SR'nin tek boyutlu bir veri dizisine uygulanmasını gerektirir.

SR yönteminin su altı görüntülerine uygulanmasına Zheng ve ark. (2016) öncülük etmiş ve bulanık su içindeki sayıların başarılı bir şekilde tanındığını göstermişlerdir. Ayrıca, SR yönteminin su altı nesnelerini tanımlamadaki etkinliği Wang ve ark. (2018) tarafından yapılan çalışmada teyit edilmiştir. Su altı görüntüsüne üç tür gürültü ekleyerek karşılaştırmalı bir analizi gerçekleştirilmiştir: Gauss gürültüsü, Ornstein-Uhlenbeck gürültüsü ve ek bir gecikme döngüsüne sahip bir dinamik sistem.

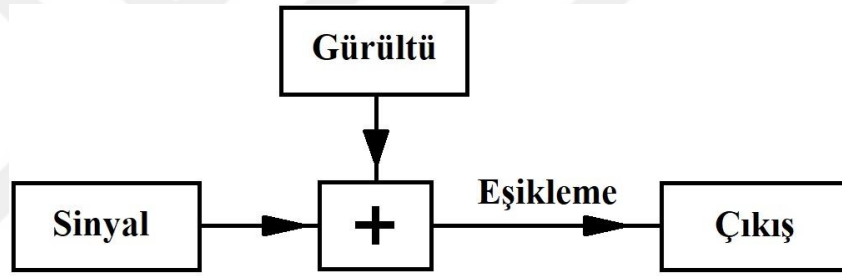




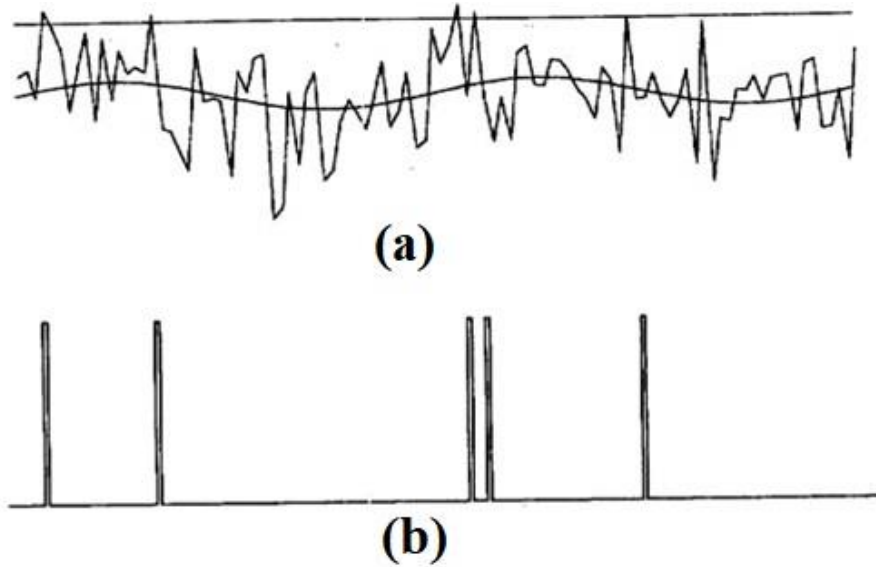
### 3. METODOLOJİ

#### 3.1. Dinamik Olmayan Stokastik Rezonans

SR üç kategoriye sınıflandırılmaktadır. Bunlar, doğrusal olmayan dinamik SR (Moss ve ark, 1994), doğrusal olmayan dinamik olmayan SR (Moss ve ark, 1994; Jung, 1994) ve eşik üstü SR'dir (Stocks, 2001). Doğrusal olmayan dinamik olmayan SR olgusu prensibinin genel blok diyagramı Şekil 3.1'de gösterilmektedir. Olgu, giriş sinyali, rastgele gürültü ve eşik kısımlarından oluşur. Moss ve ark. (1994) doğrusal olmayan dinamik olmayan SR olgusunu tanımlamış ve Şekil 3.2'de yer alan bir kural belirlemiştir.



Şekil 3.1. Dinamik olmayan SR blok diyagramı.



Şekil 3.2. Eşikleme gerçekleşmesi. a) eşik altı sinyal ( $B\sin(\omega t)$ ), eşik (düz çizgi) ve rastgele gürültü; b) sinyal ve gürültünün eşik geçişini işaretleyen dikdörtgen darbeler (Moss ve ark, 1994).

Kural şu şekildedir: sinyal ve gürültü toplamı eşiği geçtiğinde, sırasıyla Şekil 3.2, a ve b'de gösterildiği gibi dikdörtgen bir darbe elde edilir. Darbe, sinyal ve gürültü karışımının tek yönlü eşik geçişini gösterir. Dikdörtgen darbe dizisinin güç spektrumu bir *sinc* fonksiyonudur. Moss ve arkadaşları, bir SR sisteminde sinyal-gürültü oranı (SNR) için bir ifade türetmişlerdir. Dinamik olmayan bir sistem için SNR'yi türetmek için iki ana varsayım vardır. Birincisi, sinyal frekansı  $\omega \ll \langle v \rangle$ , burada  $\langle v \rangle$  Gauss gürültüsünün ortalama eşik-geçiş oranıdır ve ikincisi, darbelerin genişliği  $\tau$  dardır, yani  $\tau \ll \langle v \rangle^{-1}$ . Dinamik olmayan SR teorisi, denklem 3.1'de kesme frekansı  $f_0$  olan Gauss gürültüsünün ortalama eşik-geçiş oranı için Rice (1944) tarafından verilen klasik bir formülle başlar:

$$\langle v \rangle = \frac{g(\Delta)}{g(0)} \left[ \frac{\int f^2 S(f) df}{\int S(f) df} \right]^{1/2} = \frac{g(\Delta) f_0}{\sqrt{3} g(0)} \quad (3.1)$$

Burada  $\frac{g(\Delta)}{g(0)} = \exp(-\frac{\Delta^2}{2\sigma^2})$  Gauss fonksiyonu;  $\Delta$  – eşik değeri;  $\sigma$  – gürültünün standart sapması;  $S(f)$  – Gauss gürültüsünün güç spektral yoğunluğudur. Tek bir eşik geçişi olayı,  $\tau$  genişliğinde ve  $A$  yüksekliğinde küçük bir dikdörtgen darbe ile işaretlenir. Yukarıda belirtilen varsayımlar altında, Gauss gürültüsüne karşılık gelen darbe dizisinin güç spektrumu Campbell'in darbe gürültüsü teoremi (Jung ve Hanggi, 1991) ile tanımlanır ve şu şekilde verilir:

$$P_n(f) \cong \frac{1}{2} A^2 \tau^2 \langle v \rangle = \frac{1}{2} A^2 \tau^2 \frac{f_0}{\sqrt{3}} \exp(-\frac{\Delta^2}{2\sigma^2}) \quad (3.2)$$

Bu gerçek güç spektrumu, frekansın yavaşça azalan bir fonksiyonudur ve düşük frekans aralığında güç spektrumunun bir tahmini olarak kullanılabilir. Dolayısıyla, rastgele darbe dizisinin ortalama genliği şu şekilde verilir:

$$\langle V \rangle = [A\tau \langle v \rangle] = \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \exp(-\frac{\Delta^2}{2\sigma^2}) \quad (3.3)$$

Eşik altı periyodik sinyal  $B\sin(\omega t)$  eklendiğinde,  $\omega$  - sinyal frekansıdır ve eşiğin sinyal tarafından modüle edilir:

$$\Delta = \Delta_0 + B\sin(\omega t) \quad (3.4)$$

Bu, sinyal frekansındaki ortalama eşik-geçiş oranını  $\langle v \rangle$  ve darbe dizisinin ortalama genliğini  $\langle V \rangle$  modüle eder. Böylece:

$$\langle V \rangle(t) = \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [\Delta_0^2 + 2\Delta_0 B \sin(\omega t) + B^2 \sin^2(\omega t)] \right\} \quad (3.5)$$

$$\cong \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \left[ 1 - \frac{B^2}{4\sigma^2} - \frac{\Delta_0 B}{\sigma^2} \sin(\omega t) + \frac{B^2}{4\sigma^2} \cos(2\omega t) \right] \quad (3.6)$$

Burada  $\frac{B}{\sigma} \ll \Delta_0$  yaklaşımı için üstel değerin genişletilmesinden kaynaklanır. Şimdi bu yavaş değişen fonksiyon iki saf frekanstan ( $\omega$  ve  $2\omega$ ) oluşmaktadır. Bunun güç spektrumu hesaplandığında, sinüzoidal fonksiyonlar delta fonksiyonları haline gelir ve katsayıları da güçleridir. Yalnızca bu iki frekans değişkeni korunarak sinyalin güç spektrumları:

$$P_s(f) = \frac{A^2 \tau^2 f_0^2}{3} \left[ \left( \frac{\Delta_0 B}{\sigma^2} \right)^2 \delta(\omega) + \left( \frac{B^2}{4\sigma^2} \right)^2 \delta(2\omega) \right] \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{\sigma^2}\right) \quad (3.7)$$

Tüm güç spektrumlarında belirgin olan ikinci harmonik pik fonksiyonuna sahip olduğu dikkati çeker. Sadece temel frekansı göz önünde bulundurarak SNR'yi standart tanımını  $SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{S}{N} \right)$  kullanarak hesaplayabiliriz:

$$SNR = \frac{P_s(f)}{P_n(f)} = 10 \log_{10} \left( \frac{2f_0 \Delta_0^2 B^2}{\sqrt{3} \sigma^4} \right) \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.8)$$

Burada  $P_s(f)$  – sinyal gücü ve  $P_n(f)$  – gürültü dücüdür. SNR yerine sinyal-gürültü güç oranını yazarsak, denklem (3.7) şu şekilde değişir:

$$\frac{S}{N} = \frac{2f_0 \Delta_0^2 B^2}{\sqrt{3} \sigma^4} \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.9)$$

S – giriş görüntüsünün Fourier dönüşümünün karesinin modülünün ortalamasıdır, yani giriş görüntü gücüdür. N – gürültü gücüdür ve B – giriş sinyali genliğinin ortalaması veya düşük kontrastlı görüntünün ortalamasıdır. Burada sinyal genliği bir görüntünün yoğunluğu olarak kabul edilir.

Bu basit ve yaklaşık teoremin deneysel ve simüle edilmiş verilerin belirgin özelliklerini yakaladığını belirtir. Eşik veya dinamik olmayan SR teorisi, Jung (1994) tarafından çok daha ayrıntılı olarak ele alınmıştır.

### 3.2. N Sinüzoidlerin Bir Karışımında SR Olgusu

Herhangi bir rastgele sinyal, farklı frekans, genlik ve fazdaki sinüzoidal bileşenlerinin toplamı ile temsil edilebilir. Aynı durum görüntüler için de geçerlidir. Bu nedenle, bu alt bölümde farklı frekans, genlik ve faza sahip N sinüzoidal sinyallerin bir karışımı içinde SR olgusunu tartışacağız.

Moss ve ark. (1994) yaklaşımını izleyerek Jha ve ark. (2012b), eşik altı giriş sinyali, farklı frekans, genlik ve fazlardan oluşan sinüzoidlerin bir karışımı olduğunda, SNR için bir ifade türetmişlerdir. Bu durumda, giriş sinyali şu şekilde verilir:

$$\sum_{i=1}^N B_i \sin(\omega_i t - \phi_i) \quad (3.10)$$

Kolaylık açısından, SNR ifadesinin türetilmesi için sadece iki sinüzoid dikkate alalım. (3.10) tarafından modüle edilen Gauss gürültüsü olan giriş sinyali,  $\Delta_0$  eşik seviyesini geçtiğinde bir dizi çıkış darbesi üretir. Dolayısıyla, modülasyon teorisine göre, mevcut problem,  $\Delta_0$  eşik seviyesini, giriş sinyali (3.10) tarafından modüle edilen gürültünün seviye geçiş problemi olarak görülebilir. İki giriş sinüzoidi olması durumunda yeni eşik değeri şu şekilde olacaktır:

$$\Delta_{yeni} = \Delta_0 + B_1 \sin(\omega_1 t + \phi_1) + B_2 \sin(\omega_2 t + \phi_2) \quad (3.11)$$

Bu, sinyal frekanslarında ortalama eşik geçiş hızı  $v$ 'u modüle eder. Darbe dizisinin ortalama genliği  $V(t)$  ortalama eşik geçiş hızı  $v$ 'a bağlı olduğundan,  $V(t)$  de modüle olacaktır. Darbe dizilerinin ortalama genliği  $\langle V \rangle(t)$  şu şekilde verilir:

$$\begin{aligned} \langle V \rangle(t) &= A\tau \langle v \rangle = \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \exp \left[ \frac{[\Delta_0 + B_1 \sin(\omega_1 t + \phi_1) + B_2 \sin(\omega_2 t + \phi_2)]^2}{-2\sigma^2} \right] \\ &= \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \exp \left[ -\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2} \right] \exp \left[ -\frac{B_1^2 \sin^2(\omega_1 t + \phi_1) + B_2^2 \sin^2(\omega_2 t + \phi_2)}{2\sigma^2} \right] \\ &\quad \times \exp \left[ -\frac{2\Delta_0 B_1 \sin(\omega_1 t + \phi_1) + 2\Delta_0 B_2 \sin(\omega_2 t + \phi_2)}{2\sigma^2} \right] \\ &\quad \times \exp \left[ -\frac{2B_1 B_2 \sin(\omega_1 t + \phi_1) \sin(\omega_2 t + \phi_2)}{2\sigma^2} \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{A\tau f_0}{\sqrt{3}} \exp\left[-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right] \left[1 - \frac{B_1^2}{4\sigma^2} - \frac{B_2^2}{4\sigma^2}\right] + \left[\frac{B_1^2}{4\sigma^2} \cos 2(\omega_1 t + \phi_1)\right] \\
&+ \left[\frac{B_2^2}{4\sigma^2} \cos 2(\omega_2 t + \phi_2)\right] + \left[\frac{\Delta_0 B_1 \sin(\omega_1 t + \phi_1)}{\sigma^2}\right] + \left[\frac{\Delta_0 B_2 \sin(\omega_2 t + \phi_2)}{\sigma^2}\right] \\
&- \left[\frac{B_1 B_2}{\sigma^2} \cos[(\omega_1 - \omega_2)t + \phi_1 - \phi_2] + \cos[(\omega_1 + \omega_2)t + \phi_1 + \phi_2]\right] \quad (3.12)
\end{aligned}$$

Bu genliğe karşılık gelen güç,  $\langle V \rangle(t)$ 'nin Fourier dönüşümünün modülünün karesidir:

$$\begin{aligned}
P_s &= \left[\frac{A^2 \tau^2 f_0^2}{3} \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{\sigma^2}\right)\right] \left(\frac{\Delta_0 B_1}{\sigma^2}\right)^2 \delta(\omega - \omega_1) \dots \\
&+ \left(\frac{\Delta_0 B_2}{\sigma^2}\right)^2 \delta(\omega - \omega_2) + \left(\frac{B_1 B_2}{\sigma^2}\right)^2 \times [\delta(\omega - (\omega_1 - \omega_2)) \dots + \delta(\omega - (\omega_1 + \omega_2))] \\
&+ \left(\frac{B_1^2}{4\sigma^2}\right)^2 \delta(\omega - 2\omega_1) + \left(\frac{B_2^2}{4\sigma^2}\right)^2 \delta(\omega - 2\omega_2) \quad (3.13)
\end{aligned}$$

Yukarıdaki ifadede, toplam frekans bileşeni sayısı altıdır. Sadece temel frekanslar  $\omega_1$  ve  $\omega_2$  dikkate alındığında, çıkış SNR'si aşağıda gibidir:

$$SNR = \frac{2f_0 \Delta_0^2}{\sqrt{3}\sigma^4} [B_1^2 + B_2^2] \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.14)$$

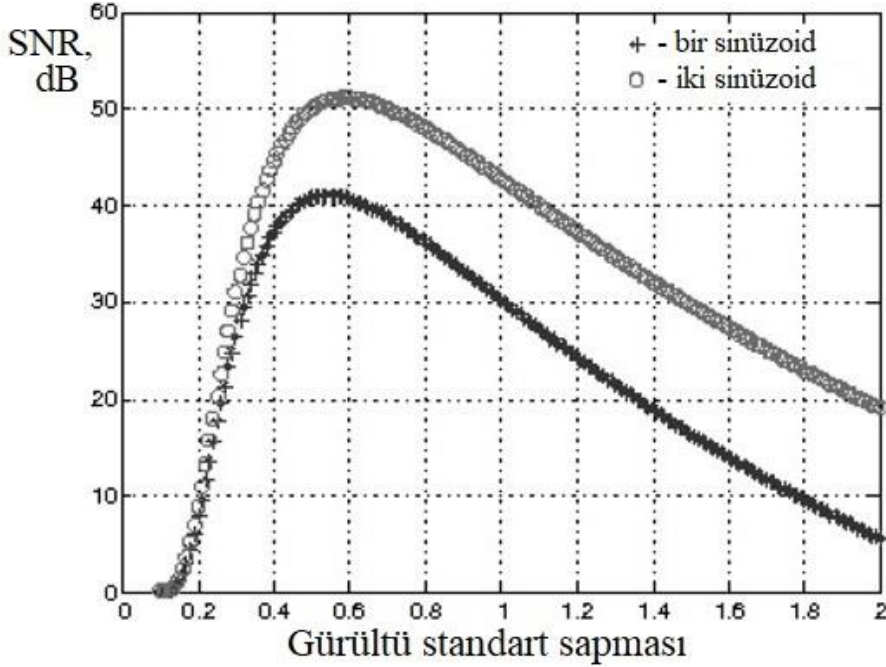
Giriş sinüzoidlerinin faz bileşeni sadece faz kısmına eklenir, genlikler aynı kalır. Giriş sinyali olarak N sinüzoid için Denklem 3.14'ü genelleştirerek, aşağıda verilen genelleştirilmiş SNR ifadesi elde edilir:

$$SNR = \frac{2f_0 \Delta_0^2}{\sqrt{3}\sigma^4} [B_1^2 + B_2^2 + B_3^2 + \dots + B_N^2] \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.15)$$

Giriş sinyali farklı genlik, faz ve frekansa sahip olup N farklı sinüzoidin bir kombinasyonu ise, frekans spektrumundaki toplam pik sayısı N tane olacaktır. Temel frekans bileşenlerinin sayısı giriş sinüzoidlerinin sayısına eşit olacaktır.

Gürültü standart sapmasına karşı SNR grafiği Şekil 3.3'de gösterilmektedir. Eşik değeri  $\Delta_0 = 0,45$ 'tir. Grafik, giriş sinyali olarak tek bir sinüzoid ve iki sinüzoidin toplamı olmak üzere iki farklı durum için çizilmiştir. Her iki durumda da SNR değerinin optimum gürültü standart sapması  $\sigma = 0,60$  için bir pik değerine ulaştığı görülmektedir.

Şekil 3.3, SNR değerinin belirli bir  $\sigma$  değeri için bir pik noktasına ulaştığını göstermektedir. Bu gözlem, SR olgusu görüntü iyileştirme için kullanılabileceğini kanıtlamaktadır.



**Şekil 3.3.** Farklı gürültü standart sapmaları altında bir ve iki sinüzoidal sinyal için SNR (Jha ve ark, 2012b).

### 3.3. Eşik Değeri Teorik Olarak Hesaplanması

Önceki alt bölümde herhangi bir rastgele sinyalin farklı frekans, genlik ve faza sahip sinüzoidal bileşenlerin toplamı olarak temsil edilebileceğinden bahsedilmiştir. Aynı durum görüntüler için de geçerlidir. Görüntüye standart sapması  $\sigma$  olan bir Gauss gürültüsü eklendiğinde ve gürültü eklenmiş görüntü eşiklendiğinde, çıkış sinyalinin SNR'si denklem 3.15 ile verilir.

Denklem 3.15., görüntü iyileştirme için eşik ifadesini elde etmek için kullanılır. Denklemde verilen SNR ifadesi, rastgele ve zayıf uyumlu süreçlerin bir kombinasyonu tarafından belirlenen nöral aksiyon potansiyellerine benzeyen özdeş darbelerden oluşan bir dizi için türetilmiştir (Gingl ve ark, 1995a, 1995b). Teori, darbe dizisinin güç spektrumuna dayanmaktadır ve beyin gürültülü görüntüleri işlerken benzer bir hesaplamadan yararlanabileceğini öne sürmektedir.

Eşik değeri ifadesini ise elde etmek için denklem 3.8'de SNR için  $P_n$ 'yi  $P_n = \frac{\sigma^2}{f_0}$  ile değiştirelim ve denklem 3.15'i kullanarak aşağıdaki ifade elde edilir:

$$\sqrt{3}P_s\sigma^2 = 2\Delta_0^2 \sum_{i=1}^N (B_i^2) \exp\left(-\frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.16)$$

Burada  $B_i$  giriş sinyalinin  $i$ . sinüzoidal bileşeninin genliğidir. Denklem 3.16'nın üstelini genişleterek sonraki denklemi elde edilir:

$$\sqrt{3}P_s\sigma^2 = 2\Delta_0^2 \sum_{i=1}^N (B_i^2) \left[ 1 - \frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2} + \frac{\Delta_0^4}{4\sigma^4} + \dots \right] \quad (3.17)$$

$\Delta_0 \ll \sqrt{2}\sigma$  olduğundan, daha sade bir ifade elde etmek için yüksek dereceli bileşenleri ihmal edilebilir:

$$\sqrt{3}P_s\sigma^2 = 2\Delta_0^2 \sum_{i=1}^N (B_i^2) \left[ 1 - \frac{\Delta_0^2}{2\sigma^2} \right] \quad (3.18)$$

Negatif değeri göz ardı ederek,  $\Delta_0$  için çözüm şu şekilde verilir:

$$\Delta_0^4 - 2\Delta_0^2\sigma^2 + \frac{\sqrt{3}P_s\sigma^4}{\sum_{i=1}^N (B_i^2)} = 0 \quad (3.19)$$

$$\Rightarrow \Delta_0 = \pm \sigma \sqrt{\left( 1 \pm \sqrt{1 - \frac{\sqrt{3}P_s}{\sum_{i=1}^N (B_i^2)}} \right)} \quad (3.20)$$

Denklem 3.19'in, 3.20'de görüldüğü gibi, dört tane kökü vardır. Sadece iki pozitif eşik değeri  $\Delta_{01}$  ve  $\Delta_{02}$  dikkate alınır:

$$\Delta_{01} = \sigma \sqrt{\left( 1 - \sqrt{1 - \frac{\sqrt{3}P_s}{\sum_{i=1}^N (B_i^2)}} \right)} \quad (3.21)$$

$$\Delta_{02} = \sigma \sqrt{\left( 1 + \sqrt{1 - \frac{\sqrt{3}P_s}{\sum_{i=1}^N (B_i^2)}} \right)} \quad (3.22)$$

Bu eşik denklemlerinin her ikisi de düşük kontrastlı görüntülerin kontrastının iyileştirilmesi için kullanışlıdır.  $\Delta_{01}$  ve  $\Delta_{02}$  eşik değerlerinin, gürültü standart sapmasına, giriş sinyal gücünün ortalama değerine ve giriş düşük kontrastlı görüntüye bağlı olduğu görülebilmektedir.

### 3.4. Geçiş Koşulu ve Standart Sapmasının Rölü

Görüntü işleme söz konusu olduğunda, sistemin bir durumdan diğer duruma geçmesine, pikselin düşük kontratlı durumundan yüksek kontrastlı durumuna geçmesi denk gelir. Geçiş koşulu herhangi bir piksel için şu şekilde olur:

$$I(i,j) + \xi(i,j) \geq \Delta \quad (3.23)$$

Burada  $I(i,j)$  – piksel değeri,  $\xi(i,j)$  – gürültü,  $\Delta$  – eşik değeridir.

Eşik değeri oldukça karmaşık formül 3.20 ile hesaplanır ve tüm pikseller için sabittir. Geçiş koşulunu (3.23) dönüştürmeyi öneririz. Tüm denklem 3.23'ün ortalamasını alalım ve ortalama gürültü değerinin sıfır olduğunu varsayalım. Sonuç olarak, eşik değerinin giriş görüntüsünün ortalamasına eşit olduğunu  $\Delta = \bar{I}$  ve geçiş koşulunun şu şekilde değiştiğini elde ederiz:

$$I_g(i,j) \geq \bar{I} \quad (3.24)$$

Burada  $I_g(i,j)$  – gürültülü piksel değeri,  $\bar{I}$  – giriş görüntüsünün tüm piksellerinin ortalama değeridir.

Denklem 3.24'teki koşulun doğru olması için, çalışma sürecinde ortalaması sıfıra eşit olan gürültü üretilmelidir. Böylece, piksellerin ortalamasını hesaplamak, birçok değişkenin bir fonksiyonu olan eşik değerini (denklem 3.20) hesaplamaktan daha kolay olduğu için süreç sadeleştirilmiş olacaktır. Bu yaklaşım, aynı zamanda aşağıda tartışılacak olan ek bir olasılığın da önünü açıyor.

Bilindiği gibi, rezonans, dış kuvvetin frekansı sistemin frekansı ile eşleştiğinde meydana gelir. Bu çalışmada, görüntü işleme durumunda frekansın rolünü piksellerin standart sapması tarafından oynandığı bulunmuştur. Dolayısıyla, rezonans gerçekleşmesi için gerekli özelliklere sahip gürültü önceden üretilip giriş görüntüsüne eklenebilir. Çalışma sırasında, oldukça geniş bir aralıktan farklı standart sapmalara sahip gürültünün eklenmesini test ettikten sonra, eklenen gürültünün standart sapması giriş görüntüsünün standart sapmasıyla eşleştiğinde en iyi sonucun elde edildiğini keşfettik. Böylece, yöntem, eklenen gürültü için en uygun standart sapmayı aramaya gerek kalmayıp tek bir iterasyonda çalışır. Bu çalışmanın ana yeniliği burada yatmaktadır. Bu konudaki diğer çalışmalarda, eklenen gürültünün standart sapması,

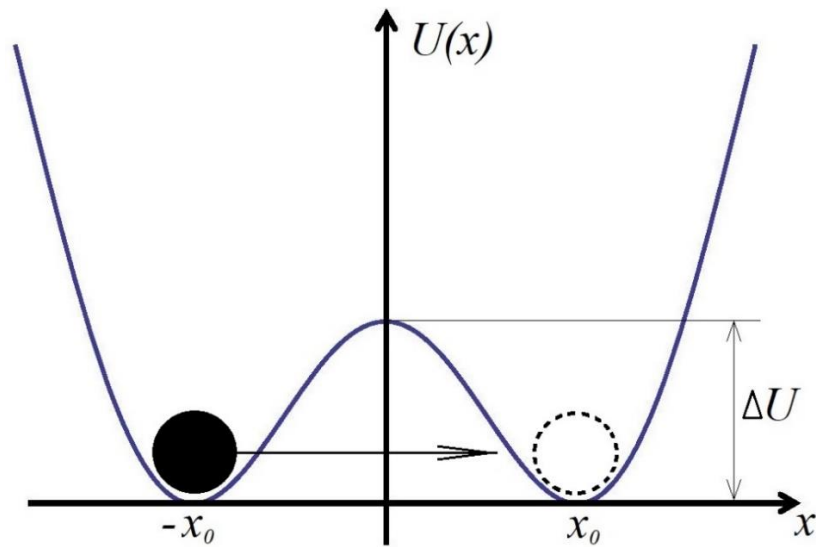


PSNR veya diğerkalite metriklerinin maksimum deęerine g re seilmiřtir (Jha ve ark, 2005; Jha ve ark, 2012; Maragatham ve Roomi, 2013).

Ayrıca, geiř kořulu hesaplanmasının sadeleřtirilmesi ile birlikte g r nt n n kendi standart sapması kullanılması ek bir imkan sunar.  nerdiđimiz yaklařımda, SR y ntemi ile g r nt  iřlenmesi iin gereken eřik deęeri ve standart sapması, giriř g r nt s nden ıkarılarak otomatik hesaplanır. Demek ki, bunlar g r nt n n ilgilenilen herhangi bir b lgesinden de ıkarılabilir. Bunun iin, ilgilenilen bir b lge seilip ortalama deęeri ve standart sapması hesaplanır. Ardından, aynı standart sapmaya ve s fıra eřit ortalama deęere sahip bir g r lt   retilip giriř g r nt s ne eklenir. Sonra, ilgilenilen b lgenin ortalama deęeri eřik deęeri olarak kullanılır. Sonu olarak, y ntem yalnızca seilen alana odaklanmış ve ayarlanmış olup tam o alan maksimum kontrasta sahip olur. Bařka bir deyiřle, SR-zoom olasılıđı uygulanmıřtır.

### 3.5. İki Kararlı ift Kuyu Potansiyeli

SR bir eřik olgusudur ve řekil 3.4’de g sterildiđi gibi iki kararlı potansiyel kuyusunda tek boyutlu paracık hareketi  rneđi ile temsil edilebilir. Dinamik SR'nin matematiksel tanımı, iki kararlı ift kuyu potansiyelinde bulunan bir paracıđın hareket denklemi ile bařlar. Bu alıřmada sadece dinamik olmayan SR y ntemi kullanıldıđından, dinamik SR’nin tanımına deđinmeyecektir. Grafik, paracık hareketinin, g r nt  pikselinin durumuna benzerliđini iyi bir řekilde g sterdiđi iin sadece daha anlařılabilir olması iin verilmiřtir.

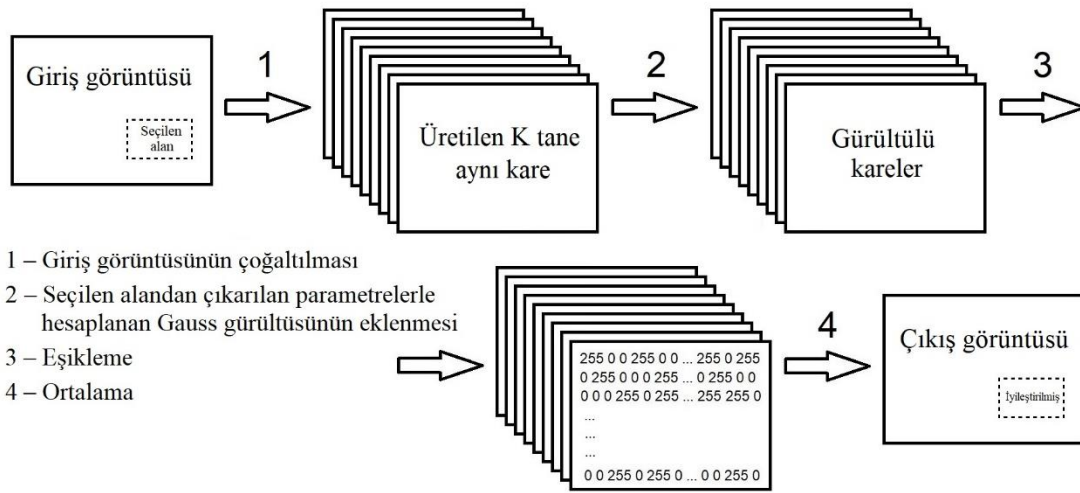


řekil 3.4. İki kararlı ift kuyu potansiyeli.

Bir dış kuvvetin etkisi, bir parçacığın kararlı bir durumdan diğerine geçmesine neden olabilir. Görüntü iyileştirme bağlamında, parçacık piksele, x-koordinat değeri piksel değerine karşılık gelir ve eklenen gürültü dış kuvvet rolünü oynar; iki kararlı durum ise düşük kontrastlı duruma ve yüksek kontrastlı veya iyileştirilmiş duruma karşılık gelir.

### 3.6. SR Kullanılarak Görüntü İyileştirme Algoritması

Aşağıdaki algoritma, Şekil 3.5’de gösterildiği gibi önerilen yaklaşımın tüm aşamalarını ayrıntılı olarak özetlemektedir:



Şekil 3.5. Önerilen yaklaşımın akış şeması.

- 1) Orijinal görüntü  $I(i,j)$  alınır.
- 2) Tüm görüntünün veya seçilen alanın ortalama değeri  $\mu_0$  (3.25) ve standart sapması  $\sigma_0$  (3.26) hesaplanır:

$$\mu_0 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i,j) \quad (3.25)$$

$$\sigma_0 = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i,j) - \mu_0)^2} \quad (3.26)$$

burada  $M$  ve  $N$  görüntünün boyutlarıdır.

- 3) Şekil 3.5’de birinci adımında gösterildiği gibi giriş görüntüsünden  $K$  tane aynı kare oluşturulur:

$$I_k(i, j) = I(i, j, k), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (3.27)$$

$K$  ne kadar büyükse, nihai SR görüntüsünün kalitesi o kadar yüksek olur. Bu teknik bir parametredir. Bu çalışmada  $K = 100$  kullanıldı.

- 4) Ortalama değeri sıfır ve standart sapması  $\sigma_0$  olan Gauss gürültüsü  $\xi(i, j, k)$  üretilir.
- 5) Üretilen gürültü,  $K$  görüntünün her bir karesine eklenir:

$$I'_k(i, j) = I_k(i, j) + \xi(i, j, k), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (3.28)$$

burada  $I'_k(i, j)$  gürültülü görüntüdür.

- 6) Formül 3.28’de elde edilen gürültülü karelerin her bir pikseli aşağıdaki koşula göre eşiklenir:

$$I''_k(i, j) = \begin{cases} 255, & I'_k(i, j) \geq \mu_0 \\ 0, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (3.29)$$

burada  $I''_k(i, j)$  eşiklenmiş değerleri içeren bir ara veri dizisidir.

- 7) Formül 3.29’da elde edilen  $K$  tane kare değerlerinin ortalaması alınır:

$$I_{SR} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I''_k(i, j) \quad (3.30)$$

Denklem 3.30’da son veri dizisi  $I_{SR}$  SR görüntüsünü temsil eder. Görüntü renkliyse, tüm bu adımlar her kanal için gerçekleştirilir.

### 3.7. Yöntemin Yazılımı

Yukarıda önerilen yöntem, teknik olarak Python programlama dilinde Spyder tümleşik geliştirme ortamında uygulanmıştır. Şimdi program kodunun kendisine geçelim.

En başta, Şekil 3.6’da gösterildiği gibi, giriş görüntüsü okunur ve kodun çalışması için gerekli bazı parametreleri belirlenir . Şekil 3.5’teki  $K$  parametresi, 100 olarak verilir. Çalışma modu belirlenir: renkli veya siyah beyaz. Bunun için, *color\_mode* diye bir

değişken oluşturulur. Başlangıç parametreler ayarlandıktan sonra işlenen görüntüde ilgilenilen alanı seçmek için *get\_region\_for\_sr* fonksiyonu çağrılır ve başlangıç veriler ona aktarılır.

Şekil 3.7’de verilen *get\_region\_for\_sr* fonksiyonunun görevi, giriş görüntüsündeki ilgilenilen bölgenin koordinatlarını belirlemektir. İlk olarak, fonksiyon, görseli ekrana çıkarır ve kullanıcı fare ile ilgilenilen alanı seçer. Seçilen alan beyaz bir dikdörtgenle vurgulanır. Program yapılan seçimi ancak *Enter* tuşuna basıldıktan sonra işleme alır. Dolayısıyla, araştırmacı herhangi bir nedenle alanı yeniden seçmek isterse, bunu kolayca yapabilir.

```
100 im = cv2.imread('D:/Files/SR/Python/Images/Sculptures.jpg')
101 im = cv2.resize(im, (600,450))
102 color = (255,255,255)
103 y1,x1 = 0,0
104 y2,x2,_ = im.shape
105 selected = False
106 k = 100
107 color_mode = 11 # set color mode: 1 - gray, else - color
108
109 if color_mode == 1:
110     im = cv2.cvtColor(im, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
111     x1, x2, y1, y2 = get_region_for_sr(im, color)
112     im_sr = srImage(im, x1, y1, x2, y2, k)
113 else:
114     x1, x2, y1, y2 = get_region_for_sr(im, color)
115     im_sr = srImage(im, x1, y1, x2, y2, k)
116
117 if selected:
118     cv2.rectangle(im, (x1,y1),(x2,y2),color,1)
119     cv2.rectangle(im_sr,(x1,y1),(x2,y2),color,1)
120
121 im_res = np.hstack((im, im_sr))
122 viewImage(im_res, 'Result')
123 cv2.imwrite('D:/Files/SR/Python/Images/Scu_res.jpg', im_res)
```

Şekil 3.6. Yazılan kodun işlevsel başlangıcı.

İlgilenilen alanı vurgulama fonksiyonu, dört yönden herhangi birinde bir bölge seçilebilmesine imkan sunar. Bu amaçla, nihai koordinat ilkinden küçükse, ilk koordinat ve nihai kordinatın yerleri değiştirilir. Böyle bir işlem, seçilen alan için ortalama piksel değeri ve standart sapması hesaplanması için gerekecektir. Eğer kullanıcı herhangi bir alan seçmeden yöntemin tüm görüntüye uygulanmasını istiyorsa, sadece *Enter* tuşuna basması yeterli olup, program SR yöntemini tüm görüntüye uygular.

Ardından, *srCImage* SR renkli işleme fonksiyonu çağrılıp seçilen alanın koordinatları ile birlikte giriş görüntüsü fonksiyona verilir. Fonksiyon, görüntünün seçilen alanı için pikseller ortalama ve standart sapma değerlerini hesaplar (Şekil 3.8.). Standart sapma değeri kullanıcı arayüzüne de çıkarılır. Sonra, bu parametrelere göre gürültü üretilir. İşleme alınmış karenin  $K - 1$  tane kopyası oluşturulup üretilen gürültü eklenir. Sonucunda üç boyutlu bir dizi elde edilir. Ardından, tüm dizi elemanları eşiklenir. Denklem 3.29'a göre eleman değeri eşik değerinden büyükse 255, küçükse 0 atanır. Bir sonraki adım, Şekil 3.5'te gösterildiği gibi, dizinin  $K - 1$  kopyası eksenindeki değerlerin ortalaması hesaplanır. Ortalama işlemin sonucu, nihai SR iyileştirilmiş tek bir kare olacaktır.

```

25 def get_region_for_sr(image, color):
26     def on_event(event,x,y,flags,param):
27         nonlocal draw_image,rectangle
28         global x1,y1,x2,y2,selected
29         if event == cv2.EVENT_LBUTTONDOWN:
30             rectangle = True
31             x1,y1 = x,y
32             print('x1 = %s,%x, 'y1 = ',y)
33         elif event == cv2.EVENT_LBUTTONUP:
34             rectangle = False
35             selected = True
36             print('x2 = %s,%x, 'y2 = ',y)
37             draw_image = image.copy()
38             cv2.rectangle(draw_image,(x1,y1),(x,y),color)
39             x2,y2 = x,y
40             if x1 > x2:
41                 x1, x2 = x2, x1
42             if y1 > y2:
43                 y1, y2 = y2, y1
44         elif event == cv2.EVENT_MOUSEMOVE:
45             if rectangle:
46                 draw_image = image.copy()
47                 cv2.rectangle(draw_image,(x1,y1),(x,y),color)
48
49     rectangle = False
50     draw_image = image.copy()
51     wname = 'Select region'
52     cv2.namedWindow(wname) # set window for the image
53     cv2.setMouseCallback(wname,on_event) # mouse callback
54
55     while True:
56         cv2.imshow(wname, draw_image)
57         if cv2.waitKey(1) == 13:
58             break
59     cv2.destroyAllWindows()
60     return x1,x2,y1,y2

```

Şekil 3.7. İlgilenilen alanı vurgulama fonksiyonu.

Tüm bu işlemler görüntünün her renk kanalı için toplam 3 kez yapılır. Su altı görüntülerinde genellikle kırmızı kanalı herhangi bir yararlı bilgi taşımaz, yalnızca gürültü içerir. Bu nedenle, kaynak ve zaman tasarrufu amacıyla kırmızı kanalı için hiçbir işlem yapılmadan olduğu gibi bırakılır. Şekil 3.8’de kodun bu kısmı siyah dikdörtgenle vurgulanmıştır.

Eğer en baştan siyah beyaz modu seçildiyse, program, renkli görüntüyü siyah beyaza dönüştürüp *srImage* SR siyah beyaz işleme fonksiyonunu çağıracaktır. Bunun için, *color\_mode* değişkeni 1 olarak atanmalıdır (Şekil 3.6.). Siyah beyaz görüntüler için olan fonksiyon, renkli görüntüler için olan fonksiyondan daha sadedir (Şekil 3.9.). Çünkü tüm hesaplamaları sadece tek bir kanal için yapar. Yukarıda açıklanan tüm aynı işlemleri gerçekleştirir.

```

79 def srCImage(image, x1, y1, x2, y2, k):
80     t0 = time.time()
81     h, w, c = image.shape
82     im_sr = np.empty_like(image, dtype=np.uint8)
83     mu_noise = 0
84     for i in range(c):
85         if i == 2: #0 - blue; 1 - green; 2 - red;
86             im_sr[:, :, i] = image[:, :, i]
87             continue
88         sigma = np.std(image[y1:y2, x1:x2, i])
89         print('sigma %s =' % i, round(sigma, 2))
90         mu_channel = np.mean(image[y1:y2, x1:x2, i])
91         temp = np.tile(image[:, :, i], [k, 1, 1])
92         temp = np.transpose(temp, (1, 2, 0))
93         noise = np.random.normal(mu_noise, sigma, (h, w, k))
94         temp2 = temp + noise
95         temp2 = np.where((temp2 >= mu_channel), 255, 0)
96         im_sr[:, :, i] = np.mean(temp2, axis = 2)
97     print("--- SR processing time: %s sec ---" % round((time.time() - t0), 3))
98     return im_sr

```

**Şekil 3.8.** SR renkli işleme fonksiyonu.

Her iki SR fonksiyonuna da bir zaman sayacı eklenmiştir. Bu, araştırmacının hesaplama kaynak yoğunluğunu değerlendirmesine yardımcı olur. İşlem çok zaman alıyorsa, ya görüntünün boyutu küçültülerek (Şekil 3.6’daki *cv2.resize* işlevi) ya da *K* parametresi azaltılarak işlem hızlandırılabilir. *K* parametresinin iki kat azaltılması, çıkış görüntüsünün neredeyse hiç kalite kaybı olmadan programın çalışma süresini yarıya indirir.

Tüm hesaplamalar için, Python’un bilimsel hesaplamalar için temel bir kütüphanesi olan NumPy kullanıldı. Renkli bir görüntü dijital olarak üç boyutlu bir sayı dizisi olarak temsil edilirken, siyah beyaz bir görüntü iki boyutlu bir dizidir. Programda sekiz



bitlik bir piksel derinliği kullanılmıştır. Bu, görüntü işleme için yeterlidir. Piksel değeri negatif ve kesirli bir sayı olamaz, her zaman pozitif ve tam sayıdır. Bu nedenle, hesaplama kaynaklarının tasarrufu için yapılması gereken ilk olarak, veri boyutunu sekiz bitlik pozitif bir veri türüne ayarlamaktır (Python'da *uint8*'dir). Giriş görüntüsünün ortalaması ve standart sapması kesirli sayılardır ve üretilen gürültünün bazı değerleri negatif bile olabilir. Dolayısıyla, ikinci olarak, programın doğru çalışması için, hesaplamalar sonucunu da *uint8* veri tipine dönüştürülmesi gerekir, çünkü çıkışta bir görüntü elde edilmelidir. Bu amaçla, veri dönüştürücü *np.uint8* fonksiyonu kullanıldı.

```
62 def srGImage(image, x1, y1, x2, y2, k):
63     t0 = time.time()
64     h, w = image.shape
65     temp = np.empty((h,w,k), dtype=np.uint8)
66     mu_noise = 0
67     sigma = np.std(image[y1:y2,x1:x2])
68     mu_channel = np.mean(image[y1:y2,x1:x2])
69     for i in range(k):
70         temp[:, :, i] = image
71         noise = np.random.normal(mu_noise, sigma, (h,w,k))
72         temp2 = temp + noise
73         temp2 = np.where((temp2 >= mu_channel), 255, 0)
74         temp2_mean = np.mean(temp2, axis = 2)
75         im_sr = np.uint8(temp2_mean)
76         print("--- SR processing time: %s sec ---" % round((time.time() - t0),3))
77     return im_sr
```

**Şekil 3.9.** SR siyah beyaz işleme fonksiyonu.

Python'daki *uint8* veri türü, 0 ila 255 arasındaki değerleri temsil edebilen işaretli 8 bitlik bir tamsayı türüdür. Kompakt boyutu nedeniyle belleğe duyarlı uygulamalar için oldukça verimlidir. Görüntü işlemede yaygın olarak kullanılan *np.uint8*, piksel değerleri dizilerini işlemek ve belirtilen değerler aralığına düştüğü veriler depolaması için idealdir. Büyük veri kümelerini işlerken belleğin verimli kullanılmasını sağlar.





## 4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

### 4.1. Su Altı Görüntü İyileştirmesine Yönelik Değerlendirme Metrikleri

Önerilen yöntem, rağbet gören ve çekici bir araştırma yönü olan açık kaynaklardan alınan su altı görüntü iyileştirme karşılaştırma veri seti (UIEB) de dahil olmak üzere su altı görüntüleri kullanılarak uygulanmıştır. Su altı görüntü iyileştirme değerlendirme metrikleri iki ana kategoriye ayrılabilir: otomatik (sayısal) değerlendirme metrikleri ve insan görsel sistemi (HVS). Otomatik değerlendirmelerde genelde altı metrik kullanılmaktadır. Bunlardan dördü görüntü iyileştirme ve restorasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır: pik sinyal-gürültü oranı (PSNR), ortalama kare hatası (MSE), yapısal benzerlik indeksi metriği (SSIM) ve patch bazlı kontrast kalite endeksi (PCQI) (Wang ve ark, 2003; Wang ve ark, 2015). Diğer iki metrik özellikle su altı görüntü iyileştirme için tasarlanmıştır: su altı renkli görüntü kalitesi metriği (UCIQE) ve su altı görüntü kalitesi metriği (UIQM) (Yang ve Sowmya, 2015; Panetta ve ark, 2015). Tezin bu bölümünde, bir önceki bölümde önerilen yöntemin çalışma sonuçları sunulacaktır. Kalite metriklerine göre, ilk olarak Bölüm 4.2 ve 4.3'te sonuçlar görsel bir şekilde değerlendirilmekte olup SR-zoom yeteneği demonstre edilecektir. İlerleyen alt bölümlerde ise yöntemin çalışması UIEB veri seti üzerinden sayısal kalite metriklerine göre değerlendirilmektedir. Bunun için doğruluk, MSE, PSNR, SSIM, UCIQE ve UIQM gibi toplam altı tane metrik kullanılacaktır.

### 4.2. Meşhur Lena Test Görüntüsü

Başlangıç olarak, önerilen yöntemin başarısını klasik bir örnek olan Lena test görüntüsünü kullanarak gösterelim. Şekil 4.1'de orijinal düşük kontrastlı görüntü solda, SR işlenmiş görüntü ise sağda gösterilmektedir. Yöntem siyah beyaz modunda çalışmıştır (Şekil 3.9.).

Şekilden SR işlenmiş görüntünün kontrastı giriş görüntüsünün kontrastına göre mükemmel olduğu görülmektedir. Sayısal kalite metriklerine geçmeden görsel olarak yöntemin son derece iyi performans gösterdiği açık ve nettir. Tekniğin hiçbir

parametresinin manuel olarak ayarlanmadığını veya iteratif olarak seçilmediğini vurgulamış olalım, yani süreç tamamen otomatik bir şekilde gerçekleştirilmiştir.



**Şekil 4.1.** Soldan sağa Lena'nın düşük kontrastlı ve SR iyileştirilmiş görüntüleri (Jha ve ark, 2005).

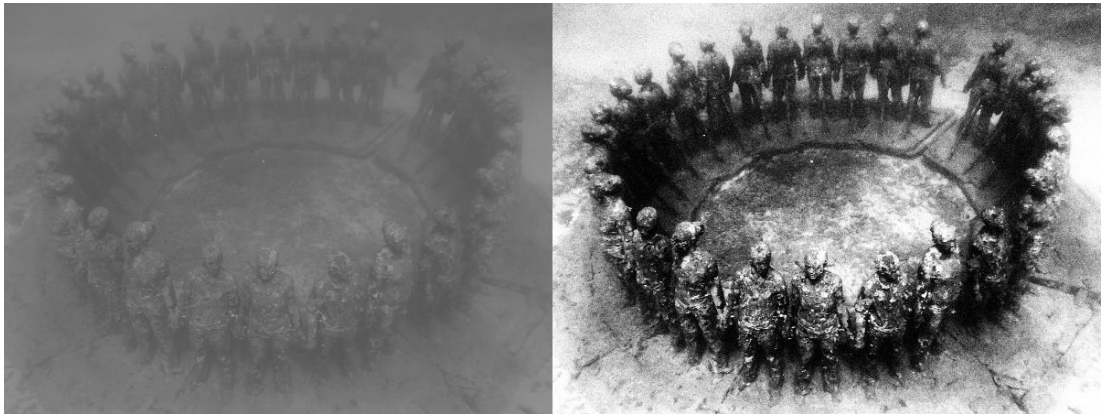
#### **4.3. SR-zoom Uygulanması**

Şimdi önerilen yöntem açık kaynaklardan alınan su altı görüntülerine uygulanacaktır. Başarısını göstermek için üç örnek sunulmaktadır. Şekil 4.2, 4.4 ve 4.5'te sırasıyla Grenada'daki Molinere su altı heykel parkından heykellerin su altı görüntüsünü, okyanus tabanının görüntüsünü ve Cirkewwa Malta'ya yakın batık bir arabanın deniz altı görüntüsünü temsil edilmektedir (Kasimov, 2015; Siskopoulos, 2010; Borg, 2018). Her bir şekil toplam 6 tane görüntüden oluşmuş olup orijinal görüntü soldaki en üst sırada yer almaktadır. En üst satırın sağındaki görüntüde, yöntem tüm görüntüye uygulanmıştır. Şekildeki diğer görüntülerde iyileştirme tekniği, beyaz dikdörtgenlerle vurgulanan çeşitli seçilmiş alanlara odaklanmıştır.

Şekil 4.2, 4.4 ve 4.5'te vurgulanan alanların maksimum kontrasta sahip olduğu açık ve nettir. SR-zoom sayesinde bu alanlar diğer görüntülerdeki aynı alanlarla kıyaslandığında, daha belirgin ve net bir hale geldiği görülmektedir. Bu, yöntemin çeşitli nesneleri tespit etmek ve vurgulamak için uygun olduğunu göstermektedir. Şekil 4.3'te su altındaki heykeller görüntüsünün siyah beyaz versiyonu yer almaktadır. Bunun için, yöntemin siyah beyaz modu etkinleştirilmiştir (Şekil 3.6. ve 3.9.). Program öncelikle giriş renkli görüntüyü siyah beyaza dönüştürüp ardından kontrast iyileştirme yöntemini tüm görüntüye uygulamıştır. Elde edilen sonuç, renkli görüntülerde olduğu gibi, yöntemin başarısını göstermektedir.

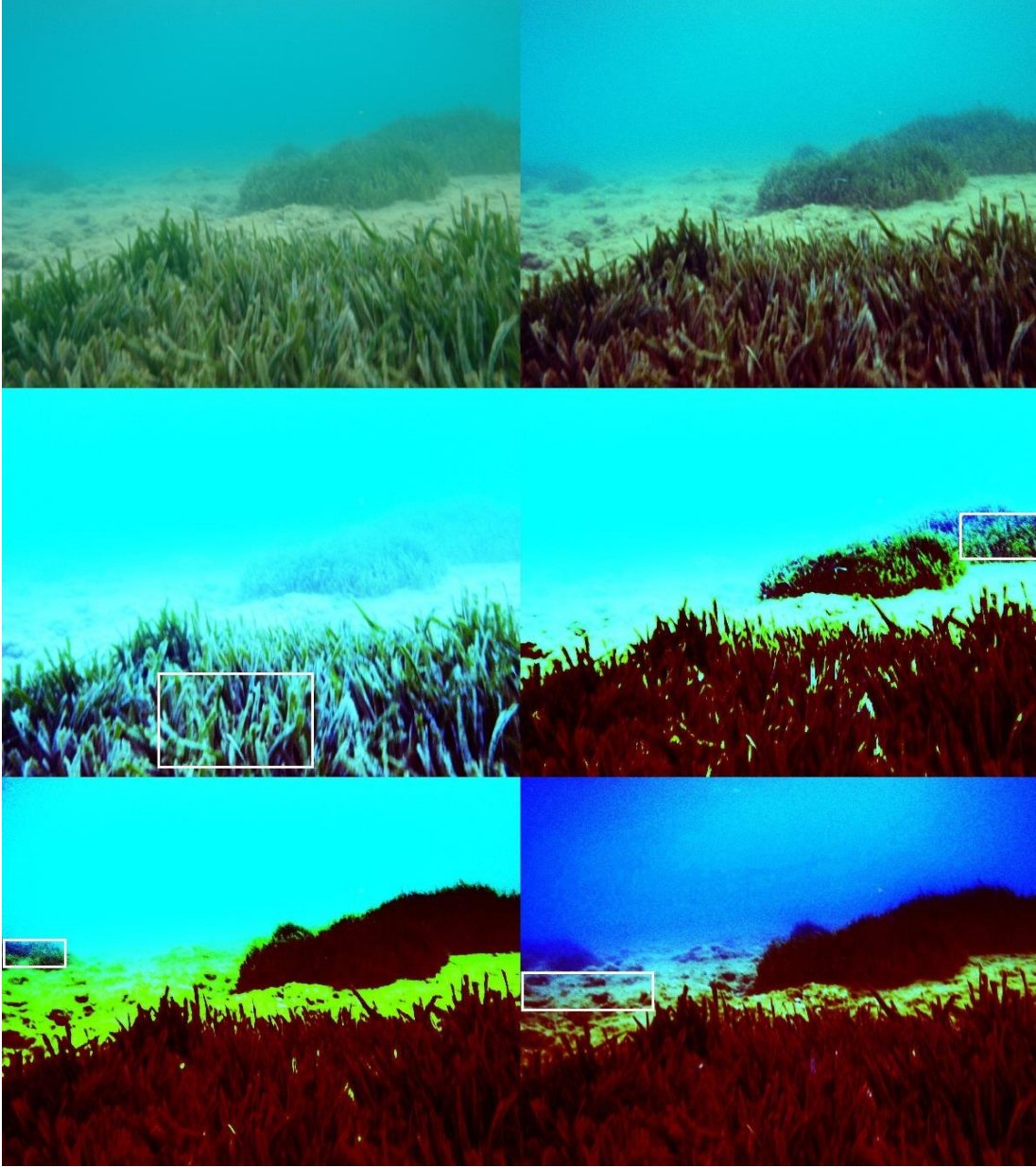


**Şekil 4.2.** Molinere su altı heykel parkından su altı görüntüsü (Kasimov, 2015).



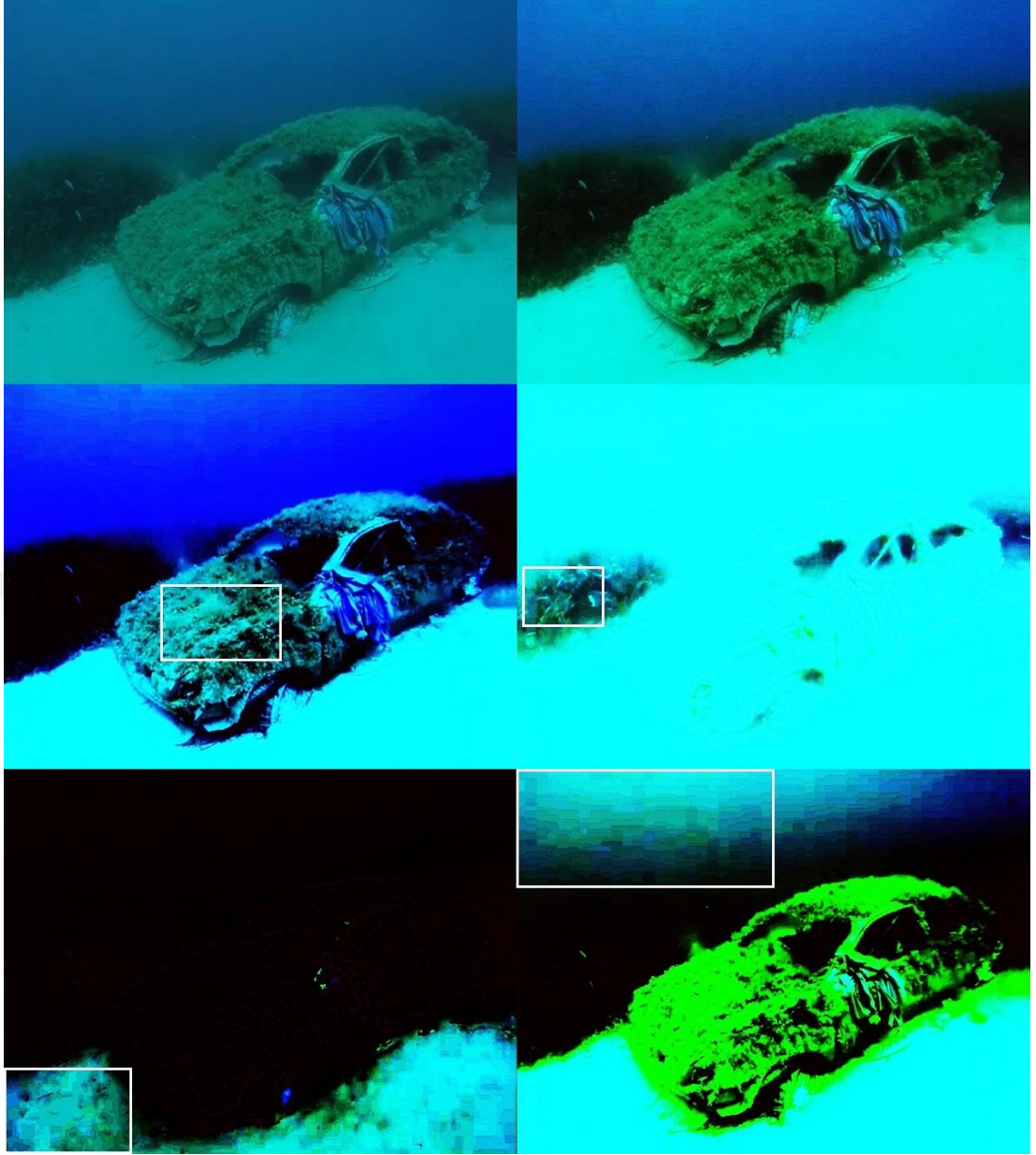
**Şekil 4.3.** Soldan sağa su altındaki heykellerin siyah beyaz ve SR iyileştirilmiş görüntüleri (Kasimov, 2015).





**Şekil 4.4.** Okyanus tabanı görüntüsü (Siskopoulos, 2010).

Şekil 4.2, 4.4 ve 4.5’te konu ve koşullardan bağımsız olan verilen çeşitli örnekler, su altı görüntülerinin kontrast ve netliğini artırmada SR yöntemin çok kullanışlı ve başarılı olduğunu göstermektedir. Önceki bölümde önerilen geliştirmeler sayesinde yöntemin SR-zoom yeteneği kazanması öngörülmüştür. Şekillerdeki özellikle beyaz dikdörtgenler içinde olan alanların belirginleşmesi, öngörülerini doğrulayıp yöntemin görüntüdeki çeşitli nesneleri tespit etmek ve vurgulamak için başarılı bir teknik olduğunu göstermektedir. Bu da yöntemin deniz mühendisliği ve su altı araştırmalarında daha geniş uygulama potansiyeli olduğunu altını çizmektedir.



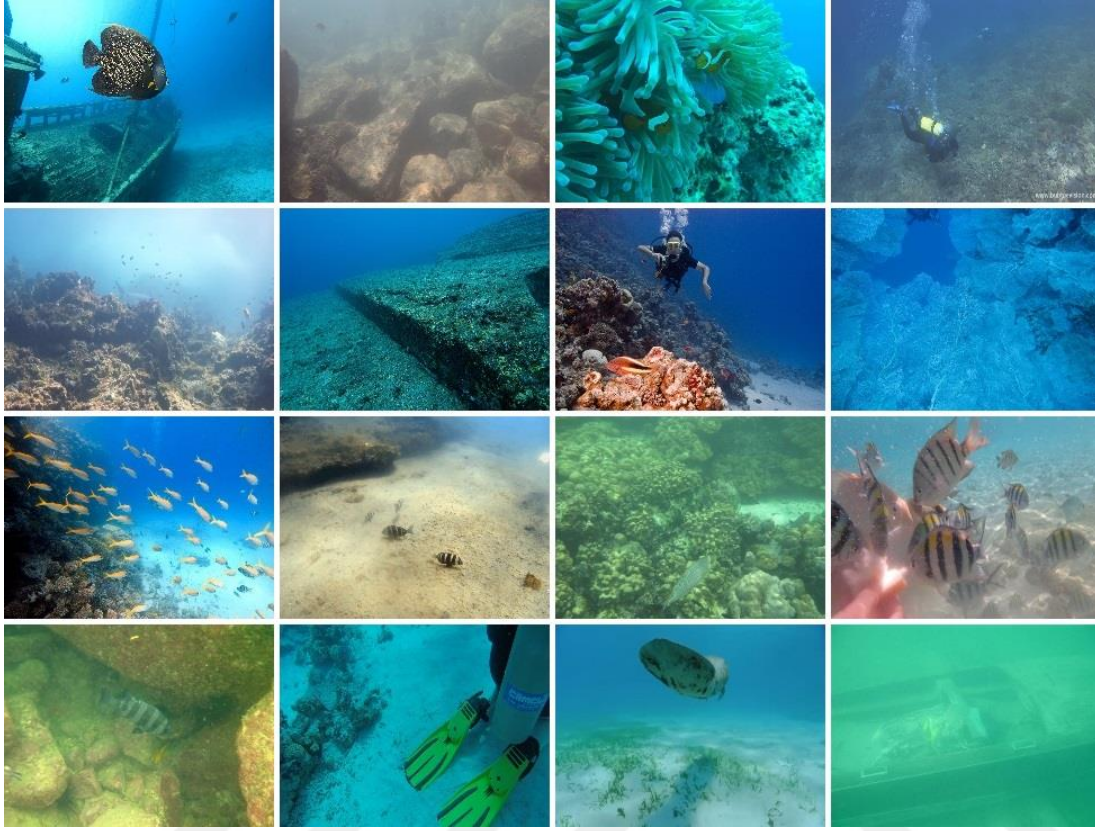
**Şekil 4.5.** Cirkewwa’da batık bir arabanın deniz altı görüntüsünü (Borg, 2018).

#### **4.4. Başka Yöntemlerle Karşılaştırılması**

Bu ve sonraki bölümlerde tüm çalışmalar, su altı görüntü iyileştirme karşılaştırma veri seti (UIEB) kullanılarak yapılmıştır (Li ve ark, 2019). UIEB, doğal ışık, yapay ışık veya doğal ışık ile yapay ışığın karışımı gibi farklı ışık kaynaklarından alınan 950 gerçek su altı görüntüsünü ve onların 890 referans görüntülerini içermektedir. Şekil 4.6’da gösterildiği gibi, işlenmemiş su altı görüntüleri farklı renk aralıklarına ve kontrast azalma derecelerine sahiptir. Aksine, karşılık gelen referans görüntüler renk atması içermez ve daha iyi görünürlük ve parlaklığa sahiptir (Şekil 4.7.). UIEB, farklı su altı görüntü iyileştirme algoritmalarının performansını değerlendirmek için bir



zemin oluşturmaktadır. Ayrıca, belirli su altı sahnelerinin kısıtlamalarına bağlı olmayan denetimli su altı görüntü iyileştirme modellerine de olanak sağlar.



**Şekil 4.6.** UIEB veri setinden birkaç örnek görüntüler (Li ve ark, 2019).



**Şekil 4.7.** UIEB’den örnek görüntüler. Üst sırada işlenmemiş su altı görüntüleri; alt sırada karşılık gelen referans görüntüleri (Li ve ark, 2019).

Bu çalışmada, önerdiğimiz yöntem ile karşılaştırılan yöntemler arasında Fusion-based (Ancuti ve ark, 2012), Retinex-based (Fu ve ark, 2014), GDCP (Peng ve ark, 2018), Histogram prior (Li ve ark, 2016), Blurriness-based (Peng ve Cosman, 2017), Water CycleGAN (Li ve ark, 2018), Dense GAN (Guo ve ark, 2019), ve Water-Net (Li ve ark, 2019) yer almaktadır. Değerlendirme için kullanılan metrikler ortalama kare hatası (MSE), doğruluk, pik sinyal-gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik indeksidir

(SSIM). Sonular Tablo 4.1’de zetlenmiřtir. Tm yntemler, aynı UIEB veri seti zerinde test edilmiřtir.

nerilen yntemimiz tm deęerlendirme metriklerinde dięer tm yntemlerden daha iyi performans gstermektedir. zellikle, %0,97’lik en dřk MSE deęerine ulařarak, %1,23’lk MSE deęerine sahip bir sonraki en iyi yntem olan Water-Net’ten nemli lde daha dřktr. Bu, yntemimizin grnty yeniden yapılandırırmda daha yksek bir hassasiyete sahip olduęunu gstermektedir. Yntemimizin doęruluęu da Water-Net’in %98,77 ve Fusion-based ynteminin %98,27 ile kıyasla %99,03 olup en yksektir. Bu yksek doęruluk, yntemimizin su altı grntlerinin doęru ayrıntılarını korumadaki saęlamlıęını gstermektedir.

**Tablo 4.1.** Tam referanslı grnt kalitesi deęerlendirilmesi. ↓,↑ sırasıyla deęerin kk ve byk olması sonucun daha iyi olduęunu belirtir.

| Yntem                                  | MSE<br>(%), ↓ | Doęruluk<br>(%), ↑ | PSNR<br>(dB), ↑ | SSIM, ↑    |
|-----------------------------------------|---------------|--------------------|-----------------|------------|
| Fusion-based (Ancuti ve ark, 2012)      | 1.74          | 98.27              | 17.61           | 0.7721     |
| Retinex-based (Fu ve ark, 2014)         | 1.99          | 98.01              | 17.02           | 0.6071     |
| GDCP (Peng ve ark, 2018)                | 6.18          | 93.82              | 12.09           | 0.5121     |
| Histogram prior (Li ve ark, 2016)       | 2.62          | 97.38              | 15.82           | 0.5396     |
| Blurriness-based (Peng ve Cosman, 2017) | 2.94          | 97.06              | 15.32           | 0.6029     |
| Water CycleGAN (Li ve ark, 2018)        | 2.66          | 97.34              | 15.75           | 0.521      |
| Dense GAN (Guo ve ark, 2019)            | 1.87          | 98.13              | 17.28           | 0.4426     |
| Water-Net (Li ve ark, 2019)             | 1.23          | 98.77              | 19.11           | 0.7971     |
| <b>Bu alıřma</b>                       | <b>0.97</b>   | <b>99.03</b>       | <b>20.23</b>    | <b>0.8</b> |

Bir sinyalin mmkn olan maksimum gc ile bozucu grltnn gc arasındaki oranı len PSNR aısından, yntemimiz 20,23 dB ile en yksek deęere ulařmaktadır. Bu deęer, Water-Net’in 19,11 dB ve Fusion-based ynteminin 17,61 dB deęerlerine gre ciddi bir iyileřmedir ve yntemimizin stn dzeyde grlt azaltma yeteneęini vurgulamaktadır.

Bir grntnn  zellięinin grsel etkisini deęerlendiren SSIM endeksi: parlaklık, kontrast ve yapı, yntemimiz iin 0,8000 ile en yksektir. Bu, Water-Net’in 0,7971 deęerinden biraz daha iyi, ancak Dense GAN (0,4426) ve GDCP (0,5121) gibi dięer

yöntemlerin SSIM değerlerinden önemli ölçüde yüksektir. Yüksek SSIM skoru, yöntemimizin görüntülerin yapısal bütünlüğünü ve genel görsel kalitesini korumadaki etkinliğini yansıtmaktadır.

Geleneksel ve makine öğrenimi bazlı yöntemler arasında, Füzyon-based yöntemi %1,74 MSE, %98,27 doğruluk, 17,61 dB PSNR ve 0,7721 SSIM ile nispeten iyi performans göstermektedir. Ancak yine de bizim yöntemimizle kıyasla geride kalmaktadır. Retinex-based yöntemi, görüntü iyileştirme için yaygın olarak kullanılmasına rağmen, %1,99 MSE, %98,01 doğruluk, 17,02 dB PSNR ve 0,6071 SSIM ile daha düşük performans metrikleri değerlerini göstermektedir.

GDCP ve Water CycleGAN gibi yöntemler, özellikle MSE ve PSNR açısından daha düşük performans göstererek daha az etkin gürültü azaltma ve detay korumayı sergilemektedir. GDCP %6,18 MSE ve 12,09 dB PSNR değerlerine sahipken, Water CycleGAN %2,66 MSE ve 15,75 dB PSNR değerlerine sahiptir.

Water-Net yöntemi çoğu metrikte oldukça iyi sonuçlar gösterse de her kategoride bizim yöntemimizden geride kalmaktadır. Bu durum, stokastik rezonans olgusuna dayalı yaklaşımımızın su altı görüntülerini iyileştirmedeki etkinliğinin altını çizmekte ve hem geleneksel hem de çağdaş yöntemlere kıyasla üstün doğruluk, gürültü azaltma ve yapısal koruma sağladığını göstermektedir.

Sonuçta, karşılaştırmalı analiz, önerilen yöntemimizin tüm temel görüntü kalitesi metriklerinde en iyi genel performansı elde ettiğini ve su altı görüntü iyileştirmesi için oldukça etkili bir çözüm olduğunu net bir şekilde kanıtlamaktadır.

Ardından, UIEB veri seti üzerinde test edilen çeşitli görüntü iyileştirme yöntemleri için referanssız görüntü kalitesi değerlendirme metriklerine dayalı karşılaştırmalı bir tartışma sunulmaktadır. Karşılaştırılan yöntemler arasında Fusion-based, Retinex-based, GDCP, Histogram prior, Blurriness-based, Water CycleGAN, Dense GAN, Water-Net ve bizim önerdiğimiz yöntem bulunmaktadır. Bu değerlendirme için kullanılan metrikler su altı renkli görüntü kalitesi metriği (UCIQE) ve su altı görüntü kalitesi metriğidir (UIQM). Sonuçlar Tablo 4.2’de özetlenmiştir. Tüm yöntemler aynı UIEB veri kümesi üzerinde test edilmiştir.

Önerilen yöntemimiz hem UCIQE hem de UIQM’de en yüksek skorları elde ederek su altı görüntülerinin görsel kalitesini artırmada üstün performans göstermektedir. Özellikle, yöntemimiz 0,6791 UCIQE skoru ve 1,34 UIQM skoru almaktadır. Bu



sonuçlar, yöntemin referans görüntülere dayanmadan renk dengesini ve genel görüntü kalitesini iyileştirmedeki başarısını yansıtmaktadır.

Geleneksel ve makine öğrenimi bazlı yöntemler arasında Histogram prior yöntemi 0,6778 UCIQE skoru ve 1,33 UIQM skoru ile rekabetçi bir performans göstermektedir. Ancak yine de bizim yöntemimiz karşısında biraz geride kalmaktadır. Füzyon-based yöntemi de 0,6414 UCIQE ve 1,23 UIQM skorları ile iyi bir performans sergilemesine rağmen, yine de önerilen yaklaşımımızın gösterdiği performansından düşüktür.

**Tablo 4.2.** Referanssız görüntü kalitesi değerlendirilmesi. ↑ değerin büyük olması sonucun daha iyi olduğunu belirtir.

| Yöntem                                  | UCIQE, ↑      | UIQM, ↑     |
|-----------------------------------------|---------------|-------------|
| Fusion-based (Ancuti ve ark, 2012)      | 0.6414        | 1.23        |
| Retinex-based (Fu ve ark, 2014)         | 0.6062        | 1.17        |
| GDCP (Peng ve ark, 2018)                | 0.5993        | 1.11        |
| Histogram prior (Li ve ark, 2016)       | 0.6778        | 1.33        |
| Blurriness-based (Peng ve Cosman, 2017) | 0.6001        | 1.16        |
| Water CycleGAN (Li ve ark, 2018)        | 0.6216        | 1.206       |
| Dense GAN (Guo ve ark, 2019)            | 0.6205        | 1.208       |
| Water-Net (Li ve ark, 2019)             | 0.6194        | 1.21        |
| <b>Bu çalışma</b>                       | <b>0.6791</b> | <b>1.34</b> |

Retinex-based yöntemi, görüntü iyileştirme için popüler bir metrik olmasına rağmen, 0,6062 UCIQE ve 1,17 UIQM ile daha düşük skorlar almaktadır. Benzer şekilde, Blurriness-based yöntemi UCIQE’de 0,6001 ve UIQM’de 1,16 skor alarak bizim yöntemimizle kıyasla daha az etkili bir iyileştirmeyi göstermektedir.

GDCP, Water CycleGAN, Dense GAN ve Water-Net orta düzeyde performans göstermektedir. GDCP, 0,5993 UCIQE ve 1,11 UIQM skorları ile bunlar arasında en düşük değerlere sahiptir, bu da su altı görüntü artefaktlarını kaldırma işlemesinde daha az etkili olduğunu göstermektedir. Water CycleGAN ve Dense GAN, sırasıyla 0,6216 ve 0,6205 UCIQE değerleri ve 1,206 ve 1,208 UIQM değerleri ile karşılaştırılabilir performansa sahiptir. Water-Net, iyi takdir edilen bir yöntem olmasına rağmen, UCIQE’de 0.6194 ve UIQM’de 1.21 değerleriyle bizim önerdiğimiz yöntemin altında kalmaktadır.

Yöntemimizin sürekli olarak yüksek UCIQE ve UIQM değerleri, su altı görüntülerinin görsel kalitesini artırmadaki başarısının altını çizmektedir. İyileştirmeler, iyileştirme sürecini optimize etmek için her görüntünün özgün niteliklerine ayarlanan stokastik rezonansın etkili bir şekilde uygulanmasına dayanmaktadır. Bu yaklaşım yalnızca su altı görüntülerinde tipik olarak görülen gürültü ve bulanıklığı gidermekle kalmaz, aynı zamanda renk dengesini ve genel algısal kaliteyi de iyileştirir.

Sonuç olarak, referanssız görüntü kalitesi değerlendirme metriklerinin karşılaştırmalı analizi, önerilen yöntemimizin en iyi genel performansı elde ettiğini açıkça göstermektedir. Hem UCIQE hem de UIQM skorlarını önemli ölçüde artıran yöntemimiz, geleneksel ve çağdaş teknikleri geride bırakarak su altı görüntü iyileştirme için yeni bir standart oluşturmaktadır. Bu bulgular, gelişmiş görsel netlik ve kalite sunabilen yaklaşımımızın, su altı görüntüleme ve deniz mühendisliğindeki pratik uygulamalar için kullanılma potansiyelini vurgulamaktadır.

#### 4.5. Kötü İşlenmiş Görüntüler

Şimdi su altı görüntü iyileştirme için önerdiğimiz SR yönteminin en kötü performansını gösteren durumlarının analizini üç spesifik görüntüye odaklanarak sunulacaktır. Şekil 4.8 UIEB'teki orijinal adları ile verilen: *105\_img\_*, *142\_img\_* ve *906\_img\_*, üç tane görüntüyü demonstre etmektedir. Şekilde soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri yer almaktadır. Şekilden görsel olarak, yöntemin görevini oldukça iyi bir şekilde yerine getirdiği görülebilir. Görselin netliğinin ve yapısal özelliklerinin referans görselden daha iyi olduğu belirtilebilir. Referans görüntüden tek farkı renktir: yöntem görüntünün rengini tam olarak iyileştirememiştir. Yöntemimizin performansının alt sınırlarını temsil etmesine rağmen, sonuçlar yine de yaklaşımımızın su altı görüntü kalitesini iyileştirmede başarılı olduğunu göstermektedir.

*105\_img\_* adlı görüntü için MSE %5,32 ve doğruluk oranı %94,68 olarak kaydedilmiştir. SSIM 0,5874 ve PSNR 12,74 dB olarak ölçülmüştür. UCIQE ve UIQM sırasıyla 0,7303 ve 0,8266'dır. Bu ölçümler kontrast artışında ve gürültü azaltmada önemli bir gelişme olduğunu göstermektedir, ancak genel görüntü netliği ve renk doğruluğunda iyileştirme için daha yer vardır. *142\_img\_* adlı görüntü %87,63'lük bir doğrulukla en kötü durumlar arasında olup en yüksek olan %12,37'lik bir MSE sergilemiştir. SSIM 0,4725 ve PSNR 9,08 dB'dir ve her ikisi de görüntü kalitesi

geliştirmede önemli zorluklar olduğunu göstermektedir. Buna rağmen, 0,7961 UCIQE ve 0,7852 UIQM skorları, gürültü seviyesi nispeten yüksek kalsa bile renk dengesi ve algısal kalitede dikkate değer bir iyileşmeyi yansıtmaktadır. Son olarak, 906\_img\_ adlı görüntü için MSE %3,29 ve doğruluk oranı %96,71'dir. SSIM 0,6695 ve PSNR 14,83 dB olduğu tespit edilmiştir. UCIQE ve UIQM puanları sırasıyla 0,7276 ve 0,9138'dir. Bu sonuçlar, yöntemin daha az elverişli koşullarda bile yüksek doğruluk ve algısal kaliteyi koruma yeteneğini vurgulamaktadır. Nispeten daha düşük MSE ve daha yüksek SSIM, etkili gürültü azaltma ve yapısal korumayı gösterirken, UCIQE ve UIQM skorları gelişmiş renk kalitesini ve genel görsel çekiciliği doğrulamaktadır.



(a) 105\_img\_



(b) 142\_img\_



(c) 906\_img\_

**Şekil 4.8.** Önerilen yöntemin en kötü performans örnekleri. Soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri (Li ve ark, 2019).

Bu görüntülerdeki nispeten düşük sonuçların olası nedenlerini analiz edelim. Yakından bakılırsa hepsinde oldukça büyük, koyu ve neredeyse siyah alanlar olduğu fark edilecektir. Yöntemin çalışma özelliklerini dikkate alarak, bize göre sonucu etkileyen bu alanlardır. Bilindiği gibi, koyu renkler en düşük piksel değerine sahiptir.

Yöntem tüm görüntüye uygulandığından, bu koyu alanlar ortalama piksel değerine büyük ölçüde katkıda bulunmuştur. Formül 3.24'e göre giriş görüntüsünün ortalama piksel değerinin eşik değeri olarak kullanıldığını hatırlayalım. Yani, bu koyu alanlar eşik değerinin kaymasına neden olmuştur. Bu da çıkış görüntüsünün rengi ile referans görüntünün rengi arasındaki uyumsuzluğu açıklamaktadır.

Bu koyu alanlar görüntünün standart sapmasını da etkilemiştir. Sonuç olarak, görüntünün koyu olmayan alanları için pek de uygun olmayan bir gürültü üretilmiştir. Dahası, üretilen gürültü, koyu alanlar için de pek uygun değildir. Çünkü koyu olmayan alanlar da koyu alanlara göre olumsuz bir katkı sağlamaktadır. Dolayısıyla, yöntemin bu görüntülerdeki nispeten düşük performansının sebebi, görüntüler bikontrastlı olduğu söylenebilir. Problemin çözümü ne olabilir? Bize göre iki çözümü vardır. Birincisi, görüntüyü kısmen, yani koyu ve koyu olmayan alanları ayrı ayrı işlemek ve ardından sonuçları birleştirmektir. Ancak bu seçenek, teknik olarak gerçekleştirilmesi oldukça zor olduğu için ek bir çalışma gerektirir. İkincisi, görüntüyü işlemeyen önce minimum-maksimum normalizasyonunu kullanarak piksel değerlerini belirli bir maksimuma kadar indirmek, yani görüntünün genel kontrastını azaltmaktır. Böylece, belirtilen sorunların üstesinden gelinecektir.

Özetle, *105\_img\_*, *142\_img\_* ve *906\_img\_* görüntüleri önerilen SR yöntemimizin en kötü sonuçlarını temsil etse de, su altı görüntü iyileştirmesinde önemli gelişmeler olduğunu göstermektedir. Bu karmaşık durumlarda bile çeşitli metrikler arasında sağlanan tutarlı iyileştirme, yöntemimizin sağlamlığının ve potansiyelinin altını çizmektedir. Bu bulgular, yaklaşımımız daha da biraz geliştirilirse daha iyi sonuçlar elde edebileceğini ve deniz mühendisliği ve su altı görüntüleme uygulamaları için değerli bir araç haline gelebileceğini göstermektedir.

#### **4.6. İyi İşlenmiş Görüntüler**

Bu alt bölümde, önerilen SR yönteminin en iyi performans gösterdiği durumlar vurgulanmakta ve dört örnek görüntü üzerinden potansiyeli ortaya konmaktadır. Şekil 4.9'da UIEB'teki orijinal adları ile verilen: *890\_img\_*, *794\_img\_*, *211\_img\_* ve *378\_img\_* görüntüler demonstre edilmektedir. Şekilde soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri yer almaktadır. Bu örnekler, yöntemimizin görüntü kalitesinde elde edebileceği önemli gelişmeleri göstermektedir.





(a) 890\_img\_



(b) 794\_img\_



(c) 211\_img\_



(d) 378\_img\_

**Şekil 4.9.** Önerilen yöntemin en iyi performans örnekleri. Soldan sağa sırasıyla: orijinal, işlenmiş ve referans görüntüleri (Li ve ark, 2019).

890\_img\_ adlı görüntü için MSE son derece düşük, %0,50 olarak kaydedildi ve doğruluk %99,50 oldu. SSIM 0,8070 olarak ölçüldü ve bu, görüntü yapısının sağlam bir şekilde korunduğunu gösterir. PSNR 23,03 dB olup yüksek görüntü netliğini yansıtmaktadır. UCIQE skoru 0,6415 ve UIQM skoru 1,2756 olduğu tespit edilip her ikisi de yöntemimizin renk ve genel görsel kaliteyi önemli ölçüde iyileştirdiğini vurgulamaktadır. Benzer şekilde, 794\_img\_ adlı görüntü, %0,47 MSE ve %99,53 doğruluk ile olağanüstü sonuçlar sergiledi. SSIM 0,8287 ve PSNR 23,27 dB olarak

ölçüldü, bu da mükemmel gürültü azaltma ve yapısal koruma anlamına gelir. 0,6420 UCIQE skoru ve 1,2208 UIQM skoru, yöntemin renk dengesi ve algısal kaliteyi artırmadaki başarısını göstermektedir. *211\_img\_* adlı görüntü de %0,55 MSE ve %99,45 doğruluk ile dikkat çekici iyileşmeler gösterdi. SSIM skoru 0,8727'ye ulaşan en iyi performans gösteren örnekler arasında en yüksek olup üstün yapısal bütünlüğe işaret etmektedir. PSNR 22,62 dB'e ulaşarak gürültünün önemli ölçüde azaltıldığını göstermektedir. UCIQE skoru 0,6130 ile biraz daha düşük olsa da, UIQM skoru 1,5219 ile bu setteki en yüksek değer olup genel görüntü kalitesi ve renkin mükemmel iyileştirmesini gösterir. Son olarak, *378\_img\_* adlı görüntü %0,62 MSE ve %99,38 doğruluk ile etkileyici sonuçlar gösterdi. SSIM 0,8151 ve PSNR 22,07 dB olarak ölçülüp her ikisi de etkili gürültü azaltma ve görüntü detaylarının korunmasını yansıtmaktadır. UCIQE skoru 0,6072 ve UIQM skoru 1,4958 olup yüksek düzeyde renk iyileştirmesi ve genel görsel çekiciliği sergilemektedir.

Özetle, *890\_img\_*, *794\_img\_*, *211\_img\_* ve *378\_img\_* görüntüleri, önerilen SR yöntemimizin en iyi sonuçlarını temsil etmekte olup su altı görüntülerini önemli ölçüde iyileştirme kabiliyetini göstermektedir. Bu örneklerde sürekli olarak düşük MSE değerleri, yüksek doğruluk ve sağlam SSIM ve PSNR skorları, yöntemin gürültü azaltma ve yapısal koruma konusundaki etkinliğini vurgulamaktadır. Ek olarak, UCIQE ve UIQM skorları renk kalitesi ve genel görsel çekicilikte olan önemli gelişmelerin altını çizmektedir. Bu bulgular, yaklaşımımızın deniz mühendisliği ve su altı görüntüleme pratik uygulamalar için potansiyelini gösterip bu alanda gelecekteki gelişmelerin ve iyileştirmelerin önünü açmaktadır.

#### **4.7. Sınırlamalar ve Gelecekteki Çalışmalar**

Önerilen yöntemimiz su altı görüntü iyileştirmede üstün performans gösterse de sınırlamaları da yok değildir. Önemli bir sınırlama, giriş görüntülerinin belirli özelliklerine bağımlılığıdır. Yöntemimiz, iyileştirme sürecini tek tek görüntülere etkili bir şekilde uyarlasa da, UIEB veri kümesinde temsil edilmeyen büyük ölçüde farklı su altı koşullarına veya görüntü niteliklerine iyi genelleme yapamayabilir.

Yöntemin daha da geliştirilmesi için olası yönlerden biri Bölüm 4.5'ta sunulan sorunun çözülmesidir. Yöntemin bazı görüntüler üzerindeki nispeten düşük performansına ilişkin örnekler verilmiştir. Bunlar görüntülerin bikontrastlı olmasından kaynaklanmaktadır. Bu sınırlamaların üstesinden gelmek için, giriş görüntüsünün

belirli bir duruma getirecek şekilde ön işlenmesi gerekir. Ve ancak bundan sonra SR yöntemi uygulanabilir. Yani, diğer görüntü işleme yöntemleriyle entegrasyona odaklanılabilir.

Ayrıca, stokastik rezonans kullanarak görüntüye özgü parametrelerin hesaplanmasıyla ilişkili hesaplama zorluğu, kaynak açısından yoğun olabilir ve potansiyel olarak gerçek zamanlı uygulamaları sınırlayabilir. Gelecekteki çalışmalar, gerçek zamanlı işlemeyi kolaylaştırmak için yöntemin hesaplama verimliliğini optimize etmeye odaklanmalıdır. Üstelik, veri setinin daha geniş bir su altı ortam ve koşul yelpazesini içerecek şekilde genişletilmesi, yöntemin genelleştirilebilirliğini artıracaktır. Gelecekteki araştırmalar için muhtemel bir başka yol olarak, iyileştirme sürecini daha da geliştirmek için gelişmiş ML tekniklerini entegre edip geleneksel ve modern yaklaşımların güçlü yönlerini birleştirmek önerilebilir. Bununla birlikte, deniz mühendisliğindeki araştırmacılar için kullanışlı bir arayüzü geliştirilmesi, araştırma ve pratik uygulama arasındaki boşluğu doldurarak teknolojinin daha geniş çapta benimsenmesini sağlayabilir.





## 5. DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada dinamik olmayan stokastik rezonans olgusuna dayalı görüntü iyileştirme tekniğini iki yönden geliştirilmiştir. İlk olarak, eşik değerinin hesaplanması sadeleştirildi. Bunun için, eklenen gürültünün ortalaması sıfıra ayarlanmak şartıyla eşik değeri olarak giriş görüntüsünün ortalaması kullanıldı. İkincisi, eklenen gürültünün optimal standart sapmasını bulmak için iteratif arama ihtiyacı kaldırıldı. Aranılan parametre yerine, kaynak görüntünün kendi standart sapması kullanıldı ve bu standart sapmasının kullanılması diğer standart sapması değerlerine göre mükemmel sonuçlar verdi. Görüntü işleme durumunda, rezonans teorisi gerektirdiği frekansların eşleşmesi rolünü, görüntünün ve gürültünün standart sapmalarının eşleşmesi oynadığı tespit edilmiştir. Sonuç olarak, eklenen gürültüyü üretmek ve eşik değerini belirlemek için gerekli tüm parametreler giriş görüntünün kendisinden çıkarılmıştır. Bu geliştirmeler, yöntemi tamamen otomatik hale getirip görüntünün herhangi bir alanına odaklanabilen SR-zoom dediğimiz yeni bir yetenek kazandırdı. Önerdiğimiz yöntemin performansı, su altı görüntülerine uygulanarak önce görsel olarak, sonra otomatik olarak altı kalite metriği kullanılarak değerlendirilmiştir. Şekillerdeki sonuçlar, bu yöntemin su altı görüşü için oldukça iyi olduğunu ve “su gürültüsünü” başarıyla ortadan kaldırdığını göstermektedir. Değerlendirme için kullanılan metrikler: doğruluk, ortalama kare hatası (MSE), pik sinyal-gürültü oranı (PSNR), yapısal benzerlik indeksi (SSIM) (Wang ve ark, 2003), su altı renkli görüntü kalitesi metriği (UCIQE) (Yang ve Sowmya, 2015) ve su altı görüntü kalitesi metriği (UIQM) (Panetta ve ark, 2015). Bu altı metrik üzerinde, su altı görüntüleri için kullanılan sekiz güncel görüntü iyileştirme teknikleri ile karşılaştırmalı bir analiz yapılmıştır. Karşılaştırılan yöntemler, Fusion-based (Ancuti ve ark, 2012), Retinex-based (Fu ve ark, 2014), GDGP (Peng ve ark, 2018), Histogram prior (Li ve ark, 2016), Blurriness-based (Peng ve Cosman, 2017), Water CycleGAN (Li ve ark, 2018), Dense GAN (Guo ve ark, 2019) ve Water-Net (Li ve ark, 2019) yöntemlerinden oluşmaktadır. SR yöntemi en iyi performans göstermiştir. Sonuçlar, ortalama kare hatası (MSE) yüzde 0,97, doğruluk yüzde 99,03, yapısal benzerlik indeksi (SSIM) 0,8, pik sinyal-gürültü oranı (PSNR) 20,23 dB, su altı renkli görüntü kalitesi metriği (UCIQE) 0,67 ve su altı

görüntü kalitesi metriği (UIQM) 1,34 ile uygulanan yaklaşımın doğruluğunu göstermektedir. Önerilen çözümler, çeşitli nesneleri yakınlaştırma ve tespit etme yeteneğine sahip, deniz mühendisliği ve su altı araştırmalarındaki pratik uygulamalarını genişletecek gelişmiş su altı gerçek zamanlı bir görüş sisteminin temelini oluşturabilir.



## KAYNAKLAR

- Ancuti, C., Ancuti, C. O., Haber, T., & Bekaert, P. (2012). Enhancing underwater images and videos by fusion. In *2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 81-88). IEEE. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2012.6247661>
- Anwar, S., & Li, C. (2020). Diving deeper into underwater image enhancement: A survey. *Signal Processing: Image Communication*, 89, 115978. <https://doi.org/10.1016/j.image.2020.115978>
- Benzi, R., Sutera, A., & Vulpiani, A. (1981). The mechanism of stochastic resonance. *Journal of Physics A: mathematical and general*, 14(11), L453. <https://doi.org/10.1088/0305-4470/14/11/006>
- Benzi, R., Parisi, G., Sutera, A., & Vulpiani, A. (1982). Stochastic resonance in climatic change. *Tellus*, 34(1), 10-16. <https://doi.org/10.1111/j.2153-3490.1982.tb01787.x>
- Bezrukov, S. M., & Vodyanoy, I. (1998). Stochastic resonance in thermally activated reactions: Application to biological ion channels. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 8(3), 557-566. <https://doi.org/10.1063/1.166337>
- Borg, R. (2018). The Sunken Car as a Result of a Cargo Ship Sinking in 2012. <https://www.facebook.com/RanierosAdventures/videos/2154598241495609/> adresinden 22 Haziran 2024 tarihinde alınmıştır.
- Chen, S., Shi, D., Sadiq, M., & Cheng, X. (2020). Image denoising with generative adversarial networks and its application to cell image enhancement. *IEEE Access*, 8, 82819-82831. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2988284>
- Chouhan, R., Kumar, C. P., Kumar, R., & Jha, R. K. (2012). Contrast enhancement of dark images using stochastic resonance in wavelet domain. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2(5), 711-715. <https://doi.org/10.7763/ijmlc.2012.v2.220>
- Chouhan, R., Biswas, P. K., & Jha, R. K. (2015). Enhancement of low-contrast images by internal noise-induced Fourier coefficient rooting. *Signal, Image and Video Processing*, 9, 255-263. <https://doi.org/10.1007/s11760-015-0812-2>
- Fu, X., Zhuang, P., Huang, Y., Liao, Y., Zhang, X. P., & Ding, X. (2014). A retinex-based enhancing approach for single underwater image. In *2014 IEEE international conference on image processing (ICIP)* (pp. 4572-4576). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icip.2014.7025927>
- Gingl, Z., Kiss, L. B., & Moss, F. (1995a). Non-dynamical stochastic resonance: Theory and experiments with white and various coloured noises. *Il Nuovo Cimento D*, 17, 795-802. <https://doi.org/10.1007/bf02451836>

- Gingl, Z., Kiss, L. B., & Moss, F. (1995b). Non-dynamical stochastic resonance: Theory and experiments with white and arbitrarily coloured noise. *Europhysics Letters*, 29(3), 191. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/29/3/001>
- 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. <https://doi.org/10.1109/joe.2019.2911447>
- Jha, R. K., Biswas, P. K., & Chatterji, B. N. (2005). Enhancement of digital images using stochastic resonance. In *TENCON 2005-2005 IEEE Region 10 Conference* (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/tencon.2005.301203>
- Jha, R. K., Chouhan, R., & Biswas, P. K. (2012a). Noise-induced contrast enhancement of dark images using non-dynamic stochastic resonance. In *2012 National Conference on Communications (NCC)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ncc.2012.6176793>
- Jha, R. K., Biswas, P. K., & Chatterji, B. N. (2012b). Contrast enhancement of dark images using stochastic resonance. *IET image processing*, 6(3), 230-237. [10.1049/iet-ipr.2010.0392](https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2010.0392)
- Jha, R. K., Chouhan, R., Aizawa, K., & Biswas, P. K. (2013). Dark and low-contrast image enhancement using dynamic stochastic resonance in discrete cosine transform domain. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, 2, e6. <https://doi.org/10.1017/atsip.2013.7>
- Jha, R. K., & Chouhan, R. (2014). Noise-induced contrast enhancement using stochastic resonance on singular values. *Signal, Image and Video Processing*, 8, 339-347. <https://doi.org/10.1007/s11760-012-0296-2>
- Ji, C., Zhao, Q., Yu, Y., & Dai, W. (2023). Detection of Weak Signals Under Low SNR Stochastic Resonance System. *IEEE Access*, 11, 101881-101889. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3284319>
- Jung, P., & Hanggi, P. (1991). Amplification of small signals via stochastic resonance. *Physical review A*, 44(12), 8032. <https://doi.org/10.1103/physreva.44.8032>
- Jung, P. (1994). Threshold devices: Fractal noise and neural talk. *Physical Review E*, 50(4), 2513. <https://doi.org/10.1103/physreve.50.2513>
- Kasimov, B. (2015). Underwater Sculptures at Molinere Underwater Sculpture Park. <https://www.flickr.com/photos/kasio69/23181657704/> adresinden 22 Haziran 2024 tarihinde alınmıştır.
- Lee, I. Y., Liu, X., Kosko, B., & Zhou, C. (2003). Nanosignal processing: Stochastic resonance in carbon nanotubes that detect subthreshold signals. *Nano Letters*, 3(12), 1683-1686. <https://doi.org/10.1021/nl0348239>
- Levin, J. E., & Miller, J. P. (1996). Broadband neural encoding in the cricket cereal sensory system enhanced by stochastic resonance. *Nature*, 380(6570), 165-168. <https://doi.org/10.1038/380165a0>
- 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. <https://doi.org/10.1109/tip.2016.2612882>

- Li, C., Guo, J., & Guo, C. (2018). Emerging from water: Underwater image color correction based on weakly supervised color transfer. *IEEE Signal processing letters*, 25(3), 323-327. <https://doi.org/10.1109/lsp.2018.2792050>
- Li, C., Guo, C., Ren, W., Cong, R., Hou, J., Kwong, S., & Tao, D. (2019). An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond. *IEEE transactions on image processing*, 29, 4376-4389. <https://doi.org/10.1109/tip.2019.2955241>
- Liu, J., Hu, B., & Wang, Y. (2019). Optimum adaptive array stochastic resonance in noisy grayscale image restoration. *Physics Letters A*, 383(13), 1457-1465. <https://doi.org/10.1016/j.physleta.2019.02.006>
- Maragatham, G., & Roomi, S. M. M. (2013). An automatic contrast enhancement method based on stochastic resonance. In *2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-7). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icccnt.2013.6726602>
- Maragatham, G., & Roomi, S. M. (2015). A review of image contrast enhancement methods and techniques. *Research journal of applied sciences, engineering and technology*, 9(5), 309-326. <https://doi.org/10.19026/rjaset.9.1409>
- Maragatham, G., & Roomi, S. M. M. (2016). PSO-based stochastic resonance for automatic contrast enhancement of images. *Signal, Image and Video Processing*, 10, 207-214. <https://doi.org/10.1007/s11760-014-0728-2>
- Marks, R. J., Thompson, B., El-Sharkawi, M. A., Fox, W. L., & Miyamoto, R. T. (2002). Stochastic resonance of a threshold detector: image visualization and explanation. In *2002 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (Vol. 4, pp. IV-IV). IEEE. <https://doi.org/10.1109/iscas.2002.1010507>
- Maslin, M. A., & Ridgwell, A. J. (2005). Mid-Pleistocene revolution and the 'eccentricity myth'. *Geological Society, London, Special Publications*, 247(1), 19-34. <https://doi.org/10.1144/gsl.sp.2005.247.01.02>
- Milankoviç döngüsü. Wikipedia. (2013). [https://tr.wikipedia.org/wiki/Milankovi%C3%A7\\_d%C3%B6ng%C3%BCs%C3%BC\\_adresinden\\_5\\_Ekim\\_2024\\_tarihinde\\_alınm%C3%BCst%C3%BCr](https://tr.wikipedia.org/wiki/Milankovi%C3%A7_d%C3%B6ng%C3%BCs%C3%BC_adresinden_5_Ekim_2024_tarihinde_alınm%C3%BCst%C3%BCr)
- Moss, F., Pierson, D., & O'Gorman, D. (1994). Stochastic resonance: Tutorial and update. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 4(06), 1383-1397. <https://doi.org/10.1142/s0218127494001118>
- Murali, K., Sinha, S., Ditto, W. L., & Bulsara, A. R. (2009). Reliable logic circuit elements that exploit nonlinearity in the presence of a noise floor. *Physical review letters*, 102(10), 104101. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.102.104101>
- Nicolis, C. (1982). Stochastic aspects of climatic transitions—response to a periodic forcing. *Tellus*, 34(1), 1-9. <https://doi.org/10.3402/tellusa.v34i1.10781>
- Panetta, K., Gao, C., & Agaian, S. (2015). Human-visual-system-inspired underwater image quality measures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 41(3), 541-551. <https://doi.org/10.1109/joe.2015.2469915>

- Peng, Y. T., & Cosman, P. C. (2017). Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption. *IEEE transactions on image processing*, 26(4), 1579-1594. <https://doi.org/10.1109/tip.2017.2663846>
- Peng, Y. T., Cao, K., & Cosman, P. C. (2018). Generalization of the dark channel prior for single image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(6), 2856-2868. <https://doi.org/10.1109/tip.2018.2813092>
- Piana, M., Canfora, M., & Riani, M. (2000). Role of noise in image processing by the human perceptive system. *Physical review E*, 62(1), 1104. <https://doi.org/10.1103/physreve.62.1104>
- Rice, S. O. (1944). Mathematical analysis of random noise. *The Bell System Technical Journal*, 23(3), 282-332. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1944.tb00874.x>
- Russell, D. F., Wilkens, L. A., & Moss, F. (1999). Use of behavioural stochastic resonance by paddle fish for feeding. *Nature*, 402(6759), 291-294. <https://doi.org/10.1038/46279>
- Simonotto, E., Riani, M., Seife, C., Roberts, M., Twitty, J., & Moss, F. (1997). Visual perception of stochastic resonance. *Physical review letters*, 78(6), 1186. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.78.1186>
- Singh, A., Sethi, G., & Kalra, G. S. (2020). Spatially adaptive image denoising via enhanced noise detection method for grayscale and color images. *IEEE Access*, 8, 112985-113002. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3003874>
- Siskopoulos, D. (2010). The Ocean Floor. <https://www.flickr.com/photos/62001345@N00/4850211841/> adresinden 22 Haziran 2024 tarihinde alınmıştır.
- Stocks, N. G. (2001). Information transmission in parallel threshold arrays: Suprathreshold stochastic resonance. *Physical Review E*, 63(4), 041114. <https://doi.org/10.1103/physreve.63.041114>
- Wang, N., Zheng, B., Zheng, H., & Yang, B. (2018). When underwater degraded images meet logical stochastic resonance. *Nonlinear Dynamics*, 94, 295-305. <https://doi.org/10.1007/s11071-018-4359-y>
- Wang, S., Ma, K., Yeganeh, H., Wang, Z., & Lin, W. (2015). A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images. *IEEE Signal Processing Letters*, 22(12), 2387-2390. <https://doi.org/10.1109/lsp.2015.2487369>
- Wang, Z., Bovik, A. C., & Lu, L. (2002). Why is image quality assessment so difficult?. In *2002 IEEE International conference on acoustics, speech, and signal processing* (Vol. 4, pp. IV-3313). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icassp.2002.5745362>
- Wang, Z., Simoncelli, E. P., & Bovik, A. C. (2003). Multiscale structural similarity for image quality assessment. In *The Thrity-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 2003* (Vol. 2, pp. 1398-1402). Ieee. <https://doi.org/10.1109/acssc.2003.1292216>
- Yang, M., & Sowmya, A. (2015). An underwater color image quality evaluation metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12), 6062-6071. <https://doi.org/10.1109/tip.2015.2491020>

- Ye, Q., Huang, H., & Zhang, C. (2004). Image enhancement using stochastic resonance [sonar image processing applications]. In *2004 International Conference on Image Processing, 2004. ICIP'04.* (Vol. 1, pp. 263-266). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icip.2004.1418740>
- Zhao, J., Ma, Y., Pan, Z., & Zhang, H. (2022). Research on image signal identification based on adaptive array stochastic resonance. *Journal of Systems Science and Complexity*, 35(1), 179-193. <https://doi.org/10.1007/s11424-021-0133-1>
- Zheng, B., Wang, N., Zheng, H., Yu, Z., & Wang, J. (2016). Object extraction from underwater images through logical stochastic resonance. *Optics letters*, 41(21), 4967-4970. <https://doi.org/10.1364/ol.41.004967>







## ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Rustam SALIMOV

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2008, Bashkir State University, Fizik Fakültesi
- **Yükseklisans** : 2010, Bashkir State University, Fizik Fakültesi