



T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**GÖRÜNTÜ STEGANOĞRAFİSİNDE DOKU
TABANLI OPTİMAL PİKSEL SEÇİMİ İÇİN
DİNAMİK ALT-BÖLGE TABANLI
GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ALG
ALGORİTMASI**

Ahmad OMAR

YÜKSEK LİSANS TEZİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ Anabilim Dalı

Temmuz-2025
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Ahmad OMAR tarafından hazırlanan "GÖRÜNTÜ STEGANOGRAFİSİNDE DOKU TABANLI OPTİMAL PİKSEL SEÇİMİ İÇİN DİNAMİK ALT-BÖLGE TABANLI GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ALG ALGORİTMASI" adlı tez çalışması 16/07/2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan

Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Alperen EROĞLU

Üye

Doç. Dr. Ahmet ÖZKİŞ

İmza

.....

.....

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/.../20.. gün ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Havvanur UÇBEYİAY
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Ahmad OMAR

Tarih: 06.07.2025

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

GÖRÜNTÜ STEGANOĞRAFİSİNDE DOKU TABANLI OPTİMAL PİKSEL SEÇİMİ İÇİN DİNAMİK ALT-BÖLGE TABANLI GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ALG ALGORİTMASI

Ahmad OMAR

NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Alperen EROĞLU

2025, 106

Jüri

Dr. Öğr. Üyesi Alperen EROĞLU

Doç. Dr. Ahmet ÖZKİŞ

Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN

Görüntü steganografisi, hassas bilgilerin yetkisiz erişimden korunmasında kritik bir öneme sahiptir. Ancak, gizli bilgilerin gömülmesi için en uygun piksellerin seçilmesi sırasında algılanamazlık, gömme kapasitesi ve sağlamlık arasında denge kurmak bu alandaki temel zorluklardan biridir. Bu tez, bu sorunu ele almak amacıyla görüntü dokusu özelliklerinden yararlanan dinamik alt bölge tabanlı uygulanmış bir Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması önermektedir. Bu çalışmada önerilen yöntem, bulanık C-ortalamlar kümeleme, Canny kenar algılama, entropi filtreleme ve Gauss yumuşatma tekniklerini entegre ederek, kaplayıcı görüntünün yapısal ve dokusal niteliklerini yansıtan bir piksel önemi haritası üretmektedir. Elde edilen bu harita, optimizasyon (piksel seçimi) sürecine rehberlik eden bir uygunluk fonksiyonu olarak kullanılmaktadır. Seçilen en uygun pikseller, en az anlamlı bit kullanılarak gizli verilerin gömülmesinde kullanılmaktadır. Önerilen yöntem, çeşitli örtü görüntü boyutları ve gizli veri kapasiteleri kapsamında, mevcut tekniklerin birçoğuna kıyasla üstün bir performans sergilemektedir; yüksek Tepe Sinyal-Gürültü Oranı ve yüksek başarıma sahip yapısal benzerlik değerleri elde ederek, algılanamazlık ile gömme kapasitesi arasında başarılı bir denge sağlamaktadır. Yöntemin dayanıklılığı, Düzenli-Tekil analizi, Ki-kare saldırısı, Histogram L1 farkı, Bhattacharyya mesafesi ve histogram korelasyonu gibi klasik steganaliz testleriyle doğrulanmıştır. Ayrıca, optimizasyon açısından önerilen yaklaşım, orijinal Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritmasına kıyasla tutarlı bir biçimde daha üstün nihai optimal piksel seçimlerine ulaşmakta ve daha yüksek genel uygunluk değerleri üretmektedir. Nicel olarak, önerilen yöntem ortalama %11 oranında daha yüksek Piksel Önem Skoru değerleri elde ederek çözüm kalitesinde etkili bir iyileşme sağlamıştır; yaklaşık %74 daha kısa yürütme süresiyle de önemli ölçüde daha verimli çalışmıştır. Bu sonuçlar, biyolojik esinli optimizasyonun doku tabanlı analizle dinamik biçimde birleştirilmesinin etkinliğini ortaya koymakta ve steganografik uygulamalar için güçlü ve güvenli bir çözüm sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Bulanık C-Ortalamlar Kümeleme, Canny Kenar Algılama, En Az Anlamlı Bit, Entropi, Gauss Yumuşatma, Optimal Çözüm, Performans, Steganaliz, Yapay Alg Algoritması.

ABSTRACT

MS THESIS

A DYNAMIC SUB-REGION-BASED MODIFIED ARTIFICIAL ALGAE ALGORITHM FOR TEXTURE-BASED OPTIMAL PIXEL SELECTION IN IMAGE STEGANOGRAPHY

Ahmad OMAR

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
NECMETTİN ERBAKAN UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER ENGINEERING**

Advisor: Asst.Prof.Dr. Alperen EROĞLU

2025, 106

Jury

Asst.Prof.Dr. Alperen EROĞLU

Assoc.Prof.Dr. Ahmet ÖZKİŞ

Asst.Prof.Dr. Onur İNAN

Image steganography is crucial for protecting sensitive information from unauthorized access. However, selecting the best pixels for embedding secret information while preserving a balance between imperceptibility, embedding capacity, and robustness is one of the key difficulties in this domain. This work presents a dynamic sub-region-based Modified Artificial Algae Algorithm that uses image texture features to address this issue. Our approach produces a pixel significance map that captures both the structural and textural qualities of the cover image by combining fuzzy c-means clustering, canny edge detection, entropy filtering, and gaussian smoothing where this map is used to guide the optimization (pixel selection) process as a fitness function. The best pixels are used to embed secret data using the least significant bit technique. The proposed method demonstrates superior performance compared to many existing techniques across a wide range of cover image sizes and payload capacities, achieving high Peak Signal-to-Noise Ratios and near-perfect structural similarity which ensures a high balance between imperceptibility and embedding capacity. Robustness is verified by a battery of classical steganalysis tests, Regular-Singular analysis, Chi-square attack, Histogram L1, Bhattacharyya distance, and histogram correlation. Furthermore, in optimization terms, our suggested approach consistently converges with superior final optimal pixel selections compared to the original Modified Artificial Algae Algorithm. Quantitatively, it achieves on average 11% higher Pixel Importance Score values, indicating a significant improvement in solution quality, and operates approximately 74% faster in execution time, demonstrating substantially enhanced efficiency. These results show how well dynamically merging bio-inspired optimization with Texture-Based analysis works, hence providing a strong and safe solution for steganographic uses.

Keywords: Artificial Algae Algorithm, Canny Edge Detection, Entropy, Fuzzy C-Means Clustering, Gaussian Smoothing, Least Significant Bit, Optimal Solution, Performance, Steganalysis.

ÖNSÖZ

Necmettin Erbakan Üniversitesi'ne, çalışmalarımı sunarken bana ilham veren ve teşvik edici bir akademik ortam sundukları için içtenlikle teşekkür etmek isterim. Bu saygın kurum, yalnızca bir bilgi deniz feneri olmakla kalmamış, aynı zamanda entelektüel ve kişisel gelişimim için güvenli bir liman işlevi görmüştür.

Bu süreçte, özellikle değerli tavsiyeleri, bilgi birikimi ve sürekli desteğiyle bu çalışmanın gerçekleşmesini mümkün kılan Dr. Öğr. Üyesi Alperen Eroğlu'na en içten şükranlarımı sunarım. Kendisinin yol gösterici katkıları ve ilham verici yaklaşımı yalnızca bu çalışmayı değil, akademik kariyerime olan bakış açımı da derinden etkilemiştir. Alanımızın daha derinlemesine anlaşılmasını teşvik etmeye yönelik özverili tutumu benim için son derece motive edici olmuştur. Ayrıca, değerli katkıları, yapıcı önerileri ve destekleyici tutumlarıyla sürece önemli katkılar sağlayan jüri üyeleri Doç. Dr. Ahmet Özkiş ve Dr. Öğr. Üyesi Onur İnan'a da teşekkür ederim. Kıymetli değerlendirmeleri ve yönlendirmeleri bu çalışmanın gelişimine anlamlı ölçüde katkı sağlamıştır.

Ayrıca, bu yolculuk boyunca yanımda olan sevgili aileme, dostlarıma ve her koşulda beni destekleyen tüm güzel insanlara teşekkür etmek isterim. Onların sabrı, duası ve inancı, en zor anlarda dahi ilerlememi sağlayan sessiz bir güç olmuştur. Kalbimde özel bir yere sahip olan güzel memleketim İdlib'e ve onun dirençli ruhunu taşıyan halkına da en derin şükranlarımı sunuyorum. Her satırda, her başarıda, onların sevgisi ve umudu gizlidir. Bu çalışma, yalnızca akademik bir emek değil, aynı zamanda bana inananların sesi ve hayalini temsil eden bir yolculuktur.

Son olarak, zulme karşı dimdik duran, adalet ve özgürlük uğruna canlarını feda eden tüm Suriye devrimi şehitlerine, aziz milletimizin hürriyet ve hakikat yolunda toprağa verdiği Türk şehitlerine ve yaralı kalbimiz olan Filistin'in kahraman şehitlerine gönülden minnet ve dualarımı sunuyorum. Bu tez, yalnızca bir akademik başarı değil; hakikatin, özgürlüğün ve adaletin sesi olmak için atılan bir adımdır. Onların fedakârlığı, insanlığın umudu, direnişin ilham kaynağıdır; bu çalışma da o mücadeleye sessiz bir yankı, küçük bir katkıdır.

Ahmad OMAR
KONYA-2025

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Problemin Tanımı	2
1.2. Amaç	3
1.3. Motivasyon	3
1.4. Metodoloji.....	3
1.5. Literatüre Katkıları	5
1.6. Tezin Yapısı ve Düzeni.....	5
2. TEMEL BİLGİLER VE KURAMSAL ARKA PLAN.....	6
2.1. Steganografi	6
2.2. Görüntü Steganografisi	6
2.3. Görüntü Steganografisi Özellikleri.....	6
2.4. Görüntü Steganografisi Performans Ölçütleri	7
2.4.1. Ortalama karesel hata (MSE).....	7
2.4.2. Tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR)	7
2.4.3. Yapısal benzerlik indeksi ölçümü (SSIM).....	8
2.4.4. Evrensel görüntü kalitesi indeksi (UIQI).....	8
2.4.5. Gömme kapasitesi (EC)	9
2.4.6. Yük (Payload) kapasitesi (bpp).....	9
2.4.7. Yük kapasitesi (%).....	9
2.5. Görüntü Steganografisi Teknikleri	9
2.5.1. En az anlamlı bit (LSB)	10
2.6. Steganaliz.....	11
2.6.1. Düzenli–tekil (RS) analizi	12
2.6.2. Ki-kare (Chi-square χ^2) saldırısı	13
2.6.3. Histogram L1 farkı (Manhattan mesafesi).....	13
2.6.4. Bhattacharyya mesafesi	14
2.6.5. Histogram korelasyonu	14
2.7. Biyolojik Esinli Algoritmalar	14
2.7.1. Yapay alg algoritması	16
2.7.2. Geliştirilmiş yapay alg algoritması	18
2.8. Görüntü Analizi ve Ön İşleme	19
2.8.1. Bulanık c-ortalamalar (FCM) kümeleme.....	19
2.8.2. Canny kenar algılama	20
2.8.3. Yerel entropi filtresi.....	21
2.8.4. Gauss yumuşatma	21

3. KAYNAK ARAŞTIRMASI	22
4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	32
4.1. Problem Modelleme.....	32
4.2. Doku Tabanlı (Texture-Based) Analiz	33
4.3. Dinamik Alt Arama Uzayları ve Popülasyonların Yönetimi	36
4.4. Optimizasyon Süreci ve Optimal Piksel Seçimi	37
4.5. Optimizasyon Yaklaşımın Uygulanması ve Deneysel Altyapının Oluşturulması.....	40
4.6. Gizli Bilginin D-MAAA ile Gömülmesi ve Çıkarılması.....	45
5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	46
5.1. Deneysel Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırmalı Analizi	48
5.1.1. On küme parçalanması altında optimizasyon performansı	48
5.1.2. Üç küme parçalanması altında optimizasyon performansı	55
5.1.3. Özetlenmiş sonuçlar.....	63
5.2. Steganografi Performans Analizi.....	64
5.2.1. Bit gömme performans analizi.....	64
5.2.2. Görüntü gömme performans analizi	67
5.2.3. Özetlenmiş sonuçlar.....	69
5.2.4. Yüksek yük kapasiteli D-MAAA	81
5.2.5. D-MAAA'nın güncel yaklaşımlarla karşılaştırması.....	83
5.3. Steganaliz.....	88
5.3.1. Düzenli–tekil (RS) analizi	88
5.3.2. Ki-kare (χ^2) saldırısı	91
5.3.3. Histogram tabanlı steganaliz.....	94
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	97
6.1. Sonuçlar	97
6.2. Öneriler	98
7. KAYNAKLAR	99

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

Simge	Açıklama
μ	Büyüme oranı
G_i^t	t anındaki i . alg kolonisinin büyüklüğü
$Starv^t$	t anında en yüksek açlık değerine sahip alg kolonisi
τ	Sürtünme yüzeyi
Δ	Kesme kuvveti
u_{ij}^m	m derecesinde, x_i noktasının j . kümeye üyelik derecesi
Ω	Arama uzayı
Ω_i	Alt arama uzayı
χ^2	Ki-Kare (Chi-Square)
D_{L1}	Histogram L1 Farkı (Manhattan Mesafesi)
D_B	Histogram Bhattacharyya Mesafesi
ρ	Histogram Korelasyonu (Correlation)

Kısaltmalar

Kısaltma	İngilizce Açılımı	Türkçe Karşılığı
AAA	Artificial Algae Algorithm	Yapay Alg Algoritması
ACO	Ant Colony Optimization	Karınca Kolonisi Optimizasyonu
BES	Bald Eagle Search	Kel Kartal Arama Algoritması
DE	Differential Evolution	Diferansiyel Evrim
D-MAAA	Dynamic Modified Artificial Algae Algorithm	Dinamik Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması
DWT	Discrete Wavelet Transform	Ayrık Dalga Dönüşümü
EH-MB	Elephant Herding–Monarch Butterfly Optimization	Fil Sürüsü – Monark Kelebeği Optimizasyonu
FCM	Fuzzy C-Means	Bulanık C-Ortalamalar
GA	Genetic Algorithm	Genetik Algoritma
HHO	Harris Hawks Optimization	Harris Şahinleri Optimizasyonu
HVS	Human Visual System	İnsan Görsel Sistemi
LSB	Least Significant Bit	En Az Anlamlı Bit
MAAA	Modified Artificial Algae Algorithm	Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması
MSE	Mean Squared Error	Ortalama Karesel Hata
OPS	Optimal Pixel Similarity	Optimal Piksel Benzerliği
PIS	Pixel Importance Score	Piksel Önem Skoru
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio	Tepe Sinyal-Gürültü Oranı
PSO	Particle Swarm Optimization	Parçacık Sürü Optimizasyonu
PVD	Pixel Value Differencing	Piksel Değer Farklılaştırma
QW	Quantum Walks	Kuantum Yürüyüşleri
RS	Regular–Singular	Düzenli–Tekil
SSIM	Structural Similarity Index Measure	Yapısal Benzerlik İndeks Ölçümü
SSO	Salp Swarm Optimization	Salp Sürüsü Optimizasyonu
TCM	Triangular Chaotic Map	Üçgen Kaotik Harita
UIQI	Universal Image Quality Index	Evrensel Görüntü Kalite İndeksi

1. GİRİŞ

Dijital çağda, açık ağlar üzerinden hassas bilgilerin artan miktarda iletilmesi, yetkisiz erişim ve dinleme riskini yükselttiğinden güvenli iletişim ve veri koruma giderek daha önemli hale gelmektedir. Bu sorunları çözmek amacıyla, dijital görüntülere gizli verilerin kuşku uyandırmadan yerleştirilmesini sağlayan görüntü steganografisi, gizli iletişim için kritik bir yöntem olarak geliştirilmiştir (Mandal vd., 2022; Setiadi vd., 2023).

Görüntü steganografisinde temel zorluklardan biri, gizli bilgiyi gömmek için en uygun piksellerin seçilmesidir. Gömülü görüntünün algılanmazlığı, saklanan verinin kapasitesi ve steganaliz tekniklerine karşı dayanıklılık, doğrudan gömme bölgelerinin seçimine bağlıdır. Farklı özellikleri ve tespit saldırıları altında çeşitli seçim yöntemleri önerilmiş olsa da bu çelişkili hedefler arasında bir denge yakalamak hâlâ zorlu bir problem olarak kalmaktadır. Mevcut yöntemler, steganografik tekniklerdeki gelişmelere rağmen, görüntü dokusu değişikliklerine uyum sağlama ve istatistiksel ya da yapısal incelemelere karşı direnç gösterme konusunda yetersiz kalabilmektedir. Pek çok geleneksel yöntem ya basit sezgisel kurallar kullanmakta ya da veriyi homojen olarak gömmektedir; bu da düşük gömme verimliliği ve zayıf dayanıklılıkla sonuçlanmaktadır. Bu nedenle, steganografik gömmenin güvenliğini ve kalitesini artırmak için, görüntünün yapısal ve dokusal özelliklerine dinamik olarak uyum sağlayan etkili bir piksel seçimi yöntemine ihtiyaç vardır.

Bu çalışmada, görüntü dokusu özelliklerini optimizasyon sürecine dahil eden Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması (Modified Artificial Algae Algorithm, MAAA) kullanılarak, görüntü steganografisi için dinamik, doku tabanlı optimal piksel seçimi yöntemi sunulmaktadır. Yöntem; bulanık c-ortalamlar kümeleme (Fuzzy C-Means Clustering, FCM), Canny kenar algılama (Canny Edge Detection), entropi filtresi (Entropy Filtering) ve Gauss yumuşatma (Gaussian Smoothing) görüntü işleme tekniğini birleştirerek, gömmenin fark edilmeden ve güçlü bir şekilde gerçekleştirilebileceği alanları vurgulayan bir piksel önem haritası oluşturur. Geliştirilmiş Yapay Algoritma, biyolojik süreçleri—evrimsel, adaptasyonu ve helisel hareketi—taklit ederek gömme alanını etkili biçimde keşfeder ve piksel seçimini dinamik olarak iyileştirir.

Önerilen yöntemin her bir bileşeni, piksel seçimi sürecine özgün katkıda bulunmak üzere seçilmiştir. Yapay Alg Algoritması, küresel keşif ve adaptasyonda başarılı biyolojik esinli bir optimizasyon çerçevesi sunar (Uymaz vd., 2015). Bulanık c-ortalamlar kümeleme, bölge sınırlarındaki belirsizliği yönetirken pikselleri benzerlik

temelli olarak gruplandırmaya imkân tanır (Bezdek vd., 1984). Canny kenar algılama, gömme işlemini algısal olarak önemli bölgelere yönlendirerek görüntünün kritik yapısal özelliklerini tespit eder (Sun vd., 2022). Entropi filtresi, doku karmaşıklığı aracılığıyla steganalize karşı daha dirençli görsel açıdan karmaşık alanları seçmeyi mümkün kılar (Cheng, 2021; Qiao vd., 2007). Gauss yumuşatma ise haritadaki gürültüyü ve küçük dalgalanmaları azaltarak dokusal özellik çıkarımının kararlılığını artırır (Gonzalez, 2009). Gömme işlemi ise, sadeliği ve düşük algısal bozulma düzeyi ile bilinen en az anlamlı bit (LSB) tekniği kullanılarak gerçekleştirilir (Kadhim vd., 2019).

Literatürde, genetik algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu ve karınca kolonisi gibi biyolojik esinli optimizasyon yöntemlerinin piksel seçimi için kullanıldığını göstermesine rağmen (Abd-El-Atty, 2023; Bhandari vd., 2022; Boryczka ve Kazana, 2023; Hameed vd., 2023), Yapay Algoritmanın bu bağlamda daha az çalışıldığı ve doku analizi ile kümeleme yöntemlerini biyolojik esinli optimizasyonla harmanlayan çalışmalar bildiğimiz kadarı ile tespit edilmiştir. Bu araştırma, bu boşluğu doldurarak söz konusu araçları dinamik bir optimizasyon sürecinde birleştiren hibrit bir yöntem geliştirmektedir.

1.1. Problemin Tanımı

Görüntü Steganografisi'nin amacı, gizli verileri sayısal görüntülere gömerek ne İnsan Görsel Sistemi (HVS) ne de istatistiksel steganaliz tekniklerinin herhangi bir değişikliği algılayabilmesini engellemektir. Bu alandaki temel zorluk ise piksel seçimi problemidir: belirli bir yük için algılanamazlık, gömme kapasitesi ve dayanıklılığı eşzamanlı olarak en üst düzeye çıkaracak biçimde hangi piksellerin (ve renk kanallarının) değiştirilmesi gerektiği sorusudur.

Doğal görüntüler; düzgün arka planlar, dokulu bölgeler ve keskin kenarlar gibi son derece heterojen kesitler içerir ve bu kesitlerin her biri bit-düzlemi bozulmalarına farklı tepkiler verir. Dolayısıyla optimum piksel alt kümesini seçmek, büyük ölçekli bir kombinatoriyal optimizasyon problemidir (Chen vd., 2023). Örneğin, 512×512 boyutlu bir RGB görüntüde, 100000 piksel seçmek için arama alanı $10^{1244121}$ dan fazla olası çözüm içerir; dolayısıyla, tüm olası çözümler tek tek inceleyen bir arama stratejisinin uygulanması pratikte olanaksızdır. Çözüm uzayının büyüklüğü göz önüne alındığında, optimal piksel alt kümelerini seçmeye yönelik verimli ve akıllı stratejilerin geliştirilmesi, modern Steganografi sistemlerinin ilerlemesi açısından kritik öneme sahiptir.

1.2. Amaç

Bu tez, doku tabanlı bir piksel önem haritasını uyarlanabilir bir sezgisel yöntemle birleştiren Dinamik Alt Bölge Tabanlı Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritmasını (D-MAAA) ortaya koymaktadır. Çalışmanın başlıca hedefleri iki ekseninde özetlenebilir:

- Tepe Sinyal-Gürültü Oran'ını (PSNR), Yapısal Benzerlik İndeksini (SSIM) ve Evrensel Görüntü Kalite İndeksini (UIQI) geniş bir yük yelpazesinde en üst düzeye çıkarmak.
- Stego görüntüleri klasik RS, χ^2 ve histogram tabanlı steganaliz saldırılarına karşı daha dirençli hâle getirmek.

1.3. Motivasyon

Gizli iletişim kanallarına artan ihtiyaç: Yalnızca şifreli trafik kullanmak, çoğu zaman hassas bilgi aktarıldığını ele veren bir işaret niteliği taşır; Steganografi ise dikkat çekmeyen, tamamlayıcı bir yöntem sunar.

Steganografi alanında yapılan güncel araştırmalara bakıldığında bio-esinli tabanlı yöntemler yaygın olarak (GA, PSO, ACO, HHO vb.) gibi optimizasyon algoritmalarını kullanmaktadır. Öte yandan bu araştırmaların büyük kısmı yerel doku bilgisini ya tümüyle göz ardı etmekte ya da durağan, küresel bir özellik olarak ele almaktadırlar; ayrıca bazı araştırmalarda performans metriklerinin (PSNR vb.) doğrudan uygunluk (fitness) fonksiyonu olarak kullanılmaları, hesaplama karmaşıklığını önemli ölçüde artırarak yöntemlerin pratikte uygulanabilirliğini kısıtlamaktadır (Kanan ve Nazeri, 2014; Raja ve Baburaj, 2013).

Araştırılmamış sinerji: Kenar, entropi ve bulanık küme tabanlı dokusal ipuçlarını alg-esinli (algae-inspired) arama stratejileriyle birleştiren bildiğimiz kadarı ile herhangi bir çalışma bulunmamaktadır; bu boşluğun doldurulması hem deneysel kazanımlar hem de kavramsal içgörüler sağlamaktadır.

1.4. Metodoloji

Şekil 1.1.'de, önerilen D-MAAA tabanlı optimal piksel seçim sürecinin genel işleyişini göstermektedir. Bu yapı dört ana bileşenden oluşmaktadır: doku özelliği çıkarımı, dinamik alt bölge oluşumu, D-MAAA optimizasyonu ve değerlendirme ve gömme ile performans analizleri.

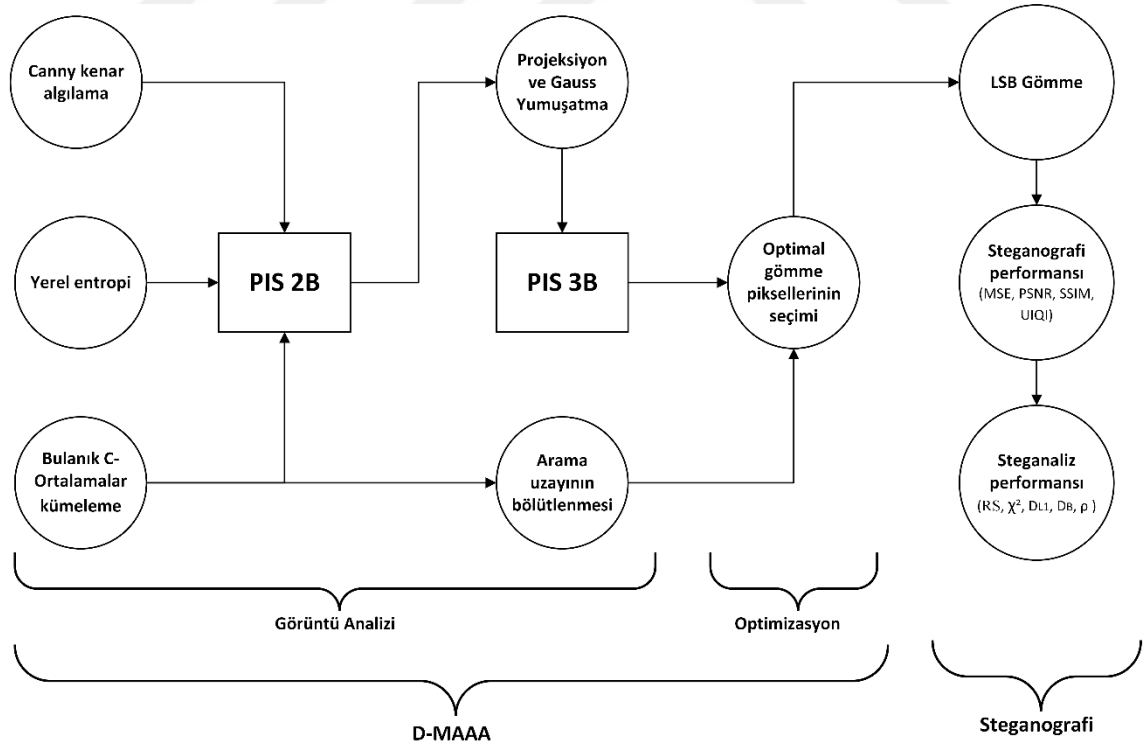
Doku özelliği çıkarımı aşamasında, Canny kenar algılama, yerel Shannon entropi filtresi ve Bulanık C-Ortalamalar kümeleme algoritmaları uygulanarak üç ayrı özellik

haritası elde edilir. Bu haritalar doğrusal olarak birleştirilir ve Gauss yumuşatma işlemiyle Piksel Önem Skoru (PIS) elde edilir.

Dinamik alt bölge oluşumu aşamasında, Bulanık C-Ortalamlar algoritmasından elde edilen üyelik dereceleri kullanılarak üst üste binen alt bölgeler tanımlanır. Koloni popülasyonları, her alt bölgenin büyüklüğüne orantılı olarak dağıtılır ve böylece arama uzayının bölütlenmesi sağlanır.

D-MAAA optimizasyonu ve değerlendirme sürecinde, her iterasyonda koloniler sırasıyla helezonik hareket, evrimsel güncelleme, adaptasyon ve bölgeler arası geçiş aşamalarından geçer. Bu süreç, tüm koloniler için uygunluk (fitness) değeri doygunluğa ulaşana kadar devam eder.

Gömme ve değerlendirme aşamasında, elde edilen en uygun piksel kümesi En Az Anlamlı Bit (LSB) değiştirme yöntemiyle güncellenir. Elde edilen stego görüntülerin aslına sadakati, MSE, PSNR, SSIM ve UIQI gibi kalite metrikleri ile; dayanıklılığı ise RS analizi, χ^2 testi, histogram L₁ farkı, Bhattacharyya mesafesi ve histogram korelasyonu gibi istatistiksel steganaliz yöntemleri ile değerlendirilir. Tüm deneyler yeniden üretilebilirliği sağlamak amacıyla Python dili kullanılarak tek bir CPU iş parçasığında yürütülmüştür.



Şekil 1.1. Önerilen araştırma metodolojisinin genel görünümü

1.5. Literatüre Katkıları

Bu bölüm, çalışmamızın mevcut literatüre özgün katkılarını sunmaktadır. Önerilen yöntemlerin yenilikçi özellikleri ve performans avantajları aşağıda açıklanmıştır:

- Doku-duyarlı, bütünüyle dinamik çerçeve: FCM kümeleme, Canny kenar algılama, yerel Shannon entropi filtresi ve Gauss yumuşatma ile elde edilen doku odaklı önem haritasını alg-esinli bir sezgisel yöntem (D-MAAA) ile birleştiren ilk piksel-seçim sistemi sunulmuş; böylece dinamik bir optimizasyon yaklaşımı oluşturulmuştur.
- Uyarlanabilir alt bölge optimizasyon verimliliği: Bulanık alt bölgeler üzerinde dinamik koloni popülasyonları kullanılarak, on alt bölge durumunda temel MAAA'ya kıyasla ortalama PIS'te %11'ye varan artış ve yürütme süresinde yaklaşık %74 kısalma elde edilmiştir.
- Üstün algılanamazlık-kapasite dengesi: %1,27 yükte $PSNR \geq 70$ dB, %76 yükte ise $PSNR \geq 52$ dB değerlerine ulaşarak Steganografi performansı bazında literatürde yer alan güncel çalışmalar arasında yer alan GA-OPS, ACO-TCM ve PSO-QW gibi yaklaşımların önüne geçmiştir.
- İstatistiksel saldırılara karşı dayanıklılık: En yüksek yük seviyelerinde dahi RS, χ^2 ve histogram tabanlı steganaliz yöntemlerine karşı güçlü bir direnç göstermiştir.

1.6. Tezin Yapısı ve Düzeni

Bu bölümde, tezin genel yapısı ve bölümler arası düzen hakkında bilgi sunulmaktadır. Her bölüm, araştırma sürecinin belirli bir aşamasına odaklanmakta ve bütüncül bir yaklaşımla çalışmanın ilerleyişini yansıtmaktadır.

Bölüm 2, Steganografi'nin temel ilkeleri, performans metrikleri, steganaliz yöntemleri ve biyolojik esinli optimizasyon tekniklerine dair kuramsal çerçeveyi sunmaktadır. Bölüm 3, literatürdeki güncel optimizasyon tabanlı piksel seçimi yaklaşımlarını ele almakta ve bu çalışmada önerilen yöntemin bu yaklaşımlar içindeki konumunu tartışmaktadır. Bölüm 4, önerilen yöntemin matematiksel modellemesini, kullanılan özellik çıkarım hattını, algoritma akışını ve parametre ayarlarını detaylı biçimde açıklamaktadır. Bölüm 5'te, optimizasyon sürecinin davranışları, steganografik kalite ve dayanıklılıkla ilgili analizler ile çeşitli ablasyon deneyleri sunulmaktadır. Son olarak, bölüm 6, çalışmanın genel sonuçlarını özetlemekte ve gelecekte yapılabilecek araştırmalara yönelik önerilerle tez çalışmasını sonlandırmaktadır.

2. TEMEL BİLGİLER VE KURAMSAL ARKA PLAN

2.1. Steganografi

Steganografi terimi, Yunanca στεγανός (örtülü) ve γράφειν (yazmak) sözcüklerinden türetilmiş olup, MÖ 1500–1000 yılları arasında veri gizleme amacıyla uygulanmıştır. Başlangıçta siyasi ve askeri amaçlarla kullanılan bu yöntem, hesaplama teknolojileri ve internet bant genişliğindeki gelişmeler sayesinde dijital bir yaklaşıma evrilmiştir (Mandal vd., 2022). Steganografi, görünmez mürekkep kullanarak veri gizleme gibi pek çok uygulamada öne çıkmış ve günümüzde dijital çağın tercih edilen güvenli iletişim tekniği haline gelmiştir (Hussain vd., 2018; Kadhim vd., 2019). Steganografi, gizli bilgilerin dijital ortam nesneleri içinde saklanması tekniğidir (Laishram ve Tuithung, 2018). Amacı, içeriği gizlerken taraflar arasında özel iletişimi mümkün kılmaktır (Boryczka ve Kazana, 2023). Sistem; gizli veri, örtü (cover) ve stego-dosya olmak üzere üç bileşenden oluşur (Kadhim vd., 2019; Mandal vd., 2022) ve gömme (embedding) ile çıkarma (extraction) tekniklerini kullanır. Steganografi, gizli bilgilerin bir örtü içerisinde—örneğin görüntü, ses (Alsabhany vd., 2020), video (Dalal ve Juneja, 2021), metin (Sharma S vd., 2021), ağ (Tanwar vd., 2020) veya DNA (Hamed vd., 2016; Vinodhini vd., 2017)—saklanması yöntemidir.

2.2. Görüntü Steganografisi

Bir görüntü içinde gizli bilgi saklama işlemi, görüntü steganografisi olarak bilinir. En yaygın türü olan bu yöntem, insan gözü tarafından tespit edilemeyecek kadar hafif değişikliklerle bir görüntünün meta verilerini veya piksel değerlerini değiştirerek gerçekleştirilir (Gnanalakshmi ve Indumathi, 2023).

2.3. Görüntü Steganografisi Özellikleri

Görüntü steganografisi özellikleri arasında algılanamazlık, gömme kapasitesi, güvenlik ve dayanıklılık yer almaktadır (Gnanalakshmi ve Indumathi, 2023; Kumar vd., 2023):

- Algılanamazlık (Imperceptibility): Gizli bilginin dijital bir örtü içinde saklanarak tespit edilmeden gömülmesi için kritik öneme sahiptir.
- Gömme kapasitesi (Embedding Capacity): Örtü ortamının, en az değişiklik oranıyla taşıyabileceği maksimum bilgi miktarını ifade eder.

- Güvenlik (Security): Üçüncü şahısların gizli verilere erişiminin, veri transferi ve gömme süreçlerinin yetkisiz kullanımının önlenmesini kapsar.
- Dayanıklılık (Robustness): Stego-dosyanın, üçüncü bir tarafça işlenme veya değiştirilme sonrasında bile gizli bilgiyi koruma yeteneğini tanımlar.

Bazı araştırmacılar dayanıklılık terimini güvenlik ve/veya algılanamazlık yerine kullanmaktadır (Setiadi vd., 2023). Bu tamamen yanlış olmasa da çalışmamız terimsel anlaşmazlıkları önlemek amacıyla her kavramı ayrı ayrı açıklamayı hedeflemektedir. Hesaplama karmaşıklığı ise gömme ve çıkarma algoritmalarının etkinliğini gösteren bir diğer önemli zorluktur (Hussain vd., 2018). Dijital görüntüler içinde bilgiyi yetkisiz erişime karşı görünmez kılmak üzerine odaklanan görüntü steganografisi, veri güvenliği ve dijital iletişim alanının temel bir konusudur. Görüntünün görünümünü değiştirmeden veriyi birleştiren çeşitli yöntemler bu amaca hizmet eder; ancak özellikle algılanamazlık, gömme kapasitesi, güvenlik ve dayanıklılık arasında ideal bir denge sağlama açısından Steganografi pek çok zorlukla karşılaşmaktadır.

2.4. Görüntü Steganografisi Performans Ölçütleri

Steganografisi özellikler steganografisi değerlendirmesini yönlendirir ve gizli bilgi gömme tekniklerinin etkinliğini artırmak için kapsamlı bir çerçeve sağlar (Hussain vd., 2018; Kadhim vd., 2019; Mandal vd., 2022; Setiadi vd., 2023). Görüntü steganografisi alanında en yaygın kullanılan performans ölçütleri aşağıda açıklanmış ve listelenmiştir:

2.4.1. Ortalama karesel hata (MSE)

Örtü ile Stego arasındaki ortalama karesel hata, denklem (2.1) hesaplanmaktadır.

$$MSE = \frac{\sum_{k=0}^S (P_k - P'_k)^2}{S} \quad (2.1)$$

Burada: S görüntü genişliği × yüksekliğine eşit olan görüntü boyutu, P örtü görüntüsü piksel değeri ve P' stego görüntü piksel değeridir.

2.4.2. Tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR)

Desibel cinsinden ifade edilir; 40 dB üzeri mükemmel, 30–40 dB arası kabul edilebilir, 30 dB altı ise zayıf kalite olarak değerlendirilir ve denklem (2.2) ile hesaplanır.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{max}^2}{MSE} \right) \quad (2.2)$$

Burada: P_{max} pikselin mümkün olan maksimum değeridir ve gri tonlamalı görüntüler için 255, ikili görüntüler için birdir.

2.4.3. Yapısal benzerlik indeksi ölçümü (SSIM)

İnsan Görsel Sistemi (HVS) temelli bir metrik olup lokal parlaklık, kontrast ve yapısal benzerliği 0–1 aralığında değerlendirir; yüksek değerler daha iyi algısal kaliteyi gösterir ve denklem (2.3) ile hesaplanmaktadır.

$$SSIM = \frac{(2 \bar{p} \bar{q} + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\bar{p}^2 + \bar{q}^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (2.3)$$

$$\bar{p} = \frac{\sum_{k=0}^S p_k}{S}, \bar{q} = \frac{\sum_{k=0}^S q_k}{S}, \sigma_x^2 = \frac{\sum_{k=0}^S (p_k - \bar{p})^2}{S-1}, \sigma_y^2 = \frac{\sum_{k=0}^S (q_k - \bar{q})^2}{S-1}, \sigma_{xy} = \frac{\sum_{k=0}^S (p_k - \bar{p})(q_k - \bar{q})}{S-1}$$

Burada: $\bar{p}$ örtü görüntüsü için blok ortalama piksel değeridir, $\bar{q}$ stego-görüntü için blok ortalama piksel değeridir, σ_x^2 örtü görüntüsü için blok standart sapmasıdır, σ_y^2 stego-görüntü için blok standart sapmasıdır ve σ_{xy} örtü görüntüsü ve stego-görüntü arasındaki kovaryanstır, $c_1, (\bar{p}^2 + \bar{q}^2)$ değeri sıfıra çok yakın olduğunda kararsızlığı önlemek için kullanılan bir sabittir ve $c_2, (\sigma_x^2 + \sigma_y^2)$ değeri sıfıra çok yakın olduğunda kararsızlığı önlemek için kullanılan bir sabittir. c_1 Ve c_2 değerleri, xP_{max} denklemle kullanarak seçilebilir. Burada $x \ll 1$ çok küçük bir değerdir (Pradhan vd., 2016), ve varsayılan olarak $x = 0,01$ c_1 için ve $x = 0,03$ c_2 için (Kadhim vd., 2019).

2.4.4. Evrensel görüntü kalitesi indeksi (UIQI)

HVS'den esinlenen bir indeks olup korelasyon kaybı, parlaklık bozulması ve kontrast bozulmasını birlikte modeller; –1 ile 1 arasında değişir ve 1'e yakın değerler daha yüksek yapısal ve istatistiksel benzerliği işaret eder ve denklem (2.4) ile hesaplanır.

$$UIQI = \frac{4 \sigma_{xy} \mu_x \mu_y}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\mu_x^2 + \mu_y^2)} \quad (2.4)$$

Burada: μ_x ve μ_y sırasıyla örtü (cover) ve gizli bilgi içeren (stego) görüntülerin ilgi bölgesine ait ortalama piksel değerleridir.

2.4.5. G mme kapasitesi (EC)

G mme kapasitesi, bir  rt  g r nt de, algılanabilir bozulmaya neden olmadan veya algılanamazlık tehlikeye atmadan gizlenebilecek en fazla bit sayısını ifade eder. Bu kapasite; g r nt n n boyutları, renk derinliđi ve kullanılan g mme tekniđi gibi fakt rlere bađlıdır.  rneđin, bir RGB g r nt s nde her renk kanalı i in bir en az anlamlı bit (LSB) kullanıldığında, g mme kapasitesi piksel sayısının    katı kadar olur.

2.4.6. Y k (Payload) kapasitesi (bpp)

Bit bařına y k kapasitesi (bpp),  rt  g r nt s ndeki piksel sayısına g re gizlenmiř bilginin yođunluđunu  l er. Ařađıdaki denklem (2.5)'te hesaplanmaktadır:

$$Payload (bpp) = \frac{Toplam \ G m len \ Bit \ Sayısı}{Toplam \ Piksel \ Sayısı} \quad (2.5)$$

Bu  l  t, farklı g r nt  boyutları arasında y ntemlerin adil řekilde karřılařtırılmasını sađlar.

2.4.7. Y k kapasitesi (%)

Y k kapasitesi y zdesi, g r nt n n toplam g mme kapasitesinin ne kadarının veri gizlemek i in kullanıldığını g sterir. Denklem (2.6)'da tanımlanır:

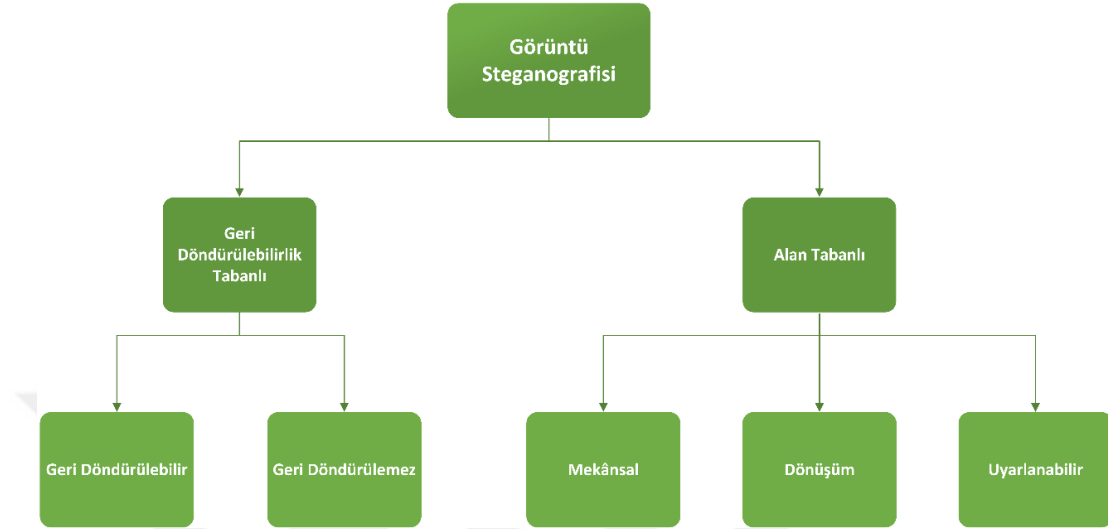
$$Payload (\%) = Payload (bpp) \times 100 \quad (2.6)$$

Y ksek y k y zdeleri, g rsel bozulma veya tespit edilme riskini artırabilir; bu nedenle, y k kapasitesi ile algılanamazlık arasındaki denge, Steganografi tasarımında kritik  neme sahiptir.

2.5. G r nt  Steganografisi Teknikleri

G r nt  Steganografi teknikleri, geri elde etme yapıları ve g mme alanlarına g re sınıflandırılmaktadır. İki temel yaklařım, piksel deđerleriyle dođrudan  alıřan ve veriyi g r nt n n frekans bileřenlerine entegre eden mek nsal ve d n ř m alanı y ntemleridir (Mandal vd., 2022). Uyarlanabilir g r nt  steganografisi, mek nsal ve d n ř m alanlarına dayanmaktadır (Kadhim vd., 2019; Laishram ve Tuithung, 2018). Geri D nd r lebilir Steganografi teknikleri, verinin  ıkarılmasından sonra  rt  (kaplama) g r nt n n tamamen geri elde edilmesine olanak tanırken; Geri D nd r lemez Steganografi teknikleri, orijinal  rt  g r nt s n  geri y kleyemez. Bazı arařtırmacılar, teknikleri  rt  g r nt n n boyutlarına (2B veya 3B), ama lara (Algılanamazlık, G mme Kapasitesi, G venlik ve Sađamlık) ve modellere (İstatistiksel ve Y ksek Boyutlu) g re

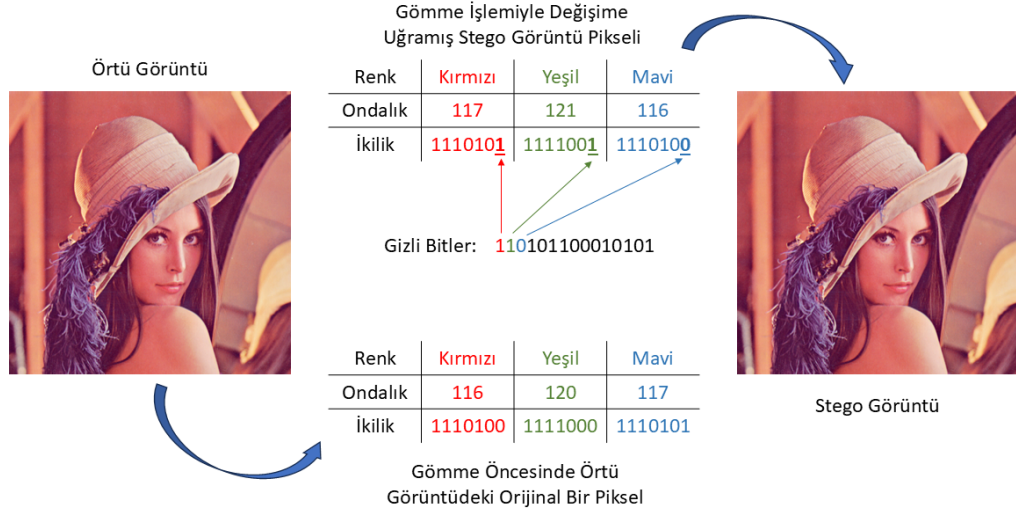
sınıflandırmaktadır (Kadhim vd., 2019; Setiadi vd., 2023). Bu çalışma, Şekil 2.1.'de gösterildiği üzere, görüntü Steganografi tekniklerini Geri Döndürülebilirlik ve Gömme Alanı temeline göre sınıflandırmaktadır.



Şekil 2.1. Görüntü steganografi tekniklerinin sınıflandırılması

2.5.1. En az anlamlı bit (LSB)

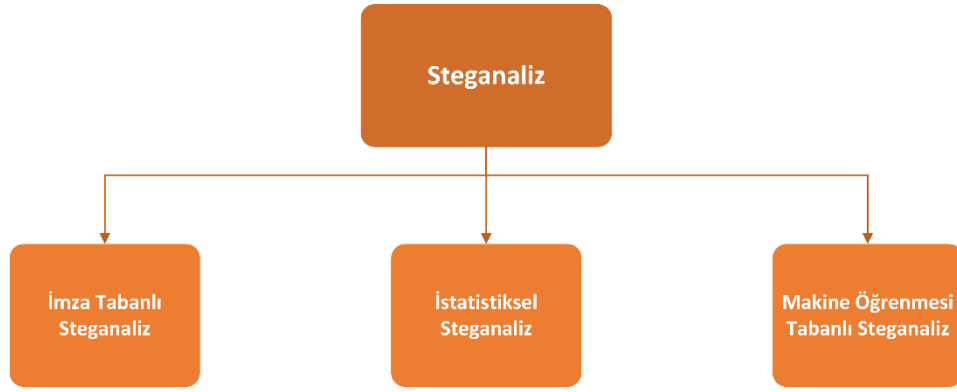
En Az Anlamlı Bit, görüntü steganografisinde basitliği ve etkinliği ile bilinen kritik bir tekniktir. Bu yöntem, görüntüdeki piksel değerlerinin en az anlamlı bitlerinin gizli bilgiyle hassas bir şekilde değiştirilmesini içerir ve insan gözüyle fark edilmeden bilgi saklanmasına olanak tanır (Kadhim vd., 2019). LSB yöntemi, örtü görüntüsünün piksel bileşenlerinin bir kısmının gizli mesaj bitleriyle yer değiştirmesi esasına dayanır. Düşük karmaşıklığı ve görüntü kalitesine olan sınırlı etkisine rağmen, LSB yöntemi kayıplı sıkıştırma ve temel steganaliz yöntemlerine karşı hassastır; bu durum, gizlenmiş verinin bozulmasına yol açabilir (Hussain vd., 2018; Setiadi vd., 2023). Ayrıca, bir stego görüntü tespit edildikten sonra öngörülebilirliğini kaybeder ve çeşitli steganaliz saldırılarına karşı dayanıklılığı düşüktür. Bu güvenlik açıklarına rağmen, LSB yöntemi düşük karmaşıklığı, yüksek gömme kapasitesi ve PSNR ile gösterilen iyi algılanamazlık özellikleri nedeniyle yaygın şekilde kullanılmaktadır. LSB yöntemi; LSB Eşleştirme, Yeniden Gözden Geçirilmiş LSB Eşleştirme (LSB-MR), LSB+, LSB++ (Hussain vd., 2018; Laishram ve Tuithung, 2018), k-LSB (Elharrouss vd., 2020) ve eLSB (Jayapandiyan vd., 2020) gibi çeşitli şemalarla geliştirilmiştir. Temel LSB mekanizması Şekil 2.2.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. RGB üzerindeki temel LSB mekanizması

2.6. Steganaliz

Steganaliz, Steganografi tarafından gizlenen verilerin tespitiyle ilgilenen bilim dalıdır (Hussain vd., 2018). Üçüncü taraf bakış açısıyla, Steganografi ile gizlenmiş verilerin tespiti ve bu gizli verilerin çıkarılmasını kapsar (Kadhim vd., 2019; Qin vd., 2019). Steganaliz, iki temel amaçla kullanılır: saldırı tespiti (örneğin siber saldırılar) ve gömme yöntemlerindeki zayıflıkların belirlenerek güvenliğin artırılması. Steganaliz teknikleri, stego-görüntülerin kendine özgü özelliklerinden yararlanarak gizli verileri bulmaya çalışır. Bu teknikler genel olarak imza tabanlı steganaliz ve istatistiksel steganaliz olarak ikiye ayrılır (Kadhim vd., 2019; Mandal vd., 2022). İmza tabanlı steganaliz, kullanılan Steganografi yöntemlerinin izlerini veya kalıplarını ararken; istatistiksel steganaliz, analiz edilen stego-görüntüdeki gizli bilgiyi ortaya çıkarmak için istatistiksel parametreleri kullanır. Bazı araştırmacılar, pasif steganaliz ve aktif steganaliz terimlerini de kullanmaktadır (Hussain vd., 2018). İstatistiksel steganaliz teknikleri arasında histogram tabanlı analiz, RS steganalizi, Ki-kare testi ve bit düzlemi analizi yer alır. Derin öğrenme tabanlı steganaliz, makine öğrenmesi tabanlı steganaliz ve yapısal olmayan steganaliz de önemli kategorilerdendir. Derin öğrenme tabanlı alanda en yaygın kullanılan yöntem CNN tabanlı steganalizdir. Steganaliz tekniklerinin temel sınıflandırması Şekil 2.3.'te sunulmuştur.



Şekil 2.3. Steganaliz sınıflandırması

Steganografi, veriyi algılanamaz bir şekilde gömmeyi amaçlarken; steganaliz, bu gömmeyi ele veren istatistiksel veya yapısal düzensizlikleri ortaya çıkarmayı hedefler. Günümüz görüntü tabanlı steganalizi bu nedenle, Regular-Singular (RS) analizi ve χ^2 saldırısı gibi klasik istatistiksel yöntemleri, histogram mesafe ölçümleri ve korelasyon katsayıları gibi dağılım odaklı metriklerle birleştirerek, piksel yoğunluğu desenlerine gömülen küçük bozulmaları ortaya çıkarmaya çalışır. Örtü ve stego dağılımları arasındaki farklar; yerel düzgünlük, simetri, parite tutarlılığı, global histogram kaymaları, olasılıksal örtüşme ve doğrusal korelasyon gibi çok yönlü bakış açıları üzerinden incelenerek, analistler gömme işleminin bıraktığı izleri çok boyutlu bir profil olarak elde eder. Bu profil, sağlamlık elde etmeye yönelik olarak gömme kalıntılarını değerlendirmeyi mümkün kılar. Aşağıdaki alt başlıklarda, bu çalışmada kullanılan özgül testler detaylandırılmakta ve her birinin gizli veri gömmeye dair artık kanıtları nasıl niceliksel olarak ölçtüğü açıklanmaktadır.

2.6.1. Düzenli–tekil (RS) analizi

RS steganalizi, görüntüyü küçük, çakışmayan gruplara ayırır (bu çalışmada 2×2 piksel blokları olarak) ve her pikselin LSB'sini değiştiren bir tersleme operatörü F 'nin, yerel düzgünlük işlevi f üzerindeki etkisini değerlendirir. Eğer grup terslendikten sonra daha düzgün hale gelirse Düzenli (Regular-R), daha az düzgün hale gelirse Tekil (Singular-S) olarak adlandırılır; aksi durumda Kullanılamaz (Unusable-U) sayılır (Apau Richard ve Asante, 2024; Fridrich vd., 2001). Bu yöntem, grupların düzgünlüğünü bir ayırım işleviyle denklem (2.7) ile ölçer:

$$D(g) = \sum_{i < j} |p_i - p_j| \quad (2.7)$$

Her grup, bir maske M (dama tahtası düzeni) ve onun tümleyeni $-M$ ile iki kez LSB terslemesine tabi tutulur; böylece dört sayım elde edilir: R_M , S_M , R_{-M} ve S_{-M} (Shukla vd., 2018). Eğer tersleme işlemi D fonksiyonunu artırıyorsa grup Düzenli (R), azaltıyorsa Tekil (S) kabul edilir. Bozulmamış (örtü) görüntülerde, dama tahtası simetrisi aşağıdaki denklem (2.8) ile korunur:

$$\text{Şart: } (R_M \approx R_{-M} > S_M \approx S_{-M}) \Rightarrow |R_M - R_{-M}|, |S_M - S_{-M}| \approx 0 \quad (2.8)$$

Ancak LSB gömme işlemi bu dengeyi bozar: düzenli grupların oranı azalırken, tekil grupların oranı artar. Dolayısıyla, iki R eğrisi ve iki S eğrisi arasındaki büyüyen fark, doğrudan ve gizli yükle orantılı bir veri saklama göstergesi olarak kullanılır (Shukla vd., 2018).

2.6.2. Ki-kare (Chi-square χ^2) saldırısı

χ^2 testi, gizli veri gömme işlemi yapılmadığında beklenen teorik düzgün (uniform) dağılımdan, gözlemlenen çift/tek piksel çiftlerinin dağılımının ne kadar saptığını ölçer. k adet histogram aralığı (bin) için istatistiksel değer denklem (2.9) ile hesaplanır:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad E_i = \frac{1}{2} (H_{2i} + H_{2i+1}) \quad (2.9)$$

Düşük χ^2 değerleri, örtü görüntüsüne benzer bir davranışı işaret ederken; χ^2 değerindeki ani bir artış, LSB değiştirme (replacement) veya LSB eşleştirme (matching) işlemlerinin varlığına işaret eder (Apau Richard ve Asante, 2024; Lin vd., 2021).

2.6.3. Histogram L1 farkı (Manhattan mesafesi)

Gömme artefaktlarını niceliksel olarak değerlendirmek için basit ancak etkili bir yöntem, örtü (H_c) ve stego (H_s) görüntülerin normalize edilmiş yoğunluk histogramları arasındaki L1 (Manhattan) mesafesinin denklem (2.10) ile hesaplanmasıdır (Ma vd., 2010):

$$D_{L1} = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{255} |H_c(i) - H_s(i)| \quad (2.10)$$

LSB gömme işlemi yalnızca komşu histogram aralıklarını (bin) etkilediği için, güvenli Steganografi yöntemlerinde genellikle $D_{L1} \ll 0,05$ olur; ancak klasik LSB değiştirme saldırılarında yükle birlikte doğrusal olarak artar. Son dönem kör steganaliz çerçeveleri, histogramlardaki ince merdiven etkilerine olan hassasiyeti nedeniyle D_{L1} değerini hâlâ özellik vektörlerine dahil etmektedir (Shabat vd., 2024).

2.6.4. Bhattacharyya mesafesi

İki olasılık dağılımı arasındaki örtüşmeyi ölçer ve steganalizide özellikle spektral veya renk histogramı benzerliğini değerlendirmek için yaygın şekilde denklem (2.11) ile hesaplanır (Padariya vd., 2025; Tuo vd., 2024).

$$D_B = -\ln \left(\sum_{i=0}^{255} \sqrt{H_c(i) \cdot H_s(i)} \right) \quad (2.11)$$

$D_B \approx 0$, neredeyse mükemmel bir örtüşmeyi (algılanması zor) ifade ederken; 0.02'den büyük değerlerin hem görüntü hem de ses taşıyıcılarda algılanabilir gömme izlerini işaret ettiği gösterilmiştir (Tuo vd., 2024).

2.6.5. Histogram korelasyonu

İki histogram arasındaki Pearson korelasyonu, doğrusal benzerliği yakalar ve denklem (2.12) ile tanımlanır [81]:

$$\rho = \frac{\sum_i (H_c(i) - \mu_c)(H_s(i) - \mu_s)}{\sqrt{\sum_i (H_c(i) - \mu_c)^2} \sqrt{\sum_i (H_s(i) - \mu_s)^2}} \quad (2.12)$$

Değeri 1'e yakınsa, gömme işleminin global dağılım biçimini koruduğunu gösterir. Yük miktarı arttıkça bu değer genellikle 0.98'e doğru monoton bir şekilde düşer. H histogramının birinci, ikinci veya üçüncü türevlerine dayalı korelasyon özellikleri, uyarlanabilir (adaptife) şemalara karşı ek hassasiyet sağlar (Shabat vd., 2024).

2.7. Biyolojik Esinli Algoritmalar

Geniş bir yelpazeye yayılan meta-sezgisel algoritmaları kapsayan biyolojik esinli optimizasyon, karmaşık ve çok modlu çözüm uzaylarını etkili bir şekilde araştırmak amacıyla doğal seçim, sürü zekâsı ve hayvanların yiyecek arama davranışları gibi biyolojik süreçleri taklit eder; üstelik bu süreçlerde gradyan bilgisine ihtiyaç duyulmaz (Johnvictor vd., 2022; Yang, 2010). Bu teknikler, evrim ve kolektif davranış gibi olayları taklit ederek yerel en iyilere takılmadan küresel çözüm arayabilme ve dinamik ortamlara uyum sağlama yetenekleriyle, gerçek dünya hesaplama ve mühendislik problemleri için uygun hale gelir (Johnvictor vd., 2022; Yang, 2010). İlk olarak Holland tarafından 1975 yılında tanımlanan Genetik Algoritmalar (GA), doğal evrimden esinlenen seçim, çaprazlama (crossover) ve mutasyon işlemleri aracılığıyla aday çözümleri nesiller boyunca yinelemeli olarak iyileştirir (Sampson, 1976). Kennedy ve Eberhart tarafından önerilen Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), balık sürüleri ve kuş topluluklarının

sosyal dinamiklerini taklit eder; burada bireysel "parçacıklar", hem kendi deneyimlerine hem de komşularının en iyi deneyimlerine göre yollarını değiştirerek optimal çözümlere yönelir (Kennedy ve Eberhart, 1995) Dorigo ve Blum tarafından geliştirilen Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO) ise karıncaların feromon izlerini takip ederek en kısa yolları bulma davranışlarını, özellikle kombinatorial problemlerde modellemektedir (Dorigo ve Blum, 2005). Bu temel yaklaşımların yanı sıra, birçok sürü-esinli teknik geliştirilmiştir. Ateşböceği ve Yarasa Algoritmaları, biyolojik ışık sinyalleşmesi (bioluminescent) ve yankı konumlama (echolocation) gibi doğadan esinlenen mekanizmalara dayanır; Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritması, bal arılarının yiyecek arama davranışını taklit ederek keşif ve sömürü arasında denge kurar, böylece esnek bir arama aracı sunar (Yang, 2010). Daha yakın tarihlerde geliştirilen Deniz Ayısı Optimizasyon Algoritması (WAOA), deniz ayısı popülasyonlarında gözlemlenen beslenme, göç ve yırtıcılardan kaçınma davranışlarını kullanarak küresel keşif ve yerel sömürüyü geliştirir (Han vd., 2024). Güncel çalışmalar, erken yakınsama sorununu önlemek ve çeşitliliği korumak için, sürü ya da evrimsel parametrelerin gerçek zamanlı olarak ayarlanmasını sağlayan dinamik popülasyon kontrol sistemleri aracılığıyla algoritmaların esnekliğini artırmayı ön plana çıkarmaktadır (Caselli vd., 2024). Farklı yöntemlerin tamamlayıcı güçlü yönlerinden yararlanan hibrit meta-sezgisel çerçeveler, birçok biyolojik esinli yöntemin birleştirilmesiyle ya da yerel arama sezgilerinin entegrasyonu ile daha iyi yakınsama hızı ve çözüm kalitesi sunmuştur (Blum vd., 2008).

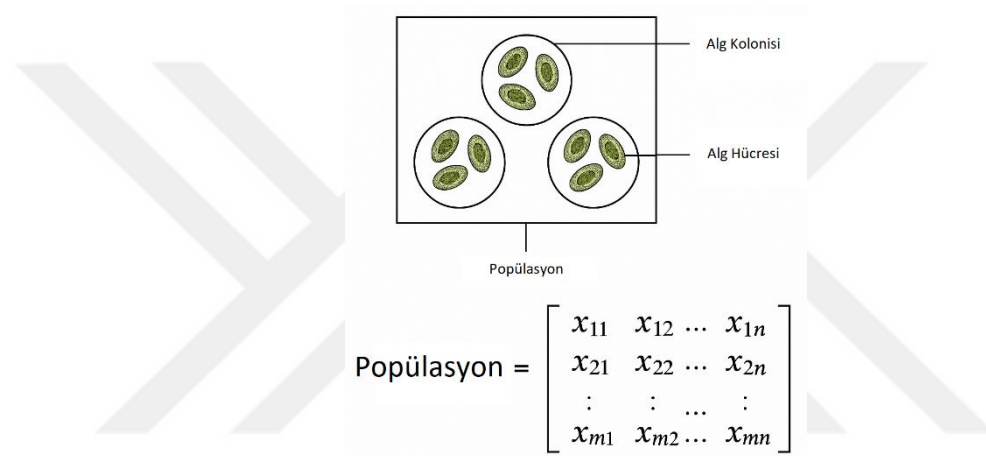
Bu biyolojik esinli teknikler, çok çeşitli alanlarda uygulama bulmuştur:

- Mühendislik tasarımında, yapısal optimizasyon ve kontrol sistemlerinin iyileştirilmesi (Liu vd., 2025).
- Veri madenciliği ve makine öğrenmesinde, özellik seçimi, kümeleme ve hiper parametre ayarlaması (Petwan ve Ku-Mahamud, 2022).
- Kombinatorial problemlerin çözümünde, araç rotalama, çizelgeleme ve ağ tasarımı gibi alanlarda, ACO ve PSO'nun hibrit stratejilerle güçlendirilmiş özel versiyonları kullanılmaktadır (Öztaş ve Tuş, 2022).

Alan, günümüzde daha derin algoritmik davranışların teorik çalışmaları, büyük ölçekli ve gerçek zamanlı sistemler için ölçeklenebilir uygulamalar ve daha karmaşık/dinamik optimizasyon problemlerinin üstesinden gelmek amacıyla makine öğrenimi çerçeveleriyle daha sıkı entegrasyon yönünde ilerlemektedir (Yang, 2013).

2.7.1. Yapay alg algoritması

Yapay Alg Algoritması (AAA) (Uymaz vd., 2015), mikroskopik alglerin besin arama (foraging) davranışını taklit eden, biyolojik esinli bir optimizasyon yöntemidir. Bu algoritma, karmaşık arama uzaylarında gezinmek için helisel hareket, evrimsel teknikler ve uyarlanabilir mekanizmaları bütünleştirir. Şekil 2.4.'te gösterildiği üzere, algoritma bir Alg Kolonileri popülasyonundan oluşur ve her koloni, topluca fotosentez için ışık kaynağına göç eden Alg Hücreleri içerir. En uygun koloni, optimum koloni olarak adlandırılır ve en iyi alg hücrelerini barındırır. Şekil 2.5'te AAA algoritmasının süreçlerini gösteren akış şemasını sunmaktadır.



Şekil 2.4. AAA'daki popülasyon

- Evrimsel (Evolutionary) teknikler, alg kolonisinin besin açısından zengin ortamlarda gelişmesi ve çoğalmasını kapsar. Alg kolonisinin büyüme hızı, denklem (2.13)'te verilen Monod modeli ile hesaplanır ve zaman $t+1$ 'de i . alg kolonisinin büyüklüğü denklem (2.14) ile ifade edilir.

$$\mu = \frac{\mu_{max} \cdot S}{K_s + S} \quad (2.13)$$

Burada: μ özgül büyüme hızı, μ_{max} maksimum özgül büyüme hızı, S besin (nutrient) konsantrasyonu ve K_s alg kolonisinin yarı doygunluk sabiti (doygunluk sabiti) olarak tanımlanır.

$$G_i^{t+1} = \mu_i^t \cdot G_i^t ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.14)$$

Burada: G_i^t , t anındaki i 'inci alg kolonisinin büyüklüğünü ifade eder.

Ve son olarak, en küçük alg kolonisindeki her bir ölen alg hücresi için, en büyük alg kolonisinden bir alg hücresi kopyalanır.

- Adaptasyon (Adaptation) mekanizması ise yeni oluşan bir alg kolonisinin çevresindeki en güçlü koloniyi taklit etme çabasına karşılık gelir. Başlangıçta her yapay alg için açlık değeri sıfırdır; ancak ışık yetersiz kaldığında bu değer artar ve bu durum denklem (2.15) ile modellenir.

$$Starv^{t+1} = Starv^t + (biggest^t - Starv^t) \times rand \quad (2.15)$$

Burada: $Starv^t = \max (A_i^t)$ ve A_i^t , t anındaki i 'inci alg kolonisinin açlık değerini, $Starv^t$ ise aynı anda en yüksek açlık değerine sahip alg kolonisini ifade eder. Adaptasyon parametresi A_p , adaptasyon sürecinin t anında uygulanıp uygulanmayacağını belirler; A_p , $[0,1]$ aralığında sabit bir değerdir.

- Helisel hareket, sıfır olan yerçekimi kuvveti ve kesme kuvveti olarak görülen viskoz sürüklenme kuvvetiyle sınırlandırılmıştır. Sürtünme yüzeyi, yarım kürenin yüzey alanını temsil eder ve denklem (2.16) ile verilir. Helisel hareketin kendisi ise denklem (2.17), (2.18) ve (2.19) ile ifade edilir ve simülasyonu Şekil 2.6.'da gösterilmektedir.

$$\tau (X_i) = 2\pi \left(\sqrt[3]{\frac{3G_i}{4\pi}} \right)^2 \quad (2.16)$$

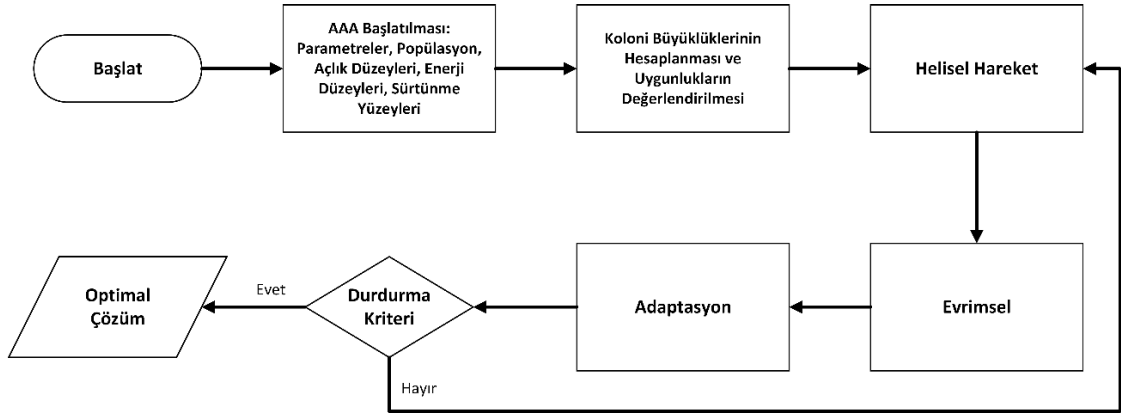
Burada: $\tau (X_i)$ i 'inci alg kolonisinin sürtünme yüzeyidir.

$$x_{im}^{t+1} = x_{im}^t + (x_{jm}^t - x_{im}^t)(\Delta - \tau^t(X_i)) p \quad (2.17)$$

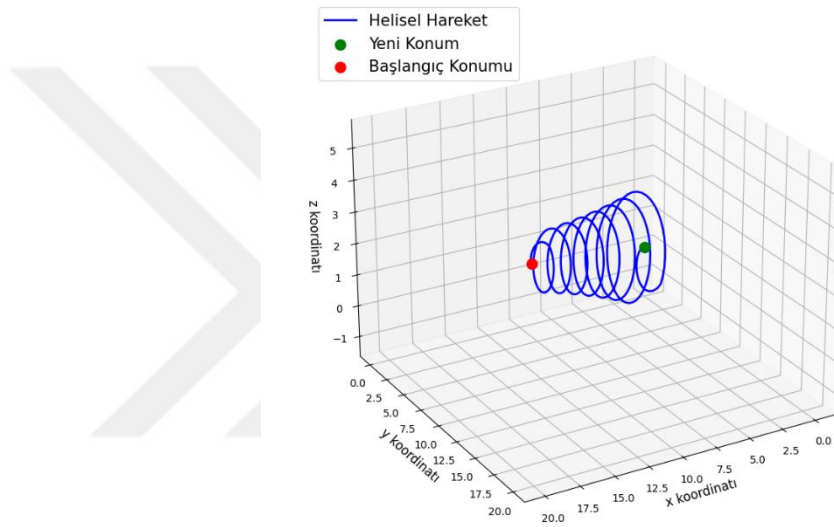
$$y_{im}^{t+1} = y_{im}^t + (y_{jm}^t - y_{im}^t)(\Delta - \tau^t(X_i)) \cos \alpha \quad (2.18)$$

$$z_{im}^{t+1} = z_{im}^t + (z_{jm}^t - z_{im}^t)(\Delta - \tau^t(X_i)) \sin \beta \quad (2.19)$$

Burada: x_{im}^t , y_{im}^t ve z_{im}^t , t anındaki alg hücresinin koordinatlarını ifade eder; α ve $\beta \in [0, 2\pi]$, $p \in [-1, 1]$ aralığındadır ve Δ , kesme kuvvetini temsil eder.



Şekil 2.5. AAA akış şeması



Şekil 2.6. Helisel hareket simülasyonu

2.7.2. Geliştirilmiş yapay alg algoritması

Yapay Alg Algoritmalarında son yıllarda çok amaçlı sürümler de dahil olmak üzere çeşitli iyileştirmeler gerçekleştirilmiş ve bu sayede farklı hedeflerin aynı anda optimize edilebildiği daha esnek ve etkili çözümler geliştirilmiştir (Babalık vd., 2018). Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması (Uymaz ve Koçer, 2018), helisel hareket aşamasında Diferansiyel Evrim (DE) algoritmasından mutasyon stratejilerini entegre ederek, denklem (2.20) ile verilen ek bir hareket bileşeni kazandırır. Bu ekleme, algoritmanın keşif (exploration) yeteneğini artırmayı amaçlamaktadır.

$$c_{ix}^{t+1} = c_{ibest}^t + (c_{im}^{t+1} - c_{ik}^{t+1}) + (c_{ik}^{t+1} - c_{il}^{t+1}) + (c_{il}^{t+1} - c_{im}^{t+1}) \quad (2.20)$$

Burada: c_{ibest}^t , t anındaki en iyi alg kolonisinin hücre koordinatını, c_{ix}^{t+1} , $t + 1$ anındaki i 'inci kolonideki x 'inci hücrenin yeni koordinatını ifade eder ve m, k, l , helisel hareketin temel denklemleri kullanılarak önceden hareket ettirilmiş hücrelerdir.

2.8. Görüntü Analizi ve Ön İşleme

Görüntü analizi ve ön işleme, bilgisayarla görme ve görüntü işleme uygulamalarının geniş bir yelpazesinde temel bir rol oynamaktadır (Eroglu ve Unlu Eroglu, 2023). Bu teknikler, dijital görüntülerden anlamlı özellikler çıkarmayı, görüntüleri iyileştirmeyi veya bölütlemeyi (segmentasyon) hedefleyerek daha etkili yorumlama ve sonraki işlemleri mümkün kılar. Yaygın olarak kullanılan yöntemler arasında, pikselleri yoğunluk benzerliğine göre gruplayarak yumuşak bölütleme gerçekleştiren Bulanık C-Ortalamalar algoritması ve nesne sınırları ile ince yapısal detayları belirlemede güçlü bir araç olan Canny kenar algılama yöntemi yer almaktadır. Entropi filtreleme, görüntü bölgelerindeki yerel karmaşıklık veya rastlantısallık hakkında bilgi sunarak düzgün ve dokulu alanları ayırt etmeye olanak sağlar. Ayrıca, Gauss Yumuşatma yöntemi, gürültüyü azaltmak ve önemli görüntü desenlerini kontrollü bulanıklaştırma yoluyla korumak için kullanılır. Bu teknikler bir araya geldiğinde, görüntü tabanlı sistemlerin sonraki aşamalarında çıkarılan görüntü özelliklerinin kalitesini ve anlamlılığını artırarak daha bilinçli kararların alınmasına katkı sağlar.

2.8.1. Bulanık c-ortalamlar (FCM) kümeleme

Bulanık C-Ortalamlar kümeleme, her veri noktasının birden fazla kümeye farklı üyelik dereceleriyle ait olmasına izin vererek klasik k-ortalama algoritmasını genişleten gözetimsiz bir yumuşak bölütleme algoritmasıdır (Bezdek vd., 1984). FCM, aşağıdaki amaç fonksiyonunu denklem (2.21) ile en aza indirmeyi hedefler:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m |x_i - v_j|^2 \quad (2.21)$$

Burada: C , küme sayısını; v_j , j 'inci kümenin merkezini; $u_{ij}^m \in [0, 1]$, x_i veri noktasının j 'inci kümeye ait olma derecesini ve $m > 1$, bölütlemenin yumuşaklığını kontrol eden bulanıklaştırma (fuzzification) üstelini temsil eder (Nayak vd., 2015). Algoritma, üyelik değerlerini ve küme merkezlerini aşağıdaki denklem (2.22) ile yinelemeli olarak günceller:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{|x_i - v_j|}{|x_i - v_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (2.22)$$

Üyelik matrisi U 'deki ardışık yinelemeler arasındaki maksimum değişim, önceden tanımlanmış bir eşik değerin altına düştüğünde algoritmanın yakınsadığı kabul edilir (Suganya ve Shanthi, 2012). Görüntü analizi bağlamında, her piksel (ya da piksel

yoğunlukları ve dokulardan türetilen özellik vektörleri) bir veri noktası olarak değerlendirilir ve FCM, görüntüyü benzer özelliklere sahip bölgelere ayırmak için bulanık üyelikler atar. Bu yaklaşım, özellikle gürültüye dayanıklılık ve bölütler arası kademeli geçişlerin işlenmesi açısından önemli avantajlar sunar.

2.8.2. Canny kenar algılama

Canny kenar algılama algoritması, 1986 yılında John Canny tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritma, kenar algılamayı; tekil yanıt verme, doğru konumlandırma ve etkili algılama olmak üzere üç temel gereksinimi dengeleyen bir optimizasyon problemi olarak ele alır (Canny, 1986). Bu gereksinimler çerçevesinde, en uygun düzleştirme ve türev alma operatörünü belirler (Ziou ve Tabbone, 1998). Algoritma, dört temel aşamadan oluşur:

- Gauss Yumuşatma:

Kenar bilgilerini koruyarak gürültüyü azaltmak için denklem (2.23) ile uygulanır.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.23)$$

Burada: σ , düzleştirme ölçeğini kontrol eder.

- Gradyan denklem (2.24) ile hesaplama:

$$M(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (2.24)$$

Burada: $\partial I / \partial x$ ve $\partial I / \partial y$, sırasıyla yatay ve düşey yönlerdeki görüntü gradyanlarını ifade eder.

- Maksimum olmayan bastırma (Non-maximum suppression):

Kenarları inceltmek amacıyla, her pikselin gradyan büyüklüğü, gradyan yönündeki komşularıyla karşılaştırılır. Sadece yerel maksimumlar korunur, böylece kenarlar tek piksel genişliğinde sırtlar (ridge) hâlinde elde edilir (Canny, 1986).

- Histerezis eşikleme (Hysteresis Thresholding):

İki eşik değeri uygulanır: T_{low} ve T_{high} . Gradyan büyüklüğü T_{high} değerinden büyük olan pikseller güçlü kenar, T_{low} 'un altındaki pikseller ise göz ardı edilir. Arada kalanlar, yalnızca güçlü kenarlara bağlılarsa kabul edilir. Bu sayede gerçek kenar parçaları birleştirilir ve izole gürültü yanıtları bastırılır (Canny, 1986; Ziou ve Tabbone, 1998).

2.8.3. Yerel entropi filtresi

Yerel entropi filtreleme, bir pikselin çevresindeki yerel komşulukta yer alan piksel yoğunluklarının rastlantısallığını, Shannon entropi ölçütü ile ölçer (Pandey ve Agarwal, t.y.). Her piksel için, N piksel boyutundaki kayan bir pencere üzerinden entropi değeri aşağıdaki denklem (2.25) ile verilir:

$$E(x, y) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i(x, y) \cdot \log_2(p_i(x, y)) ; p_i(x, y) = \frac{n_i(x, y)}{N} \quad (2.25)$$

Burada: $p_i(x, y)$, N pencere içinde gri seviye i 'nin normalize edilmiş frekansını; n_i , bu seviyeye karşılık gelen piksel sayısını ve L , toplam gri seviye sayısını ifade eder (Cheng, 2021; Pandey ve Agarwal, t.y.). Entropi haritaları, doku veya gürültülü bölgeleri vurgular ve çeşitli uygulamalara olanak sağlar. Tıbbi görüntülemelerde, yerel entropi, döndürmeye duyarsız X-ışını segmentasyonunu kolaylaştırmak amacıyla gürültü giderme ve yumuşak doku ile kırık bölgelerini ayırma işlemlerinde kullanılır (Hrzić vd., 2019). Yönlendirilmiş filtre (guided-filter) mimarileri, entropiyi mekânsal destek yapısını ayarlamakta kullanır; böylece kenar koruması, yerel rastlantısallıktan etkilenen ağırlıklarla artırılır (Patil vd., t.y.). Steganografi 'de ise, entropi eşikleme yöntemleri, veri gömme işlemi için yüksek entropili blokları belirler; bu sayede gömme kapasitesi optimize edilirken istatistiksel tespit riski azaltılır (ShuangKui ve Wu, 2018).

2.8.4. Gauss yumuşatma

Gauss Yumuşatma, görüntü işleme alanında yaygın olarak kullanılan bir düşük geçiren filtreleme tekniğidir ve temel amacı, gürültüyü azaltmak ve küçük varyasyonları bastırırken, görüntüdeki temel yapısal desenleri korumaktır (Chung, 2018). Bu yöntem, görüntünün bir Gauss çekirdeği (Kernel) ile evirişim işlemi uygulanarak elde edilir. Bu durum, özellikle doku analizi gibi işlemler öncesinde örtü görüntülerin ön işlenmesinde oldukça yararlıdır. Kullanılan Gauss fonksiyonu, görüntünün yapısına bağlı olarak iki ya da üç boyutlu biçimde matematiksel olarak ifade edilebilir:

- 2B görüntüler için Gauss fonksiyonu denklem (2.23)'te tanımlanır.
- 3B uygulamalarda, örneğin hacimsel veri işleme gibi durumlarda, Gauss fonksiyonu denklem (2.26) ile genişletilir:

$$G(x, y, z) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}} \quad (2.26)$$

3. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Son yıllarda, görüntü steganografisi sistemlerinin algılanamazlık, gömme kapasitesi ve/veya güvenlik/sağlamlık düzeylerini artırmak amacıyla, gömme piksellerinin/bölgelerinin seçimi, gizli verinin gömülmesi, örtü görüntünün seçimi gibi çeşitli hedeflere yönelik optimizasyon şemalarının uygulanması yoluyla meta-sezgisel ve optimizasyon teknikleri yaygın olarak benimsenmiştir (Burkpalli vd., 2019; Gnanalakshmi ve Indumathi, 2023; Shyla vd., 2021). Bu yaklaşımlar genellikle gömme kapasitesini maksimize ederken bozulmayı minimize etmeye çalışır ve çoğunlukla PSNR ve SSIM gibi ölçütlerle değerlendirilerek steganalize karşı dayanıklılıkları test edilir (Ali vd., 2024; Fahim ve Raslan, 2023). Güncel çalışmaları sistematikleştirmek amacıyla, Çizelge 3.1.'de mekânsal/dönüşüm alanlarında piksel/bölge seçimi ve RGB/gri seviye örtü görüntüler için geliştirilen optimize edilmiş görüntü Steganografi yaklaşımlarına ait temel çalışmaların karşılaştırmasını sunmaktadır. Önerilen Steganografi Yaklaşımı başlığı altında, önerdiğimiz D-MAAA tanıtılacak ve bu yöntemin öne çıkan özellikleri vurgulanacaktır. Bununla birlikte, bu çalışma alanında Yapay Alg Algoritmasının test edilmesine yönelik doğrudan bir değerlendirme henüz yapılmamıştır. Bu nedenle, bu alandaki bulguları geliştirmek amacıyla, önerilen iyileştirmelerle birlikte yapay alg algoritmasını da içeren özgün bir değerlendirme bileşen seti sunulmuştur.

Çizelge 3.1. Görüntü steganografisi için optimizasyon odaklı piksel seçimi en son tekniklerinin karşılaştırmalı analizi

Kaynak:	(Nickfarjam ve Azimifar, 2012)
Optimizasyon Şeması:	PSO.
Optimizasyon Amacı:	Algısal bozulmayı en aza indirmek amacıyla LSB gömme konumlarını seçmek.
Açıklama:	Ev sahibi pikselleri sıralamak amacıyla dört özellik fonksiyonu tanımlar (yerel yoğunluk farkı, komşuluk sapması, piksel yoğunluğu, bağlantılı bileşen boyutu); ardından bu özelliklerin katsayılarını her bir görüntüye özel olarak optimize etmek için PSO kullanır ve gizli görüntünün en anlamlı bitlerini (MSB), örtü görüntüsündeki en yüksek puanlı LSB'lere gömer.
Başarılar:	Geliştirilmiş algılanamazlık (standart test görüntülerinde PSNR 40 dB üzeri).
Zorluklar:	Yinelenen PSO işlemleri nedeniyle orta düzeyde hesaplama maliyeti, PSO parametre ayarlarına duyarlılık, yalnızca 256×256 boyutunda sınırlı gri seviye görüntüler üzerinde değerlendirme, sabit yükleme boyutu.
Yeni Katkıları:	LSB gömmeyi yönlendirmek için PSO ile optimize edilmiş çoklu özellik sıralamasının ilk kullanımı; her görüntüye özel katsayı anahtarı üretimi sunar ve güvenlik ile kaliteyi artırmak amacıyla MSB'den LSB'ye eşleme ile uyarlanabilir piksel seçimini birleştirir.
Kaynak:	(Raja ve Baburaj, 2013)

Optimizasyon Şeması:	PSO.
Optimizasyon Amacı:	LSBMR için gömme kapasitesini ve stego-görüntü kalitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Görüntü bloklarını seçmek ve LSBMR eşik değeri T'yi optimize etmek için PSO kullanır; mesaj dönüşümü için optimal bir ikame matrisi üretir, rastgele blok döndürmeleri uygular ve 2 bit/piksel olacak şekilde LSB Matching Revisited gömme işlemi gerçekleştirir.
Başarılar:	Standart LSBMR yöntemine kıyasla daha yüksek kapasite (2 bit/piksel) ve PSNR (~60 dB'ye kadar); PSO ile türetilmiş ikame matrisi ve döndürme anahtarları sayesinde artırılmış güvenlik; istatistiksel saldırılara karşı dayanıklılık.
Zorluklar:	PSNR'nin uygunluk fonksiyonu olarak kullanılması nedeniyle yüksek hesaplama maliyeti; yalnızca sınırlı sayıda gri seviye görüntü üzerinde değerlendirilmiştir.
Yeni Katkıları:	LSBMR için bölge seçimi eşiği ve ikame matrisinin PSO ile optimize edildiği ilk çalışma.
Kaynak:	(Kanan ve Nazeri, 2014)
Optimizasyon Şeması:	GA.
Optimizasyon Amacı:	Gömme kapasitesini ve ayarlanabilir stego-görüntü kalitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Steganografiyi mekânsal alanda bir arama problemi olarak modelleyerek; Genetik Algoritma, belirli bir yükleme oranı için PSNR'yi maksimize etmek amacıyla LSB gömme öncesinde piksel tarama sırasını, başlangıç noktasını, bit düzlemlerini ve gizli bit dönüşümlerini optimize eder.
Başarılar:	Çoklu GA çözümleriyle ayarlanabilir görüntü kalitesi, yüksek gömme kapasitesi, veri kaybı olmadan ve biçimden bağımsız gömme, artırılmış güvenlik.
Zorluklar:	PSNR'nin uygunluk fonksiyonu olarak kullanılmasından dolayı son derece yüksek hesaplama maliyeti; GA parametrelerinin dikkatli bir şekilde ayarlanmasını gerektirir; değerlendirme yalnızca standart test görüntüleri ve mekânsal alanla sınırlıdır.
Yeni Katkıları:	Ayarlanabilir, yüksek kapasiteli ve kayıpsız mekânsal alan steganografisini gerçekleştirmek üzere tarama sırası, bit düzlemi kullanımı ve gizli bit ön işlemeyi birlikte optimize eden ilk GA tabanlı çerçeve.
Kaynak:	(Chandrasekaran vd., 2015)
Optimizasyon Şeması:	GA ve Lojistik Haritalar ile Birlikte.
Optimizasyon Amacı:	Minimum görsel bozulma koşuluyla yük kapasitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Lojistik haritalar aracılığıyla kaotik piksel konum dizileri oluşturur; ardından Genetik Algoritma kullanarak LSB yerleştirmesi öncesinde en yüksek PSNR değeri sağlayan gömme konumlarını seçer.
Başarılar:	Piksel seçiminde yüksek rastlantısallık, artırılmış güvenlik uyumluluğu.
Zorluklar:	Hesaplama açısından yoğun; lojistik harita ve GA parametre ayarlarına duyarlıdır; test edilen görüntü boyutları ve gömme kapasitesi açıkça belirtilmemiştir.
Yeni Katkıları:	Görüntü steganografisinde piksel seçimi için lojistik harita tabanlı rastgele seçimi Genetik Algoritma optimizasyonu ile birleştiren ilk topluluk (ensemble) çerçevesi.
Kaynak:	(Nosrati vd., 2015)
Optimizasyon Şeması:	GA.

Optimizasyon Amacı:	Gömme işleminin neden olduğu bit değişikliklerini en aza indirerek görüntü bütünlüğünü korumak.
Açıklama:	Görüntünün LSB akışını ve gizli mesajı uzunluğu L olan bloklara ayırır; en az bit değişikliği gerektiren blokları seçmek için Genetik Algoritma kullanır; her mesaj bloğunu seçilen LSB bloklarına gömer ve blok adreslerini çıkarım için bir anahtar dosyasında saklar.
Başarılar:	Görüntü histogramında minimum değişiklik, yüksek algılanamazlık, verimli ön-gömme seçimi ile düşük tespit edilebilirlik.
Zorluklar:	Orta düzeyde GA hesaplama maliyeti, sınırlı değerlendirme ve sağlamlık analizi bulunmamakta; çıkarım işlemi, gizli veri konumlarını belirten anahtar dosyasının kullanılmasına bağlıdır.
Yeni Katkıları:	LSB değişikliklerini en aza indirmek amacıyla gömme öncesi GA tabanlı blok düzeyinde seçim yapan ilk çalışma.
Kaynak:	(Siar vd., 2018)
Optimizasyon Şeması:	Gradyan tabanlı enerji fonksiyonu ile yönlendirilen ACO.
Optimizasyon Amacı:	Algısal bozulmayı en aza indiren (algılanmazlığı maksimize eden ve tespit edilme riskine karşı dirençli) pikselleri seçmek.
Açıklama:	Gradyan büyüklükleri aracılığıyla bir enerji haritası oluşturur ve bunu bir maliyet fonksiyonu olarak modeller; yapay karıncalar bu harita üzerinde düşük enerjili (daha az algılanabilir) yollar boyunca feromon bırakır; ardından yüksek feromon yoğunluğuna sahip piksellerin ikili (binary) bir maskesini oluşturur ve gizli bitleri hem doğrudan hem de ters enerji fonksiyonu modlarında LSB yerleştirme ile gömer.
Başarılar:	Geliştirilmiş algılanamazlık ve öngörülemezlik; Stegodetect ve klasik LSB/DCT-M3 dedektörlerine karşı dayanıklılık hem gri seviye hem de RGB görüntülerde çalışabilirlik; çift yönlü (doğrudan/ters) gömme stratejileri sayesinde artırılmış güvenlik.
Zorluklar:	Yalnızca sınırlı mesaj uzunluklarına sahip standart test görüntüleri üzerinde değerlendirilmiştir.
Yeni Katkıları:	Steganografik piksel seçimi için gradyan tabanlı enerji haritalama ile Karınca Kolonisi Optimizasyonunun (ACO) ilk entegrasyonu; doğrudan ve ters enerji fonksiyonu gömme stratejilerini tanıtır ve öngörülemez gömme işlemi için enerji odaklı ikili maskeleye yaklaşımını sunar.
Kaynak:	(Shah ve Bichkar, 2018)
Optimizasyon Şeması:	GA Doğrusal Artımlı Üreteç (LCG) ile.
Optimizasyon Amacı:	Gizli veri katsayılarını örtü görüntüsünün LSB'lerine optimal şekilde eşleyerek algılanamazlık ve güvenliği maksimize eden kayıpsız gömme işlemi.
Açıklama:	Gizli verinin 2 bitini görüntünün dörtte birlik bir bölümüne piksel başına gömer; konumları eşleştirmek üzere bir katsayı matrisi oluşturur; ardından LCG (parametreler: çarpan, sapma, tohum) kullanarak kalan üç çeyrekteki katsayı bitlerini yalancı rastlantısal olarak yerleştirir. Genetik Algoritma, katsayı-LSB eşleşmelerini maksimize etmek amacıyla LCG parametrelerini 50 yineleme boyunca optimize eder.
Başarılar:	Geliştirilmiş algılanamazlık: standart LSB'ye kıyasla ortalama PSNR $\approx$ 53,11 dB (52,21 dB); minimum histogram bozulması, kayıpsız veri çıkarımı, LCG dizisini kontrol eden GA-türevi gizli anahtar sayesinde yüksek güvenlik.
Zorluklar:	Yüksek hesaplama maliyeti; yalnızca sabit yükleme oranına sahip 256×256 boyutundaki gri seviye test görüntüler üzerinde değerlendirilmiştir.

Yeni Katkılar:	LSB gömmede katsayı eşlemesi için LCG parametrelerini optimize etmek amacıyla Genetik Algoritmanın ilk kullanımı; kayıpsız ve yüksek güvenlikli mekânsal alan steganografisini gerçekleştiren yenilikçi iki aşamalı "veri eşleme ve katsayı gömme" yaklaşımını sunar.
Kaynak:	(Nipanikar vd., 2018)
Optimizasyon Şeması:	PSO Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve Seyrek Temsil ile.
Optimizasyon Amacı:	PSNR değerini maksimize etmek ve MSE'yi minimize etmek amacıyla gömme piksellerini seçmek.
Açıklama:	Gizli ses verisini seyrek (sparse) bir sinyale dönüştürür, örtü görüntüye Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) uygular ve ardından gömme işlemi için en uygun piksel konumlarını seçmek üzere Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) kullanır.
Başarılar:	Benzer yaklaşımlara kıyasla daha iyi sonuçlarla yaklaşık PSNR $\approx 47,6$ dB ve MSE $\approx 0,75$ değerleri elde edilmiştir.
Zorluklar:	Yalnızca sınırlı sayıda ses-görüntü senaryosu ve standart test görüntüleri üzerinde değerlendirilmiştir.
Yeni Katkılar:	Görüntü steganografisi için dalgacık (wavelet) alanında seyrek sinyal temsili ile PSO tabanlı piksel seçiminin ilk entegrasyonu.
Kaynak:	(Khan, 2018)
Optimizasyon Şeması:	ACO.
Optimizasyon Amacı:	Karmaşık bölgeleri hedefleyerek algılanamazlık ve gömme kapasitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Düz, Gauss, Sinüs ve Dalga gibi seçilebilir fonksiyonlarla yönlendirilen yinelemeli ACO aracılığıyla bir feromon matrisi oluşturur; ardından gizli bitleri yalnızca seçilen bölgelere LSB yerleştirme yöntemiyle gömer.
Başarılar:	Yüksek stego-görüntü kalitesi (PSNR = 45~52 dB), kontrol edilebilir gizleme kapasitesi ($\approx \%2-5$), çoklu sezgisel fonksiyonlar sayesinde esnek yapı.
Zorluklar:	Hesaplama açısından yoğun; değerlendirme yalnızca gri seviye karşılaştırma görüntüleriyle sınırlıdır.
Yeni Katkılar:	Steganografi için ACO tabanlı karmaşık bölge tespiti yönteminin ilk sistematik kullanımı; çoklu fonksiyon yaklaşımını tanıtır.
Kaynak:	(Li ve He, 2018)
Optimizasyon Şeması:	PSO Piksel Değeri Farkı (PVD) ve Modül Fonksiyonu ile.
Optimizasyon Amacı:	Stego-görüntü kalitesi ve kapasitesini maksimize etmek amacıyla, birden fazla modül fonksiyonu çözümü arasında en uygun piksel değerlerini seçmek.
Açıklama:	Gizli bitleri 2×2 piksellik bloklara gömmek/çıkmak için Piksel Değeri Farkı (PVD) ve Modül Fonksiyonu (MF) yöntemlerini kullanır; her blok için PSO uygulayarak MF denklemlerini çözer ve bozulmayı en aza indiren piksel değerlerini seçer.
Başarılar:	Önceki PVD/MF yöntemlerine kıyasla üstün gömme kapasitesi ve görsel kalite; iyileştirilmiş PSNR ve yükleme miktarı.
Zorluklar:	Yalnızca 512×512 boyutunda standart gri seviye test görüntüleri üzerinde değerlendirilmiş; kapsamlı bir sağlamlık testi gerçekleştirilmemiştir.
Yeni Katkılar:	Stego-görüntü kalitesini optimizasyon yoluyla artırmak amacıyla, PSO'nun en uygun MF-PVD piksel çözümlerini seçmek için kullanıldığı ilk uygulama.
Kaynak:	(Wazirali vd., 2019)
Optimizasyon Şeması:	GA.

Optimizasyon Amacı:	Gömme kapasitesini ve algılanmazlığı (LSB eşleştirme ve PSNR) maksimize etmek.
Açıklama:	LSB steganografisini bir optimizasyon problemi olarak modelleyerek; Genetik Algoritma, piksel tarama yönü, dairesel kaydırmalar, bit çevirme ve yer değiştirme işlemlerini kodlayan kromozomları evrimleştirir. Uygunluk değeri, XOR tabanlı LSB eşleşme puanı ve elde edilen PSNR ile hesaplanır; en iyi çözüm, LSB yerine koyma (substitution) gömme işlemini yönlendirir.
Başarılar:	Kıyaslama amaçlı GA yöntemlerine göre anlamlı derecede daha yüksek gömme kapasitesi ve iyileştirilmiş PSNR; görsel olarak algılanamaz sonuçlar, piksel düzeyindeki işlemlerin sistematik olarak taranması.
Zorluklar:	Yüksek hesaplama maliyeti (200 GA nesli); GA parametrelerine (popülasyon büyüklüğü, çaprazlama/mutasyon oranları) duyarlılık; yalnızca sınırlı sayıda standart görüntü ve PSNR metriği üzerinden değerlendirilmiş; çıkarım işlemi için giriş olarak kromozom gerektirir.
Yeni Katkıları:	Gömme öncesi çoklu işlemleri (tarama, kaydırma, çevirme, yer değiştirme) tek bir kromozom içinde kodlayan ilk GA çerçevesi; gömme öncesinde piksel seçimini optimize etmek için XOR tabanlı LSB eşleşme uygunluk fonksiyonunu kullanır.
Kaynak:	(Mohsin vd., 2019)
Optimizasyon Şeması:	Dokuz parçalıklı gösterime (tarama sırası, başlangıç ofseti, LSB bit düzlemleri) sahip İkili Parçalık Sürüsü Optimizasyonu (Binary PSO).
Optimizasyon Amacı:	GA tabanlı kıyaslama yöntemlerine kıyasla PSNR'yi anlamlı ölçüde artırırken gömme kapasitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Gizli ve örtü görüntüleri dörder blok hâlinde böler; gizli bit dönüşümlerini, tarama sırasını ve bit düzlemi seçimini dokuz parçalıklı ikili bir vektör olarak kodlar; her blok için PSO uygulayarak minimum bozulmayla piksel başına dört bite kadar gömme yapmak üzere en uygun piksel konumlarını ve LSB yerine koyma parametrelerini seçer.
Başarılar:	PSNR, GA tabanlı yaklaşımdaki 45,13 dB değerinden 56,60 dB'ye yükseltilmiştir; yüksek yükleme kapasitesi (piksel başına 4 bite kadar), daha basit PSO yapısı (çaprazlama/mutasyon yok), sistematik blok bazlı gömme yaklaşımı sunulmuştur.
Zorluklar:	Orta düzeyde hesaplama maliyeti (Matlab'da görüntü başına yaklaşık 4,7 saniye); PSO parametre ayarlarına duyarlıdır, sabit dört bloklu bölme varsayımına dayanır.
Yeni Katkıları:	Mekânsal alan steganografisi için tarama sırasını, başlangıç konumunu ve LSB bit düzlemlerini birlikte optimize etmek amacıyla çok parçalıklı ikili PSO'nun ilk sistematik kullanımı; yüksek kapasiteli gömme işlemleri için daha hızlı yakınsama ve daha yüksek PSNR elde etmek üzere GA yerine PSO kullanılmıştır.
Kaynak:	(Ambika ve Biradar, 2020)
Optimizasyon Şeması:	Hibrit Fil Sürüsü–Monarş Kelebeği Optimizasyonu (EH-MB).
Optimizasyon Amacı:	Yükü korurken stego-görüntü kalitesini (PSNR) maksimize etmek amacıyla yüksek frekanslı DWT alt bantlarında en uygun piksel seçimini gerçekleştirmek.
Açıklama:	Örtü görüntüyü iki seviyeli Dalgacık Dönüşümü (DWT) ile dönüştürür; yüksek frekans katsayıları üzerinde EH-MB algoritmasını uygular; gömme piksellerini seçmek için bir uygunluk fonksiyonu kullanır ve bu piksellere gizli veriyi LSB yerleştirme yöntemiyle gömer.

Başarılar:	Tıbbi ve standart görüntüler üzerinde PSNR, MSE, NCC, AD, SC, MD ve NAE ölçütleri açısından yalnızca EH ve MBO yöntemlerinden daha üstün performans sergilemiştir; çoklu veri kümelerinde algılanamaz gömme başarıyla gösterilmiştir.
Zorluklar:	Hesaplama açısından yoğun; yalnızca sınırlı sayıda tıbbi görüntü üzerinde değerlendirilmiştir; steganaliz saldırılarına karşı herhangi bir sağlamlık analizi yapılmamıştır.
Yeni Katkılar:	Bu yaklaşım, daha önce yayımlanmış ve tartışılmış olan (Nipanikar vd., 2018) çalışmaya benzerlik göstermektedir; ancak kullanılan optimizasyon algoritması farklıdır ve yeni bir deney seti uygulanmıştır.
Kaynak:	(Karakus ve Avcı, 2020)
Optimizasyon Şeması:	GA.
Optimizasyon Amacı:	En Uygun Piksel Benzerliği (Optimum Pixel Similarity) ile yüksek stego-görüntü kalitesini koruyarak gömme kapasitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Doktor yorumlarının sıkıştırma yapılmadan DICOM tıbbi görüntülere (512×512 ve 256×256) LSB yöntemiyle gömülmesi için, Genetik Algoritma kullanılarak piksel benzerliği parametreleri optimize edilir.
Başarılar:	Yüksek algılanamazlık; 256×256 boyutundaki görüntüye sıkıştırma olmaksızın 10000 karakter başarıyla gömülmüştür; biçimden bağımsız ve sağlam bir gömme yöntemi sunar.
Zorluklar:	GA parametre ayarlarına duyarlıdır; steganaliz saldırılarına karşı herhangi bir sağlamlık analizi yapılmamıştır.
Yeni Katkılar:	LSB steganografisi ile GA tabanlı piksel benzerliği optimizasyonunun ilk entegrasyonu; büyük boyutlu verilerin sıkıştırma olmadan gizlenmesini sağlayan GA-OPS çerçevesini tanıtır.
Kaynak:	(Jaradat vd., 2021)
Optimizasyon Şeması:	Kaotik (Chaotic) PSO.
Optimizasyon Amacı:	Stego-görüntü kalitesini (PSNR, SSIM) koruyarak gömme kapasitesini maksimize etmek.
Açıklama:	Örtü ve gizli görüntüleri bloklara ayırır; her blok için en uygun piksel bloğu seçimi ve uyarlanabilir bit tahsisi amacıyla PSO'yu başlatmak ve yönlendirmek için lojistik harita temelli kaotik yapı kullanır.
Başarılar:	Standart PSO yöntemlerine kıyasla daha yüksek PSNR/SSIM değerleri; blok bazlı yük uyarlaması, kaos tabanlı başlatma, erken yakınsamayı azaltır.
Zorluklar:	Lojistik harita ve PSO parametre ayarlarına duyarlıdır; orta düzeyde hesaplama yüküne sahiptir.
Yeni Katkılar:	Bu yaklaşım, daha önce yayımlanmış ve tartışılmış olan (Mohsin vd., 2019) çalışmaya benzerlik göstermektedir; ancak CPSO kullanımı sayesinde iyileştirmeler elde edilmiş ve daha yüksek PSNR değerlerine ulaşılmıştır.
Kaynak:	(Sharma ve Batra, 2021)
Optimizasyon Şeması:	Dalgacık Dönüşüm (DWT) alanında Hoffman Kodlama ile Birleştirilmiş PSO.
Optimizasyon Amacı:	Gömme kapasitesini ve stego-görüntü kalitesini (PSNR, SSIM, düşük MSE ve BER) maksimize etmek.
Açıklama:	Örtü görüntüyü alt bantlara ayırmak için iki seviyeli Dalgacık Dönüşümü (DWT) uygular; gizli mesajı Hoffman kodlamasıyla sıkıştırır, gömme işlemi için düşük frekans katsayıları (LL bandı) arasından en uygun olanları seçmek üzere PSO kullanır; ardından ters DWT ile stego-görüntüyü yeniden oluşturur.

Başarılar:	Oldukça yüksek PSNR ($\sim 78,65$ dB), SSIM $\approx 0,999$, düşük MSE ($\sim 0,00019$) ve BER ($\sim 0,035$) değerleri elde edilmiştir; sıkıştırma sayesinde yük miktarı azaltılmış, yalnızca PSO kullanımına kıyasla daha hızlı gömme konumu araması gerçekleştirilmiştir.
Zorluklar:	Önceden paylaşılan bir anahtara dayanır; anahtar değişimi süreci veya gelişmiş steganaliz saldırılarına karşı sağlamlık analizi yapılmamıştır.
Yeni Katkılar:	Bu çalışma, gömme işlemi öncesinde gizli mesaja Hoffman kodlaması uygulayarak, daha önce yayımlanmış ve tartışılmış olan (Nipanikar vd., 2018) ve (Ambika ve Biradar, 2020) çalışmalardan daha iyi sonuçlar elde etmiştir.
Kaynak:	(Bhandari vd., 2022)
Optimizasyon Şeması:	ACO Üçgen Kaotik Harita ile.
Optimizasyon Amacı:	Yük kapasitesini ve algılanmazlığı maksimize etmek.
Açıklama:	Örtü görüntüyü 5×5 bloklara ayırır; optimal LSB gömme piksellerini seçmek için feromon yönlendirmeli ACO kullanır; ardından gömme konumlarını rastgeleleştirmek ve öngörülemezliği artırmak amacıyla iki boyutlu üçgen kaotik harita uygular.
Başarılar:	Beş standart test görüntüsü üzerinde PSNR, SSIM ve F-Skor açısından klasik LSB, LSB + ACO ve LSB + lojistik harita yöntemlerinden üstün performans sergilemiştir; yüksek yük kapasitesi ile güçlü algılanamazlık sunar.
Zorluklar:	Yaklaşık 200 ACO yinelemesi gerektirir (yüksek hesaplama maliyeti); ağırlık ve buharlaşma oranı gibi parametrelere bağlıdır; yalnızca sabit 5×5 blok boyutunda değerlendirilmiştir.
Yeni Katkılar:	Piksel seçimi tabanlı Steganografi için üçgen kaotik haritanın ACO ile ilk entegrasyonudur; blok yönlendirme ve gömme konumu rastgeleleştirme işlemleri için kaosu çift amaçlı kullanımını tanıtır.
Kaynak:	(Abd-El-Atty, 2023)
Optimizasyon Şeması:	Kuantum Yürüyüşleri ve 3 Boyutlu Kaotik Sistemlerle Birleştirilmiş Parçacık Sürüşü Optimizasyonu (PSO).
Optimizasyon Amacı:	Klasik ve kuantum çağ saldırılarına karşı yüksek yük kapasitesi ile görsel kalite arasında denge sağlamak.
Açıklama:	2-LSB yerine koyma ve piksel seçimi (bayt başına 2 bit) işlemleri için PSO'yu yönlendirmek amacıyla kaotik ve kuantum yürüyüş (QW) tabanlı diziler kullanır.
Başarılar:	Yüksek PSNR ($\sim 44,1$ dB), yük kapasitesi = 2 bit/bayt; son derece geniş anahtar uzayı ($\sim 10^{176}$), yüksek anahtar duyarlılığı ve gizleme alanının kapatılmasına yönelik saldırılara karşı dayanıklılık.
Zorluklar:	Yüksek hesaplama maliyeti; hassas parametre ayarlarına bağımlılık.
Yeni Katkılar:	Kuantum dirençli görüntü steganografisi için kaotik dinamiklerle yönlendirilen PSO ile kuantum yürüyüşlerinin ilk entegrasyonu.
Kaynak:	(Hameed vd., 2023)
Optimizasyon Şeması:	HHO.
Optimizasyon Amacı:	Yüksek gömme kapasitesini korurken PSNR'i (görsel kaliteyi) en üst düzeye çıkarmak.
Açıklama:	Gizleme hatasını en aza indirmek için Optimal Piksel Ayarlama Süreci (OPAP) ile birleştirilmiş şekilde, k-LSB'leri en uygun biçimde seçmek amacıyla HHO tabanlı bir kodlama vektörü kullanır.

Başarılar:	Üstün görsel kalite (yüksek PSNR ve SSIM), yüksek gizleme kapasitesi, istatistiksel ve görüntü işleme tabanlı saldırılara karşı güçlü direnç, uyarlanabilir OPAP mekanizması.
Zorluklar:	Orta düzeyde hesaplama maliyeti, HHO parametrelerinin dikkatli ayarlanmasına olan bağımlılık.
Yeni Katkıları:	Veriye dayalı kodlama vektörü tasarımı için LSB yerine koyma ve OPAP ile HHO meta-sezgiselinin ilk entegrasyonu; çok katmanlı renk kanalı gömme yaklaşımı.
Kaynak:	(Ramapriya ve Kalpana, 2023)
Optimizasyon Şeması:	Geliştirilmiş Salp Sürüsü Optimizasyon Algoritması (SSOA).
Optimizasyon Amacı:	Gömme işlemi için en uygun kenar/düzgün DWT bloklarını seçerek gizleme kapasitesini ve görüntü kalitesini en üst düzeye çıkarmak.
Açıklama:	Örtü görüntülerini ayrıştırmak için Çift Ağaçlı Karmaşık Dalgacık Dönüşümü (DT-CWT) uygular, Manhattan tabanlı uygunluk fonksiyonuyla SSOA algoritması düzgün blokları seçer, gizli veriyi Çift Matris XOR yöntemiyle gömer ve ardından stego-görseli Hoffman sıkıştırmasıyla sıkıştırır.
Başarılar:	Minimum bozulmayla yüksek gizleme kapasitesi sağlar (ortalama PSNR $\approx$ 50,84 dB, SSIM > 0,998); DT-CWT ve Çift Matris XOR kombinasyonu sayesinde güçlü güvenlik sunar.
Zorluklar:	Hesaplama açısından yoğun kaynak gerektirir, steganaliz saldırılarına karşı dayanıklılık analizi yapılmamıştır.
Yeni Katkıları:	DT-CWT tabanlı dönüşümün, geliştirilmiş SSOA ile yönlendirilen düzgün blok seçiminin, Çift Matris XOR gömme yönteminin ve Hoffman sıkıştırmasının ilk kez birlikte entegre edildiği çalışmadır.
Kaynak:	(Boryczka ve Kazana, 2023)
Optimizasyon Şeması:	ACO.
Optimizasyon Amacı:	Gömme kapasitesini en üst düzeye çıkarırken görüntü bozulmasını en aza indirmek.
Açıklama:	Piksel veya katsayı karmaşıklığını yansıtan kenarlara sahip (IWT üzerinden mekânsal ya da dönüşüm alanında) grafikler oluşturur, ardından en uygun LSB gömme konumlarını belirlemek için feromon izleri bırakan karınca sistemlerini çalıştırır.
Başarılar:	Algılanabilirliği en aza indirerek büyük miktarda veriyi gömer, Steganografi için karmaşık bölgeleri etkili bir şekilde tespit eder ve hem mekânsal hem de frekans alanlarında uygulanabilirlik sunar.
Zorluklar:	Yüksek hesaplama maliyeti taşır, çok yüksek çözünürlüklü görüntülerde verimli şekilde ölçeklenemeyebilir.
Yeni Katkıları:	Karınca algoritmalarının hem mekânsal hem de frekans alanı gömme için ilk sistematik uygulaması ve değerlendirmesidir; çift modlu grafik temsillerini tanıtarak özgün bir yaklaşım sunar.
Kaynak:	(Bahadad vd., 2023)
Optimizasyon Şeması:	Kel Kartal Arama (BES).
Optimizasyon Amacı:	Kaotik şifreleme yoluyla algılanmazlığı (PSNR) ve güvenliği en üst düzeye çıkarmak.
Açıklama:	LSB gömme işlemi için IWT yüksek frekans alt bantlarında en uygun pikselleri seçmek üzere BES algoritması kullanılır, gömme öncesinde gizli görüntüye Chen tabanlı kaotik şifreleme uygulanır ve ters IWT sırasında katsayı

	bozulmalarını en aza indirmek için OPAP yöntemiyle stego-görüntü yeniden oluşturulur.
Başarılar:	Kaotik şifreleme sayesinde ek bir güvenlik katmanı sağlanmış, yüksek kaliteli stego görüntüler elde edilmiştir (PSNR 55,3–56,6 dB, SSIM 0,998–0,999).
Zorluklar:	Hesaplama açısından yoğun bir yöntemdir (görüntü başına toplam süre $\approx$ 0,65–0,74 dakika).
Yeni Katkılar:	Görüntü steganografisinde IWT+OPAP hattında kaotik Chen şeması şifrelemesiyle birlikte BES tabanlı optimal piksel seçiminin ilk entegrasyonudur; güvenli gömme ve çıkarma işlemleri için özel olarak uyarlanmış yeni bir BES sözde kodu sunmaktadır.
Kaynak:	(Mahalakshmi vd., 2023)
Optimizasyon Şeması:	PSO.
Optimizasyon Amacı:	Gömme piksellerini, mekânsal alanda algılanmazlığı ve gömme kapasitesini en üst düzeye çıkarmak amacıyla seç.
Açıklama:	PSO'yu, en uygun kaplama görüntüsü piksellerini LSB yerine koyma için seçmek üzere kullanır; başlangıç gömme noktasını, tarama sırasını ve HVS duyarlılığına dayalı yük dağılımını optimize eder.
Başarılar:	Atalet-ağırlık stratejileri boyunca yaklaşık 38,75 dB'ye kadar PSNR elde eder, kontrollü kaliteyle birlikte daha yüksek gömme kapasitesi sunar, basit bir PSO parametre seti kullanır.
Zorluklar:	Orta düzeyde hesaplama maliyeti, sınırlı sayıda gri tonlamalı görüntü üzerinde değerlendirilmiştir, steganaliz saldırılarına karşı sağlamlık analizi yapılmamıştır.
Yeni Katkılar:	Başlangıç noktası, tarama sırası ve piksel seçimini optimize etmek için PSO'nun uygulandığı ilk sistematik çalışma.
Kaynak:	(Jasim ve Kurnaz, 2024)
Optimizasyon Şeması:	ACO.
Optimizasyon Amacı:	Görsel kaliteyi korurken ve veri bütünlüğünü sağlarken gömme kapasitesini en üst düzeye çıkarmak.
Açıklama:	Durağanlığı önlemek amacıyla buharlaşmalı feromon yönlendirmeli keşif yoluyla, gri tonlamalı örtü görüntülere ACO uygulanarak bayt başına dört bit çifti (iki gizli, iki şaşırtıcı) gömmek için en uygun pikseller seçilir; veriler her pikselin 4 LSB'sine gömülür ve bütünlük, sağlama toplamı karşılaştırmasıyla doğrulanır.
Başarılar:	Geleneksel LSB yöntemine kıyasla %30'a varan gömme kapasitesi artışı, ortalama PSNR $\approx$ 40,5 dB ve SSIM $\approx$ 0,98, tespit oranında %20 civarında azalma, eşleştirilmiş şaşırtıcı bitler ve sağlama toplamı ile sağlam bütünlük doğrulanması, çeşitli veri kümeleri üzerinde doğrulanmıştır.
Zorluklar:	Bloklar üzerinde yinelemeli ACO uygulanması nedeniyle yüksek hesaplama maliyeti, yalnızca gri tonlamalı görüntülere uygulanabilir, önceden paylaşılmış bir gömme anahtarına dayanır.
Yeni Katkılar:	Sahte bitlerle bütünlük denetimi ve sağlama toplamı doğrulanması içeren ilk ACO tabanlı blok düzeyinde piksel seçimi entegrasyonudur.
Kaynak:	(Hashim vd., 2024)
Optimizasyon Şeması:	Hoffman sıkıştırması ve Çift/Tek piksel dağılımı ile Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO).

Optimizasyon Amacı:	BT/MR görüntülerinin İlgi Bölgesi (RoI) içerisinde gömülü hasta verilerinin algılanamazlığını ve güvenliğini en üst düzeye çıkarırken taşıma kapasitesini korumak.
Açıklama:	Veri akış boyutunu azaltmak amacıyla sağlık kayıtlarını Hoffman kodlamasıyla sıkıştırır. Ardından, en uygun gömme piksellerini seçmek için Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) kullanır, Çift/Tek piksel dağılımını uygular ve çıkarım için gizli anahtar haritalamasını muhafaza eder.
Başarılar:	Farklı kontrast bölgelerinde Çift/Tek eşlemesiyle artırılmış algılanamazlık, Hoffman sıkıştırması sayesinde artırılmış gömme kapasitesi.
Zorluklar:	Düz bölgelerin göz ardı edilmesi nedeniyle potansiyel kapasite kaybı yaşanabilir.
Yeni Katkıları:	Tıbbi görüntü steganografisi için Hoffman tabanlı gizli veri sıkıştırmasının, PSO ile yönlendirilen İlgi Bölgesi (RoI) piksel seçimi ve Tek/Çift piksel dağılımı ile geliştirilmiş entegrasyonu sunulmuştur.
Kaynak:	Bu TEZ.
Optimizasyon Şeması:	Dinamik Alt-Bölge Tabanlı Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması
Optimizasyon Amacı:	Gizli veri gömmek için en uygun piksel alt kümesini seçerek algılanamazlık, gömme kapasitesi ve dayanıklılık arasında yüksek düzeyde denge sağlamak.
Açıklama:	Görüntü üzerindeki doku özellikleri (kenar gücü, yerel entropi, FCM küme üyeliği) birleştirilerek oluşturulan PIS haritası ile yüksek bilgi içeriğine sahip alanlar belirlenir. Bu alanlara yönelik dinamik alt bölgeler oluşturulur ve MAAA algoritması her alt bölgede ayrı ayrı optimize edilir. Her koloninin uygunluğu, ortalama PIS değeriyle tanımlanır ve nihai piksel kümesi belirlenir. Gömme işlemi klasik LSB ile gerçekleştirilir.
Başarılar:	%1,27 yükte PSNR ≥ 70 dB, %76 yükte PSNR ≥ 52 dB değerleriyle üstün algılanamazlık. %100 çıkarma doğruluğu. MAAA'ya kıyasla ortalama PIS değerinde %11 'ye ve çalışma süresi %74 'ye kadar artış. Yüksek yük kapasitesinde bile SSIM $\geq 0,997$ ve UIQI $\geq 0,999$ değerleri. RS, χ^2 , histogram farkı, Bhattacharyya mesafesi ve korelasyon metriklerine karşı yüksek dayanıklılık.
Zorluklar:	3 küme ile çalışıldığında işlem süresi artabilir.
Yeni Katkıları:	Doku odaklı PIS haritasını dinamik alt bölge yapısı ve Alg-esinli optimizasyon ile birleştiren ilk yaklaşım. Her yük düzeyine ve örtü yapısına özgü yeniden üretilebilir steganografik parmak izi. Küme büyüklüğüne göre dinamik popülasyon. Görüntüye özel kanal duyarlılığı dikkate alınarak kanal ağırlıklı PIS haritası oluşturulması.

Özetle, Çizelge 3.1.'deki karşılaştırmalı analiz, mevcut optimizasyon odaklı Steganografi yöntemlerinin meta-sezgisel entegrasyonlardan dönüşüm tabanlı yaklaşımlara uzanan çeşitli güçlü ve zayıf yönlerini ortaya koymakta; algılanamazlık, gömme kapasitesi, sağlamlık/güvenlik ve hesaplama maliyeti arasındaki sürekli dengelemelere dikkat çekmektedir.

4. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölüm, her bir yapay alg hücresinin (x, y, c) koordinatlarıyla ifade edilen farklı bir RGB kanal pikseline karşılık geldiği ve her bir alg kolonisinin, orantılı miktarda gizli bit gömmek için yeterli sayıda bu piksellerden oluştuğu, doku tabanlı yeni bir piksel seçimi Steganografi çerçevesi sunmaktadır. Burada x ve y sırasıyla pikselin görüntü üzerindeki yatay ve dikey konumunu ifade ederken, c ise renk kanalını temsil etmektedir. RGB renk modeline göre, $c = 0$ kırmızı (R), $c = 1$ yeşil (G) ve $c = 2$ mavi (B) kanallarını belirtmektedir. Koloni hareketini en yüksek kaynak ışığına sahip bölgelere (yani Canny kenar algılama, yerel entropi filtreleme ve Bulanık C-Ortalamlar kümeleme ile tespit edilen yüksek bilgi içeriğine sahip alanlara) yönlendirmek için, üç normalleştirilmiş ölçütün — kenar gücü, yerel doku entropisi ve üyelik bulanıklık entropisi — birleştirilmesiyle Piksel Önem Skoru elde edilmekte ve bu skorlar iki boyutlu bir temel harita üzerine yansıtılmaktadır. Bu temel harita, R, G ve B kanallarına kanal özgü ağırlıklarla çoğaltılarak Gauss filtresiyle yumuşatılır; böylece gerçekçi koloni hareketlerini yönlendiren tutarlı gradyanlar elde edilir. Bu yapının en önemli yönü, Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritmasının görüntü kümelerine dinamik olarak uygulanmasıdır; bu da D-MAAA ile her bir küme için yerel optimizasyon yapılmasını sağlar ve hem yüksek dokulu hem de orta derecede bilgi içeren bölgelerin dengeli şekilde keşfedilmesini mümkün kılar. Bu bağlamda, her koloninin uygunluk değeri, üyelerinin ortalama PIS değeriyle tanımlanmakta ve en uygun piksellerin bulunması, D-MAAA tarafından çözülen bir optimizasyon problemi haline gelmektedir. Önerilen yöntemin her aşaması Algoritma 4.1 ile açıklanmıştır. Ayrıca, yönteme ait sembol ve parametreler Çizelge 4.1.'de sunulmuş, genel sistem işleyişi ise Şekil 4.9.'da diyagramatik olarak gösterilmiştir.

4.1. Problem Modelleme

Arama uzayı Ω , $W \times H$ boyutlarındaki RGB örtü görüntüsündeki tüm bireysel kanal piksellerinden oluşan bir küme olarak denklem (4.1)'de tanımlanır:

$$\Omega = \{ (x, y, c) \mid 0 \leq x \leq W - 1, 0 \leq y \leq H - 1, 0 \leq c \leq 2 \} \quad (4.1)$$

Her aday çözüm $S \subset \Omega$, sabit boyutlu sahip $|S| = K$ bir Ω alt kümesidir. Ω kümesinden K piksel seçmenin toplam yolu, aşağıdaki gibi tanımlanan binom katsayısı (binomial coefficient) denklem (4.2) ile verilir:

$$|\Omega| = \binom{3WH}{K} = \frac{(3WH)!}{K!(3WH-K)!} \quad (4.2)$$

Bu sayı son derece büyük olabilir; örneğin, 512×512 boyutlarındaki bir RGB görüntüden 10^5 piksel seçmek, 10^{124412} 'dan fazla olasılık üretir. Daha fazla piksel seçmek ise bu sayıyı katlanarak artırır. Bu nedenle, önerilen D-MAAA gibi sezgisel bir optimizasyon algoritması, kaba kuvvetle tüm olasılıkları taramaya kıyasla zorunludur.

Her bir kanal pikseli $\omega = (x, y, c)$ için bir PIS $F_{cell}(\omega) \in [0, 1]$ tanımlanır ve bu değer seçim sürecini yönlendirir. Amaç, K boyutuna sahip bir koloni C seçerek, ortalama hücre uygunluğunu denklem (4.3) ile maksimize etmektir:

$$\max_{C \subset \Omega, |C|=K} F_{Colony}(C); F_{Colony}(C) = \frac{1}{K} \sum_{\omega \in C} F_{cell}(\omega) \quad (4.3)$$

$F_{cell}(\omega)$ aşağıdaki denklem (4.4) ile hesaplanabilir:

$$F_{cell}(\omega) = w_R PIS_R(x, y) + w_G PIS_G(x, y) + w_B PIS_B(x, y) \quad (4.4)$$

Burada, normalize edilmiş ağırlıklar $w_R + w_G + w_B = 1$ eşitliğini sağlar. Böylece, problem Ω üzerinde bir kombinatoriyal optimizasyon problemine indirgenmiş olur ve amaç, toplu önem düzeyine göre en iyi K pikseli seçmektir.

4.2. Doku Tabanlı (Texture-Based) Analiz

Bu aşamada, önerilen yaklaşımımıza sezgisel bir yol haritası oluşturacak şekilde yumuşatılmış bir PIS haritası türetilmiştir. Örtü (cover) ve stego görüntülerinde aynı piksel seçimlerinin, En Az Anlamlı Bit gömmesinden sonra dahi korunmasını garanti altına almak amacıyla, ilk olarak tüm en az anlamlı bitleri sıfıra zorlayan bir LSB-maskesi uygulanmıştır. Bu ön işleme adımı, PIS haritasını daha sonra yapılacak bit değişimlerine karşı değişmez kılarak, yeniden üretilebilir önem alanlarının elde edilmesini sağlar. Ardından, RGB kanalları üzerinde uyumlu bir üç boyutlu PIS hacmi inşa edebilmek için, gri tonlamalı görüntü üzerinde üç bağımsız iki boyutlu önem haritası hesaplanır:

PIS_{edges} : Canny kenar algılama yöntemi uygulanarak elde edilen ikili kenar haritası normalize edilerek denklem (4.5) ile hesaplanır:

$$PIS_{edges} = \frac{edgeStrength(x, y)}{\max(edgeStrength)}; edgeStrength(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (4.5)$$

$PIS_{entropy}$: 20×20 boyutlu olan kaydırmalı bir disk penceresi üzerinden yerel Shannon entropisi hesaplanarak $[0,1]$ aralığına denklem (4.6) ile ölçeklenir:

$$PIS_{entropy} = \frac{entropy(x,y)}{\max(entropy)}; entropy(x,y) = - \sum_{i=0}^{N-1} p_i(x,y) \cdot \log_2(p_i(x,y)) \quad (4.6)$$

PIS_{FCM} : Bulanık C-ortalamalar (FCM) kümeleme yöntemi, küme sınırlarında yer alan ve herhangi bir kümeye net biçimde ait olmayan piksellerin seçilmesini önlemek amacıyla uygulanmıştır. Yüksek bulanıklık entropi değerine sahip bu pikseller, genellikle birden fazla kümeye benzer uzaklıklarda yer aldıklarından, filtreleme, bozulma, ölçekleme veya gürültü gibi dışsal işlemlere karşı daha hassas davranma eğilimindedir. Bu durum, gömme işlemi sırasında bu piksellerin değerlerinin doğrusal olmayan biçimlerde değişmesine yol açarak, Steganografinin dayanıklılığı olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Bu kapsamda, küme sınırlarına yakın konumlanan piksellerin belirsizlik düzeyini nicel olarak ifade edebilmek için her piksele, denklem (4.7) ile tanımlanan normalleştirilmiş bulanıklık entropisi atanmıştır.

$$PIS_{FCM} = 1 - \frac{entropy_{FCM}(x,y)}{\max(entropy_{FCM})}; entropy_{FCM}(x,y) = - \sum_{c=1}^M U_c(x,y) \cdot \log_2(U_c(x,y) + \varepsilon) \quad (4.7)$$

Bu üç harita doğrusal olarak birleştirilerek tek bir temel 2B harita denklem (4.8) ile oluşturulur:

$$PIS_{base} = w_1 PIS_{edges} + w_2 PIS_{entropy} + w_3 PIS_{FCM} \quad (4.8)$$

Algısal farklılıkları ve kanal bazlı gömme kapasitesini dikkate almak amacıyla, bu temel harita her renk düzlemine ayrı ayrı, sıfırdan büyük ağırlıklarla çarpılarak kaydırılır ve böylece ilk 3B PIS haritası denklem (4.9) ile elde edilir:

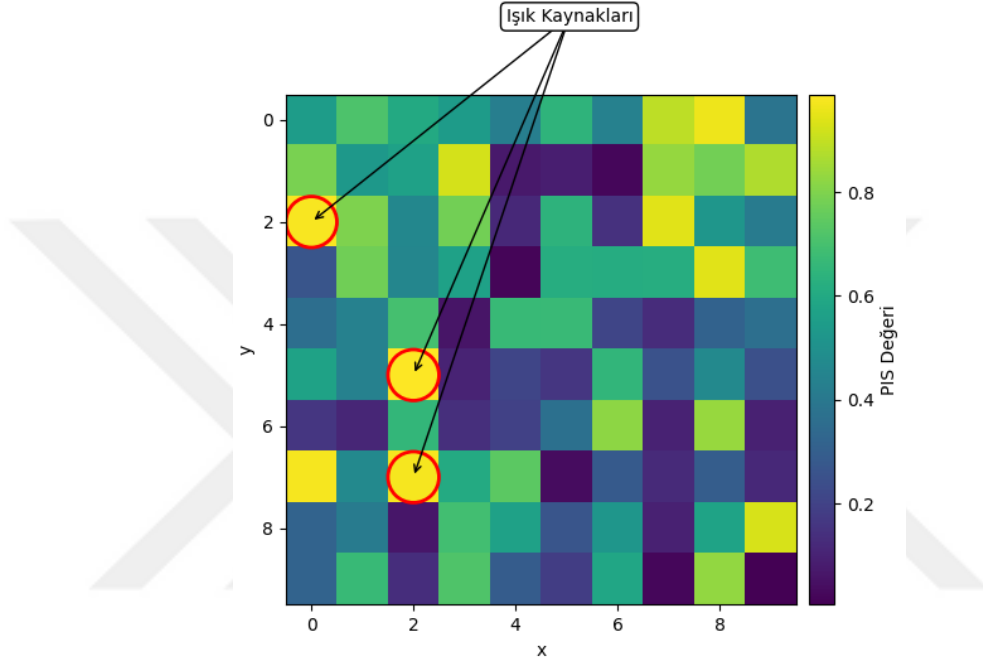
$$PIS = \{ w_R PIS_{base}, w_G PIS_{base}, w_B PIS_{base} \} \quad (4.9)$$

Son adımda, ani mekânsal ve kanal geçişlerini yumuşatmak için standart sapması $\sigma=2$ olan Gauss filtresi bu harita üzerine uygulanır. Bu işlem, seçilen piksellerin izole noktalardan ziyade mekânsal olarak tutarlı kümeler oluşturmasını sağlayarak, gerçekçi algı kolonisi hareketlerini yönlendiren süreklilik gösteren bir önem alanı üretir ve denklem (4.10) ile hesaplanır:

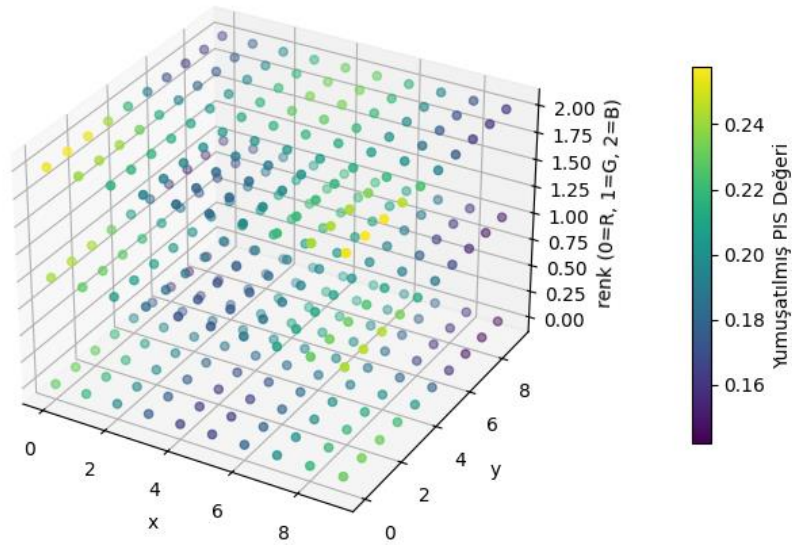
$$PIS_{smoothed} = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \sum_{c=-k}^k G(i,j,c) \cdot PIS \quad (4.10)$$

Şekil 4.1.'de, yüksek bilgi içeriğine sahip bölgelerin nasıl öne çıktığını gösteren örnek bir iki boyutlu PIS ısı haritasını göstermektedir; bu bölgeler D-MAAA algoritmasında birer ışık kaynağı olarak temsil edilmektedir.

Şekil 4.2.'de ise, aday kolonileri yönlendirecek üç boyutlu yumuşatılmış PIS ısı haritasına dair bir örnek sunmaktadır.



Şekil 4.1. (10×10) boyutlarında bir görüntü bloğu için iki boyutlu PIS ısı haritası örneği



Şekil 4.2. (10×10) boyutlarında bir görüntü bloğu için üç boyutlu yumuşatılmış PIS ısı haritası örneği

4.3. Dinamik Alt Arama Uzayları ve Popülasyonların Yönetimi

Geleneksel Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması uygulamalarında, tüm alg kolonileri aynı anda tüm arama uzayı Ω üzerinde gezinir (Uymaz vd., 2015; Uymaz ve Koçer, 2018). Ancak, bu küresel yaklaşım; yüksek PIS bölgeleri gibi dokulu sıcak noktalar ile orta düzeyde bilgi içeren alanların bir arada bulunduğu heterojen görüntülerde yetersiz kalabilir. Bu durum, kolonilerin düşük bilgi içeriğine sahip bölgelerde gereğinden fazla yineleme harcamasına veya baskın kümelerle erken yakınsamasına yol açabilir. Bu sorunları aşmak amacıyla, dinamik küme tabanlı bir optimizasyon süreci, D-MAAA önermekteyiz. Bu yaklaşımda, Ω arama uzayı, FCM üyelik bölgeleri kullanılarak M ayrık kümeye bölünür ve optimizasyon her seferinde yalnızca bir küme üzerinde gerçekleştirilir. Burada, $\Omega_i \subset \Omega$ ifadesi, i . küme içindeki piksel kümesini temsil eder (alt arama uzayı). Tüm kolonileri doğrudan Ω üzerine başlatmak yerine, kümeler arasında önceden belirlenmiş bir programa göre (örneğin küme hacmine göre azalan sırada) döngüsel olarak geçiş yapılır. Bu strateji, her alt arama uzayı içinde daha iyi bir yakınsama sağlar; çünkü koloniler sınırlı bir arama uzayı olan $|\Omega_i| \ll |\Omega|$ üzerinde odaklanarak, yerel gradyanlardan daha hassas yararlanabilir. Böylece hem yalnızca tek bir dokusal bölgenin aşırı optimize edilmesi önlenmiş olur hem de diğer bölgelerin ihmal edilmesi engellenir. Ayrıca, her küme için küme büyüklüğüne bağlı olarak uyarlanabilir bir koloni yapısı (popülasyon) sağlar. Bu yöntem, kolonilerin farklı yoğunluklara sahip bölgelere uygun şekilde dağıtılmasını mümkün kılar. Bu aşamada, her kümeden seçilecek piksel sayısı da bir alt çözüm olarak hesaplanarak belirlenir. Bu işlem, her bir küme i için aşağıdaki denklem (4.11) ile tanımlanan bir büyüklük oranı kullanılarak gerçekleştirilir:

$$ratio_i = \frac{|\Omega_i|}{\sum_j |\Omega_j|} \Rightarrow initialCount_i = \lfloor K \cdot ratio_i \rfloor ; i, j = 0, 1, \dots, M \quad (4.11)$$

Algoritma, toplam seçilecek piksel sayısı olan K 'yı her bir kümenin büyüklük oranı ile çarpar. Bu sayede, daha büyük kümelerle daha fazla optimal piksel atanırken, küçük kümelerle de en az birkaç optimal piksel seçimi yapılması garanti edilir. Bu küme tabanlı dinamizm aynı zamanda heterojen bölgeler arasında keşif (exploration) ve kullanım (exploitation) dengesini sağlar. Küçük kümelerle en azından birkaç piksel atanarak orta düzey bilgi içeren bölgelerde kapsama sağlanırken, büyük ve dokulu bölgeler orantılı şekilde daha fazla gömme kapasitesi sunar. Bu durum, mekânsal yayılımı korur ve gizlenebilirliğin (algılanabilirliğin) azaltılmasına katkı sağlar.

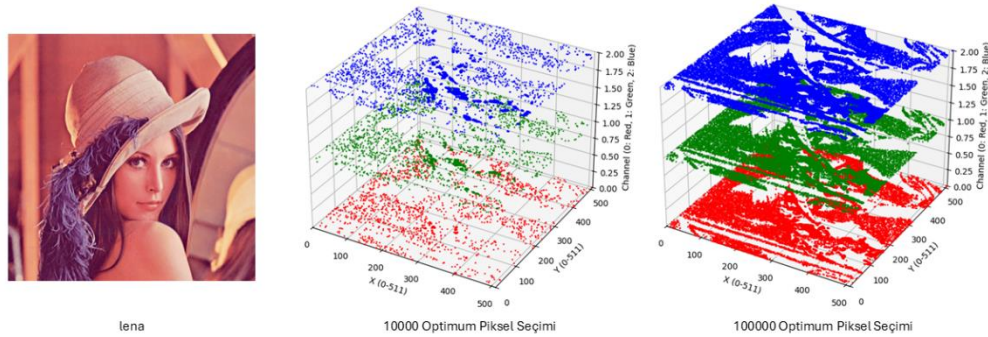
4.4. Optimizasyon Süreci ve Optimal Piksel Seçimi

Optimizasyon aşamasında, bölümü 2'de ayrıntılı olarak açıklanan Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması aşamaları olan başlatma, helisel hareket, evrimsel işlem ve adaptasyon süreçlerinden yararlanılmaktadır. Ancak bu işlemler, tüm arama uzayı Ω üzerinde uygulanmak yerine, her kümenin alt uzayında yinelenerek gerçekleştirilir. Özellikle, FCM üyeliklerine göre Ω arama uzayı M ayrık kümeye bölündükten sonra, D-MAAA algoritması kümeler arasında büyüklüklerine göre azalan sırayla döngüsel geçiş yaparak her adımda biyolojik işlemleri yalnızca ilgili Ω_i arama uzayı içinde yürütür. Kolonilerin yalnızca $|\Omega_i| \ll |\Omega|$ gibi sınırlı bir uzayda çalışması sayesinde, algoritma hem daha hızlı yerel yakınsama sağlar hem de düşük bilgi içeriğine sahip alanlarda gereksiz arama veya yüksek dokulu sıcak bölgelerde erken çökme gibi durumların önüne geçer. Her koloninin uygunluğu, üyelerine ait PIS ortalamasıyla tanımlandığından, optimizasyon doğal olarak kenar gücü, entropi ve küme üyelik sinyalleri bakımından zengin olan yüksek bilgi içeriğine sahip alanlara yoğunlaşır. Ayrıca optimizasyon sırasında iki kısıt dikkatle uygulanır: Konumsal sınırların dışına çıkılmaması sağlanır, yani her alg hücresi yalnızca kendi alt kümesinde kalabilir. Alt uzay sınırlarının korunmasını sağlamak amacıyla Rastgele Uygun Onarım (Random Feasible Repair) yöntemi, süresiz çözüm uzaylarının kesikli hale getirilmesinde ise Stokastik Yuvarlama (Stochastic Rounding) mekanizması kullanılmaktadır. Bir alg hücresi başka bir optimal alg hücresinin yerini alamaz. Eğer olası yeni pozisyon zaten başka bir alg hücresi tarafından işgal ediliyorsa, işlem iptal edilir ve yeni bir pozisyon denenir.

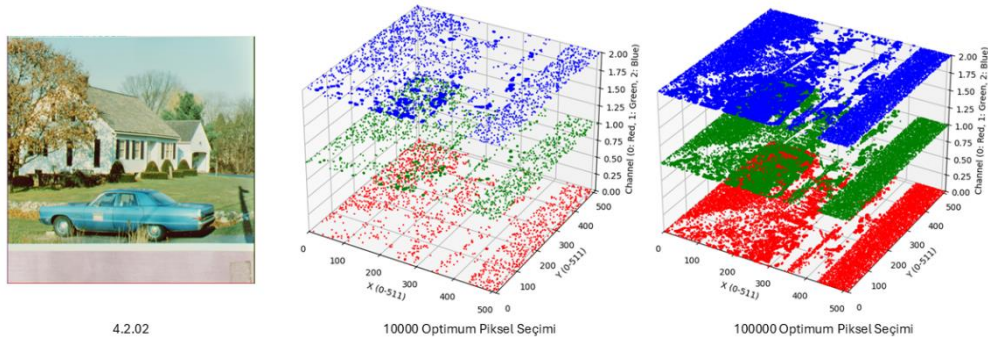
Bu optimizasyon süreci sayede, herhangi bir belirli taşıma kapasitesi K için seçilen piksel altkümesi, görüntünün içsel dokusal ve kanal özelliklerini yansıtan mekânsal olarak tutarlı bir parmak izi oluşturur. Bu parmak izi hem örtü (cover) görüntüsüne hem de seçilen K değerine özgüdür. Gömülecek bit sayısının artırılması ya da azaltılması, kümeler arasındaki boyut oranlarını değiştirerek her yük düzeyi için farklı ama yeniden üretilebilir bir piksel yerleşimi sağlar. Bu yapı, istatistiksel saldırılara karşı her gömü düzeyinin dayanıklılığını temellendirir. Özellikle, LSB-maskesi ile yapılan ön işleme ve hem gömme hem de çıkarma aşamalarında aynı D-MAAA zamanlamasının uygulanması sayesinde, seçim desenleri tamamen deterministiktir. Çıkarma sırasında aynı yüksek öneme sahip piksel indeksleri yeniden elde edilir ve bu da kayıpsız veri geri kazanımını garanti eder. Ayrıca, piksel seçimini yalnızca cebirsel ya da rastlantısal kriterlere değil, algısal özelliklere (kenar gücü, yerel entropi ve bulanık küme üyeliği) dayandırmak, gömme konumlarının görüntünün doğal bilgi yapısıyla uyumlu olmasını sağlar. Bu da

hem görünür bozulmayı en aza indirir hem de insan incelemesine ve steganaliz araçlarına karşı dayanıklılığı artırır. Sonuç olarak, içerik, yük miktarı ve kanal duyarlılıklarına uyum sağlayan; yeniden üretilebilir, algılanamaz ve güvenli bir steganografik desen elde edilir.

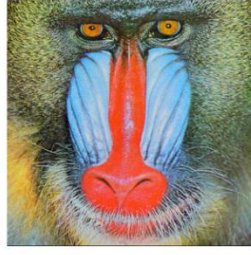
Şekil 4.3. - Şekil 4.8.'de önerilen D-MAAA çerçevesiyle 512×512 boyutlarındaki yaygın test görüntüleri üzerinde sırasıyla 10^4 ve 10^5 optimal gömme pikselinin nasıl seçildiğini göstermektedir. Her iki durumda da algoritma, karmaşık kürk dokuları veya yüz özellikleri gibi yüksek bilgi içeriğine sahip alanlara odaklanırken, düşük entropili homojen alanlardan kaçınmıştır. Vurgulanan piksel kümeleri, yöntemin hem güçlü hem de algılanamaz bir yapı sağladığını açıkça göstermektedir. Değişiklikler yalnızca karmaşık alanlarda yoğunlaştırıldığından, gömülü yük görsel olarak fark edilemez durumda kalır ve yaygın istatistiksel saldırılara karşı istatistiksel olarak kamufle edilmiş olur. Ayrıca görüldüğü üzere, renk kanallarının hedeflenmesi, w_R , w_G , w_B ağırlıklarına bağlıdır ve insan görsel sistemi (HVS) mavi kanal üzerindeki bozulmalara en az duyarlı olduğundan, mavi kanalın yeşil ve kırmızı ile dengeli bir şekilde hedeflenmesi daha uygundur (Cox vd., 2007).



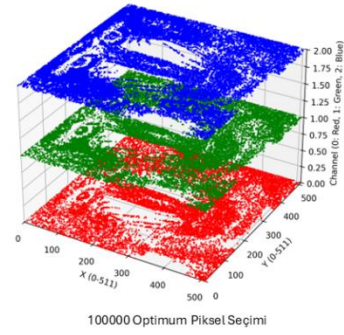
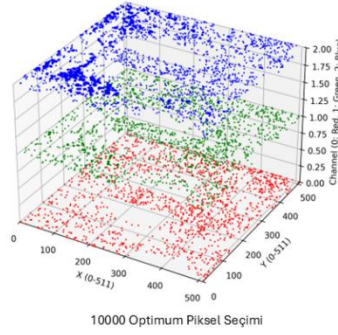
Şekil 4.3. Lena görüntüsü üzerinde optimal piksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme



Şekil 4.4. 4.2.02 görüntüsü üzerinde optimal piksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme



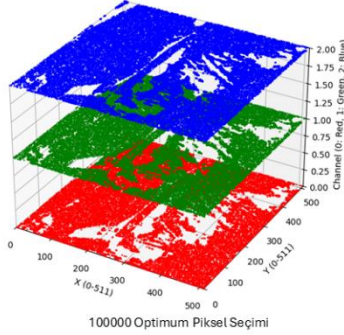
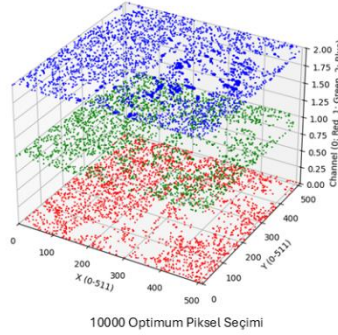
4.2.03



Şekil 4.5. 4.2.03 görüntüsü üzerinde optimal pıksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme



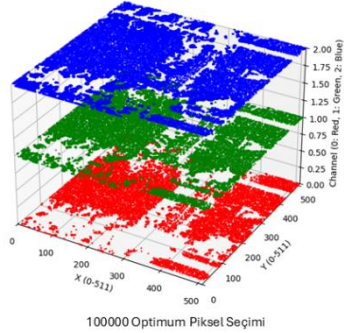
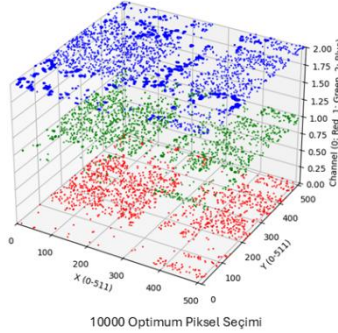
4.2.05



Şekil 4.6. 4.2.05 görüntüsü üzerinde optimal pıksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme



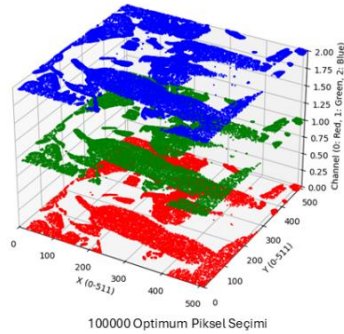
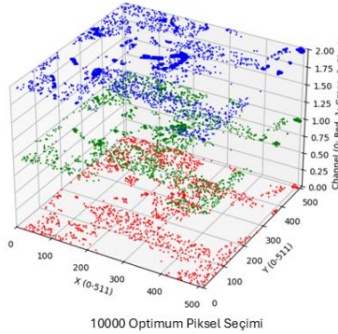
4.2.06



Şekil 4.7. 4.2.06 görüntüsü üzerinde optimal pıksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme



4.2.07



Şekil 4.8. 4.2.07 görüntüsü üzerinde optimal pıksellerin seçimine ilişkin bir görselleştirme

4.5. Optimizasyon Yaklaşımın Uygulanması ve Deneysel Altyapının Oluşturulması

Bu bölüm, öncelikle kullanılan parametreleri ayrıntılı bir tablo ile sunmakta, ardından sistem mimarisini bir akış diyagramı aracılığıyla açıklamakta ve son olarak algoritmik akışı ilgili sözde kod (pseudocode) ile detaylandırmaktadır.

Çizelge 4.1.'de her bir parametrenin değeri, D-MAAA'nın hem görsel kaliteyi koruma hem de güvenli ve dengeli veri gömme performansını maksimize edecek şekilde dikkatle belirlenmiştir. Örneğin, Canny kenar algılamada kullanılan eşik değerleri (100/200), fazla detay kaybı olmadan belirgin yapıları tespit edebilme avantajı sunar; bu da yapısal olarak daha dayanıklı stego bölgeler belirlenmesini sağlar. Yerel entropi filtresinde tercih edilen 20×20 pencere boyutu, küçük bölgelerdeki belirsizlikleri yakalarken istatistiksel kararlılığı da korur; bu, önemli bölgelerin daha isabetli belirlenmesini sağlar. FCM küme sayısının $M = 10$ olarak seçilmesi, görüntüdeki karmaşık yapılarla başa çıkabilecek yeterlilikte ayırım sağlayarak hem alt bölge oluşumunun duyarlılığını artırır hem de hesaplama yükünü kontrol altında tutar. Bulanıklık üssü $m = 2$, FCM yapısıyla uyumlu olup daha net üyelik dereceleri üreterek alt bölge sınırlarını güçlendirir. Gauss yumuşatmada $\sigma = 2$, PIS yüzeyinde hem pürüzsüz hem de gradyanlara duyarlı bir yapı elde etmeyi mümkün kılar, bu da kolonilerin yönelmesi için daha doğru yüzey bilgisi sağlar. Ağırlık parametreleri (renk kanalları ve haritalar arası) D-MAAA'nın çoklu haritayı birleştirme sürecinde dengeleyici rol oynar. Yapısal bilgiyi öne çıkarırken entropi ve üyelik bilgileri de dikkate alınarak daha sağlam ve anlamlı piksel seçimleri gerçekleştirilmiştir. AAA'ya ait kesme kuvveti, enerji kaybı, adaptasyon olasılığı ve maksimum büyüme oranı sırasıyla ($\Delta = 2$), ($e = 0,3$), ($A_p = 0,5$) ve ($\mu_{max} = 1$) olacak şekilde, özgün algoritmadaki tanımları ve değerleriyle aynen korunarak kullanılmaktadır (Uymaz vd., 2015).

Bu değerler sayesinde, kolonilerin hareketleri dengeli hale getirilmiş, gereksiz büyümeler veya ani bozulmalar engellenmiş ve yüksek performans değerleriyle sonuçlanan bir optimal pixel seçimi süreci elde edilmiştir.

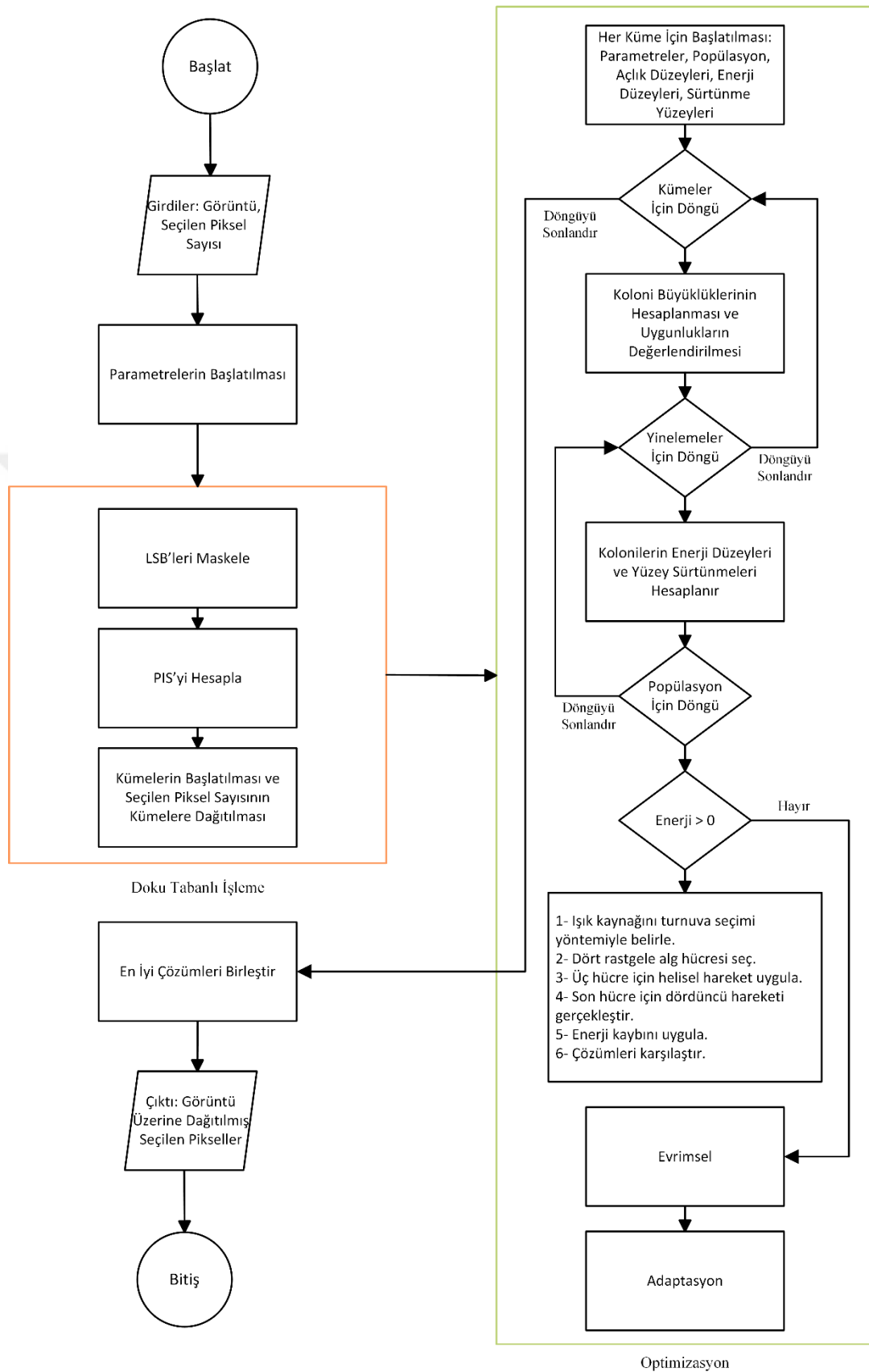
Şekil 4.9.'da önerilen D-MAAA algoritmasının işleyiş sürecine ilişkin genel akış diyagramını sunmaktadır. Süreç, görüntü ve seçilecek piksel sayısının girdi olarak alınmasıyla başlar. Ardından, parametrelerin başlatılması ve LSB'lerin maskeleme işlemleri gerçekleştirilir. Doku tabanlı işleme aşamasında PIS hesaplanır ve seçilecek piksel sayısı küme tabanlı olarak dağıtılır. İzleyen adımda, her bir küme için optimize edilmiş koloniler oluşturularak çok aşamalı bir optimizasyon döngüsü uygulanır. Bu döngüde, koloni büyüklüklerinin hesaplanması, enerji düzeylerinin güncellenmesi ve

yüzey sürtünmelerinin değerlendirilmesi gibi işlemler gerçekleştirilir. Enerjisi pozitif olan koloniler, belirli bir turnuva seçimi, helisel hareket ve evrimsel güncellemelerle optimize edilir. Ayrıca, adaptasyon aşamasıyla koloniler çevresel koşullara uyum sağlar. Son olarak, her kümeden elde edilen en iyi çözümler birleştirilir ve seçilen pikseller görüntü üzerinde konumlandırılarak çıktı üretilir.

Algoritma 4.1, önerilen D-MAAA temel işleyiş mantığını sözde kod biçiminde sunmaktadır. Algoritma, görüntüye ait PIS haritasının oluşturulması ile başlamakta ve ardından her kümenin taşıyacağı piksel sayısını belirleyerek başlangıç kolonilerini oluşturmaktadır. Her küme için tanımlı olan ana optimizasyon döngüsü, koloni büyüklüklerinin güncellenmesi, uygunluk hesaplamaları, enerji ve yüzey sürtünmesi işlemleriyle desteklenmektedir. Koloniler, enerjileri pozitif olduğu sürece helisel hareket stratejisiyle yönlendirilmekte ve uygunluk değerine göre seçim yapılmaktadır. Bu süreç evrimsel çeşitlendirme ve adaptasyon güncellemeler de eşlik etmektedir. Optimizasyon tamamlandığında, her kümeden elde edilen en iyi çözümler birleştirilerek görüntü üzerinde nihai piksel seçim sonucu elde edilir. Bu yapı, algoritmanın çok bölgeli ve dinamik çözüm arayışına dayalı doğasını açık biçimde ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.1. Önerilen D-MAAA yaklaşımının parametreleri

Kategori	Parametre	Simge	Değer
Canny Kenar Algılama	Alt Eşik Değeri	T_{low}	100
	Üst Eşik Değeri	T_{high}	200
Yerel Entropi	Pencere Boyutu	N	20×20
Bulanık C-Ortalamaları	Küme Sayısı	M	10
	Bulanıklık Üssü	m	2
	Maksimum Yineleme Sayısı	$Q1$	300
	Durdurma Kriteri	$Q2$	0,0005
Gauss Yumuşatma	Standart Sapma	σ	2
Ağırlıklar	Kırmızı Ağırlığı	w_R	0,3
	Yeşil Ağırlığı	w_G	0,2
	Mavi Ağırlığı	w_B	0,5
	Kenar Ağırlığı	w_1	0,3
	Entropi Ağırlığı	w_2	0,5
	Üyelik Ağırlığı	w_3	0,2
AAA	Popülasyon	N_{pop}	10
	Toplam Yineleme Sayısı	Q	$M \times 5$
	Kesme Kuvveti	Δ	2
	Enerji Kayıp Oranı	e	0,3
	Adaptasyon Olasılığı	A_p	0,5
	Maksimum Büyüme Oranı	μ_{max}	1
Alg Hücresi	x Koordinatı	x	$[0, W - 1]$
	y Koordinatı	y	$[0, H - 1]$
	Renk Kanalı	c	$[0, 2]$



Şekil 4.9. Önerilen D-MAAA yaklaşımının akış diyagramı

Algoritma 4.1. D-MAAA'nın sözde kodu

```

FONKSİYON D_MAAA(görüntü, piksel_sayısı):
  // 1. Görüntüyü ön işleyerek PIS haritasını oluştur.
  ÇAĞIR görüntüyü_ön_işle(görüntü)

  // 2. Her kümenin taşıyacağı seçilmiş piksel sayısını belirle.
  ÇAĞIR seçilen_pikselleri_belirle (piksel_sayısı)

  // 3. Her küme için başlatması.
  ÇAĞIR başlat()

  // 4. Her küme için ana optimizasyon döngüsü
  HER bir küme_id için kümeler içinde:

    // a. Başlangıç koloni boyutlarını ve uygunluklarını güncelle
    koloni_boyutlarini_guncelle(küme_id)
    uygunlugu_guncelle(küme_id)

    // b. İterasyonlar
    TEKRARLA max_iters kadar:
      yüzey_sürtünmesini_hesapla(küme_id)
      enerji_düzeylerini_hesapla(küme_id)

      // i. Her koloniyi helisel yol boyunca hareket ettir
      HER bir koloni_idx için popülasyon içinde:
        koloni ← helisel_hareket(küme_id, koloni_idx)

      // ii. Kolonileri evrimleştir ve adapte et
      evrimsel(küme_id)
      adaptasyon(küme_id)

      // iii. Uygunluğu tekrar hesapla
      uygunlugu_guncelle(küme_id)
    BİTİR
  BİTİR

  // 5. En iyi hücreleri birleştirerek nihai çözümü oluştur
  ÇAĞIR en_ iyi_cozumleri_birlestir()
  DÖNDÜR best_pixel_selection, toplam_zaman

BİTİR FONKSİYON

ALTYORDAM görüntüyü_ön_işle(görüntü):
  1. LSB'leri sıfırla
  2. Kenarları algıla → normalize et → PIS_edges
  3. Bulanık C-Ortalamalar kümeleme → normalize et → PIS_FCM
  4. Yerel entropi filtresi → normalize et → PIS_entropy
  5. PIS_edges, PIS_FCM, PIS_entropy bileşenlerini ağırlıklarıyla harmanla
  6. Kanal ağırlıklarıyla harmanlayıp 3B Gauss Yumuşatma uygula → pis_map
  7. Piksel indekslerini FCM etiketlerine göre kümelere ayır
BİTİR ALTYORDAM

```

ALTYORDAM seçilen_pikselleri_belirle (piksel_sayısı):

1. Her kümenin boyut oranını hesapla
2. Pikselleri ata

BİTİR ALTYORDAM

ALTYORDAM başlat():

HER bir küme_id için:

1. Rastgele piksel indeks örnekleri çek → pop_size kadar koloni oluştur
2. Boyut, enerji, açlık ve sürtünme vektörlerini başlat

BİTİR

BİTİR ALTYORDAM

ALTYORDAM yüzey_sürtünmesini_hesapla(küme_id):

Mevcut koloni boyutlarına göre sürtünme değerlerini güncelle

BİTİR ALTYORDAM

ALTYORDAM koloni_boyutlarini_guncelle(küme_id):

Büyüme oranlarını hesapla → küme boyutlarını güncelle

BİTİR ALTYORDAM

FONKSİYON koloni_uygunlugunu_hesapla(koloni):

DÖNDÜR koloniye ait piksel indekslerinin pis_map üzerindeki ortalama değeri

BİTİR FONKSİYON

FONKSİYON helisel_hareket(küme_id, koloni_idx):

yeni_koloni ← mevcut koloninin kopyası

ENERJİ > 0 iken:

1. Turnuva seçimiyle başka bir koloni seç
2. Kolonide rastgele dört hücre seç
3. Üçünü helisel şekilde diğer koloniye yönlendir
4. Dördüncüyü DE mutasyonu ile yönlendir
5. Uygunluğu değerlendir; iyileşmişse kabul et, değilse enerji azalt

SON

Eğer gelişme yoksa açlık durumunu güncelle

DÖNDÜR yeni_koloni

BİTİR FONKSİYON

ALTYORDAM evrimsel(küme_id):

1. En büyük ve en küçük kolonileri belirle
2. Çeşitlilik kazandırmak için pikselleri aktar ya da değiştir

BİTİR ALTYORDAM

ALTYORDAM adaptasyon(küme_id):

1. En aç koloniye en büyük koloniden adaptasyon uygula

BİTİR ALTYORDAM

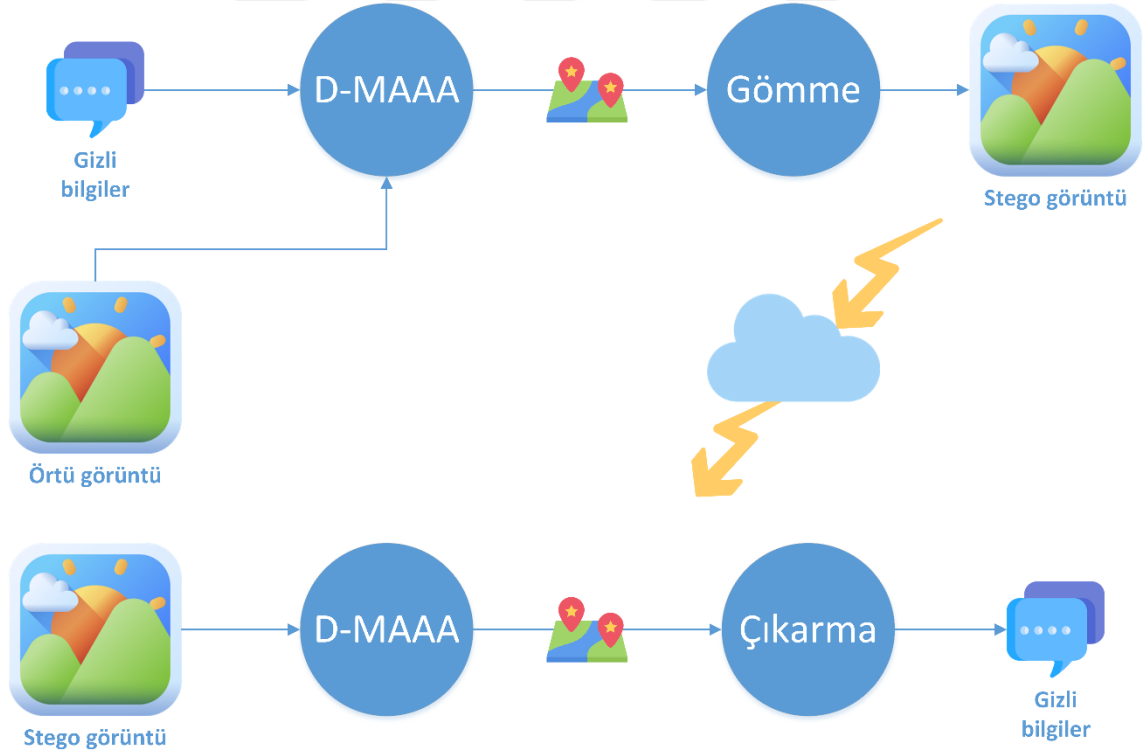
ALTYORDAM en_ iyi_cozumleri_birlestir():

1. Her kümeden, en iyi pikselleri seç
2. Son piksel listesi, görüntü genelinde en iyi çözümdür

BİTİR ALTYORDAM

4.6. Gizli Bilginin D-MAAA ile Gömülmesi ve Çıkarılması

Gömme ve Çıkarma aşamasında, piksel seçim çerçevemizi doğrulamak amacıyla, kavram kanıtlama (proof of concept) olarak klasik en az anlamlı bit yer değiştirme yöntemi kullanılmaktadır. Gömme sırasında, gizli veriye ait her bit, D-MAAA tarafından belirlenen yüksek öneme sahip piksellerin LSB'sine sırayla yazılır; böylece bozulma en aza indirilmiş olur. Çıkarma işlemi, tamamen aynı ancak ters yönde işleyen bir prosedürdür: aynı piksel indekslerinin LSB'leri okunarak gizli veri yeniden oluşturulur. Bu basit ve yaygın biçimde kullanılan yöntem, optimize edilmiş piksel seçim sürecimizin etkinliğini dışsal etkenler olmadan izole şekilde değerlendirmemize olanak tanır. Her iki aşamada da daha gelişmiş gömme şemaları bu yapının yerine kullanılabilir; bu da kapasite, dayanıklılık veya güvenliği artırabilir. Ancak, hangi şema kullanılırsa kullanılsın, aynı D-MAAA tabanlı piksel desenleri temel alınarak işlem sürdürülebilir. Şekil 4.10.'da önerilen steganografik yaklaşımı, gömme ve çıkarma süreçleri dâhil olmak üzere, bütünsel olarak göstermektedir.



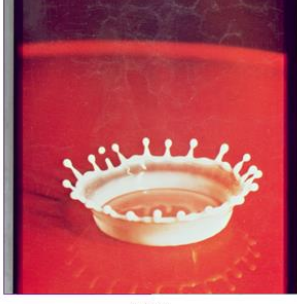
Şekil 4.10. Önerilen steganografik model

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Analizimiz, görüntü steganografisi için görüntü dokusuna dayalı optimal piksel seçimi problemindeki D-MAAA performansına odaklanmaktadır.

Önerilen algoritmanın, Çizelge 4.1.'de sunulan parametre yapılandırmaları altında gösterdiği performansı değerlendirmek amacıyla bir dizi kontrollü deney gerçekleştirilmiştir. Tüm testler, 16 GB RAM ve 16 çekirdekli AMD Ryzen 7 4800H işlemciye sahip bir sistemde yürütülmüş; tüm çalışmalarda yalnızca tek bir işlemci iş parçacığı (One Thread) kullanılarak, paralel işlemden kaynaklanabilecek yanlılıklar ortadan kaldırılmış ve yürütme tutarlılığı sağlanmıştır. Algoritma, Python programlama dili kullanılarak geliştirilmiş ve çalıştırılmış; bu sayede algoritmik davranış üzerinde hassas denetim ve sonuçların yeniden üretilebilirliği mümkün kılınmıştır. Bu yapılandırma, farklı parametre ayarlarının hem etkinlik hem de verimlilik üzerindeki etkisini değerlendirmek için güvenilir ve standartlaştırılmış bir ortam sunmaktadır.

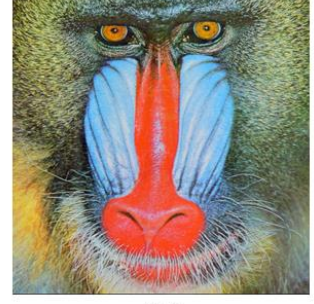
Tüm deneyler, USC-SIPI (Signal ve Image Processing Institute, 1977) veri kümesinden alınan standart test görüntüleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Buna ek olarak, yaygın şekilde kullanılan popüler Lena (Lenna) görüntüsü de kullanılmıştır. Bu veri kümesinin tercih edilme nedeni, görüntü işleme ve Steganografi alanlarında yaygın olarak kabul görmüş, farklı doku, renk dağılımı ve karmaşıklık seviyelerine sahip çeşitli standart test görüntülerini içermesidir. Bu çeşitlilik, önerilen yöntemin farklı görsel içerik türleri üzerinde değerlendirilmesini mümkün kılarak, algoritmanın genellenebilirliğini ve istatistiksel dayanıklılığını test etme açısından önemli bir avantaj sağlar. Aşağıdaki şekillerde görülen standart RGB test görüntüleri, örtü (cover) görüntüleri olarak kullanılmış (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.); aynı veri kümesindeki gri görüntüler ise gizli (secret) görüntüler olarak değerlendirilmiştir (Şekil 5.3.).



4.2.01



4.2.02



4.2.03



4.2.05



4.2.06



4.2.07

Şekil 5.1. USC-SIPI 512×512 görüntüleri



4.1.01



4.1.02



4.1.03



4.1.04



4.1.05



4.1.06

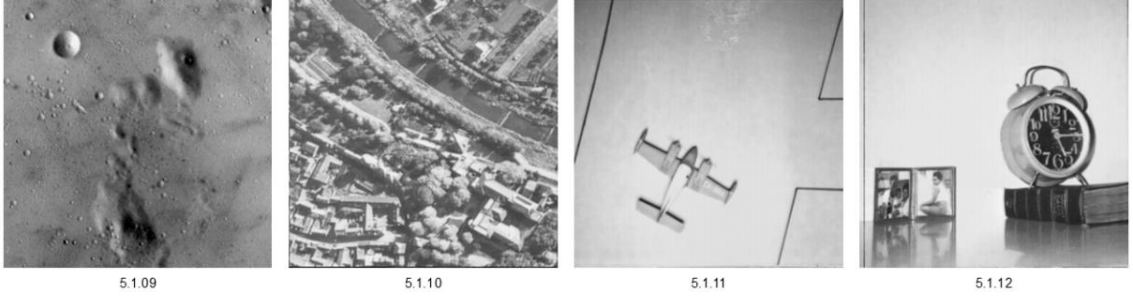


4.1.07



4.1.08

Şekil 5.2. USC-SIPI 256×256 görüntüleri



Şekil 5.3. USC-SIPI 256×256 gri görüntüleri

5.1. Deneysel Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırmalı Analizi

Yalnızca MAAA ile önerilen D-MAAA'nın nihai çözüm performansını karşılaştırmaya odaklanılmaktadır. Bunun nedeni, MAAA'nın her yinelemede tüm arama uzayı üzerinde tek bir küresel çözümü sürdürüp güncellemesine karşın, D-MAAA'nın çoklu alt bölgeler içinde ayrı ayrı optimizasyon gerçekleştirip ardından sonuçları birleştirmesidir. Bu yapısal fark nedeniyle, doğrudan bir yakınsama eğrisi karşılaştırması (yineleme bazlı) anlamlı olmayacaktır. Bunun yerine, her görüntü için yalnızca nihai uygunluk (ortalama PIS) değeri ve çalışma süresi ölçümleri rapor edilmiştir. Optimizasyon algoritmasının performansının ölçülmesi için iki farklı küme parçalanması (clustering) olacak şekilde farklı görüntü boyutu ve seçilen piksel sayısı dikkate alınarak bir dizi farklı deneyler gerçekleştirilmiştir. İlk deney serisinde 10 adet küme ikinci deney serisinde ise 3 küme sonuçları sunulmaktadır. Her bir deney her defasında bağımsız olarak 30 defa çalıştırılarak (yani her bir görüntü boyutu ve seçilen piksel sayısı parametreleri göz önüne alınarak) ortamlar ve standart sapmaları kaydedilmiştir.

5.1.1. On küme parçalanması altında optimizasyon performansı

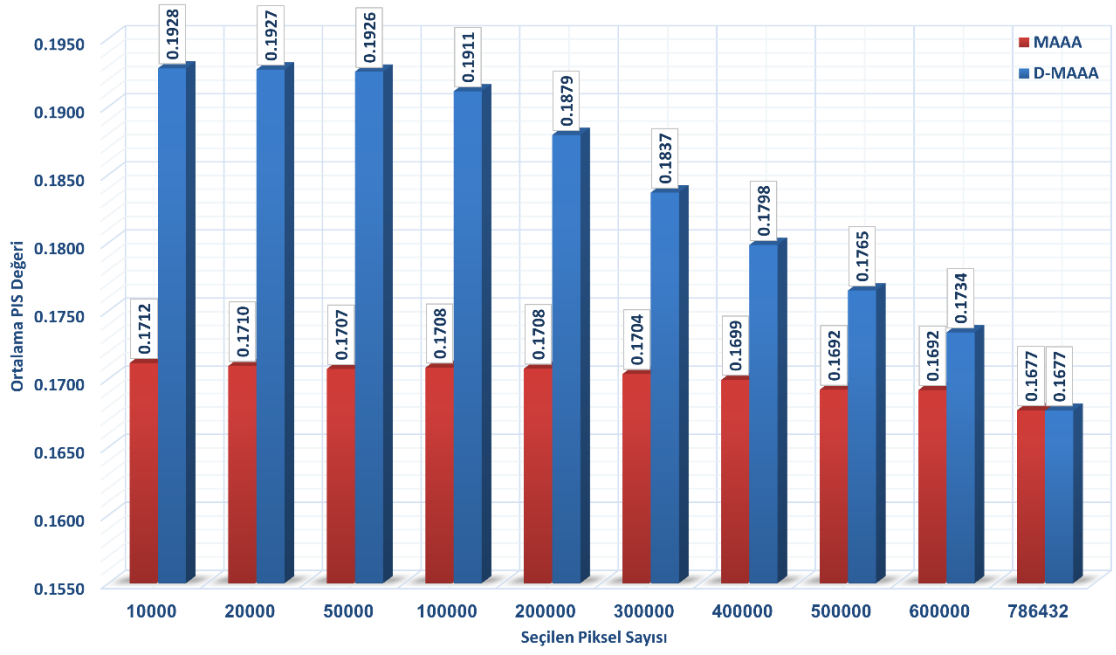
Bu bölümde, on küme parçalanması altında gerçekleştirilen 30 çalıştırmaya (Run) ait optimizasyon sonuçları değerlendirilmektedir. Çizelge 5.1.'de sonuçların analizi göstermektedir ki, tüm yük seviyeleri (seçilen piksel sayıları) ve görüntü boyutları boyunca, D-MAAA hem daha yüksek nihai uygunluk (ortalama PIS) değerleri elde etmekte hem de daha düşük çalışma süresi sağlamaktadır. Bu da bilgi içeriği yüksek piksellerin bulunmasında, alt arama alanlarının ve bunlara tahsis edilen popülasyon dağılımının dinamik olarak uyarlanması sağladığı avantajları doğrulamaktadır. Çizelge 4.1.'de belirtilen parametreleri kullanılmıştır.

Çizelge 5.1. 30 çalıştırma (Run) üzerinden 1. testte D-MAAA ve MAAA performans karşılaştırması

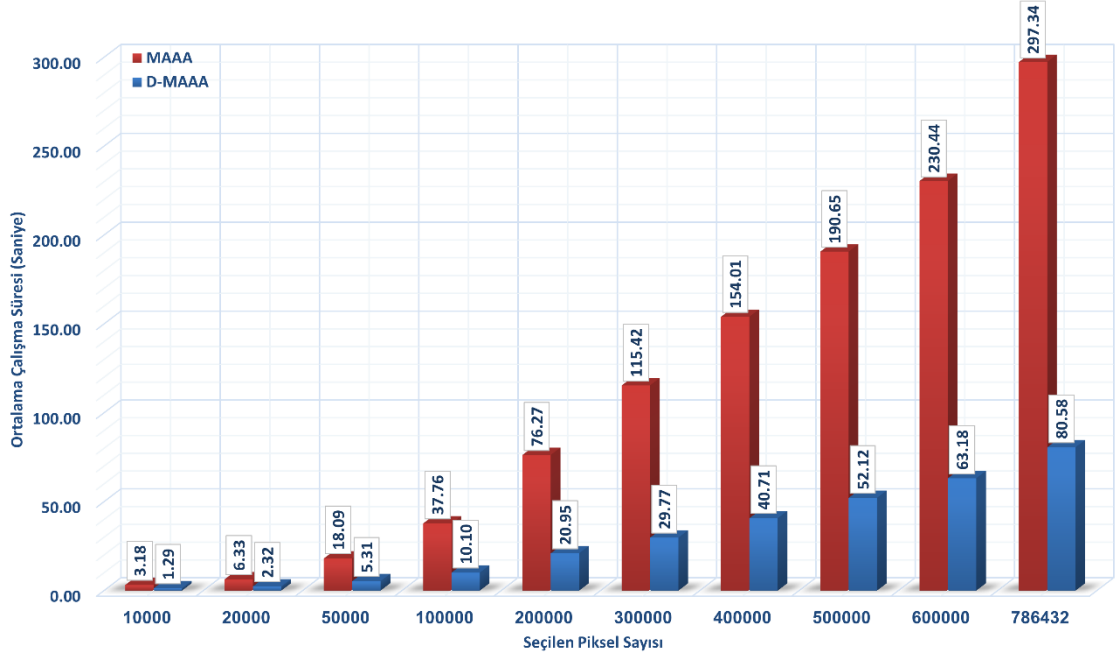
Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
4.1.01	256×256	10000	0,1697	0,1967	2.5185	0.6750	3,3E-04	1,9E-04	1,4E-01	5,7E-02
		20000	0,1695	0,1944	4.9764	1.1409	3,4E-04	1,2E-04	2,0E-01	6,1E-02
		50000	0,1694	0,1898	13.5120	2.7639	1,9E-04	3,3E-04	1,0E+00	3,3E-01
		100000	0,1694	0,1806	29.2059	4.9270	2,3E-04	1,8E-05	2,1E+00	4,1E-01
		150000	0,1694	0,1742	43.8928	7.4367	2,6E-05	6,2E-04	2,9E+00	6,9E-01
		196608	0,1693	0,1693	58.4786	9.6948	1,7E-05	2,9E-04	3,9E+00	8,2E-01
4.1.02	256×256	10000	0,1687	0,2053	2.5653	0.6908	2,5E-04	1,6E-04	2,0E-01	8,8E-02
		20000	0,1687	0,1991	5.0797	1.2934	2,0E-04	1,0E-04	3,7E-01	1,1E-01
		50000	0,1685	0,1918	13.8627	2.9134	8,3E-05	4,4E-05	1,3E+00	4,1E-01
		100000	0,1685	0,1830	29.4232	5.1169	5,6E-05	3,6E-05	1,4E+00	4,5E-01
		150000	0,1684	0,1754	43.8285	8.0713	3,6E-05	5,1E-06	3,7E+00	9,6E-01
		196608	0,1684	0,1684	58.5941	10.3454	5,1E-06	5,1E-06	3,8E+00	1,4E+00
4.1.03	256×256	10000	0,1409	0,1972	2.6041	0.8157	4,3E-04	1,4E-04	1,3E-01	9,9E-02
		20000	0,1409	0,1940	5.0197	1.5680	2,9E-04	7,2E-05	2,5E-01	2,0E-01
		50000	0,1408	0,1812	13.8748	3.5444	1,0E-04	6,0E-05	1,3E+00	7,1E-01
		100000	0,1408	0,1586	29.1233	6.6988	5,1E-05	3,2E-05	1,4E+00	8,6E-01
		150000	0,1407	0,1467	44.0161	9.7731	1,8E-05	6,0E-06	2,9E+00	1,6E+00
		196608	0,1406	0,1406	57.6059	13.2324	1,2E-05	1,2E-05	3,7E+00	3,1E+00
4.1.04	128×128	5000	0,1889	0,2059	1.2970	0.3553	1,2E-03	3,7E-04	5,3E-02	2,4E-02
		10000	0,1888	0,2045	2.4299	0.5391	1,1E-03	6,9E-05	1,4E-01	4,5E-02
		20000	0,1890	0,1993	4.7401	0.9024	6,5E-04	4,1E-05	2,3E-01	5,6E-02
		40000	0,1878	0,1901	9.4638	1.5952	4,5E-04	1,6E-05	6,7E-01	1,5E-01
		49152	0,1870	0,1870	12.3224	1.8815	1,8E-05	4,1E-05	1,2E+00	1,8E-01
4.1.04	256×256	10000	0,1715	0,1879	2.5700	0.6833	1,0E-03	1,3E-04	2,5E-01	5,9E-02
		20000	0,1715	0,1874	5.1086	1.2527	8,1E-04	4,8E-05	4,8E-01	1,5E-01
		50000	0,1710	0,1836	14.0221	2.5531	9,6E-04	4,3E-05	1,4E+00	3,9E-01
		100000	0,1709	0,1768	29.6483	4.9011	7,1E-04	3,6E-05	1,8E+00	4,3E-01
		150000	0,1699	0,1720	44.4481	7.7745	4,6E-04	1,2E-05	4,7E+00	7,3E-01
		196608	0,1692	0,1692	60.0566	10.3023	5,0E-06	5,0E-06	4,1E+00	1,1E+00
4.1.05	256×256	10000	0,1625	0,1983	2.5387	0.7137	3,7E-03	1,4E-03	8,9E-02	1,0E-01
		20000	0,1634	0,1926	5.0006	1.2282	2,3E-03	3,3E-04	2,9E-01	1,5E-01
		50000	0,1610	0,1832	14.0062	3.0180	3,3E-03	1,5E-04	8,4E-01	4,3E-01
		100000	0,1599	0,1747	29.4378	5.8739	2,0E-03	4,5E-04	1,6E+00	8,5E-01
		150000	0,1581	0,1655	43.7960	8.4822	1,8E-03	4,6E-04	3,7E+00	1,2E+00
		196608	0,1565	0,1565	58.9785	11.1187	1,6E-03	1,5E-03	4,3E+00	1,6E+00
4.1.06	256×256	10000	0,1875	0,2201	2.4822	0.6873	5,6E-04	7,7E-05	2,5E-01	4,8E-02
		20000	0,1870	0,2187	5.0273	1.2191	8,3E-04	5,9E-05	4,7E-01	1,2E-01
		50000	0,1872	0,2123	13.7114	2.4890	5,8E-04	4,3E-05	1,5E+00	3,1E-01
		100000	0,1870	0,2035	28.6417	4.7957	6,4E-04	2,9E-05	1,9E+00	4,9E-01
		150000	0,1863	0,1956	44.3454	7.3270	7,6E-04	1,1E-05	3,8E+00	7,6E-01
		196608	0,1850	0,1850	58.4048	9.5361	2,9E-06	2,9E-06	4,9E+00	1,1E+00
4.1.07	256×256	10000	0,1442	0,2092	2.5462	0.7500	5,8E-03	7,4E-05	9,9E-02	1,2E-01

Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
		20000	0,1402	0,2068	5.0393	1.3356	3,9E-03	4,7E-05	1,7E-01	1,5E-01
		50000	0,1392	0,1841	13.9052	3.0971	5,0E-03	1,1E-04	1,1E+00	4,3E-01
		100000	0,1363	0,1547	29.0876	5.6288	2,5E-03	3,2E-05	1,3E+00	6,7E-01
		150000	0,1346	0,1392	43.8464	8.2259	1,7E-03	1,6E-05	3,4E+00	1,3E+00
		196608	0,1313	0,1313	58.2023	11.1872	1,1E-05	1,1E-05	4,8E+00	1,5E+00
4.1.08	256×256	10000	0,1566	0,2080	2.5591	0.6958	5,8E-03	1,2E-04	2,1E-01	1,4E-01
		20000	0,1575	0,2070	5.0273	1.3240	4,4E-03	9,7E-05	4,4E-01	2,0E-01
		50000	0,1612	0,1974	13.7135	2.9083	6,0E-03	6,6E-05	1,2E+00	4,5E-01
		100000	0,1542	0,1706	29.0204	5.5957	3,6E-03	2,5E-05	2,3E+00	8,7E-01
		150000	0,1510	0,1552	44.0170	8.7063	3,2E-03	4,2E-06	3,3E+00	7,2E-01
		196608	0,1461	0,1461	59.2148	12.1341	1,8E-05	1,7E-05	4,9E+00	1,8E+00
4.2.01	512×512	10000	0,1592	0,1851	3.1942	1.4099	6,2E-04	1,8E-04	2,1E-01	2,0E-01
		20000	0,1593	0,1850	6.4351	2.6985	3,7E-04	1,3E-04	3,2E-01	4,8E-01
		50000	0,1596	0,1848	18.4175	5.7760	3,2E-04	8,3E-05	9,5E-01	1,2E+00
		100000	0,1594	0,1827	38.6403	11.1136	4,6E-04	4,5E-05	2,3E+00	2,2E+00
		200000	0,1592	0,1750	77.4888	22.9204	1,9E-04	1,6E-05	3,0E+00	3,7E+00
		300000	0,1592	0,1699	116.7036	32.5381	3,9E-04	1,0E-05	5,7E+00	7,5E+00
		400000	0,1591	0,1660	154.9214	44.4416	4,4E-04	3,0E-05	6,8E+00	6,9E+00
		500000	0,1588	0,1632	193.7655	59.7615	2,2E-04	3,7E-06	1,4E+01	1,1E+01
		600000	0,1588	0,1612	252.0883	69.6105	2,0E-04	2,0E-05	5,0E+01	8,7E+00
		786432	0,1585	0,1585	301.9906	88.2697	6,7E-06	6,8E-06	1,8E+01	1,5E+01
4.2.02	512×512	10000	0,1787	0,2059	3.1363	1.2505	4,8E-03	1,9E-04	2,2E-01	1,8E-01
		20000	0,1771	0,2059	6.2284	2.2702	4,3E-03	1,5E-04	3,5E-01	3,1E-01
		50000	0,1735	0,2057	17.9110	5.5155	4,4E-03	1,1E-04	5,5E-01	9,5E-01
		100000	0,1763	0,2043	37.0269	9.8253	4,9E-03	3,8E-05	2,0E+00	1,7E+00
		200000	0,1763	0,1998	74.9827	21.1466	3,9E-03	3,1E-05	4,0E+00	1,7E+00
		300000	0,1748	0,1947	113.3628	30.7996	4,5E-03	1,8E-05	5,1E+00	3,6E+00
		400000	0,1728	0,1905	152.2021	41.8284	4,3E-03	1,1E-05	7,4E+00	5,7E+00
		500000	0,1708	0,1847	190.3247	50.9682	3,2E-03	1,3E-05	8,9E+00	9,8E+00
		600000	0,1714	0,1787	223.1339	65.7633	2,3E-03	2,9E-05	9,1E+00	6,6E+00
		786432	0,1649	0,1649	295.3151	89.1193	6,9E-06	7,1E-06	1,2E+01	1,2E+01
4.2.03	512×512	10000	0,2090	0,2182	3.3716	1.1327	1,7E-04	1,9E-04	5,1E-01	1,4E-01
		20000	0,2089	0,2180	6.3843	2.0778	1,2E-04	1,4E-04	6,9E-01	2,2E-01
		50000	0,2089	0,2178	18.0631	4.9018	8,2E-05	1,4E-04	1,3E+00	4,3E-01
		100000	0,2088	0,2164	38.1451	8.8066	6,8E-05	1,8E-05	2,5E+00	1,1E+00
		200000	0,2088	0,2155	75.8107	19.2802	4,2E-05	3,5E-05	4,3E+00	1,7E+00
		300000	0,2088	0,2147	116.4818	27.7934	4,3E-05	6,7E-06	1,0E+01	3,8E+00
		400000	0,2087	0,2141	154.3154	37.6097	3,7E-05	3,2E-05	1,3E+01	5,4E+00
		500000	0,2087	0,2136	189.4484	46.0390	3,4E-05	4,5E-06	1,1E+01	7,7E+00
		600000	0,2087	0,2129	229.0777	55.9409	2,3E-05	1,7E-05	1,4E+01	7,4E+00
		786432	0,2087	0,2087	294.5883	70.0334	4,6E-06	4,5E-06	1,5E+01	8,7E+00
4.2.05	512×512	10000	0,1594	0,1914	3.1625	1.5829	2,0E-03	1,5E-04	2,2E-01	3,0E-01
		20000	0,1583	0,1911	6.3470	2.9319	1,5E-03	1,2E-04	4,1E-01	3,8E-01

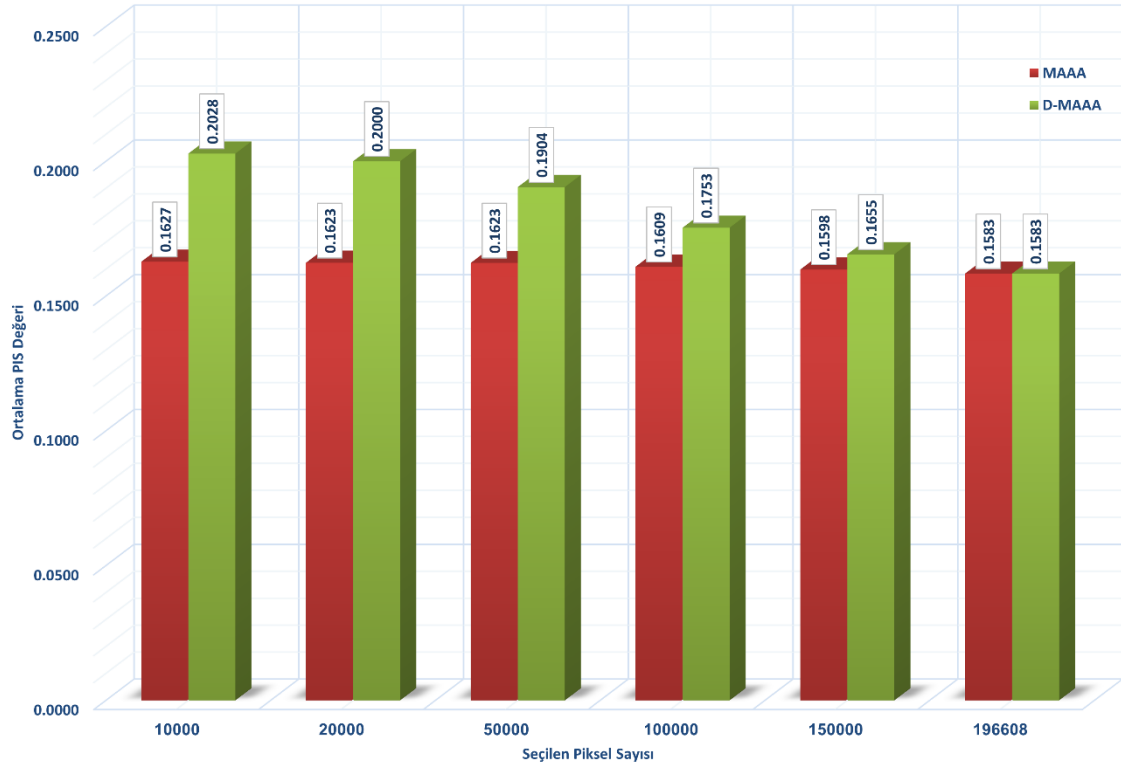
Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
		50000	0,1596	0,1911	17.9815	6.1016	1,3E-03	6,3E-05	6,1E-01	1,5E+00
		100000	0,1590	0,1906	37.7606	12.2990	1,7E-03	2,6E-05	1,8E+00	3,1E+00
		200000	0,1579	0,1887	76.2767	24.8271	1,6E-03	1,9E-05	4,5E+00	4,4E+00
		300000	0,1578	0,1810	115.8810	38.4300	2,0E-03	1,1E-05	5,8E+00	8,2E+00
		400000	0,1577	0,1723	154.2333	48.0810	1,4E-03	7,9E-06	1,2E+01	6,1E+00
		500000	0,1564	0,1659	189.8696	64.5574	1,2E-03	3,1E-05	5,9E+00	9,5E+00
		600000	0,1564	0,1608	225.8106	82.8256	7,7E-04	2,1E-05	9,4E+00	1,2E+01
		786432	0,1546	0,1546	298.0449	97.1294	1,1E-05	1,1E-05	1,2E+01	2,5E+01
4.2.06	512×512	10000	0,1775	0,2082	3.1199	1.2399	1,0E-03	5,1E-04	2,0E-01	1,7E-01
		20000	0,1783	0,2083	6.3092	2.1813	1,2E-03	4,9E-04	3,3E-01	3,8E-01
		50000	0,1784	0,2081	17.9949	5.1262	9,4E-04	6,7E-04	6,0E-01	6,0E-01
		100000	0,1780	0,2063	37.2573	10.7558	1,1E-03	4,3E-04	1,9E+00	1,1E+00
		200000	0,1783	0,2029	76.1170	20.6933	8,5E-04	4,2E-04	3,5E+00	3,6E+00
		300000	0,1783	0,1978	114.3079	25.5659	5,5E-04	2,0E-04	5,9E+00	3,7E+00
		400000	0,1776	0,1928	153.0676	36.8809	6,6E-04	4,2E-04	7,5E+00	3,2E+00
		500000	0,1769	0,1887	190.0354	48.2860	6,2E-04	4,6E-04	1,0E+01	5,4E+00
		600000	0,1768	0,1837	225.1169	57.1370	4,4E-04	3,0E-04	6,9E+00	5,3E+00
		786432	0,1764	0,1762	295.5623	72.4691	1,5E-04	4,8E-04	1,2E+01	1,0E+01
4.2.07	512×512	10000	0,1645	0,1775	3.1334	1.1998	3,6E-04	2,7E-04	1,5E-01	1,3E-01
		20000	0,1645	0,1774	6.2894	2.0411	2,1E-04	1,2E-04	2,7E-01	2,3E-01
		50000	0,1647	0,1772	18.0536	4.8533	2,4E-04	1,2E-04	3,9E-01	7,3E-01
		100000	0,1645	0,1760	37.9291	9.1659	1,3E-04	4,1E-05	1,5E+00	7,3E-01
		200000	0,1645	0,1742	77.0491	18.9005	3,2E-04	2,7E-05	3,2E+00	3,1E+00
		300000	0,1644	0,1718	115.2319	26.0160	7,9E-05	9,1E-06	5,5E+00	4,0E+00
		400000	0,1644	0,1695	154.8656	37.7494	9,1E-05	1,1E-05	6,6E+00	3,9E+00
		500000	0,1643	0,1677	189.2154	48.5085	7,0E-05	8,9E-06	5,9E+00	5,5E+00
		600000	0,1643	0,1664	229.0598	56.0454	1,1E-04	1,1E-05	9,9E+00	8,5E+00
		786432	0,1643	0,1643	297.1701	71.3591	4,7E-06	4,7E-06	9,7E+00	1,1E+01
lena	512×512	10000	0,1499	0,1634	3.1238	1.1828	1,3E-03	2,6E-04	2,0E-01	1,2E-01
		20000	0,1503	0,1633	6.3109	2.0463	1,7E-03	1,3E-04	3,1E-01	2,7E-01
		50000	0,1505	0,1632	18.2154	4.8953	1,1E-03	8,3E-05	7,0E-01	7,9E-01
		100000	0,1497	0,1616	37.5344	8.7241	9,2E-04	6,3E-05	1,9E+00	1,3E+00
		200000	0,1503	0,1592	76.1919	18.8700	1,0E-03	3,5E-05	4,8E+00	2,6E+00
		300000	0,1492	0,1559	115.9385	27.2396	1,1E-03	1,4E-05	4,8E+00	3,1E+00
		400000	0,1491	0,1535	154.4760	38.3486	1,3E-03	1,6E-05	7,0E+00	4,7E+00
		500000	0,1484	0,1517	191.9155	46.7539	8,5E-04	3,0E-05	9,2E+00	6,1E+00
		600000	0,1479	0,1502	228.7778	54.9672	9,1E-04	1,6E-05	1,1E+01	7,5E+00
		786432	0,1465	0,1465	298.7373	75.7025	1,8E-05	1,8E-05	9,7E+00	7,7E+00



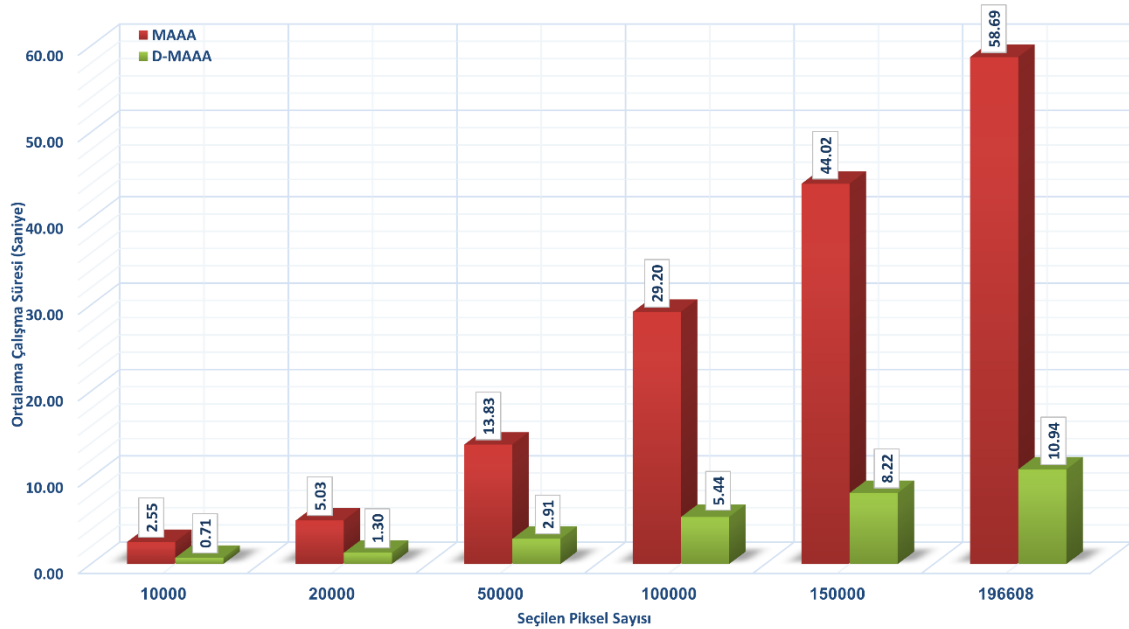
Şekil 5.4. 512×512×3 Görüntüler için seilen piksellerle ortalama PIS deėerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



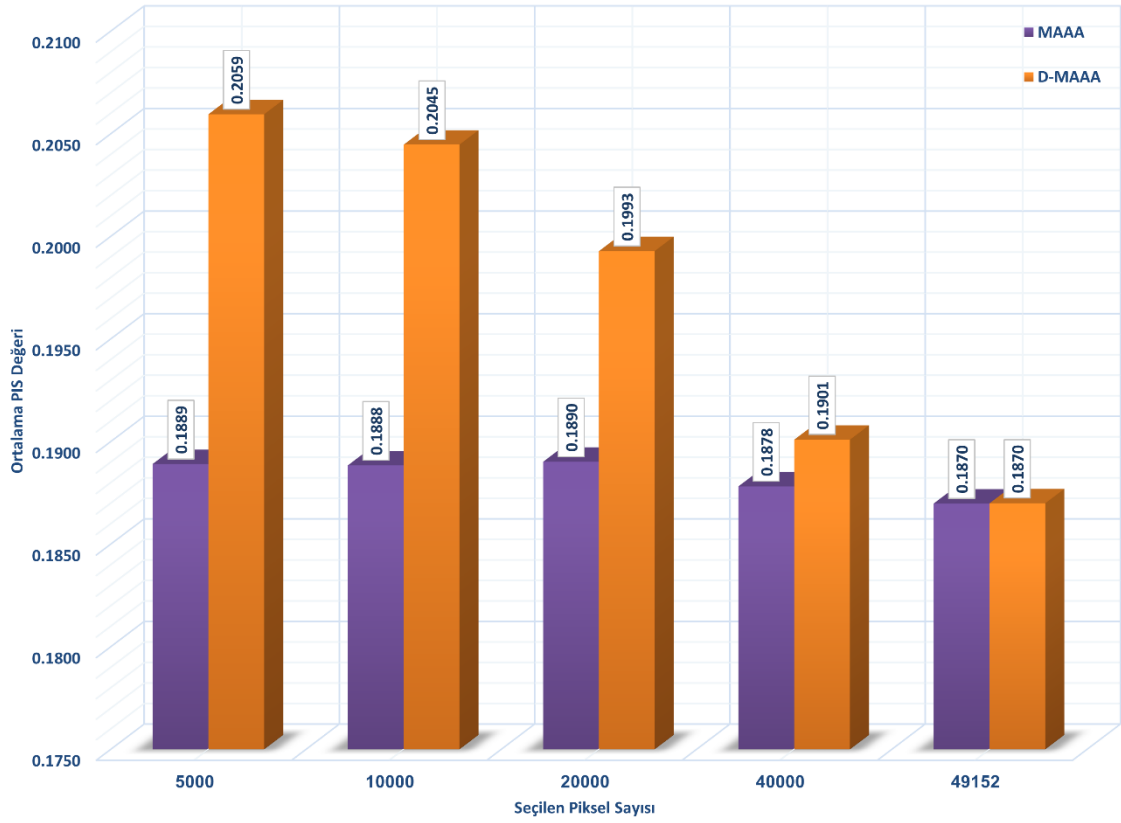
Şekil 5.5. 512×512×3 Görüntüler için seilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



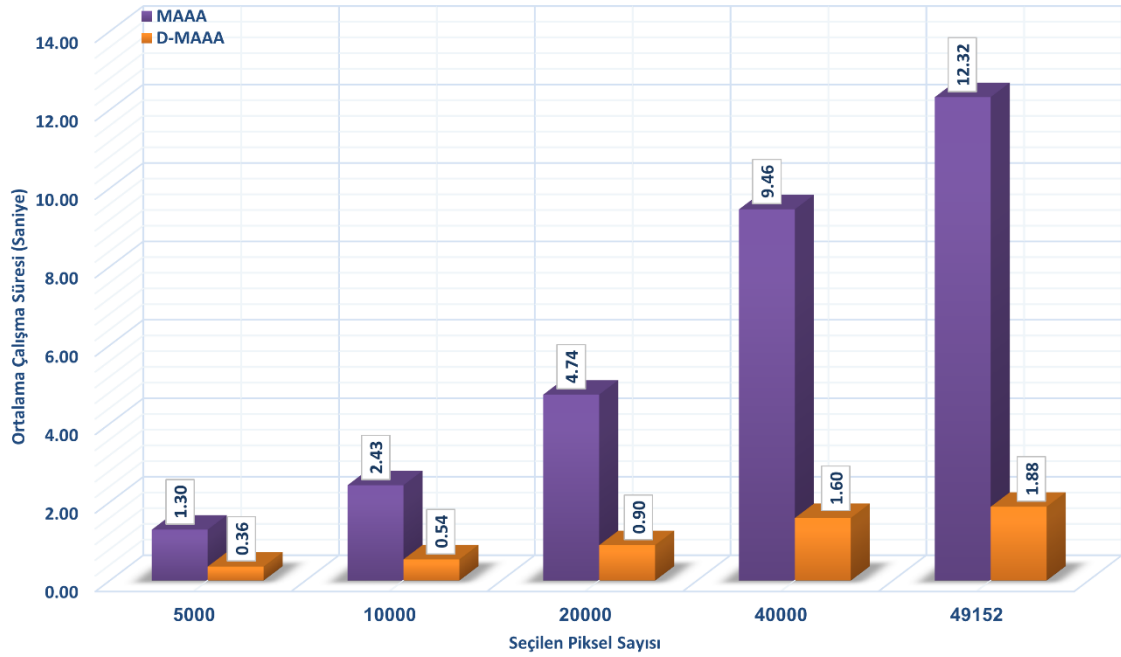
Şekil 5.6. 256×256×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama PIS değerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.7. 256×256×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.8. 128×128×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama PIS değerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.9. 128×128×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması

Şekil 5.4.'te, 512×512 boyutundaki görüntüler üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, seçilen piksel sayısının artmasına bağlı olarak MAAA ve önerilen D-MAAA algoritmaları tarafından elde edilen ortalama Piksel Önem Skoru değerlerini karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Elde edilen sonuçlar, D-MAAA'nın tüm piksel seviyelerinde daha yüksek ortalama PIS değerleri sağlayarak optimal piksel seçiminde tutarlı biçimde üstün performans sergilediğini göstermektedir. Benzer karşılaştırma, 256×256 ve 128×128 boyutlarındaki görüntüler için sırasıyla Şekil 5.6. ve Şekil 5.8.'de sunulmakta olup, daha küçük çözünürlüklerde de aynı eğilim gözlemlenmektedir.

Öte yandan, Şekil 5.5.'te, 512×512 boyutundaki görüntülerde farklı piksel sayıları için elde edilen ortalama çalışma süresini göstermekte ve MAAA ile D-MAAA'nın zaman karmaşıklığı yönünden karşılaştırmasını sunmaktadır. Görüldüğü üzere, D-MAAA her durumda daha kısa sürelerde tamamlanmakta ve algoritmik dinamikleştirme sayesinde işlem süresi açısından önemli kazanımlar sağlamaktadır. Aynı analiz, Şekil 5.7. ve Şekil 5.9.'da sırasıyla 256×256 ve 128×128 boyutlu görüntüler için gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, seçilen piksel sayısı arttıkça zaman maliyetinin arttığını ancak bu artışın D-MAAA için daha sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır.

5.1.2. Üç küme parçalanması altında optimizasyon performansı

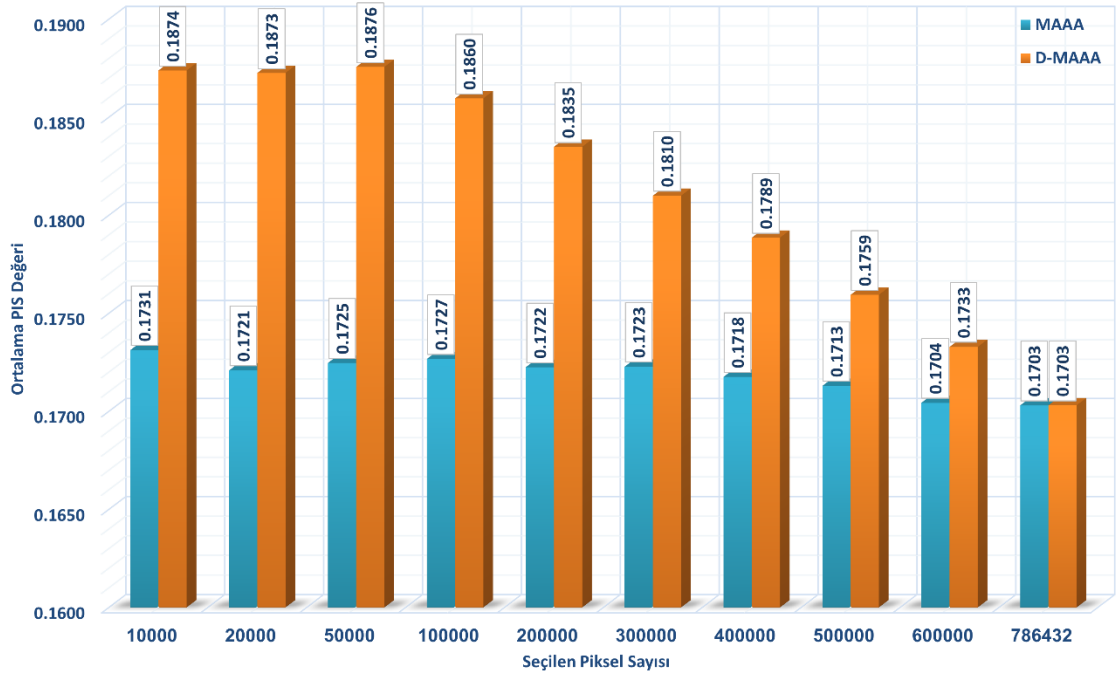
Bu bölümde, üç küme parçalanması altında gerçekleştirilen 30 çalıştırmaya (Run) ait optimizasyon sonuçları değerlendirilmektedir. Çizelge 5.2. sonuçların analizi, farklı görüntü boyutları ve seçilen piksel sayıları dikkate alındığında, D-MAAA algoritmasının genellikle MAAA'ya kıyasla daha yüksek uygunluk (ortalama PIS) değerleri ürettiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, dinamikleştirilmiş alt arama stratejisinin, bilgi açısından zengin bölgelerin daha verimli biçimde keşfedilmesini sağladığını göstermektedir. Bununla birlikte, D-MAAA algoritmasının çalışma süresi, MAAA'ya kıyasla daha uzun olabilmektedir. Bunun temel nedeni, üç küme ile çalışılan senaryolarda kullanılan alt arama bölgelerinin, 10 kümeye dayalı optimizasyona göre daha geniş bir arama alanını kapsamasıdır. Çizelge 4.1.'deki parametreler, tüm testlerde sabit tutulmuş yalnızca yineleme sayısı $M(=3) \times 15$ olarak değiştirilmiştir. Bu sayede karşılaştırmalar adil ve tutarlı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 5.2. 30 çalıştırma (Run) üzerinden 2. testte D-MAAA ve MAAA performans karşılaştırması

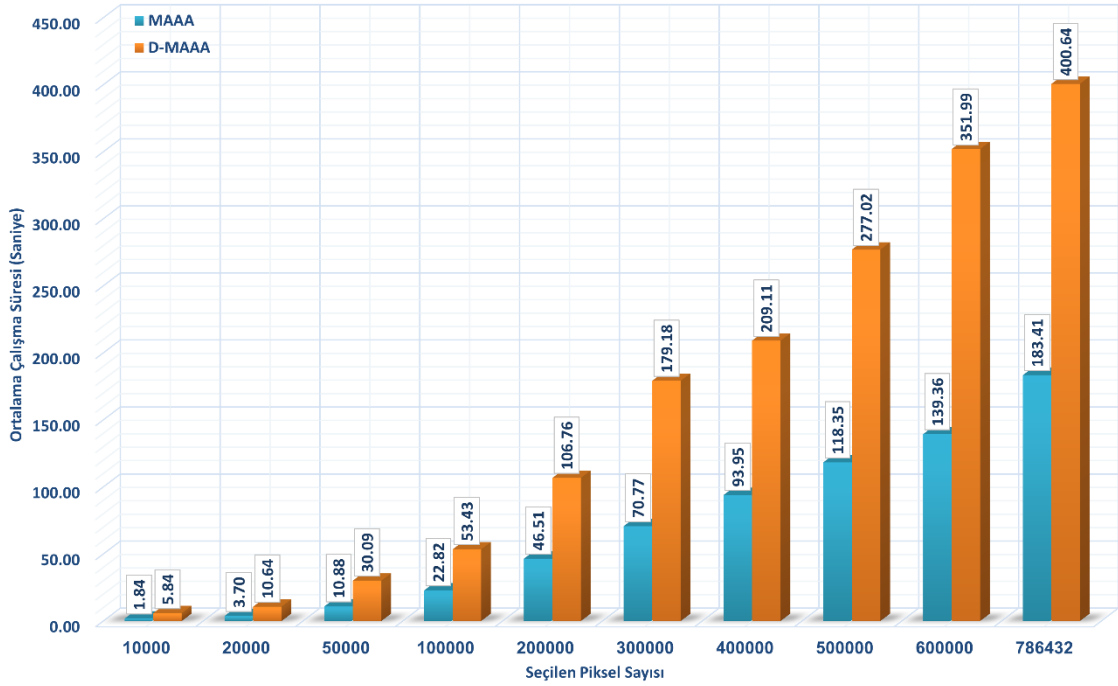
Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
4.1.01	256×256	10000	0.1639	0.1858	1.4653	1.6202	2.6E-04	1.7E-04	7.5E-02	2.1E-01
		20000	0.1638	0.1855	2.9224	3.0481	1.4E-04	2.0E-04	4.3E-02	3.6E-01
		50000	0.1637	0.1790	8.1968	8.5469	1.4E-04	4.9E-05	7.1E-01	1.5E+00
		100000	0.1636	0.1712	17.7693	14.2389	6.7E-05	2.3E-05	1.6E+00	4.0E+00
		150000	0.1636	0.1665	29.3719	24.9133	3.5E-05	2.5E-05	6.6E+00	1.7E+00
		196608	0.1635	0.1635	37.2636	35.3229	1.8E-07	1.7E-07	6.1E+00	7.0E+00
4.1.02	256×256	10000	0.1669	0.1943	1.4604	2.1429	2.8E-04	6.3E-04	6.7E-02	3.8E-01
		20000	0.1667	0.1903	3.0457	3.8288	2.3E-04	3.2E-05	1.6E-01	8.0E-01
		50000	0.1666	0.1856	8.0977	10.2690	1.1E-04	3.8E-05	3.5E-01	1.6E+00
		100000	0.1664	0.1765	17.4978	19.4886	2.8E-05	1.3E-05	5.4E-01	3.1E+00
		150000	0.1664	0.1697	26.9030	27.8867	9.8E-06	1.9E-05	2.4E+00	3.7E+00
		196608	0.1664	0.1664	34.3292	37.1322	0.0E+00	3.5E-09	3.6E+00	4.8E+00
4.1.03	256×256	10000	0.1522	0.2016	1.4701	3.3916	2.7E-04	4.0E-04	3.4E-02	6.0E-01
		20000	0.1521	0.1891	2.9438	5.0514	1.2E-04	1.8E-04	1.7E-01	1.7E+00
		50000	0.1520	0.1705	8.2235	14.9296	1.1E-04	8.8E-05	7.1E-01	2.6E+00
		100000	0.1519	0.1587	17.8305	25.1160	5.5E-05	2.9E-05	1.1E+00	8.3E+00
		150000	0.1519	0.1541	27.1584	41.1276	2.4E-05	2.2E-05	2.4E+00	1.5E+01
		196608	0.1518	0.1518	37.9675	61.9796	3.0E-09	3.0E-09	6.1E+00	1.6E+01
4.1.04	128×128	5000	0.1936	0.1962	0.7571	0.5526	1.6E-03	2.3E-04	7.0E-03	5.7E-02
		10000	0.1936	0.1948	1.4373	1.1134	7.3E-04	2.2E-04	4.9E-02	8.6E-02
		20000	0.1930	0.1935	2.8408	1.9002	6.8E-04	3.4E-04	1.4E-01	3.2E-01
		40000	0.1925	0.1927	5.6502	3.6543	5.1E-04	5.6E-04	3.7E-01	3.1E-01
		49152	0.1914	0.1914	7.6209	4.3923	9.9E-09	1.3E-08	8.9E-01	4.5E-01
4.1.04	256×256	10000	0.1764	0.1815	1.7415	2.2270	8.6E-04	2.6E-04	4.0E-01	3.1E-01
		20000	0.1766	0.1811	3.2541	4.5291	4.0E-04	2.0E-04	7.2E-01	1.2E+00
		50000	0.1764	0.1800	8.8690	9.3565	4.1E-04	1.2E-04	1.7E+00	2.5E+00
		100000	0.1769	0.1788	18.1202	21.1294	3.1E-04	3.6E-05	1.3E+00	3.5E+00
		150000	0.1754	0.1760	26.9297	24.1788	4.7E-04	2.6E-05	2.0E+00	2.6E+00
		196608	0.1747	0.1747	36.5109	41.9420	7.9E-09	5.0E-09	2.4E+00	6.9E+00
4.1.05	256×256	10000	0.1707	0.1817	1.4976	1.6833	1.8E-03	1.0E-04	5.6E-02	2.4E-01
		20000	0.1691	0.1815	2.9479	3.3818	2.2E-03	9.0E-05	1.7E-01	3.1E-01
		50000	0.1687	0.1800	8.3861	6.9665	1.1E-03	7.7E-05	5.4E-01	8.4E-01
		100000	0.1681	0.1787	17.7782	17.3643	2.5E-03	7.3E-05	1.0E+00	2.4E+00
		150000	0.1667	0.1709	26.4474	23.7989	8.9E-04	2.6E-05	2.4E+00	1.1E+00
		196608	0.1638	0.1638	35.7381	31.6936	2.5E-09	0.0E+00	2.0E+00	7.9E+00
4.1.06	256×256	10000	0.1890	0.2082	1.4879	1.5379	9.0E-04	2.0E-04	8.2E-02	3.3E-01
		20000	0.1887	0.2079	2.8541	3.2714	5.7E-04	8.9E-05	1.7E-01	5.2E-01
		50000	0.1887	0.2061	8.1333	7.7221	7.3E-04	6.1E-05	4.5E-01	1.4E+00
		100000	0.1891	0.2039	17.3118	17.1194	1.4E-04	2.8E-05	5.7E-01	2.9E+00
		150000	0.1889	0.1955	25.8585	23.6136	3.4E-04	7.6E-05	2.7E+00	6.0E+00
		196608	0.1872	0.1872	34.4603	27.9122	2.5E-08	2.3E-08	2.5E+00	3.9E+00
4.1.07	256×256	10000	0.1479	0.2141	1.4851	2.0955	5.4E-03	8.2E-04	3.6E-02	6.6E-01

Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
		20000	0.1490	0.1992	2.8488	4.4160	5.8E-03	1.3E-04	1.0E-01	6.1E-01
		50000	0.1468	0.1824	8.3108	8.9175	4.7E-03	1.5E-04	6.4E-01	1.5E+00
		100000	0.1431	0.1563	18.4357	19.3940	2.8E-03	2.1E-04	1.3E+00	3.1E+00
		150000	0.1429	0.1444	26.9167	26.7290	1.3E-03	1.4E-04	2.4E+00	9.0E+00
		196608	0.1385	0.1385	35.7771	40.6075	1.4E-08	1.1E-08	3.0E+00	8.7E+00
4.1.08	256×256	10000	0.1616	0.2138	1.4851	2.2438	5.1E-03	1.1E-04	4.1E-02	5.5E-01
		20000	0.1678	0.2104	2.7767	3.4807	3.9E-03	1.0E-04	1.2E-01	5.2E-01
		50000	0.1665	0.1987	8.1642	9.4829	5.4E-03	1.9E-04	8.0E-01	1.3E+00
		100000	0.1619	0.1742	17.6100	20.9011	5.8E-03	2.8E-04	9.1E-01	3.7E+00
		150000	0.1573	0.1611	26.5636	33.0209	1.1E-03	3.5E-04	2.0E+00	5.9E+00
		196608	0.1544	0.1544	35.2549	41.0919	6.8E-09	6.6E-09	2.3E+00	6.7E+00
4.2.01	512×512	10000	0.1581	0.1745	1.8607	4.9788	6.5E-05	3.0E-04	4.1E-02	1.2E+00
		20000	0.1581	0.1745	3.7464	11.7689	6.2E-05	2.3E-04	2.3E-01	2.5E+00
		50000	0.1580	0.1774	10.9008	41.7997	5.7E-05	4.1E-03	4.8E-01	2.4E+01
		100000	0.1580	0.1706	22.8256	54.0537	8.8E-05	5.8E-05	1.2E+00	9.3E+00
		200000	0.1580	0.1657	47.0530	122.5784	2.2E-05	9.7E-06	2.1E+00	2.2E+01
		300000	0.1579	0.1631	74.7158	161.2024	5.3E-05	3.5E-05	4.7E+00	1.5E+01
		400000	0.1580	0.1617	95.8916	216.1060	4.7E-05	7.5E-06	3.5E+00	2.4E+01
		500000	0.1581	0.1607	117.7141	288.5254	3.6E-04	9.9E-06	6.4E+00	3.4E+01
		600000	0.1579	0.1597	140.0120	429.5938	1.7E-05	2.3E-04	1.0E+01	1.4E+02
		786432	0.1579	0.1579	182.3681	441.8156	0.0E+00	1.8E-09	6.6E+00	9.1E+01
4.2.02	512×512	10000	0.1853	0.2047	1.8788	4.9262	2.3E-03	1.7E-04	1.3E-01	1.0E+00
		20000	0.1796	0.2047	3.6374	9.2632	4.4E-03	1.5E-04	3.2E-01	1.2E+00
		50000	0.1831	0.2046	10.7904	29.0800	9.6E-04	4.6E-05	7.4E-01	6.4E+00
		100000	0.1816	0.2012	22.2163	59.5387	2.5E-03	3.7E-05	1.1E+00	1.6E+01
		200000	0.1812	0.1975	46.0907	81.2401	3.4E-03	2.1E-05	1.5E+00	1.1E+01
		300000	0.1790	0.1956	68.5733	167.6332	4.2E-03	2.7E-05	3.3E+00	3.1E+01
		400000	0.1771	0.1937	91.1393	165.1108	4.8E-03	1.8E-05	5.3E+00	3.8E+01
		500000	0.1761	0.1851	114.9416	277.7904	3.6E-03	1.8E-04	6.2E+00	3.3E+01
		600000	0.1732	0.1787	134.7555	349.6901	2.0E-03	2.1E-04	7.9E+00	7.6E+01
		786432	0.1711	0.1711	178.0439	419.6281	3.5E-09	0.0E+00	1.2E+01	1.3E+02
4.2.03	512×512	10000	0.2047	0.2078	1.8410	4.7193	1.8E-04	2.6E-04	6.5E-02	8.5E-01
		20000	0.2046	0.2076	3.7990	8.7747	1.2E-04	7.7E-05	4.6E-01	1.8E+00
		50000	0.2046	0.2075	11.3975	23.1798	9.4E-05	7.8E-05	7.8E-01	3.3E+00
		100000	0.2045	0.2074	23.3690	42.5498	9.1E-05	5.6E-05	1.3E+00	5.9E+00
		200000	0.2045	0.2074	46.6865	86.8615	4.7E-05	2.7E-05	2.3E+00	1.2E+01
		300000	0.2044	0.2072	69.5033	119.5864	1.7E-05	2.3E-05	3.2E+00	8.6E+00
		400000	0.2044	0.2071	91.6977	180.5938	1.6E-05	1.5E-05	5.9E+00	5.9E+01
		500000	0.2044	0.2070	113.0411	223.1072	1.5E-05	7.3E-06	5.5E+00	5.4E+01
		600000	0.2044	0.2063	142.3634	269.4978	4.5E-06	8.6E-06	6.2E+00	6.4E+01
		786432	0.2044	0.2044	177.5582	353.7855	2.5E-09	6.6E-09	8.9E+00	6.2E+01
4.2.05	512×512	10000	0.1662	0.1893	1.8209	10.7764	1.3E-03	2.6E-04	9.2E-02	4.2E+00
		20000	0.1664	0.1893	3.6647	17.8057	1.5E-03	1.6E-04	2.5E-01	4.8E+00

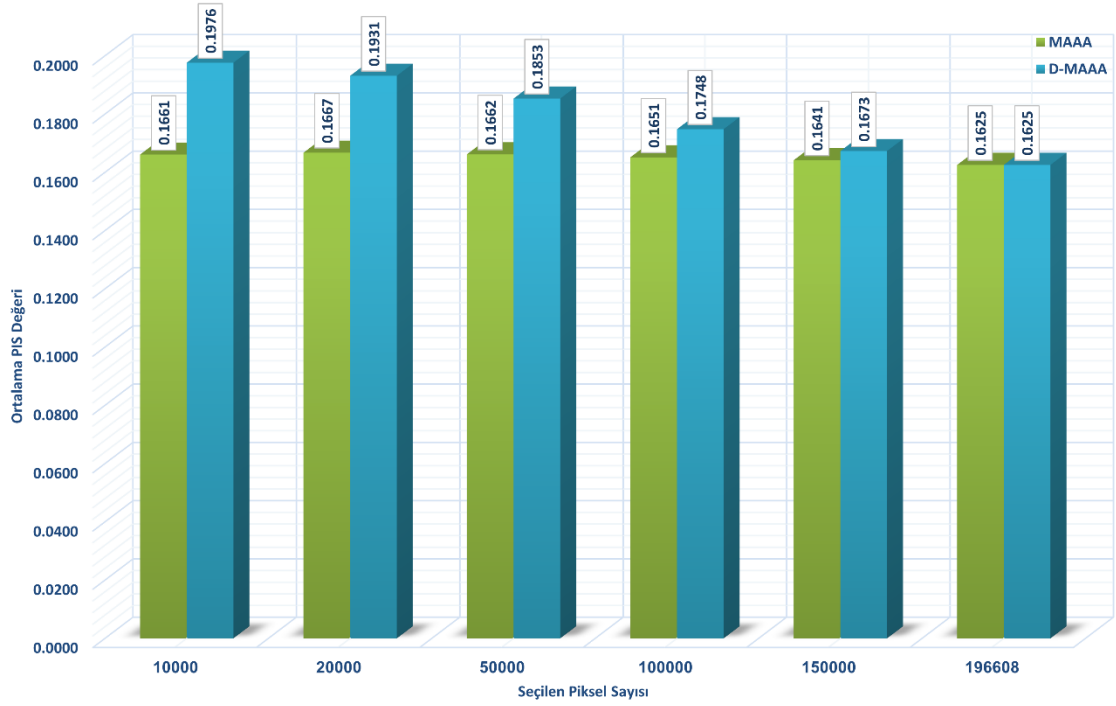
Görüntü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Görüntü Boyutu (×3)	Seçilen Piksel Sayısı	MAAA Ortalama (Uygunluk)	D-MAAA Ortalama (Uygunluk)	MAAA Ortalama Süre (sn)	D-MAAA Ortalama Süre (sn)	MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	D-MAAA Std. Sapma (Uygunluk)	MAAA Std. Sapma (Süre)	D-MAAA Std. Sapma (Süre)
		50000	0.1663	0.1892	10.5785	50.8601	2.1E-03	8.9E-05	3.8E-01	2.7E+01
		100000	0.1661	0.1888	22.7750	81.6429	1.8E-03	4.1E-05	1.1E+00	2.2E+01
		200000	0.1665	0.1865	46.0732	171.6930	1.7E-03	1.9E-05	2.5E+00	5.0E+01
		300000	0.1663	0.1773	70.5141	304.3601	1.4E-03	7.5E-05	4.4E+00	6.8E+01
		400000	0.1659	0.1720	94.6880	333.6495	6.1E-04	5.0E-05	4.4E+00	6.2E+01
		500000	0.1645	0.1688	117.4556	424.7796	7.0E-04	6.4E-05	6.8E+00	1.4E+02
		600000	0.1643	0.1664	135.7986	517.0469	5.9E-04	2.4E-05	5.7E+00	1.4E+02
		786432	0.1637	0.1637	178.3719	545.9025	4.3E-09	4.3E-09	1.0E+01	1.2E+02
4.2.06	512×512	10000	0.1843	0.2053	1.8097	5.1171	8.3E-04	1.7E-04	1.2E-01	1.0E+00
		20000	0.1841	0.2053	3.6352	9.0307	4.1E-04	1.8E-04	1.1E-01	1.0E+00
		50000	0.1842	0.2052	10.9567	23.9597	3.6E-04	5.6E-05	3.7E-01	2.3E+00
		100000	0.1843	0.2046	22.6518	42.9676	6.6E-04	4.3E-05	1.1E+00	9.5E+00
		200000	0.1839	0.2002	45.6352	101.6222	4.8E-04	3.4E-05	2.3E+00	1.2E+01
		300000	0.1840	0.1979	69.3917	161.3184	5.2E-04	2.2E-05	3.5E+00	3.1E+01
		400000	0.1837	0.1966	92.7741	191.6705	2.0E-04	1.1E-05	4.3E+00	3.6E+01
		500000	0.1832	0.1931	114.9936	235.2580	2.5E-04	8.5E-06	2.6E+00	6.9E+01
4.2.07	512×512	600000	0.1831	0.1884	138.7544	304.0392	1.5E-04	4.8E-06	6.5E+00	4.4E+01
		786432	0.1827	0.1827	181.6215	338.1286	2.5E-09	2.2E-08	7.2E+00	6.0E+01
		10000	0.1641	0.1709	1.8336	5.2304	1.9E-03	8.7E-04	9.5E-02	6.8E-01
		20000	0.1632	0.1710	3.7129	10.9923	3.4E-04	1.1E-03	2.1E-01	2.6E+00
		50000	0.1630	0.1704	10.7802	20.9307	4.9E-05	7.0E-05	1.5E-01	2.8E+00
		100000	0.1652	0.1711	23.0121	46.6412	1.9E-03	1.1E-03	6.9E-01	8.0E+00
		200000	0.1632	0.1694	46.5387	90.2338	2.8E-04	4.2E-05	1.4E+00	1.4E+01
		300000	0.1657	0.1699	71.5558	176.6782	2.3E-03	2.1E-03	3.2E+00	6.2E+01
lena	512×512	400000	0.1656	0.1676	96.1007	173.3591	2.3E-03	2.5E-05	4.0E+00	4.3E+01
		500000	0.1655	0.1665	118.8711	220.2370	2.3E-03	3.7E-05	7.0E+00	2.2E+01
		600000	0.1628	0.1649	143.0383	275.9975	2.2E-05	7.9E-05	1.1E+01	5.1E+01
		786432	0.1664	0.1664	180.9580	387.2940	1.9E-03	1.9E-03	9.7E+00	7.3E+01
		10000	0.1490	0.1592	1.8413	5.1589	1.2E-03	4.2E-04	1.5E-01	8.2E-01
		20000	0.1487	0.1584	3.6919	6.8410	7.6E-04	2.6E-04	2.6E-01	2.1E+00
		50000	0.1480	0.1585	10.7635	20.8051	1.7E-03	4.8E-04	6.1E-01	5.3E+00
		100000	0.1489	0.1580	22.8555	46.6279	1.1E-03	3.9E-04	1.2E+00	6.0E+00
		200000	0.1484	0.1577	47.4577	93.0580	1.3E-03	1.8E-04	3.0E+00	1.2E+01
		300000	0.1486	0.1559	71.1707	163.5031	1.1E-03	2.7E-05	4.9E+00	5.7E+01
		400000	0.1477	0.1532	95.3246	203.2784	1.1E-03	5.8E-06	8.8E+00	4.2E+01
		500000	0.1474	0.1504	131.4148	269.4308	9.7E-04	6.4E-05	2.7E+01	7.9E+01
		600000	0.1472	0.1485	140.7871	318.0663	9.0E-04	8.7E-05	9.0E+00	6.2E+01
		786432	0.1459	0.1459	204.9597	317.9597	3.5E-09	3.5E-09	5.4E+01	2.0E+01



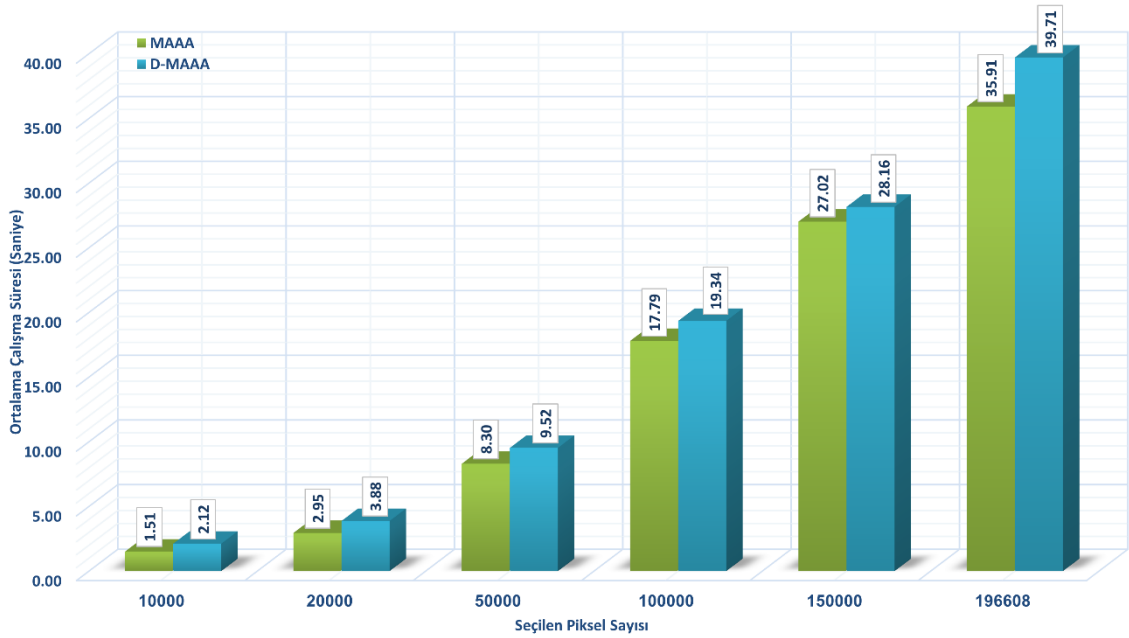
Şekil 5.10. 512×512×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama PIS değerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



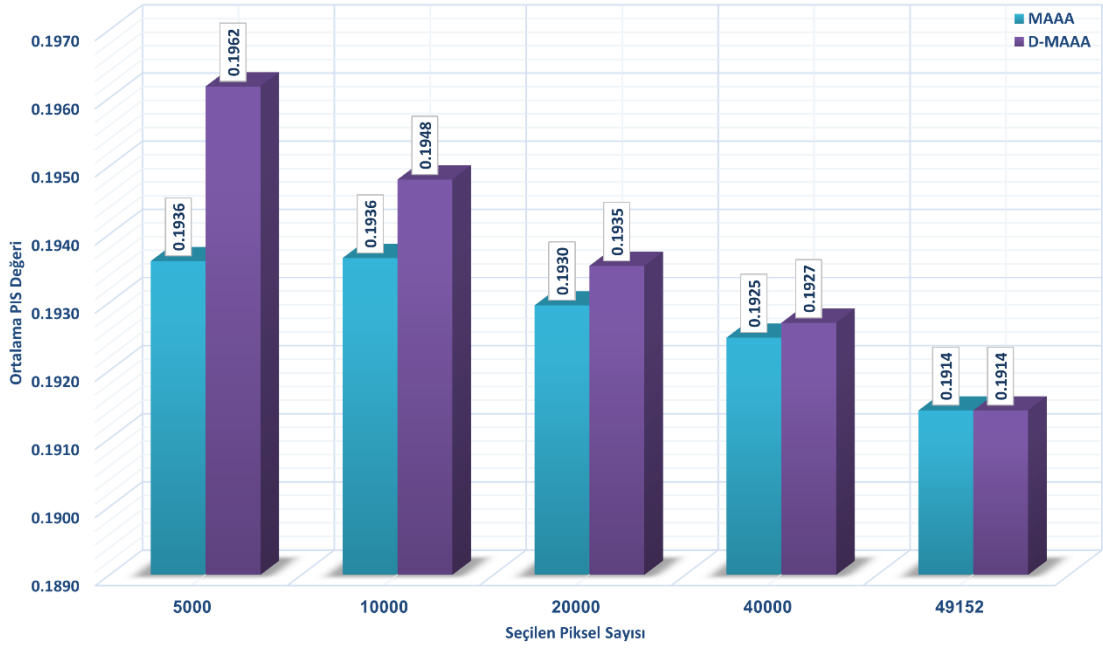
Şekil 5.11. 512×512×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



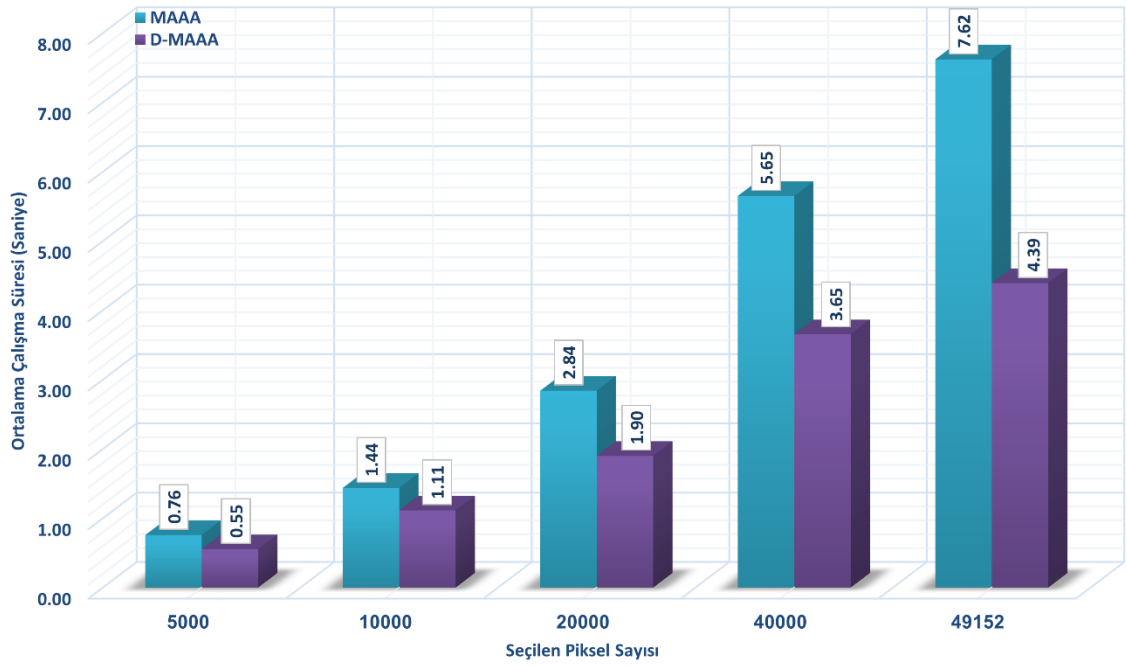
Şekil 5.12. 256×256×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama PIS değerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.13. 256×256×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.14. 128×128×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama PIS değerine göre MAAA ve D-MAAA karşılaştırması



Şekil 5.15. 128×128×3 Görüntüler için seçilen piksellerle ortalama süre (saniye) açısından MAAA ve D-MAAA karşılaştırması

Şekil 5.10.'da 512×512 boyutundaki görüntüler üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, farklı piksel sayılarında MAAA ve D-MAAA algoritmalarının elde ettiği ortalama Piksel Önem Skoru değerlerini karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Elde edilen sonuçlar, D-MAAA'nın özellikle daha düşük piksel seviyelerinde MAAA'ya kıyasla belirgin biçimde daha yüksek PIS değerleri ürettiğini. Ancak piksel sayısı arttıkça bu üstünlüğün azaldığını göstermektedir. Aynı analiz, 256×256 ve 128×128 çözünürlüğe sahip görüntüler için sırasıyla Şekil 5.12. ve Şekil 5.14.'te verilmiştir. Bu sonuçlar, daha küçük çözünürlüklerde dahi D-MAAA'nın seçici ve etkili piksel belirleme yeteneğini koruduğunu ortaya koymaktadır.

Öte yandan, Şekil 5.11.'de, 512×512 boyutundaki görüntülerde farklı piksel sayıları için elde edilen ortalama çalışma süresi değerlerini sunmakta ve algoritmaların zaman karmaşıklığı açısından karşılaştırmasını sağlamaktadır. Sonuçlar, özellikle büyük boyutlu görüntülerde ve düşük seviye kümeleme altında yapılan yüksek piksel seçimlerinde, D-MAAA'nın MAAA'ya kıyasla daha yüksek çalışma süresi gerektirdiğini göstermektedir. Bu durum, 3 alt arama bölgesi kullanılan senaryolarda D-MAAA'nın daha geniş ve kapsamlı arama alanları üzerinde işlem yapmasından kaynaklanmaktadır. Benzer eğilim, Şekil 5.13.'te 256×256 çözünürlüklü görüntüler için de gözlemlenmiştir. Bununla birlikte, Şekil 5.15.'te 128×128 çözünürlüklü görüntülerde, D-MAAA hem daha yüksek ortalama PIS değerleri hem de daha kısa çalışma süresi sunarak dikkat çekici avantajlar sağlamıştır. Bu durumun temel nedeni, düşük çözünürlüklü görüntülerde her bir küme için tanımlanan arama alanının daha küçük ve dar kapsamlı olmasıdır; bu da algoritmanın daha hızlı sonuç üretmesine olanak tanımaktadır.

5.1.3. Özetlenmiş sonuçlar

Kapsamlı deneysel değerlendirmeler gerçekleştirilmiş ve bu süreçte algoritmanın performansını optimize etmek amacıyla çeşitli parametre ayarları sistematik olarak değiştirilmiştir. Tüm görüntü boyutları için uygulanan bu çalışmada, alt ve üst kenar eşik değerleri (64-128, 150-200), pencere boyutu (3×3 ila 20×20), küme sayısı (2-15), FCM için maksimum yineleme sayısı (300-500), popülasyon büyüklüğü (10-50), Yapay Alg Algoritması için toplam yineleme sayısı (30-200) ve üçlü özellik katkı ağırlıkları (kenar: 0,3-0,5, entropi: 0,3-0,5, FCM: 0,2-0,4) gibi kritik hiper parametreler farklı kombinasyonlarla test edilmiştir.

Bu parametrelerin değiştirilmesindeki temel amaç, önerilen algoritmanın farklı koşullar altında en yüksek çözüm kalitesine (fitness) ulaşabileceği yapılandırmaları belirlemektir. Elde edilen bulgular, en iyi uygunluk değerlerinin büyük ölçüde Çizelge 4.1.'de verilen parametre ayarlarıyla elde edildiğini ortaya koymuştur. Daha önce tartışılan iki teste ek olarak, aşağıdaki sonuçlar, algoritmanın farklı yapılandırmalar altında gösterdiği performansı daha kapsamlı şekilde doğrulamak amacıyla elde edilmiştir:

- D-MAAA, standart MAAA'ya kıyasla özgül problem uzayımızda tutarlı şekilde daha üstün nihai optimal çözümler üretmektedir ($Best\ Fitness_{D_MAAA} \geq Best\ Fitness_{MAAA}$).
- Bu meselede, Arama uzayının üçten fazla kümeye ayrıldığı durumlarda ($M > 3$), D-MAAA'nın çalışma süresini azalttığı gözlemlenmiştir. Ancak $1 < M \leq 3$ olduğunda, D-MAAA her zaman çalışma süresi açısından üstünlük sağlamasa da optimal çözüm kalitesi açısından yine de daha iyi sonuçlar elde etmektedir. Bu durumun temel nedeni, düşük küme sayılarında ($1 < M \leq 3$) her bir alt arama uzayının görece büyük olmasıdır; dolayısıyla, D-MAAA her adımda daha geniş bir uzayda çalışmak zorunda kalmakta ve bu da işlem süresini artırabilmektedir. Ancak, dinamik küme tabanlı yapı sayesinde, koloniler daha bilgilendirici bölgelere yönlendirilerek yerel yakınsama kalitesi artırılmakta ve daha yüksek çözüm doğruluğu elde edilmektedir.

5.2. Steganografi Performans Analizi

Bu alt bölüm, önerilen D-MAAA yaklaşımının optimal piksel seçimi ile LSB tekniği kullanılarak yapılan gömme ve çıkarma işlemlerindeki etkinliğini değerlendirmektedir. Gizli bitlerin gömülmesi, farklı yük seviyeleri (payload) ve çeşitli boyutlardaki örtü (cover) görüntüleri üzerinde test edilmiştir. Deneyler, birkaç bin bitten yüz binlerce bite kadar değişen gömme oranlarıyla gerçekleştirilmiş ve bu yükler, USC-SIPI veri kümesinden alınan klasik test görüntülerine uygulanmıştır.

Görsel bozulmayı ve yapısal bütünlüğü değerlendirmek amacıyla şu metrikler kullanılmıştır:

- Ortalama Karesel Hata (MSE)
- Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR)
- Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM)
- Evrensel Görüntü Kalite İndeksi (UIQI)

Çizelge 4.1.'de belirtilen parametreleri kullanılmıştır. Elde edilen sayısal sonuçlar, aşağıdaki kapsamlı tablolarda sunulmakta; görsel karşılaştırmalar ise, örtü görüntüsü değiştiğinde ve yük miktarı arttıkça görüntü kalitesi özelliklerinin nasıl evrildiğini gösteren şekiller aracılığıyla sunulmaktadır.

5.2.1. Bit gömme performans analizi

Çizelge 5.3.'de sunulan kapsamlı deneysel sonuçlar, önerilen D-MAAA'nın, farklı boyut ve içeriklere sahip örtü görüntüleri ile çeşitli yük kapasitesi düzeylerinde gerçekleştirilen steganografik gömme işlemlerinde etkinliğini ve dayanıklılığını açık biçimde ortaya koymaktadır. Algoritma, görsel kalite, yapısal korunum ve çıkarma doğruluğu açısından istikrarlı biçimde yüksek performans sergilemektedir. Tüm örtü görüntü boyutlarında (128×128 , 256×256 ve 512×512) ve gömme yükü düzeylerinde (düşük 0,01 bpp'den yüksek 0,76 bpp veya %76,29'a kadar) elde edilen Ortalama Karesel Hata (MSE) değerleri dikkate değerdir; gömülen bit sayısı arttıkça kademeli olarak artsa da değerler düşük kalmaya devam etmektedir. PSNR değerleri, en yüksek yük düzeylerinde dahi 52 dB'nin üzerinde kalmakta, pek çok durumda 60 dB'yi aşmakta ve düşük yüklerde 70 dB'nin üzerine çıkarak algısal bozulmanın son derece düşük olduğunu göstermektedir.

Çizelge 5.3. D-MAAA gizli veri bitlerinin gömülmesine ait steganografik sonuçlar

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Gizli Bit Sayısı	Yük Kapasitesi (bpp)	Yük Kapasitesi (%)	MSE	PSNR (dB)	SSIM	UIQI	Çıkarma Doğruluğu
4.2.01	512×512	10000	0,01	1,27	0,0064	70,10	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0316	63,13	0,9997	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0637	60,09	0,9994	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1264	57,11	0,9987	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1907	55,33	0,9979	1,0000	%100
		400000	0,51	50,86	0,2542	54,08	0,9972	1,0000	%100
		500000	0,64	63,58	0,3184	53,10	0,9965	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3815	52,32	0,9960	0,9999	%100
4.2.02	512×512	10000	0,01	1,27	0,0064	70,05	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0318	63,11	0,9999	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0632	60,12	0,9999	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1270	57,09	0,9997	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1912	55,31	0,9995	1,0000	%100
		400000	0,51	50,86	0,2551	54,06	0,9993	1,0000	%100
		500000	0,64	63,58	0,3175	53,11	0,9989	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3808	52,32	0,9984	0,9999	%100
4.2.03	512×512	10000	0,01	1,27	0,0063	70,12	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0318	63,11	1,0000	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0635	60,10	0,9999	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1272	57,09	0,9998	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1913	55,31	0,9997	1,0000	%100
		400000	0,51	50,86	0,2552	54,06	0,9996	1,0000	%100
		500000	0,64	63,58	0,3177	53,11	0,9994	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3814	52,32	0,9993	0,9999	%100
4.2.05	512×512	10000	0,01	1,27	0,0063	70,11	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0319	63,10	0,9999	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0639	60,07	0,9998	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1270	57,09	0,9996	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1907	55,33	0,9992	0,9999	%100
		400000	0,51	50,86	0,2543	54,08	0,9984	0,9999	%100
		500000	0,64	63,58	0,3174	53,11	0,9977	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3816	52,31	0,9969	0,9999	%100
4.2.06	512×512	10000	0,01	1,27	0,0063	70,13	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0317	63,11	1,0000	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0637	60,09	0,9999	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1272	57,09	0,9997	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1913	55,31	0,9995	1,0000	%100
		400000	0,51	50,86	0,2540	54,08	0,9993	1,0000	%100
		500000	0,64	63,58	0,3188	53,10	0,9991	1,0000	%100
		600000	0,76	76,29	0,3820	52,31	0,9985	0,9999	%100
4.2.07	512×512	10000	0,01	1,27	0,0063	70,14	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0317	63,12	0,9998	1,0000	%100
		100000	0,13	12,72	0,0638	60,08	0,9997	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1271	57,09	0,9993	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1898	55,35	0,9990	1,0000	%100
		400000	0,51	50,86	0,2548	54,07	0,9981	1,0000	%100
		500000	0,64	63,58	0,3172	53,12	0,9977	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3820	52,31	0,9971	0,9999	%100
lena	512×512	10000	0,01	1,27	0,0063	70,15	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,06	6,36	0,0316	63,14	0,9999	1,0000	%100

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Gizli Bit Sayısı	Yük Kapasitesi (bpp)	Yük Kapasitesi (%)	MSE	PSNR (dB)	SSIM	UIQI	Çıkarma Doğruluğu
		100000	0,13	12,72	0,0637	60,09	0,9997	1,0000	%100
		200000	0,25	25,43	0,1273	57,08	0,9994	1,0000	%100
		300000	0,38	38,15	0,1912	55,32	0,9990	0,9999	%100
		400000	0,51	50,86	0,2543	54,08	0,9986	0,9999	%100
		500000	0,64	63,58	0,3179	53,11	0,9983	0,9999	%100
		600000	0,76	76,29	0,3807	52,33	0,9978	0,9999	%100
4.1.01	256×256	10000	0,05	5,09	0,0254	64,08	0,9998	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1268	57,10	0,9991	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2553	54,06	0,9984	0,9999	%100
4.1.02	256×256	10000	0,05	5,09	0,0257	64,04	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1266	57,11	0,9994	0,9999	%100
		100000	0,51	50,86	0,2533	54,09	0,9985	0,9999	%100
4.1.03	256×256	10000	0,05	5,09	0,0257	64,02	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1274	57,08	0,9993	0,9999	%100
		100000	0,51	50,86	0,2541	54,08	0,9978	0,9999	%100
4.1.04	256×256	10000	0,05	5,09	0,0251	64,13	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1271	57,09	0,9991	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2558	54,05	0,9982	0,9999	%100
4.1.05	256×256	10000	0,05	5,09	0,0258	64,01	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1275	57,08	0,9995	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2553	54,06	0,9987	0,9999	%100
4.1.06	256×256	10000	0,05	5,09	0,0257	64,03	1,0000	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1273	57,08	0,9998	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2534	54,09	0,9993	1,0000	%100
4.1.07	256×256	10000	0,05	5,09	0,0247	64,21	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1269	57,10	0,9992	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2536	54,09	0,9975	0,9999	%100
4.1.08	256×256	10000	0,05	5,09	0,0255	64,07	0,9999	1,0000	%100
		50000	0,25	25,43	0,1274	57,08	0,9995	1,0000	%100
		100000	0,51	50,86	0,2542	54,08	0,9981	0,9999	%100
4.1.04	128×128	10000	0,20	20,35	0,1015	58,06	0,9998	1,0000	%100
		24576	0,50	50,00	0,2493	54,16	0,9990	0,9999	%100
		36864	0,75	75,00	0,3759	52,38	0,9984	0,9999	%100

Ayrıca, Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM) ve Evrensel Görüntü Kalite İndeksi (UIQI) değerleri, neredeyse ideal seviyelere (1.0000'e yakın veya eşit) ulaşarak, gömülü stego görüntülerinin, örtü görüntülerin yapısal ve algısal bütünlüğünü başarıyla koruduğunu doğrulamaktadır. Özellikle dikkat çekici olan nokta, çıkarma doğruluğunun tüm durumlarda %100 olmasıdır; bu durum, gömme işleminin güvenilirliğini ve geri döndürülebilirliğini kanıtlar niteliktedir—bu da uygulamalı Steganografi sistemleri için kritik bir gerekliliktir. Birden fazla test görüntüsü (standart test görüntüleri olan "Lena" ve USC-SIPI görüntüleri dahil) üzerinde elde edilen tutarlı sonuçlar, D-MAAA algoritmasının genellenebilirliğini de güçlü biçimde desteklemektedir.

Ayrıca, yük miktarı önemli ölçüde artmasına rağmen, görsel kalite metriklerindeki düşüşlerin oldukça sınırlı olması, algoritmanın yüksek gömme oranları ile algılanamazlık arasında etkili bir denge kurabildiğini göstermektedir. Özellikle, düşük çözünürlüklü (128×128) görüntülerde dahi yüksek yüklerde PSNR ve SSIM değerlerinin kabul edilebilir seviyelerde kalması, algoritmanın farklı çözünürlüklerde yüksek uyum yeteneğine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

Genel olarak, bu analiz, D-MAAA algoritmasının dijital görüntülerde güvenli, görsel olarak algılanamaz, geri alınabilir veri gizleme için yüksek düzeyde ölçeklenebilir ve uygulanabilir bir çözüm sunduğunu doğrulamaktadır. Bu da algoritmayı gerçek dünya steganografik uygulamaları için son derece uygun bir aday hâline getirmektedir.

5.2.2. Görüntü gömme performans analizi

Çizelge 5.4.'te sonuçlar, D-MAAA algoritmasının görüntü tabanlı Steganografi alanındaki performansını göstermektedir; burada gizli görüntüler bütünüyle, farklı boyut ve dokulara sahip örtü görüntülerine gömülmüştür. Deneysel yapılandırmalar, hem yüksek çözünürlüklü (512×512) hem de orta çözünürlüklü (256×256) örtü görüntülerini kapsamaktadır; gömülen gizli görüntüler ise 256×256 veya 128×128 boyutlarındadır. Tüm senaryolarda, taşıma kapasitesi oldukça yüksektir ve %66,67'ye (0,67 bpp) kadar ulaşmasına rağmen, görsel kalite veya gömülü verinin geri alınabilirliği açısından herhangi bir kayıp yaşanmamıştır.

Çizelge 5.4. D-MAAA gizli görüntü bitlerinin gömülmesine ait steganografik sonuçlar

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Gizli Görüntü	Gizli Görüntü Boyutu	Gizli Bit Sayısı	Yük Kapasitesi (%)	MSE	PSNR (dB)	SSIM	UIQI	Çıkarma Doğruluğu
4.2.01	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3339	52,89	0,9964	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3338	52,90	0,9964	0,9999	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3339	52,89	0,9964	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3341	52,89	0,9964	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2497	54,16	0,9972	1,0000	%100
4.2.02	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3335	52,90	0,9988	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3331	52,91	0,9988	0,9999	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3337	52,90	0,9988	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3343	52,89	0,9988	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2505	54,14	0,9993	1,0000	%100
4.2.03	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3328	52,91	0,9994	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3334	52,90	0,9994	0,9999	%100

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Gizli Görüntü	Gizli Görüntü Boyutu	Gizli Bit Sayısı	Yük Kapasitesi (%)	MSE	PSNR (dB)	SSIM	UIQI	Çıkarma Doğruluğu
4.2.05	512×512	5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3323	52,92	0,9994	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3328	52,91	0,9994	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2489	54,17	0,9996	1,0000	%100
		5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3331	52,90	0,9975	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3344	52,89	0,9975	0,9999	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3330	52,91	0,9975	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3335	52,90	0,9975	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2504	54,15	0,9985	0,9999	%100
4.2.06	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3336	52,90	0,9989	1,0000	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3335	52,90	0,9989	1,0000	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3338	52,90	0,9989	1,0000	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3337	52,90	0,9989	1,0000	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2499	54,15	0,9993	1,0000	%100
4.2.07	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3332	52,90	0,9975	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3349	52,88	0,9975	0,9999	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3354	52,87	0,9974	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3364	52,86	0,9974	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2512	54,13	0,9981	1,0000	%100
lena	512×512	5.1.09	256×256	524288	66,67	0,3329	52,91	0,9982	0,9999	%100
		5.1.10	256×256	524288	66,67	0,3336	52,90	0,9982	0,9999	%100
		5.1.11	256×256	524288	66,67	0,3338	52,90	0,9982	0,9999	%100
		5.1.12	256×256	524288	66,67	0,3342	52,89	0,9982	0,9999	%100
		4.1.04	128×128	393216	50,00	0,2490	54,17	0,9987	0,9999	%100
4.1.01	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3352	52,88	0,9978	0,9999	%100
4.1.02	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3385	52,84	0,9980	0,9998	%100
4.1.03	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3329	52,91	0,9967	0,9998	%100
4.1.04	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3337	52,90	0,9978	0,9999	%100
4.1.05	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3338	52,90	0,9982	0,9999	%100
4.1.06	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3317	52,92	0,9990	1,0000	%100
4.1.07	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3339	52,89	0,9963	0,9999	%100
4.1.08	256×256	5.1.12	128×128	131072	66,67	0,3333	52,90	0,9971	0,9999	%100

Göreceli olarak büyük yük miktarlarına rağmen, Ortalama Karesel Hata (MSE) değerleri düşük kalmaktadır (512×512 örtüler için yaklaşık 0,33; 256×256 örtüler için 0,33–0,34 aralığında). PSNR değerleri ise 52,85 dB'nin üzerindedir; bu da bozulmanın son derece az, algılanamazlığın ise yüksek olduğunu göstermektedir. Ayrıca, Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM) ve Evrensel Görüntü Kalite İndeksi (UIQI) değerleri sürekli olarak 1.0000'e yakın seyretmekte olup, gömülen stego görüntüler ile orijinal örtü görüntüler arasındaki yapısal ve algısal benzerliğin mükemmel düzeyde olduğunu doğrulamaktadır. Bu sonuçlar, gömülen görüntülerin insan gözüyle neredeyse ayırt edilemeyeceğini ve örtü görüntünün görsel bütünlüğünün korunduğunu ortaya koymaktadır.

Daha da önemlisi, tüm senaryolarda %100 çıkarım doğruluğu sağlanmıştır. Bu doğruluk temel nedeni, PIS haritasının hesaplanmasından önce LSB maskeleyme işleminin uygulanmasıdır. Bu işlem sayesinde, gizli veri gömülmeden önceki örtü görüntüsünün yapısal özellikleri korunmakta ve böylece veri çıkarımı aşamasında aynı PIS haritası yeniden elde edilebilmektedir. Eğer LSB maskeleyme uygulanmaksızın stego görüntü üzerinden PIS hesaplanmış olsaydı, stego ile örtü görüntüsü arasındaki yapısal farklar nedeniyle elde edilen PIS haritası farklı olacak, bu da kolonilerin hareket yönlerini değiştirecek ve yanlış piksel seçimlerine yol açarak veri çıkarımını imkânsız hale getirecekti.

Bu durum, gömme mekanizmasının tam geri döndürülebilirliğini ve yüksek güvenilirliğini kanıtlamaktadır. Farklı örtü görüntüleri (örneğin "Lena" ve USC-SIPI varyantları) ve çeşitli gizli görüntülerle elde edilen tutarlı sonuçlar, D-MAAA algoritmasının güçlü genelleme ve uyarlanabilirlik yeteneklerine sahip olduğunu, görüntü içeriği veya boyutu ne olursa olsun doğrulamaktadır.

Bu bulgular bir bütün olarak, D-MAAA algoritmasının tam boyutlu gizli görüntülerin ev sahibi ortamlara gömülmesi için son derece uygun olduğunu ortaya koymaktadır. Algoritma, yüksek taşıma kapasitesi, algılanamazlık ve tam veri geri kazanımı arasında nadir görülen bir denge sağlamaktadır. Bu da D-MAAA'yı, yüksek güvenli görüntü tabanlı iletişim ve arşivleme senaryoları için güçlü bir aday hâline getirmektedir; burada hem taşıma kapasitesi hem de görüntü sadakati kritik öneme sahiptir.

5.2.3. Özetlenmiş sonuçlar

Bu özet Çizelge 5.5.'te önerilen D-MAAA steganografik algoritmasının üç farklı standart örtü görüntü boyutu (512×512 , 256×256 ve 128×128) altında, çeşitli yük kapasitesi düzeylerinde elde ettiği ortalama performans metriklerinin bütüncül bir analizini sunmaktadır. Elde edilen sonuçlar, algoritmanın ölçeklenebilirliğini ve etkinliğini, gömme oranı artsa bile yüksek görüntü kalitesini koruyarak sürdürebildiğini açıkça göstermektedir.

Çizelge 5.5. D-MAAA için steganografik sonuçların özeti

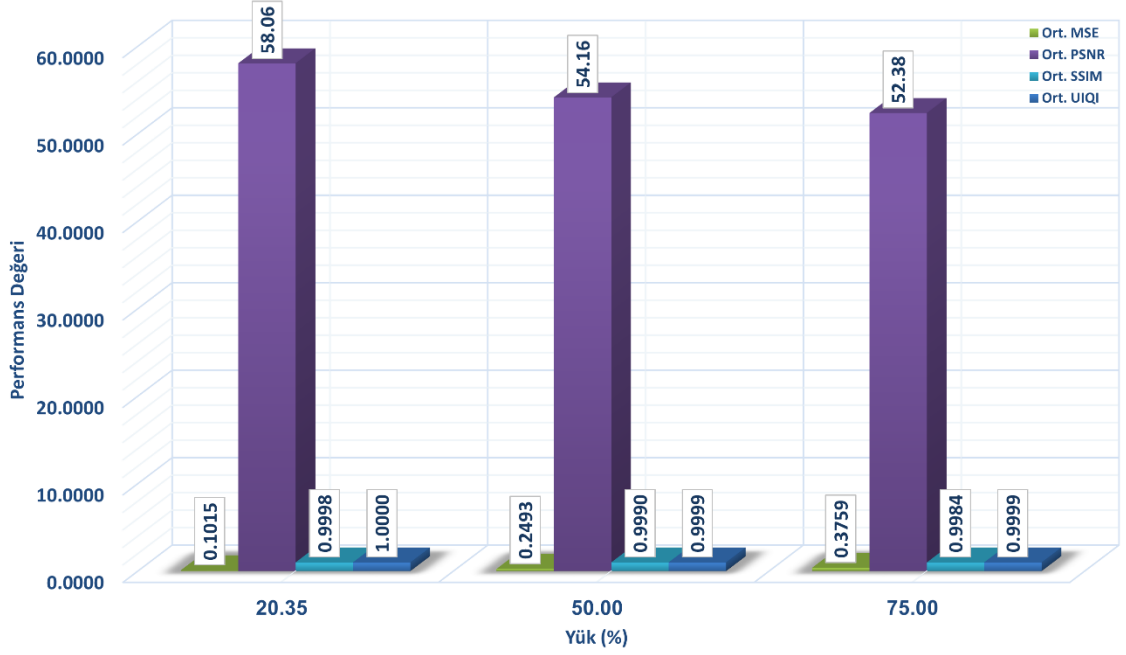
Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Ort. MSE	Ort. PSNR (dB)	Ort. SSIM	Ort. UIQI
512×512	1,27	0,0063	70,11	1,0000	1,0000
	6,36	0,0317	63,12	0,9999	1,0000
	12,72	0,0636	60,09	0,9998	1,0000
	25,43	0,1270	57,09	0,9995	1,0000
	38,15	0,1909	55,32	0,9991	1,0000
	50,00	0,2499	54,15	0,9987	0,9999
	50,86	0,2545	54,07	0,9987	0,9999
	63,58	0,3178	53,11	0,9982	0,9999
	66,67	0,3337	52,90	0,9981	0,9999
	76,29	0,3814	52,32	0,9977	0,9999
256×256	5,09	0,0255	64,07	0,9999	1,0000
	25,43	0,1271	57,09	0,9994	1,0000
	50,86	0,2544	54,08	0,9983	0,9999
	66,67	0,3341	52,89	0,9976	0,9999
128×128	20,35	0,1015	58,06	0,9998	1,0000
	50,00	0,2493	54,16	0,9990	0,9999
	75,00	0,3759	52,38	0,9984	0,9999

512×512 boyutundaki görüntüler, en yüksek gömme kapasitesine olanak sağladığından, algoritma bu durumda bile çok düşük MSE değerlerini koruyabilmektedir—örneğin, %1,27 yükte 0,0063 ile başlamakta ve en yüksek test edilen %76,29 yük seviyesinde 0,3814'e kadar kademeli olarak artmaktadır. Buna karşılık, PSNR değeri maksimum kapasitede dahi 52 dB'nin üzerinde kalmakta; SSIM ve UIQI değerleri ise tüm senaryolar boyunca sürekli olarak 0,997'nin üzerinde seyrederek, stego görüntülerin yapısal ve algısal bütünlüğünün olağanüstü düzeyde korunduğunu göstermektedir. Gömme yükü arttıkça kalite metriklerindeki bu yumuşak bozulma eğilimi, algoritmanın kararlılığına işaret eden güçlü bir göstergedir.

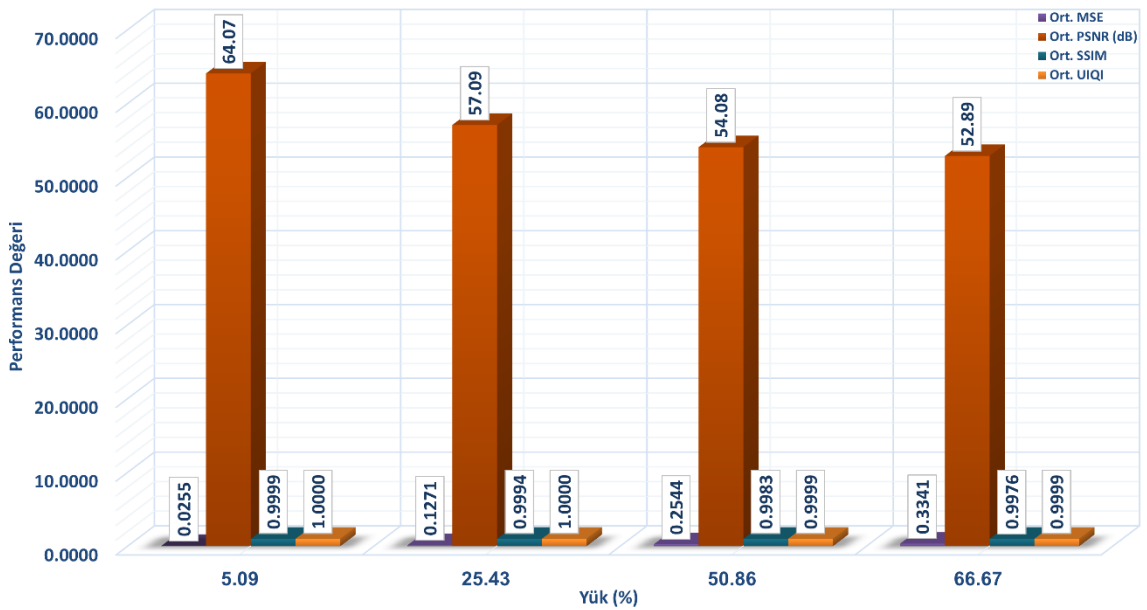
256×256 boyutundaki görüntüler için de sonuçlar etkileyicidir; örneğin %5,09 yükte PSNR 64,07 dB ile başlamakta ve %66,67 yük seviyesinde dahi 52 dB'nin üzerinde kalmaktadır. SSIM, sürekli olarak 0,997'nin üzerinde, UIQI ise neredeyse mükemmel düzeyde ($\geq 0,9999$) seyrederek yüksek görsel doğruluğu doğrulamaktadır.

128×128 boyutundaki en küçük görüntülerde dahi, algoritma %75'e kadar olan yük seviyelerinde güçlü bir dayanıklılık sergilemektedir; PSNR değeri 52 dB'nin üzerinde kalmakta, SSIM ve UIQI ise tutarlı şekilde 1.0000'e yakın değerlerini korumaktadır.

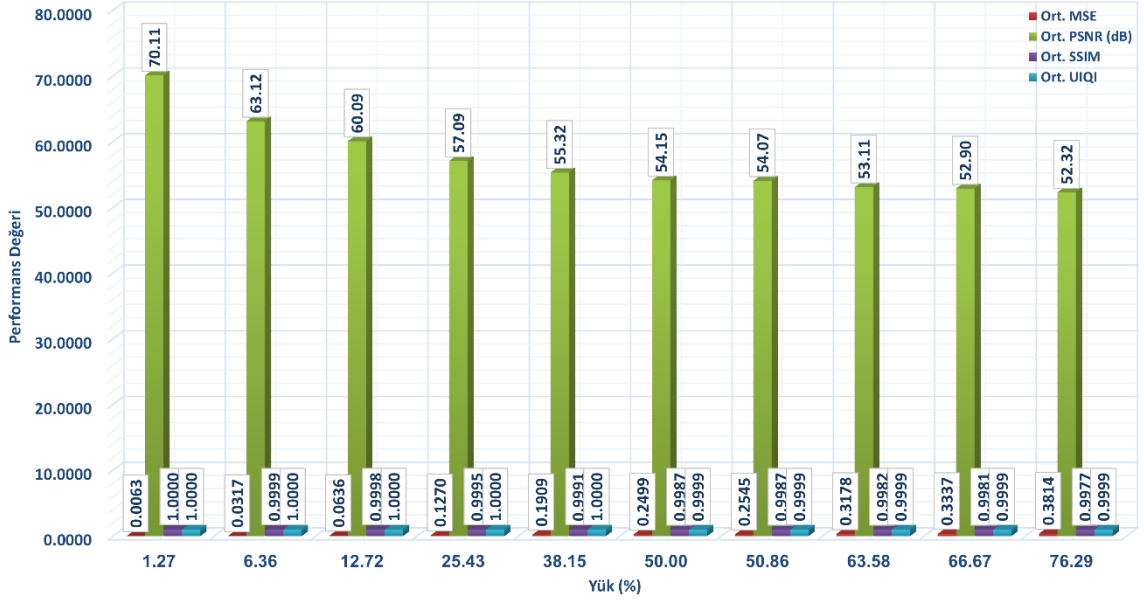
Genel olarak, elde edilen sonuçlar, D-MAAA algoritmasının yük kapasitesi ile algılanamazlık arasında zarif bir denge kurabildiğini, görüntü boyutundan bağımsız olarak ortaya koymaktadır. Düşük yük seviyelerinde neredeyse kayıpsız görsel kalite, yüksek yüklerde ise kabul edilebilir algısal bütünlük sağlayarak, algoritmanın geniş yelpazede görüntü steganografisi uygulamaları için etkili ve güvenilir bir çözüm sunduğunu doğrulamaktadır.



Şekil 5.16. 128×128 Örtü görüntüleri için farklı yük yüzdelerinde elde edilen özet bulgular



Şekil 5.17. 256×256 Örtü görüntüleri için farklı yük yüzdelerinde elde edilen özet bulgular



Şekil 5.18. 512×512 Örtü görüntüleri için farklı yük yüzdelerinde elde edilen özet bulgular

Şekil 5.16.'da Şekil 5.17.'de ve Şekil 5.18.'de sırasıyla 128×128, 256×256 ve 512×512 boyutlarındaki örtü görüntüleri üzerinde farklı gömme yük yüzdeleriyle gerçekleştirilen deneysel çalışmalardan elde edilen ortalama MSE, PSNR, SSIM ve UIQI değerlerini sunmaktadır. Bu kapsamda, önerilen D-MAAA temelli Steganografi yaklaşımının görüntü kalitesi üzerindeki etkileri, çoklu değerlendirme kriterleri çerçevesinde analiz edilmiştir.

Deneysel bulgular, tüm çözünürlük seviyelerinde yüksek gömme kapasitelerine rağmen PSNR değerlerinin 50 dB üzerinde kaldığını göstermekte olup bu durum, insan gözünün fark edemeyeceği düzeyde yüksek algılanamazlık anlamına gelmektedir. Aynı şekilde, SSIM ve UIQI değerlerinin 0.99'un üzerinde sabit kalması, yapısal bütünlüğün ve istatistiksel benzerliğin gömme işleminden sonra da korunabildiğini ortaya koymaktadır. Bu da önerilen yöntemin hem görsel kaliteyi hem de bilgi sadakatini başarılı biçimde sürdürdüğünü göstermektedir.

Öte yandan, MSE değerlerinin yük yüzdesiyle birlikte kademeli olarak arttığı gözlemlense de bu artış kontrollü düzeyde kalmakta ve kalite metriklerini kritik eşiklerin altına düşürmemektedir. Görüntü boyutu büyüdükçe, yüksek yük seviyelerinde bile MSE'nin görece olarak daha düşük kaldığı görülmektedir (örneğin, Şekil 5.18'de %76,29

yük altında bile PSNR $\approx 52,3$ dB seviyesindedir). Bu da algoritmanın ölçeklenebilirliğini ve farklı boyutlardaki görüntülerde stabil performans sergileme yetisini desteklemektedir.

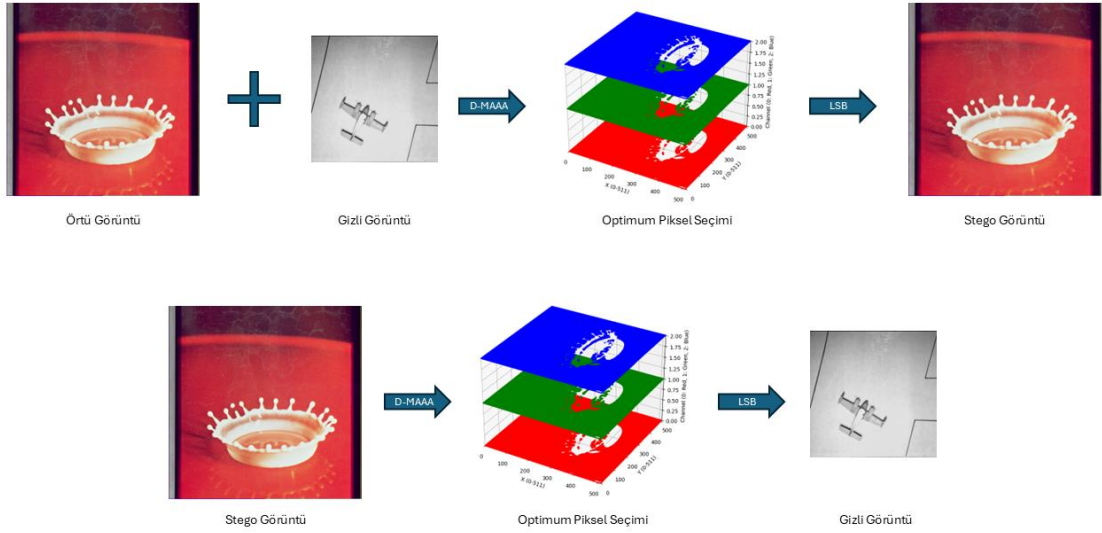
Sonuç olarak, bu grafikler önerilen yöntemin yüksek gömme kapasitesine sahip senaryolarda dahi kalite metrikleri açısından tutarlı ve başarılı çıktılar verdiğini, özellikle büyük boyutlu görüntülerde daha dengeli kalite-kapasite oranı sağladığını açık biçimde ortaya koymaktadır.

Nicel sonuçlarımızdan seçilen temsili örnekler sunularak, gömme ve çıkarma işlemlerini görsel olarak da ortaya koyduk. Her bir seçilen senaryo için, iki tamamlayıcı şekil içeren görseller sunulmuştur.

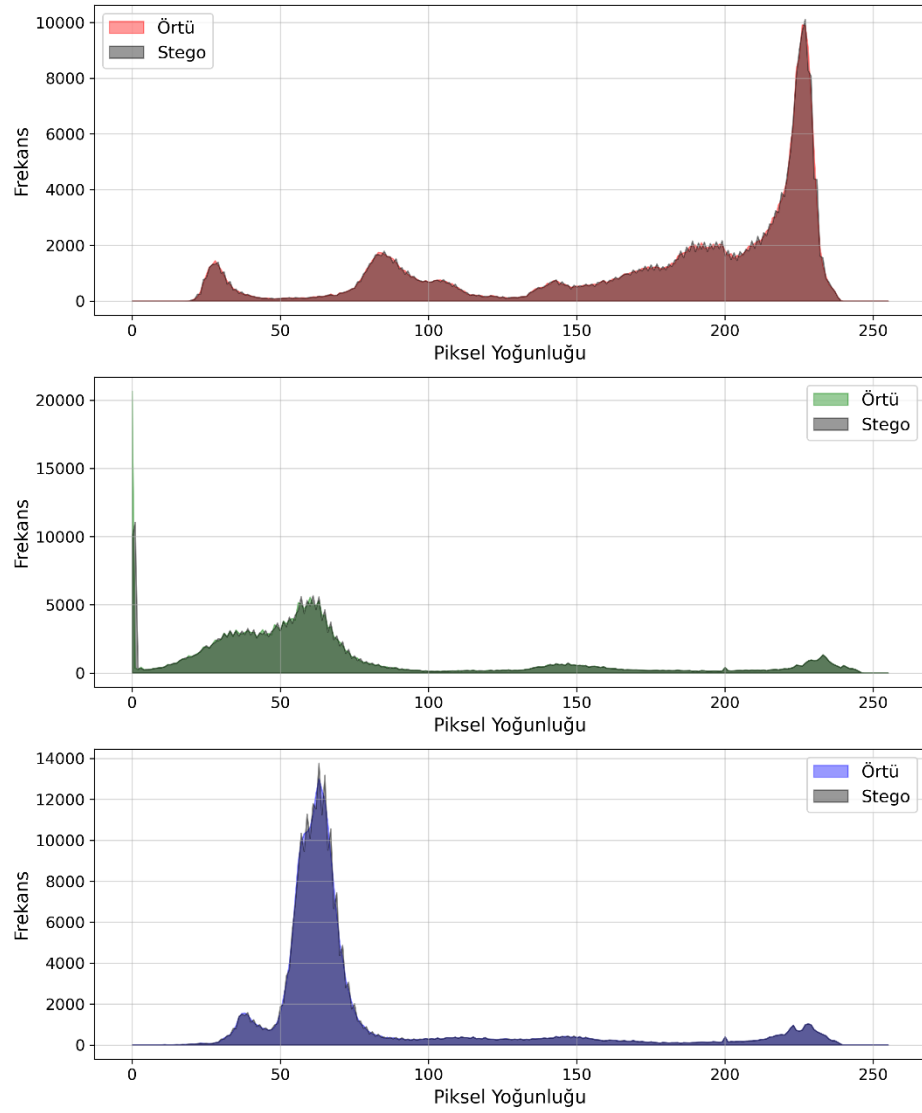
Birinci şekil (Şekil 5.19, Şekil 5.21, Şekil 5.23, Şekil 5.25, Şekil 5.27, ve Şekil 5.29), orijinal örtü görüntüsü, karşılık gelen stego görüntüsü (D-MAAA tarafından seçilen piksel konumları vurgulanmış olarak) ve çıkarılan gizli görüntü yan yana verilerek, verilerin nerede ve nasıl gizlendiğini ve geri alındığını doğrudan göstermektedir.

İkinci şekil ise (Şekil 5.20, Şekil 5.22, Şekil 5.24, Şekil 5.26, Şekil 5.28, ve Şekil 5.30), örtü ve stego görüntülerin histogramlarını karşılaştırmakta, gömme işlemi nedeniyle piksel değer dağılımında meydana gelen değişimleri nicel olarak ortaya koymaktadır.

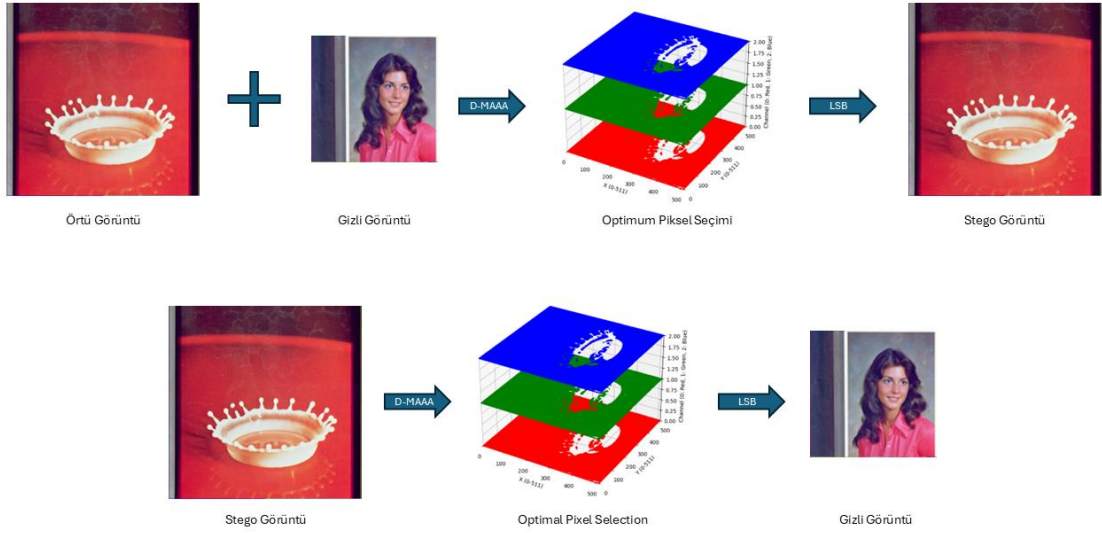
Bu çift görseller birlikte değerlendirildiğinde, orta ve yüksek yük seviyelerinde dahi, D-MAAA'nın piksel seçim stratejisinin algısal bozulmayı minimumda tuttuğu ve buna rağmen verilerin %100 doğrulukla geri çıkarılabildiği açıkça doğrulanmaktadır.



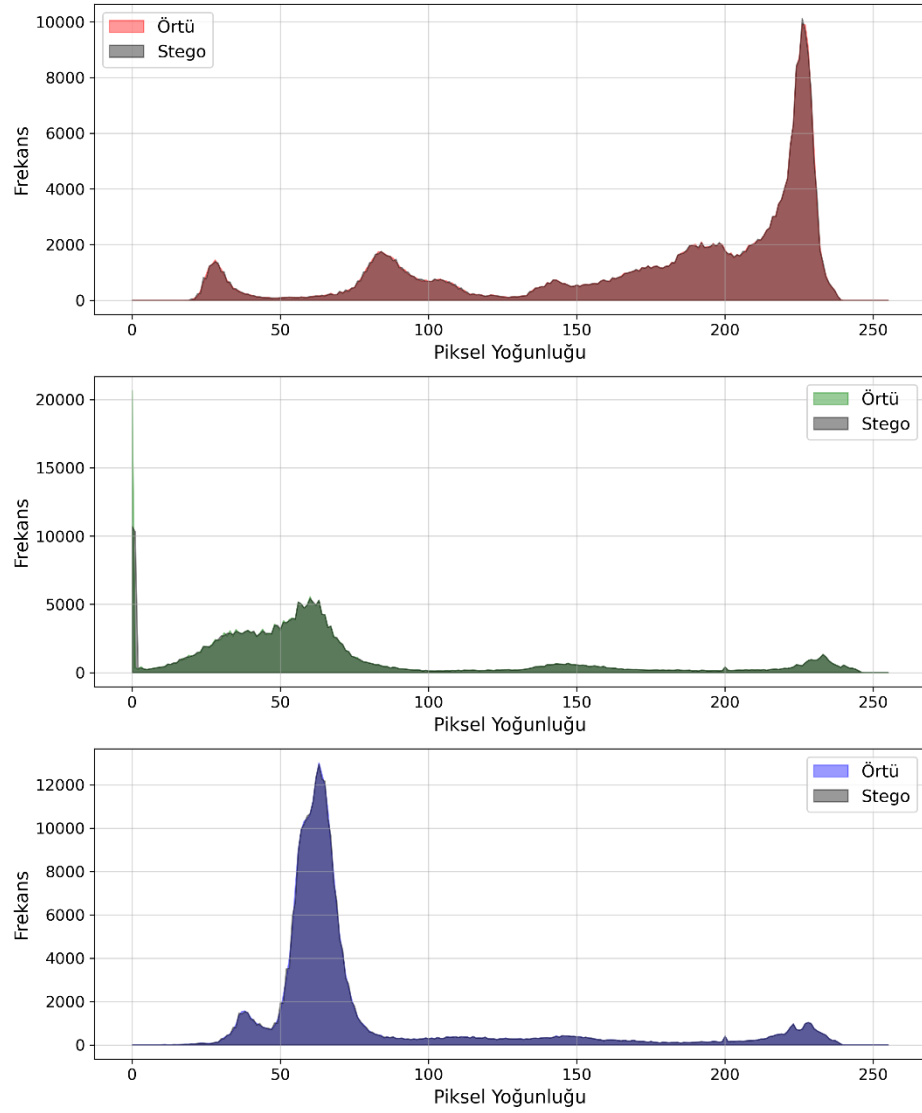
Şekil 5.19. Örnek 1: 64 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



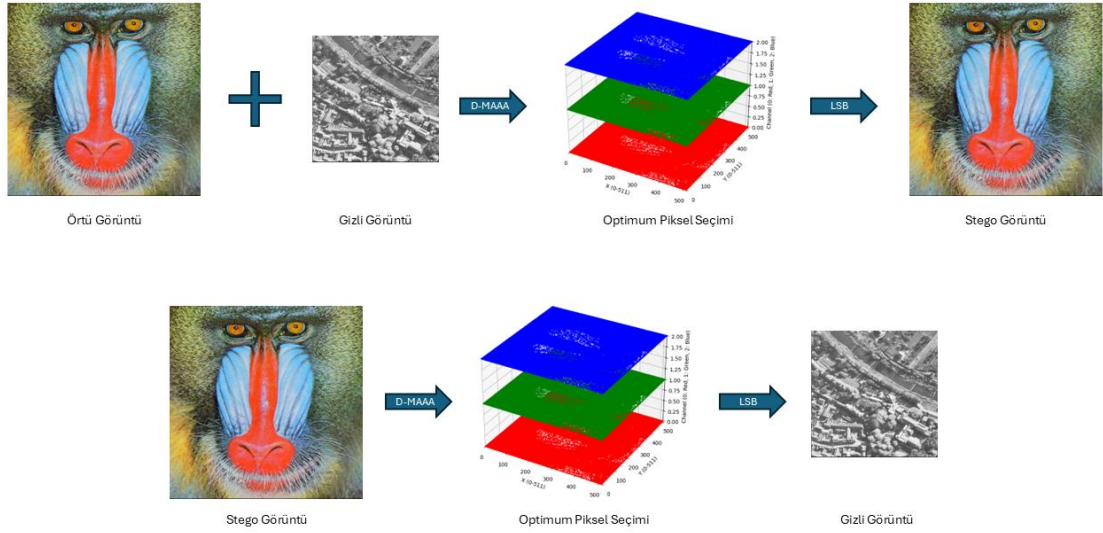
Şekil 5.20. Örnek 1: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi



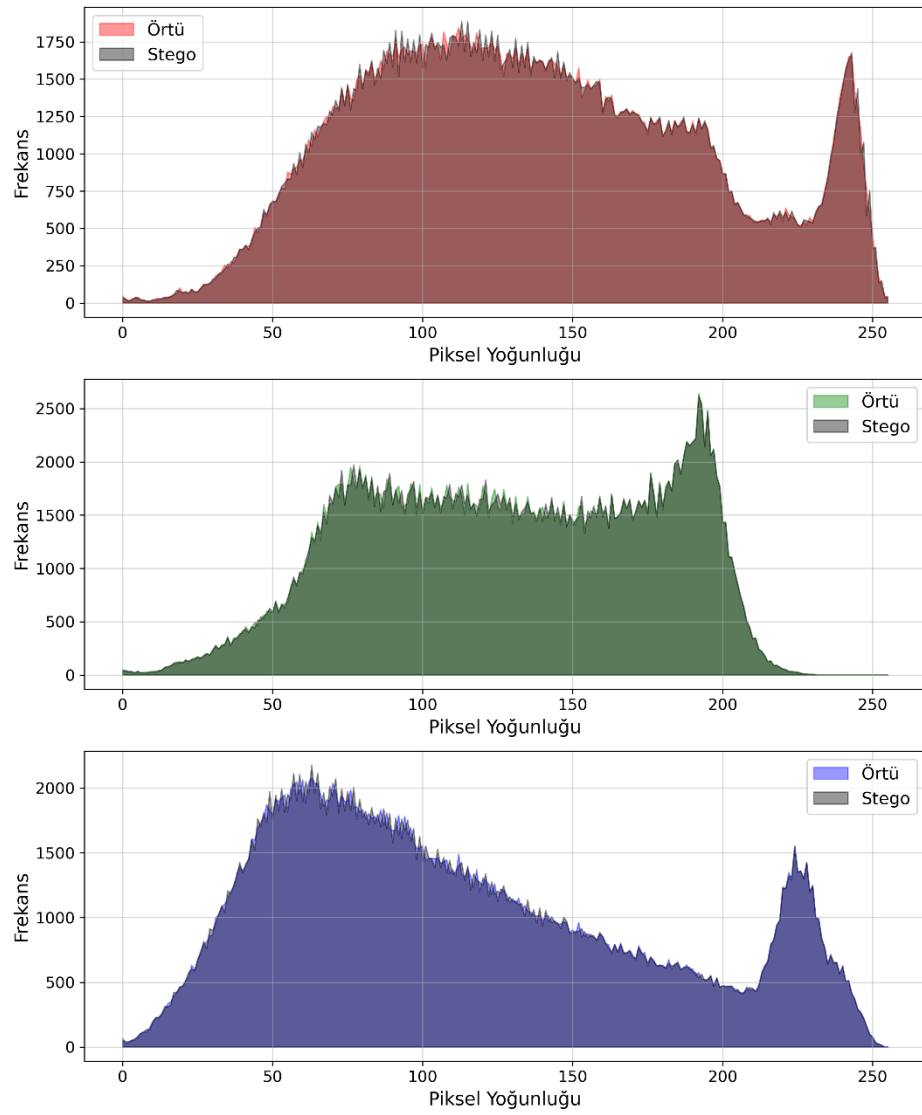
Şekil 5.21. Örnek 2: 48 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



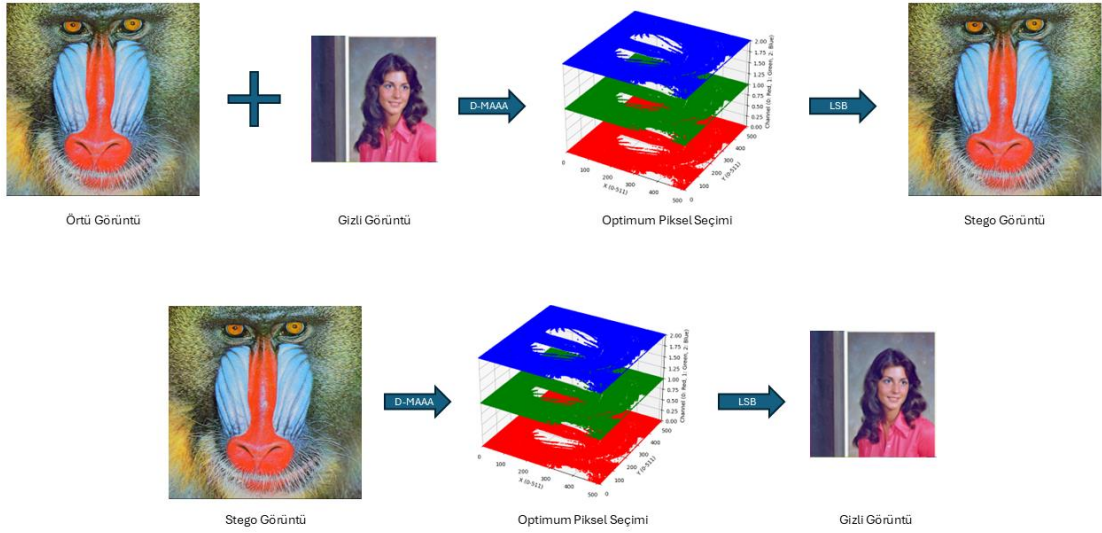
Şekil 5.22. Örnek 2: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi



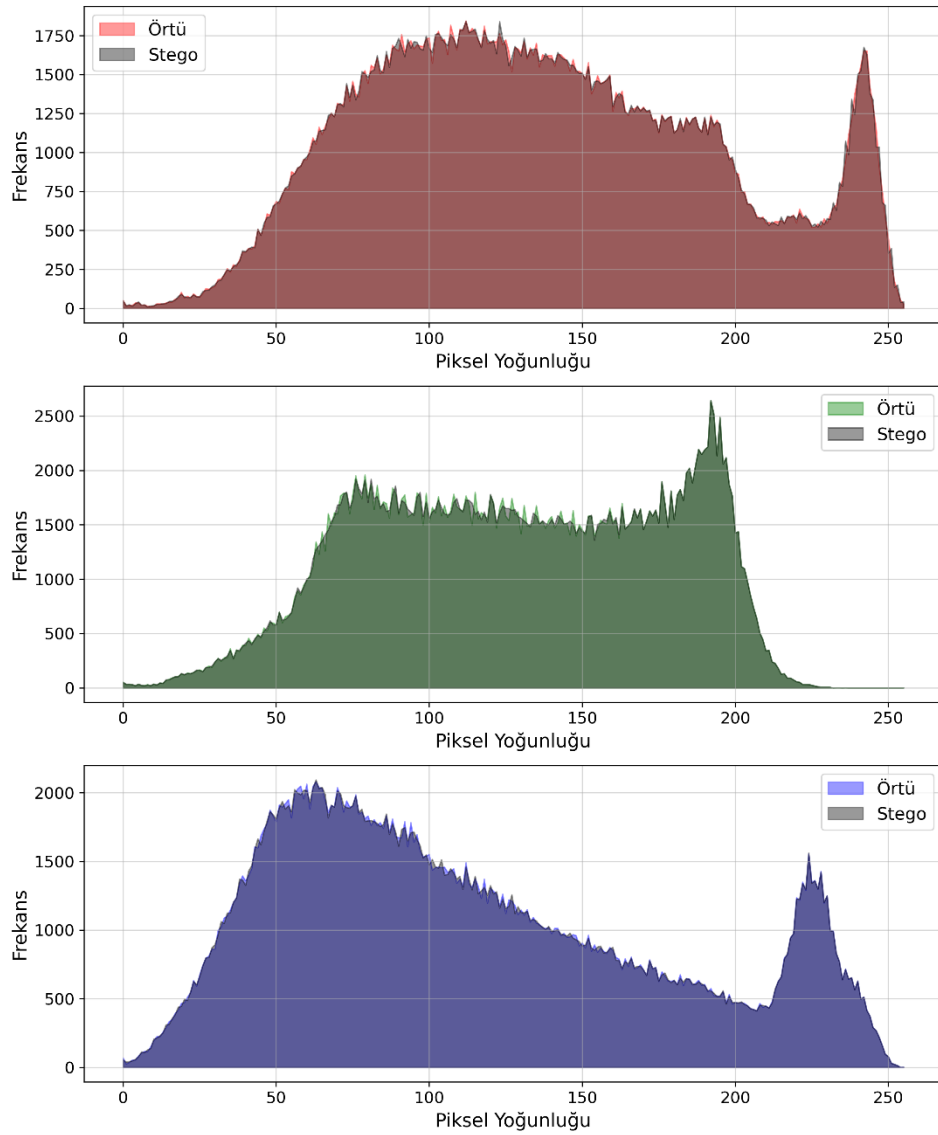
Şekil 5.23. Örnek 3: 64 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



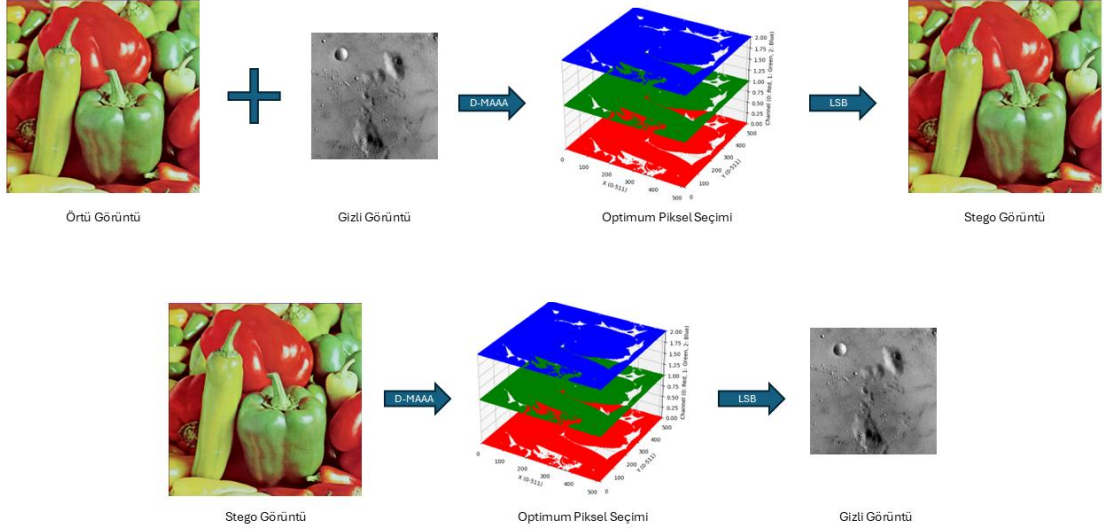
Şekil 5.24. Örnek 3: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi



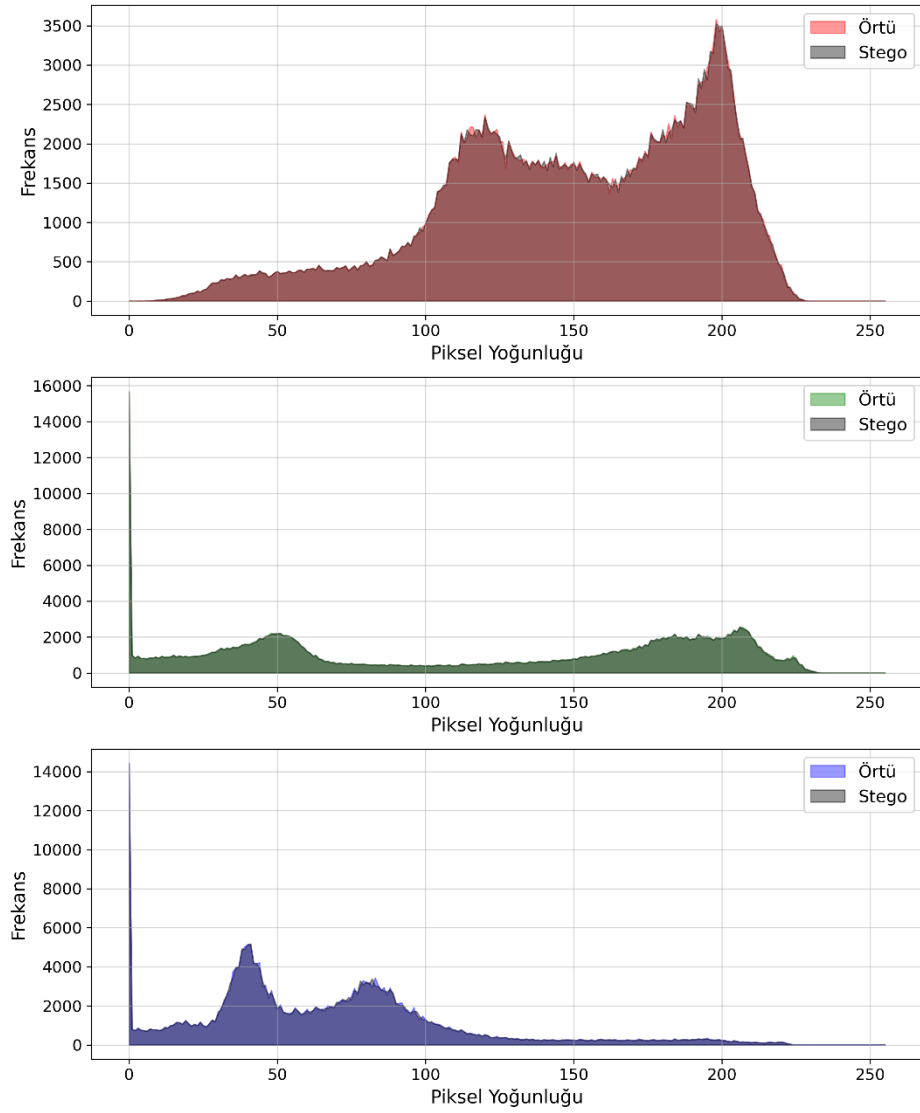
Şekil 5.25. Örnek 4: 48 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



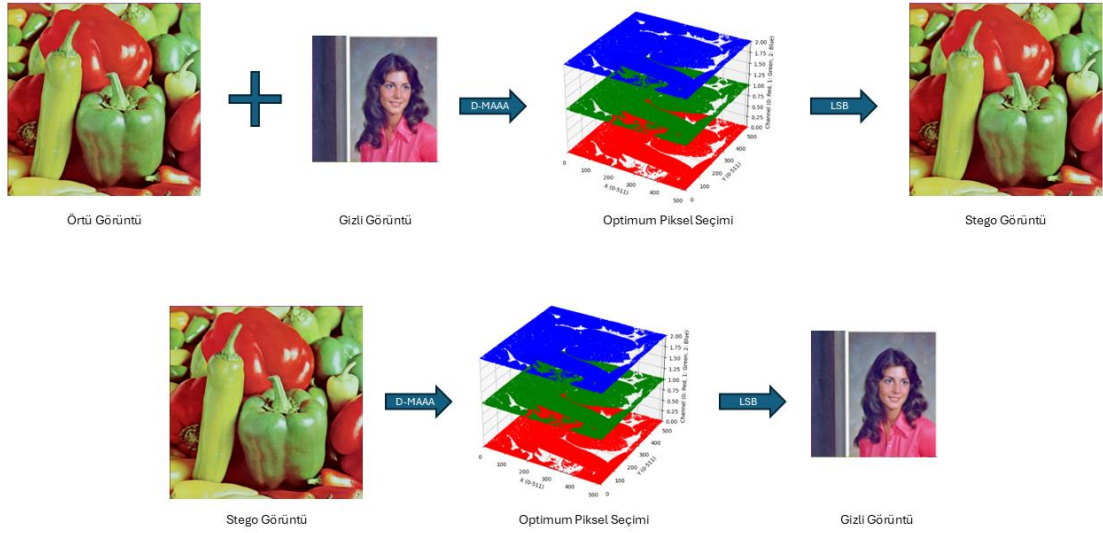
Şekil 5.26. Örnek 4: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi



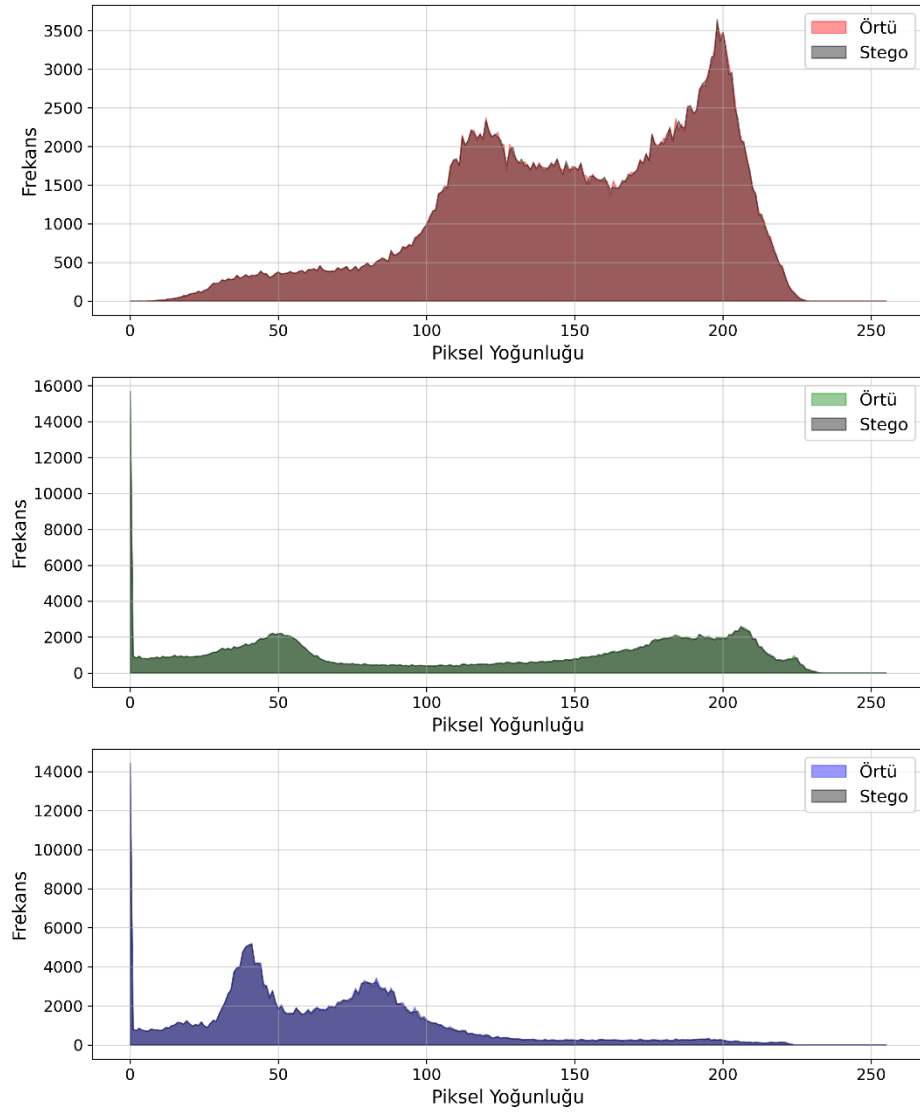
Şekil 5.27. Örnek 5: 64 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



Şekil 5.28. Örnek 5: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi



Şekil 5.29. Örnek 6: 48 KB verinin gömülmesi ve çıkarılması



Şekil 5.30. Örnek 6: örtü ve stego görüntülerinin histogram analizi

Önceki Şekil çiftlerinin her biri (Örnek 1-6), D-MAAA algoritmasının farklı örtü ve gizli görüntü kombinasyonları altında gömme ve çıkarma davranışını görsel olarak ortaya koymaktadır. Her bir "gömme" işlemi (birinci şeklin üst satırı) üç panelden oluşmaktadır:

- Sol panel, orijinal örtü görüntüsü ile gizli görüntüyü yan yana göstermektedir.
- Orta panel, D-MAAA tarafından PIS haritası temelinde seçilen pikselleri katmanlı şekilde vurgulamaktadır.
- Sağ panel ise oluşan stego görüntüyü sunmaktadır.

Görsel olarak, stego görüntüler örtü görüntülerinden ayırt edilemez durumdadır. Kenar yapıları, dokular ve genel renk dağılımları, yüksek taşıma oranlarına rağmen korunmuştur. Aynı şeklin alt satırında yer alan "çıkarma" kısmında, gömülü stego görüntü, yeniden elde edilen optimal piksel seçim haritası ve kusursuz şekilde geri kazanılan gizli görüntü sunulmaktadır. Bu da gömülen her bitin hatasız şekilde çıkarıldığını doğrulamaktadır. Her örnek için ikinci şekilde, örtü ve stego görüntüler arasında üç kanallı histogram karşılaştırması yapılmaktadır. Tüm örneklerde, örtü (düz çizgi) ve stego (kesikli çizgi) histogram eğrileri neredeyse tamamen çakışmaktadır: tepe ve çukur noktaları ile geniş bant şekilleri, yoğunluk aralığında yalnızca birkaç birimlik farklarla büyük ölçüde örtüşmektedir. Bu farklar da doğal ve kabul edilebilir bozulmalar olarak değerlendirilir. Piksel yoğunluk frekanslarının bu düzeydeki tutarlı hizalanması, D-MAAA'nın küçük LSB değişimlerinin küresel istatistikleri bozmadığı, algısal olarak toleranslı bölgelerde değişiklik yaptığını göstermektedir. Bu bölgeler, yüksek PIS değerlerine sahip alanlardır.

Bu şekiller birlikte değerlendirildiğinde şu doğrulanmaktadır:

- D-MAAA, gömme için yüksek öneme sahip pikselleri güvenilir şekilde seçmektedir.
- Orijinal örtü görüntünün görsel bütünlüğü, orta ve yüksek yük seviyelerinde bile korunmaktadır.
- Her bir örnekte, renk dağılımı mükemmel şekilde korunmuştur.

Dolayısıyla, bu görseller, nicel bulgularımızı deneysel olarak pekiştirmektedir:

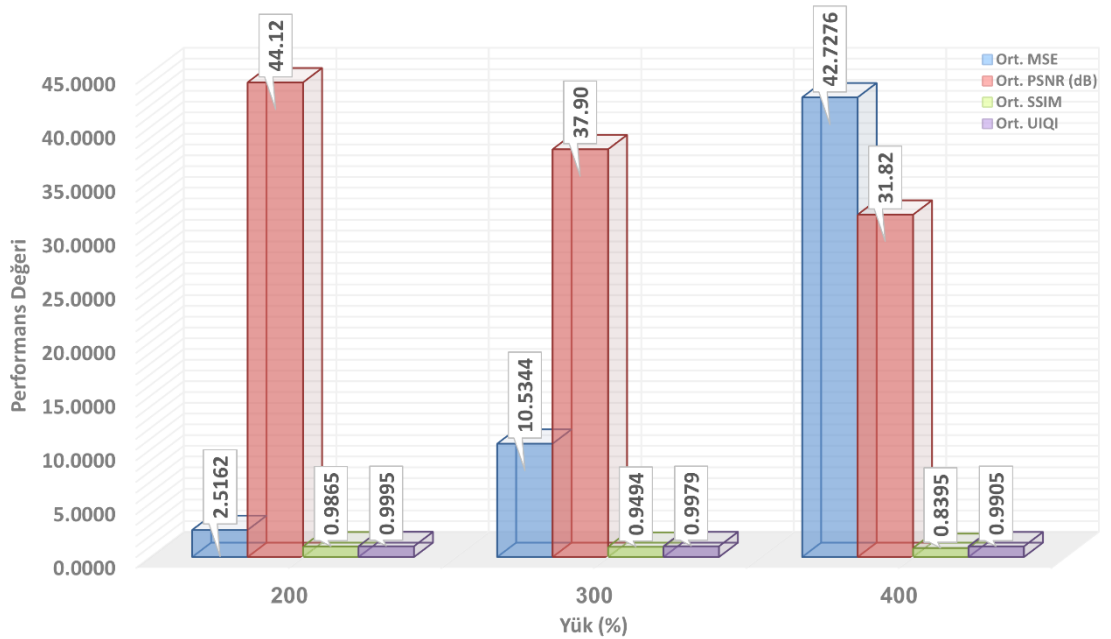
D-MAAA, yüksek taşıma kapasitesiyle birlikte algılanamazlık sağlayan etkili bir çözümdür.

5.2.4. Yüksek yük kapasiteli D-MAAA

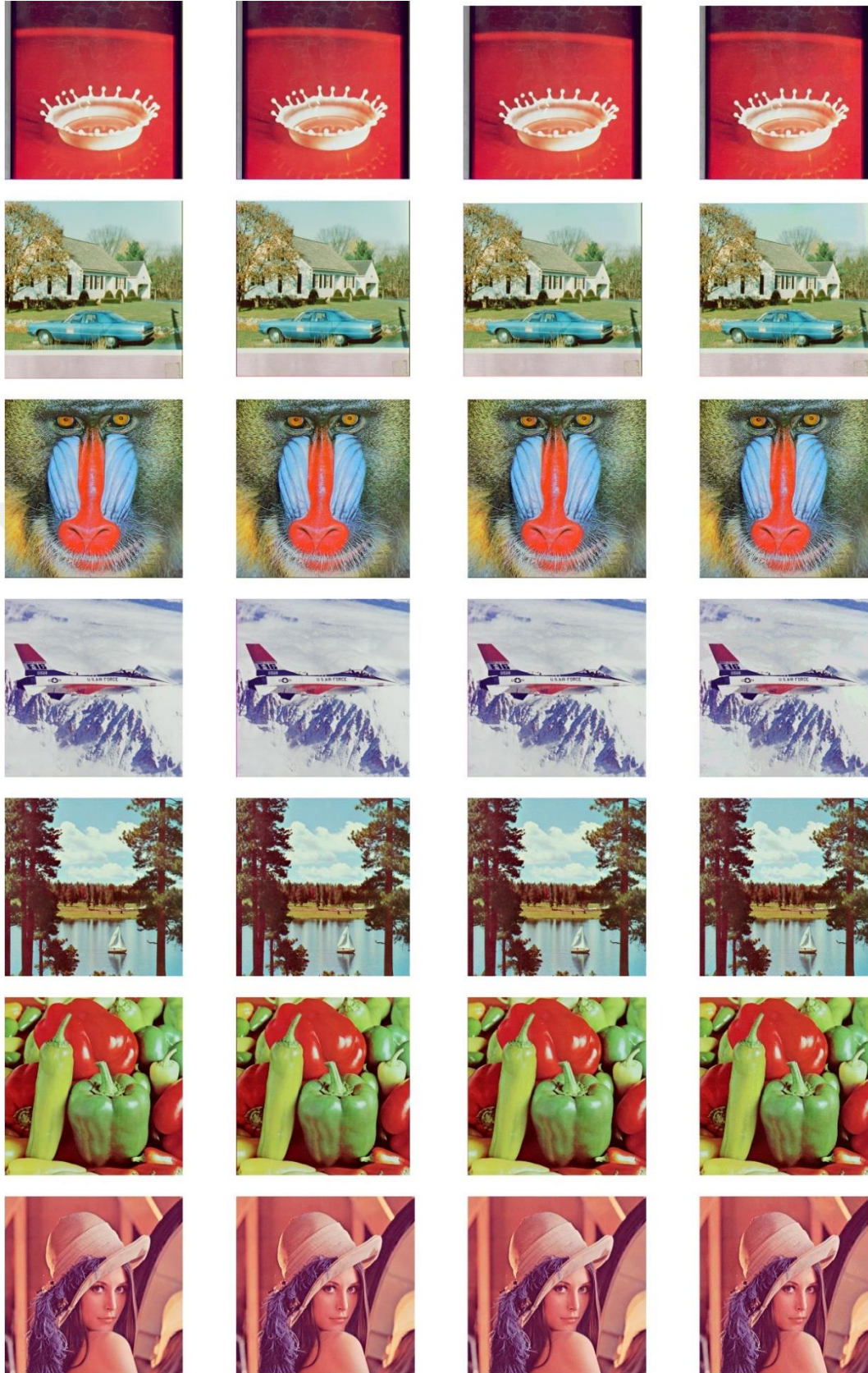
Önerilen D-MAAA algoritmasının, yüksek kapasiteli gömme senaryoları altındaki performansını daha ayrıntılı biçimde değerlendirmek amacıyla, deneysel çalışmamız çok bitli gömme tekniklerini içerecek şekilde genişletilmiştir. Bu doğrultuda, 2-LSB, 3-LSB ve 4-LSB değiştirme stratejileri uygulanarak, seçilen optimal piksel kümelerine artan yük miktarları gömülmüştür. Bu yüksek yük analizi, gömme yoğunluğu arttıkça bile D-MAAA'nın görüntü kalitesini koruma ve bozulmayı en aza indirme yeteneğini değerlendirmeyi hedeflemektedir. Farklı LSB derinlikleri boyunca, görsel kalite ve istatistiksel performans metrikleri sistematik olarak karşılaştırılarak, kapasite ile algılanamazlık arasındaki ödünleşmeye dair daha kapsamlı bir anlayış elde edilmiştir (Çizelge 5.6. ve Şekil 5.31.). Bu çalışma, daha büyük yük kapasiteleri gerektiren gerçek dünya uygulamalarında, D-MAAA algoritmasının ölçeklenebilirliğini ve etkinliğini doğrulamak açısından kritik öneme sahiptir.

Çizelge 5.6. Yüksek yük kapasiteli D-MAAA analizi

Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Ort. MSE	Ort. PSNR (dB)	Ort. SSIM	Ort. UIQI
512×512	200	2,5162	44,12	0,9865	0,9995
	300	10,5344	37,90	0,9494	0,9979
	400	42,7276	31,82	0,8395	0,9905



Şekil 5.31. Yüksek yük kapasiteli D-MAAA analizi



Örtü görüntü

200% Yüklü Stego

300% Yüklü Stego

400% Yüklü Stego

Şekil 5.32. Farklı yüksek yük seviyelerinde stego görüntülerin orijinal örtü görüntülerle görsel karşılaştırması

5.2.5. D-MAAA'nın güncel yaklaşımlarla karşılaştırması

Çizelge 5.7.'de en güncel steganografik yöntemlerin bulgularını, bildirilen taşıma kapasitesi yüzdesi ve gerekli performans metrikleriyle birlikte, literatürdeki önde gelen yöntemlerle karşılaştırmalı bir biçimde sunmaktadır. Bu doğrudan karşılaştırma, her ne kadar adil bir karşılaştırma durumunu (iterasyon sayısı, popülasyon sayısı, kullanılan resimler ve yük kapasitelerinin aynı olmaması durumu) ortaya koymasa da D-MAAA algoritmasının algılanamazlık ve gömme kapasitesi açısından gösterdiği genel anlamda başarılı performansı açık bir şekilde ortaya koymaktadır.

Çizelge 5.7. En güncel ve özgün bulgular

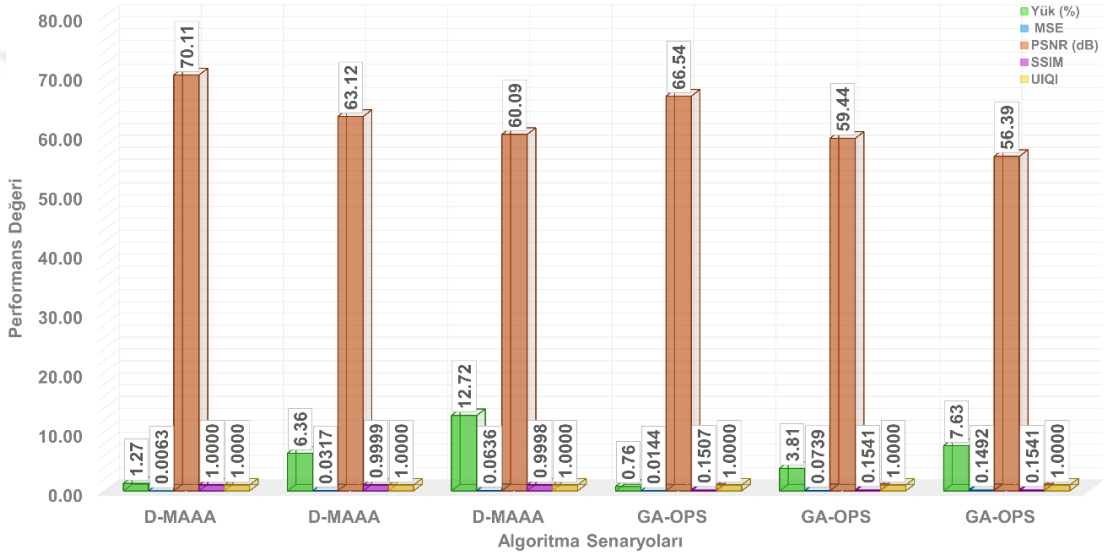
Kaynak	Yöntem	İterasyon	Popülasyon	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Ort. MSE	Ort. PSNR (dB)	Ort. SSIM	Ort. UIQI
(Karakus ve Avcı, 2020)	GA-OPS	-	20	512×512	0,76	0,0144	66,54	0,1507	1,0000
					3,81	0,0739	59,44	0,1541	1,0000
					7,63	0,1492	56,39	0,1541	1,0000
				256×256	3,05	0,0589	60,43	0,1544	1,0000
					15,26	0,3005	53,35	0,1544	1,0000
					30,52	1,1860	47,41	0,1544	0,9999
(Bhandari vd., 2022)	ACO-TCM	200	6	512×512	0,17	0,0005	83,40	0,9983	-
(Abd-El-Atty, 2023)	PSO-QW	-	-	512×512	200	2,5274	44,10	0,9885	0,9679
(Hameed vd., 2023)	HHO-LSB	10	30	512×512	200	2,2559	44,61	0,9877	0,9997
					300	6,4099	40,09	0,9694	0,9993
					400	17,8988	35,63	0,9392	0,9981
(Boryczka ve Kazana, 2023)	ACO (vertex graph)	100	20	512×512	12,71	0,5376	50,86	0,9968	-
					31,78	6,6656	39,93	0,9666	-
					63,57	292,3840	23,51	0,5985	-
	ACO (edge graph)	100	20	512×512	12,71	0,6899	49,87	0,9964	-
					31,78	7,2696	39,55	0,9626	-
					63,57	479,4357	21,51	0,5709	-
Bu TEZ	D-MAAA	50	10	512×512	1,27	0,0063	70,11	1,0000	1,0000
					6,36	0,0317	63,12	0,9999	1,0000
					12,72	0,0636	60,09	0,9998	1,0000
					25,43	0,1270	57,09	0,9995	1,0000
					38,15	0,1909	55,32	0,9991	1,0000
					50,00	0,2499	54,15	0,9987	0,9999
					50,86	0,2545	54,07	0,9987	0,9999
					63,58	0,3178	53,11	0,9982	0,9999
					66,67	0,3337	52,90	0,9981	0,9999
					76,29	0,3814	52,32	0,9977	0,9999
					200	2,5162	44,12	0,9865	0,9995
					300	10,5344	37,90	0,9494	0,9979
					400	42,7276	31,82	0,8395	0,9905
				256×256	5,09	0,0255	64,07	0,9999	1,0000
					25,43	0,1271	57,09	0,9994	1,0000
					50,86	0,2544	54,08	0,9983	0,9999
					66,67	0,3341	52,89	0,9976	0,9999
				128×128	20,35	0,1015	58,06	0,9998	1,0000
					50,00	0,2493	54,16	0,9990	0,9999
					75,00	0,3759	52,38	0,9984	0,9999

Deneyisel sonuçlar, önerilen D-MAAA'nın, gömme kapasitesi ve görüntü boyutu açısından geniş bir aralıkta üstün performans sergilediğini ve özellikle yüksek görüntü kalitesini koruma konusunda etkili olduğunu açıkça ortaya koymaktadır. Düşük ve orta düzeydeki yük kapasitelerinde D-MAAA, son derece düşük MSE değerlerine ulaşmakta ve %1,27'lik yükleme oranında PSNR değeri 70 dB'yi aşmakta, %12,72'lik oranda dahi 60 dB'nin üzerinde kalmaktadır. Ayrıca, SSIM ve UIQI değerleri tüm test edilen kapasite oranlarında teorik maksimum olan 1,0000 değerine çok yakın ya da bu değeri korumaktadır; bu da yöntemin yapısal ve algısal kaliteyi son derece iyi koruduğunu göstermektedir. Bu performans seviyesi, benzer yükleme oranlarında 60 dB'nin altında PSNR ve yaklaşık 0,15 SSIM değeri ile daha düşük görsel sadakat gösteren GA-OPS gibi güncel yöntemleri geride bırakmaktadır (Şekil 5.33. ve Şekil 5.34.).

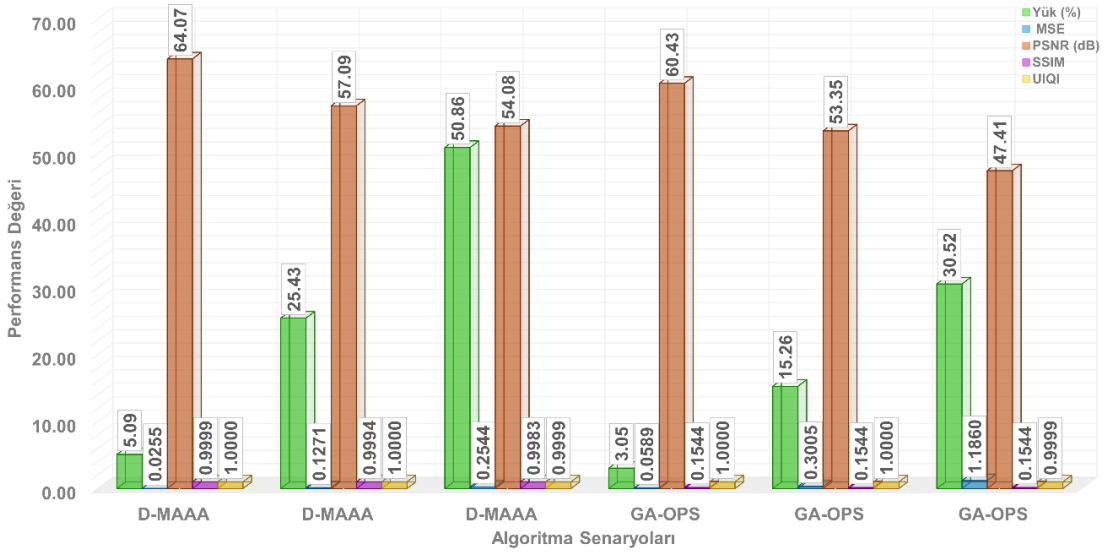
Yüksek gömme kapasitelerinde de D-MAAA rekabetçi performansını sürdürmektedir. %200 yük kapasitesinde 44,12 dB PSNR değeri elde edilmiştir; bu, PSO+QW yönteminin ulaştığı 44,10 dB'den biraz daha yüksek (Şekil 5.35.) ve HHO+LSB'nin 44,61 dB'lik değerine çok yakındır (Şekil 5.36.). Ancak D-MAAA, algısal kaliteyi koruma açısından dikkat çekici bir dayanıklılık göstermekte, %200 kapasitede 0,9865 SSIM ve 0,9995 UIQI değerlerine ulaşarak her iki ölçütte de PSO+QW'yi geride bırakmakta ve HHO+LSB ile yakın düzeyde rekabet etmektedir. %300 ve %400 gibi aşırı yükleme oranlarında PSNR sırasıyla 37,90 dB ve 31,82 dB'ye düşmesine rağmen, D-MAAA hâlâ yüksek SSIM değerlerini (0,9494 ve 0,8395) koruyarak, gömme kapasitesi arttıkça görsel kalitesi hızla bozulan (örneğin, vertex graph ACO ile %63,57 yükleme oranında 0,5985 SSIM) ACO tabanlı yöntemlerden daha iyi performans göstermektedir (Şekil 5.37. ve Şekil 5.38.).

Tüm güçlü yönlerine rağmen, D-MAAA, %300'ün üzerindeki ultra yüksek yükleme oranlarında görece olarak en zayıf performansını sergilemektedir; bu aralıkta PSNR ve SSIM değerlerinde daha belirgin bir bozulma gözlemlenmektedir. Yine de benzer koşullarda birçok yöntemle göre daha iyi sonuçlar üretmektedir. HHO+LSB yöntemi, bu uç koşullarda SSIM ve PSNR değerlerini biraz daha iyi koruyarak, ultra yoğun gömme senaryolarında marjinal avantajlar sağlayabileceğini göstermektedir. Bununla birlikte, fark oldukça sınırlıdır ve D-MAAA, görsel kalite ile gömme kapasitesi arasında güçlü bir denge sağlamaya devam etmektedir.

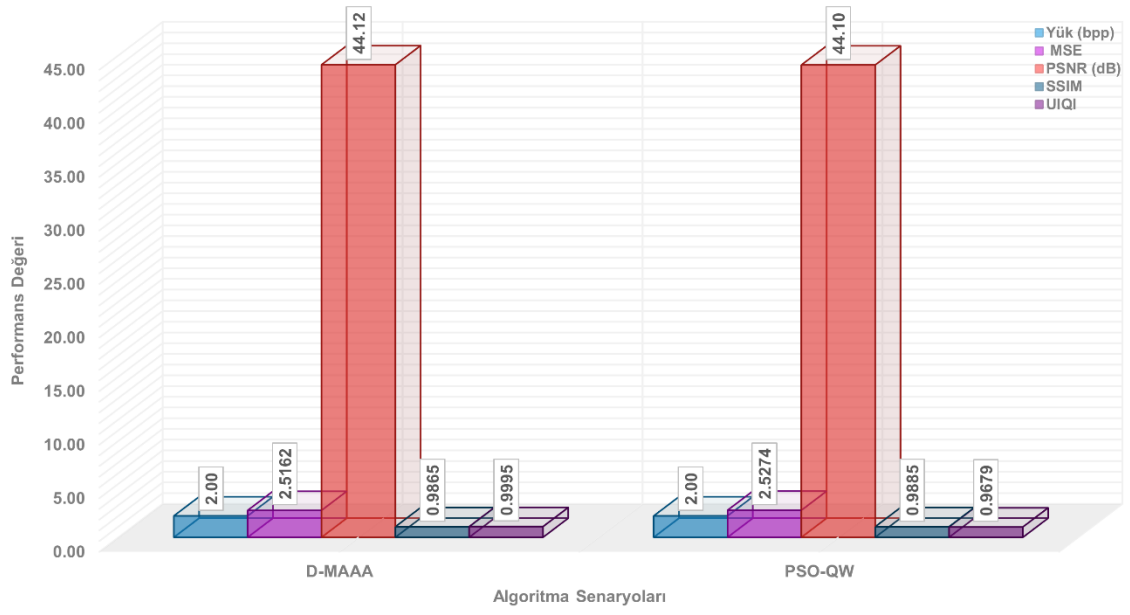
Özetle, D-MAAA, düşük ve orta yükleme düzeylerinde neredeyse mükemmel yapısal ve algısal kalite sunmakta, yüksek yükleme oranlarında ise en güncel yöntemlerle karşılaştırıldığında daha iyi ya da onlara denk sonuçlar üretmekte ve farklı görüntü boyutları ile gömme aralıklarında tutarlılığını koruyarak onları geride bırakmaktadır. Yalnızca aşırı kapasite durumlarında PSNR değerinde daha belirgin bir düşüş gözlemlenmektedir; ancak bu durumda dahi D-MAAA, mevcut yöntemlerin çoğuna kıyasla daha yüksek genel görüntü bütünlüğünü sürdürmektedir. Bu bulgular, D-MAAA'nın sağlam, yüksek kaliteli steganografik gömme için etkinliğini ve ölçeklenebilirliğini doğrulamaktadır.



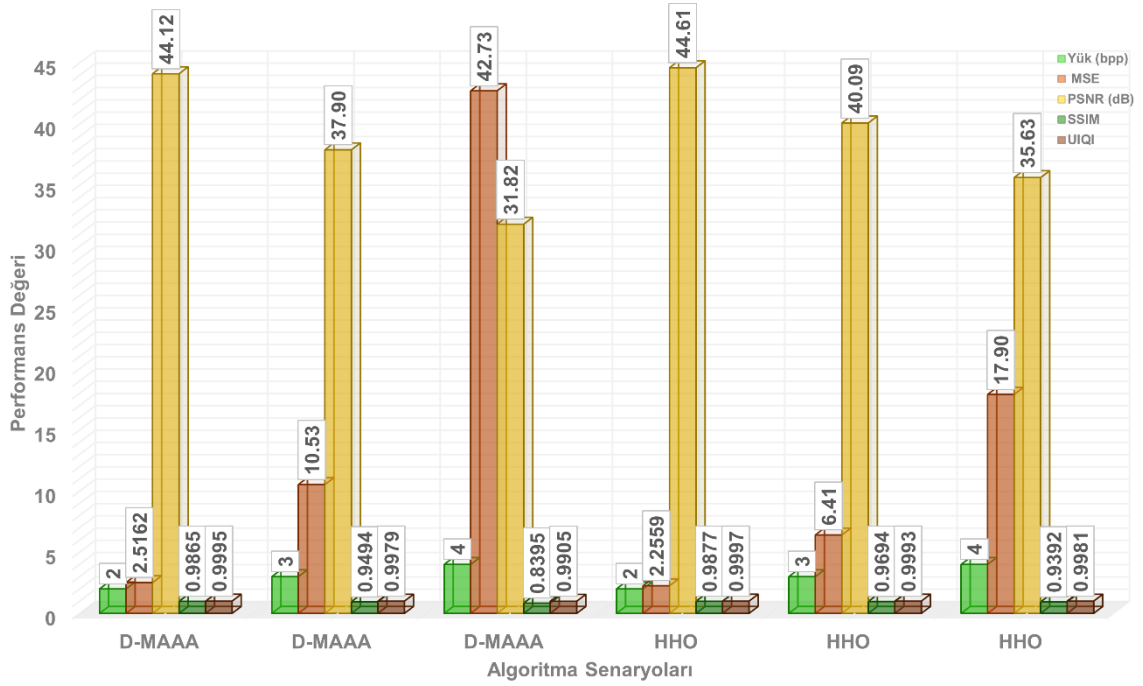
Şekil 5.33. 512×512 Örtü görüntüsü için D-MAAA ile GA-OPS karşılaştırması



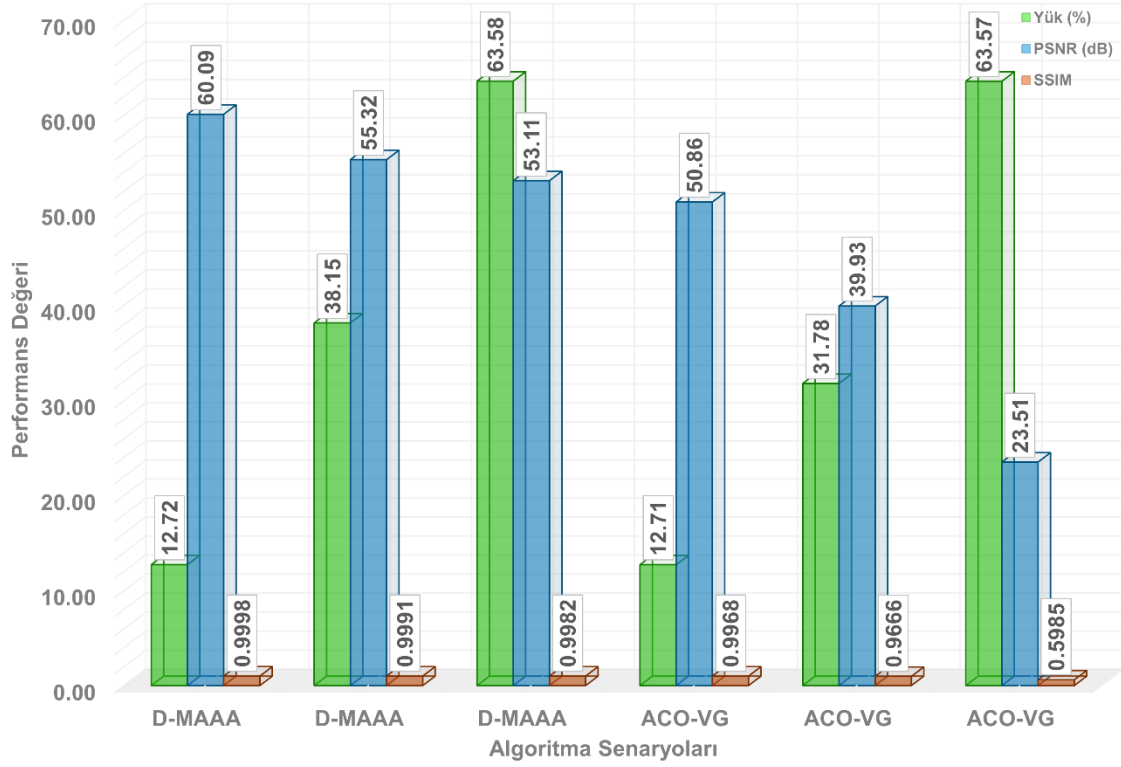
Şekil 5.34. 256×256 Örtü görüntüsü için D-MAAA ile GA-OPS karşılaştırması



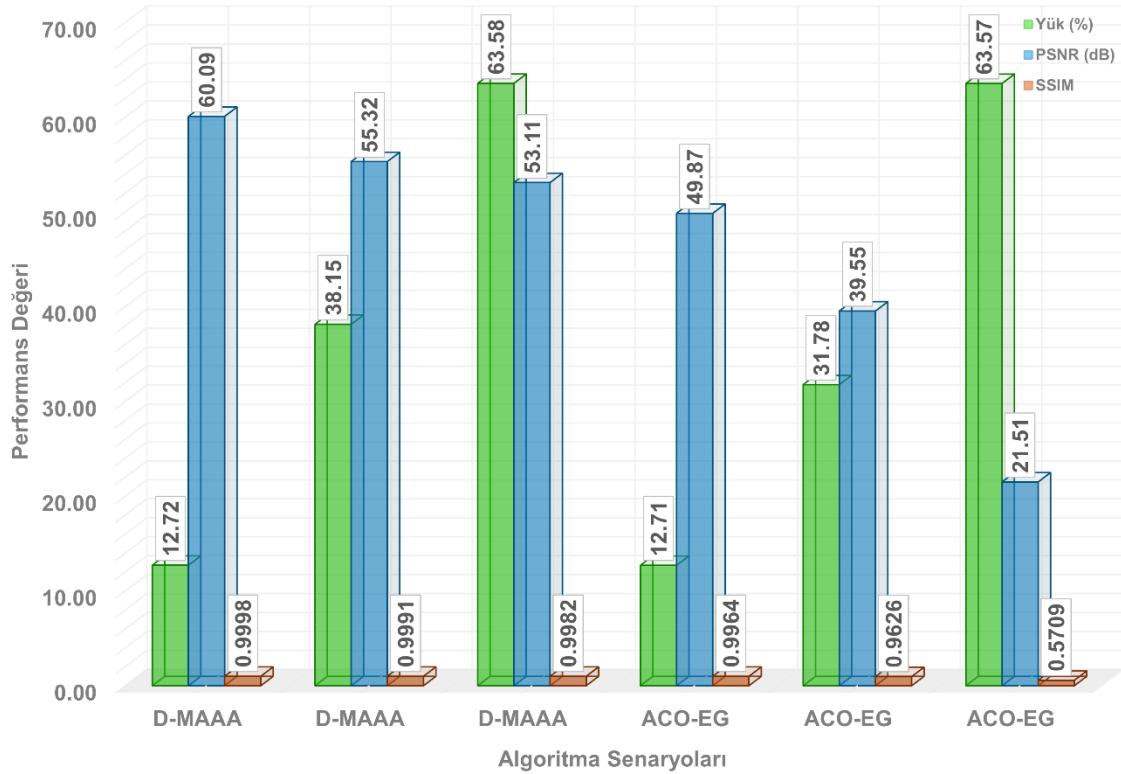
Şekil 5.35. D-MAAA ile PSO-QW karşılaştırması



Şekil 5.36. D-MAAA ile HHO karşılaştırması



Şekil 5.37. D-MAAA ile vektör grafik tabanlı ACO yönteminin karşılaştırması



Şekil 5.38. D-MAAA ile kenar grafik tabanlı ACO yönteminin karşılaştırması

5.3. Steganaliz

Önerilen D-MAAA yaklaşımının tespit edilebilirliği karşı dayanıklılığını değerlendirmek amacıyla, literatürde yaygın olarak kabul görmüş üç steganaliz tekniği uygulanmıştır. Bu teknikler şunlardır:

- Düzenli–Tekil (RS) Analizi.
- Ki-Kare (χ^2) Saldırısı.
- Histogram Tabanlı Steganaliz.

Bu yöntemler, gömme işlemiyle ortaya çıkabilecek olası istatistiksel anormallikleri ortaya çıkarmayı amaçlamaktadır.

5.3.1. Düzenli–tekil (RS) analizi

Çizelge 5.8.'de RS steganalizi istatistiklerini özetlemekte olup, 8 adet 256×256 boyutunda görüntü (4.1.01 – 4.1.08) ile 6 adet 512×512 boyutunda görüntü (4.2.01 – 4.2.07) için, %5 ila %76 arasında değişen gömme yük oranları altında elde edilen verileri sunmaktadır.

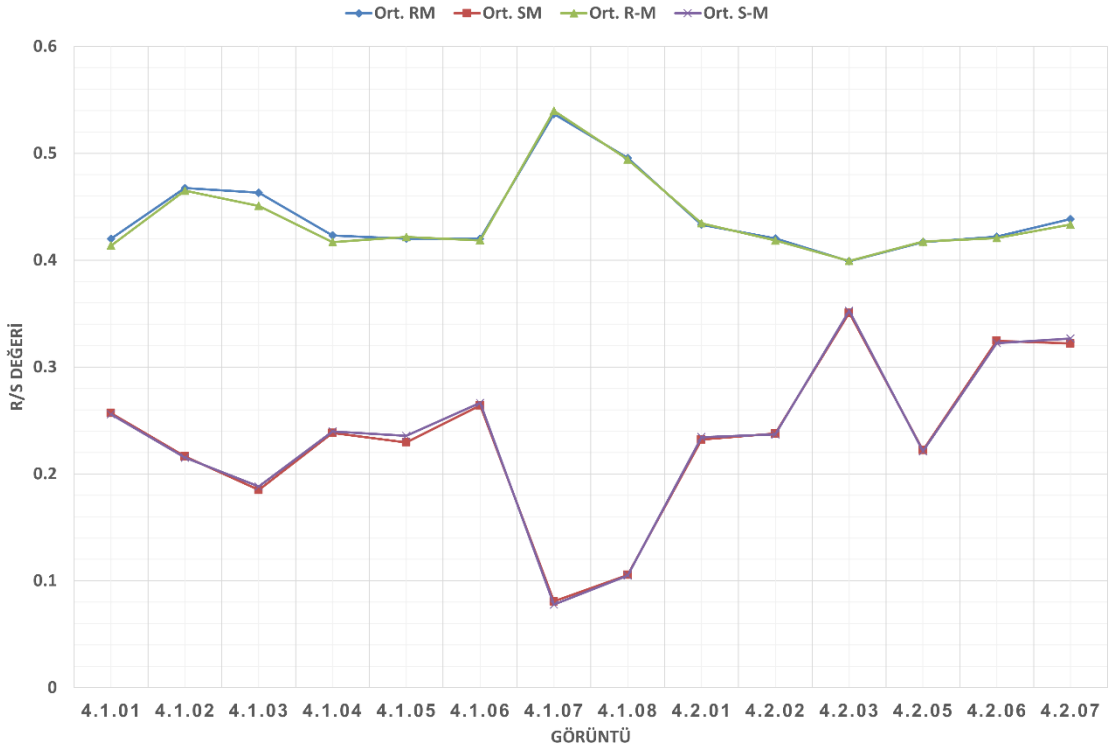
Çizelge 5.8. RS steganalizi sayısal sonuçları

Örtü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Boyut (×3)	Yük (%)	R_M (Örtü)	S_M (Örtü)	R_{-M} (Örtü)	S_{-M} (Örtü)	R_M (Stego)	S_M (Stego)	R_{-M} (Stego)	S_{-M} (Stego)	Şart? (2.8)
4.1.01	256×256	5,09	0,417053	0,255859	0,413452	0,256470	0,418884	0,255493	0,413879	0,258118	Doğru
		25,43	0,417053	0,255859	0,413452	0,256470	0,422607	0,256836	0,411682	0,256592	Doğru
		50,86	0,417053	0,255859	0,413452	0,256470	0,418640	0,258301	0,415466	0,252441	Doğru
4.1.02	256×256	5,09	0,468933	0,215820	0,465942	0,214478	0,467896	0,215088	0,466003	0,213623	Doğru
		25,43	0,468933	0,215820	0,465942	0,214478	0,468994	0,215515	0,463928	0,216736	Doğru
		50,86	0,468933	0,215820	0,465942	0,214478	0,465515	0,218323	0,465271	0,215332	Doğru
4.1.03	256×256	5,09	0,466187	0,180115	0,457031	0,183167	0,464539	0,181335	0,454895	0,183838	Doğru
		25,43	0,466187	0,180115	0,457031	0,183167	0,462585	0,182800	0,449524	0,187012	Doğru
		50,86	0,466187	0,180115	0,457031	0,183167	0,461975	0,190796	0,447937	0,193909	Doğru
4.1.04	256×256	5,09	0,425720	0,233093	0,416504	0,236023	0,426758	0,232788	0,414001	0,237610	Doğru
		25,43	0,425720	0,233093	0,416504	0,236023	0,423035	0,238037	0,418091	0,239807	Doğru
		50,86	0,425720	0,233093	0,416504	0,236023	0,419800	0,244080	0,418518	0,241760	Doğru
4.1.05	256×256	5,09	0,416870	0,231567	0,420715	0,237061	0,417175	0,232483	0,421143	0,237122	Doğru
		25,43	0,416870	0,231567	0,420715	0,237061	0,420349	0,229675	0,423035	0,235291	Doğru
		50,86	0,416870	0,231567	0,420715	0,237061	0,423157	0,226379	0,420898	0,234131	Doğru
4.1.06	256×256	5,09	0,419250	0,264771	0,416687	0,266418	0,417114	0,265747	0,417053	0,267334	Doğru
		25,43	0,419250	0,264771	0,416687	0,266418	0,419373	0,265747	0,419067	0,265259	Doğru
		50,86	0,419250	0,264771	0,416687	0,266418	0,423645	0,260498	0,419556	0,266968	Doğru
4.1.07	256×256	5,09	0,548035	0,075684	0,550842	0,074646	0,549194	0,076538	0,550659	0,074524	Doğru
		25,43	0,548035	0,075684	0,550842	0,074646	0,538086	0,079102	0,544617	0,075562	Doğru
		50,86	0,548035	0,075684	0,550842	0,074646	0,522888	0,086487	0,523865	0,082947	Doğru
4.1.08	256×256	5,09	0,506348	0,102234	0,503418	0,103027	0,508484	0,101440	0,503174	0,103394	Doğru
		25,43	0,506348	0,102234	0,503418	0,103027	0,502869	0,102051	0,500183	0,102417	Doğru
		50,86	0,506348	0,102234	0,503418	0,103027	0,475525	0,112915	0,479492	0,108948	Doğru

Örtü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Boyut (×3)	Yük (%)	R_M (Örtü)	S_M (Örtü)	R_{-M} (Örtü)	S_{-M} (Örtü)	R_M (Stego)	S_M (Stego)	R_{-M} (Stego)	S_{-M} (Stego)	Şart? (2.8)
4.2.01	512×512	1,27	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,433517	0,231216	0,437363	0,232788	Doğru
		6,36	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,434113	0,230606	0,436035	0,233185	Doğru
		12,72	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,433090	0,230347	0,435349	0,233383	Doğru
		25,43	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,431946	0,232208	0,435303	0,233856	Doğru
		38,15	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,434021	0,231995	0,432846	0,234650	Doğru
		50,86	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,433792	0,232132	0,434006	0,236252	Doğru
		63,58	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,432861	0,233109	0,434921	0,234879	Doğru
		76,29	0,433838	0,231110	0,437210	0,233093	0,431778	0,234695	0,430557	0,235748	Doğru
4.2.02	512×512	1,27	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,421677	0,236969	0,419205	0,235565	Doğru
		6,36	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,421341	0,237289	0,419373	0,235947	Doğru
		12,72	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,421112	0,236481	0,418808	0,236618	Doğru
		25,43	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,421127	0,236832	0,420059	0,236572	Doğru
		38,15	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,422089	0,237167	0,418640	0,236801	Doğru
		50,86	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,419220	0,237656	0,419327	0,237000	Doğru
		63,58	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,417831	0,239182	0,417725	0,236084	Doğru
		76,29	0,421432	0,236710	0,419434	0,235611	0,418304	0,240768	0,414474	0,241302	Doğru
4.2.03	512×512	1,27	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,398224	0,350998	0,399384	0,352753	Doğru
		6,36	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,398788	0,350662	0,400162	0,352432	Doğru
		12,72	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,400238	0,350052	0,400253	0,351929	Doğru
		25,43	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,400131	0,350647	0,398224	0,353928	Doğru
		38,15	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,397202	0,352753	0,399536	0,351715	Doğru
		50,86	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,400406	0,350128	0,398376	0,352097	Doğru
		63,58	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,398041	0,351715	0,400330	0,352753	Doğru
		76,29	0,398743	0,350876	0,399429	0,352417	0,399689	0,348953	0,398087	0,353729	Doğru
4.2.05	512×512	1,27	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,421463	0,218628	0,421021	0,218109	Doğru
		6,36	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,421112	0,219696	0,421280	0,217575	Doğru
		12,72	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,422150	0,217575	0,419998	0,219528	Doğru
		25,43	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,420349	0,220932	0,421234	0,218262	Doğru
		38,15	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,415421	0,222198	0,417343	0,220169	Doğru
		50,86	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,412521	0,223785	0,413940	0,224075	Doğru
		63,58	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,413818	0,223495	0,415573	0,225128	Doğru
		76,29	0,421555	0,218811	0,420898	0,218185	0,408661	0,230774	0,408646	0,227142	Doğru
4.2.06	512×512	1,27	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,422302	0,324875	0,420395	0,322052	Doğru
		6,36	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,422256	0,324570	0,420685	0,321854	Doğru
		12,72	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,420822	0,326736	0,420197	0,321747	Doğru
		25,43	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,422974	0,325134	0,420792	0,321075	Doğru
		38,15	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,421219	0,323395	0,420425	0,323273	Doğru
		50,86	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,420288	0,326279	0,418488	0,323776	Doğru
		63,58	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,421753	0,323929	0,423050	0,322845	Doğru
		76,29	0,421722	0,325241	0,420517	0,321976	0,423874	0,321884	0,421722	0,322662	Doğru
4.2.07	512×512	1,27	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,439346	0,321686	0,434097	0,326584	Doğru
		6,36	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,440048	0,321823	0,434082	0,327209	Doğru
		12,72	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,438904	0,321472	0,433868	0,326813	Doğru
		25,43	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,438065	0,321487	0,432831	0,326920	Doğru
		38,15	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,437469	0,322983	0,432449	0,327789	Doğru
		50,86	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,438156	0,321548	0,431015	0,328110	Doğru
		63,58	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,436981	0,322815	0,434204	0,326584	Doğru
		76,29	0,439224	0,321609	0,434097	0,326645	0,438171	0,321960	0,434402	0,323776	Doğru

Tüm durumlarda, stego görüntüleri için R_M , S_M , R_{-M} ve S_{-M} değerleri, karşılık geldikleri örtü görüntüleriyle karşılaştırıldığında 0.003'ten daha az sapma göstermiştir. Bu da doğal görüntülerde gözlenen yakın simetri yapısının korunduğunu ifade etmektedir.

Denklem (2.8)'de belirtilen koşulun her senaryoda sağlanması sayesinde, tüm gömmeler "Doğru" olarak sınıflandırılmıştır. Bu tutarlı değişmezlik; görüntü içeriği, mekânsal çözünürlük ve yük oranı fark etmeksizin korunmuş olup, önerilen D-MAAA yönlendirmeli uyarlanabilir LSB gömme stratejisinin, piksel düzeyindeki değişimleri etkin biçimde gizleyebildiğini ve klasik RS analizini etkisiz hâle getirdiğini göstermektedir hatta son derece yüksek gömme oranlarında bile.



Şekil 5.39. Test edilen görüntülerdeki RS analizi bulguları

Şekil 5.39.'da M tersleme maskesi için elde edilen ortalama Regular (R_M) ve Singular (S_M) oranlarını (mavi ve kırmızı), bunların işaret tersliğine sahip karşılıkları olan R_{-M} ve S_{-M} (yeşil ve mor) ile yan yana göstermektedir. Her bir görüntü için, iki R eğrisi ve iki S eğrisi neredeyse ayırt edilemez düzeydedir; farklar tutarlı biçimde 0.03'ün altında kalmaktadır. Doku bakımından zengin olan 4.1.07 numaralı sahne için gözlemlenen hafif yükseklik (yaklaşık 0,54, diğerlerinde ise ~0,41) hem örtü hem de stego izlerinde eş biçimde gözlenmektedir; bu da farkın veri gömme işleminden değil, görüntünün doğal yapısından kaynaklandığını doğrulamaktadır. Genel olarak, bu şekil, D-MAAA

algoritmasının LSB terslemelerini öylesine dengeli biçimde yönettiğini ve doğal görüntülerin simetrik yapısını bozmadan sürdürdüğünü göstermektedir. Bu da RS analizini tüm test görüntüleri üzerinde etkisiz kılmaktadır.

5.3.2. Ki-kare (χ^2) saldırısı

Çizelge 5.9.'da χ^2 (Ki-Kare) saldırısının sonuçlarını sunmaktadır. Bu saldırı, LSB eşleşen piksel çiftlerinin gözlenen histogram frekanslarını, eş olasılıklı bir gömme senaryosunda beklenen değerlerle karşılaştırmakta ve kritik değer olarak 3,84 kullanılmaktadır.

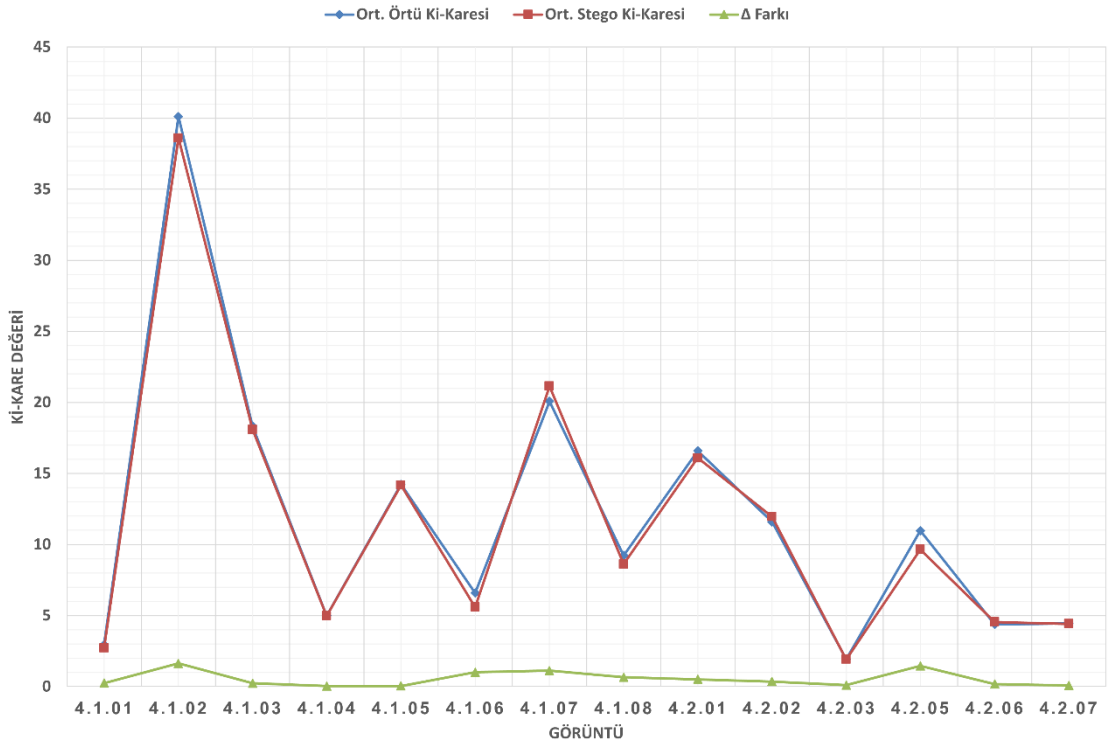
Çizelge 5.9. Ki-kare (χ^2) steganalizi sayısal sonuçları

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Ki-Kare (Örtü)	Ki-Kare (Stego)	Δ	$\Delta < ?$ Kritik Değer (3.84) (Kim, 2017)
4.1.01	256×256	5,09	2,95	2,76	0,19	Doğru
		25,43	2,95	2,70	0,26	Doğru
		50,86	2,95	2,66	0,29	Doğru
4.1.02	256×256	5,09	40,11	40,31	0,20	Doğru
		25,43	40,11	39,48	0,63	Doğru
		50,86	40,11	36,03	4,09	Yanlış
4.1.03	256×256	5,09	18,32	18,08	0,24	Doğru
		25,43	18,32	17,99	0,34	Doğru
		50,86	18,32	18,20	0,13	Doğru
4.1.04	256×256	5,09	4,99	5,00	0,01	Doğru
		25,43	4,99	4,98	0,02	Doğru
		50,86	4,99	4,92	0,08	Doğru
4.1.05	256×256	5,09	14,23	14,19	0,04	Doğru
		25,43	14,23	14,13	0,09	Doğru
		50,86	14,23	14,21	0,02	Doğru
4.1.06	256×256	5,09	6,59	6,58	0,01	Doğru
		25,43	6,59	5,98	0,62	Doğru
		50,86	6,59	4,21	2,39	Doğru
4.1.07	256×256	5,09	20,08	20,00	0,08	Doğru
		25,43	20,08	20,57	0,49	Doğru
		50,86	20,08	22,85	2,78	Doğru
4.1.08	256×256	5,09	9,23	9,31	0,08	Doğru
		25,43	9,23	8,97	0,25	Doğru
		50,86	9,23	7,58	1,65	Doğru
4.2.01	512×512	1,27	16,59	16,62	0,03	Doğru
		6,36	16,59	16,37	0,22	Doğru
		12,72	16,59	16,28	0,31	Doğru
		25,43	16,59	15,08	1,51	Doğru
		38,15	16,59	16,07	0,53	Doğru
		50,86	16,59	16,23	0,37	Doğru
		63,58	16,59	16,07	0,53	Doğru
4.2.02	512×512	76,29	16,59	16,03	0,56	Doğru
		1,27	11,59	11,57	0,02	Doğru

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Ki-Kare (Örtü)	Ki-Kare (Stego)	Δ	$\Delta < ?$ Kritik Değer (3.84) (Kim, 2017)
		6,36	11,59	11,60	0,01	Doğru
		12,72	11,59	11,64	0,04	Doğru
		25,43	11,59	11,67	0,07	Doğru
		38,15	11,59	11,82	0,22	Doğru
		50,86	11,59	11,72	0,12	Doğru
		63,58	11,59	12,36	0,76	Doğru
		76,29	11,59	13,26	1,66	Doğru
4.2.03	512×512	1,27	1,93	1,92	0,01	Doğru
		6,36	1,93	1,95	0,02	Doğru
		12,72	1,93	2,09	0,16	Doğru
		25,43	1,93	2,05	0,13	Doğru
		38,15	1,93	1,95	0,03	Doğru
		50,86	1,93	1,83	0,10	Doğru
		63,58	1,93	1,76	0,16	Doğru
4.2.05	512×512	76,29	1,93	1,77	0,15	Doğru
		1,27	10,97	11,05	0,09	Doğru
		6,36	10,97	11,12	0,15	Doğru
		12,72	10,97	11,32	0,35	Doğru
		25,43	10,97	10,81	0,15	Doğru
		38,15	10,97	9,56	1,41	Doğru
		50,86	10,97	8,28	2,69	Doğru
4.2.06	512×512	63,58	10,97	7,38	3,59	Doğru
		76,29	10,97	7,71	3,25	Doğru
		1,27	4,37	4,37	0,00	Doğru
		6,36	4,37	4,40	0,03	Doğru
		12,72	4,37	4,50	0,13	Doğru
		25,43	4,37	4,55	0,18	Doğru
		38,15	4,37	4,47	0,10	Doğru
4.2.07	512×512	50,86	4,37	4,43	0,06	Doğru
		63,58	4,37	4,86	0,49	Doğru
		76,29	4,37	4,86	0,49	Doğru
		1,27	4,45	4,47	0,02	Doğru
		6,36	4,45	4,41	0,05	Doğru
		12,72	4,45	4,37	0,08	Doğru
		25,43	4,45	4,39	0,06	Doğru
		38,15	4,45	4,45	0,00	Doğru
		50,86	4,45	4,31	0,15	Doğru
		63,58	4,45	4,62	0,17	Doğru
		76,29	4,45	4,33	0,12	Doğru

Deneyler, sekiz adet 256×256 görüntüde üç farklı yük oranı (%5–51) ve yedi adet 512×512 görüntüde sekiz farklı yük oranı (%1–76) üzerinden gerçekleştirilmiştir. Tüm örtü ve stego görüntülerde, Δ değeri kritik eşik olan 3.84'ün çok altında kalmıştır—yalnızca bir istisna hariç. Tek tespit edilen durum, 4.1.02 numaralı görüntüde %51 yük oranıyla gerçekleşmiştir ($\Delta = 4,09$). Ancak bu sahne zaten en yüksek taban istatistiğe ($\chi^2 \approx 40$) sahip olduğundan, yoğun dokuya sahip bölgelerde yapılan yüksek gömmelerin, frekans çiftleri arasındaki hassas dengeyi marjinal düzeyde bozabileceğini

göstermektedir. Bununla birlikte, %64 ve üzeri yük kapasitesine sahip durumlarda bile, 512×512 görüntü grubunda hiçbir vaka 3,84 sınırını aşmamıştır ve Δ değeri nadiren 2.0'ın üzerine çıkmıştır. Bu da önerilen D-MAAA stratejisinin, eşleşen histogram kutularındaki dağılımı etkili şekilde dengelediğini ve klasik histogram tabanlı χ^2 testlerinde tanınan istatistiksel izi bastırdığını göstermektedir. Genel olarak, bu bulgular göstermektedir ki: D-MAAA, geniş görüntü içeriği ve yük oranı aralıklarında, birinci dereceden istatistiksel Chi Square analizine karşı güçlü bir algılanamazlık sağlamaktadır—yalnızca tek bir marjinal istisna dışında.



Şekil 5.40. Test edilen görüntülerdeki ki-kare (χ^2) analizi bulguları

Şekil 5.40.'ta, her test sahnesi için örtü görüntülerine ait ortalama χ^2 (mavi elmaslar) ve stego görüntülerine ait ortalama χ^2 (kırmızı kareler) değerlerini yan yana göstermektedir; yeşil üçgenler ise karşılık gelen mutlak sapma (Δ) değerlerini göstermektedir. Tek bir istisna dışında, örtü ve stego eğrileri neredeyse tamamen çakışmakta, bu da D-MAAA'nın LSB histogramlarının eş olasılıklı çiftlenmesini koruduğunu doğrulamaktadır. Δ serisi, tüm 512×512 görüntüler ve sekiz 256×256 görüntünün yedisi için x-ekseni civarında (≤ 2) kalmaktadır. Yalnızca 4.1.02 numaralı sahne, belirgin bir artış sergilemekle birlikte, yükler üzerinden ortalama alındığında bile kritik χ^2 eşiği olan 3.84'ün altında kalmaktadır.

Dolayısıyla, bu şekil, tabloda sunulan bulguyu görsel olarak da doğrulamakta; klasik χ^2 analizinin, bu veri kümesi genelinde yapılan gömmeleri şüpheli olarak işaretlemeye başarısız kaldığını açıkça göstermektedir.

5.3.3. Histogram tabanlı steganaliz

Çizelge 5.10.'da örtü ve stego görüntüleri arasındaki küresel histogram tutarlılığını, üç farklı birinci dereceden benzerlik metriği kullanarak değerlendirmektedir:

- Histogram L1 Farkı (Manhattan Mesafesi).
- Bhattacharyya Mesafesi.
- Histogram korelasyonu.

Çizelge 5.10. Histogram tabanlı steganaliz sayısal sonuçları

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Histogram L1 Farkı	Histogram L1 Farkı <? 0,05	Bhattacharyya Mesafesi	Bhattacharyya Mesafesi ≈? 0	Histogram Korelasyonu	Histogram Korelasyonu ≈? 1
4.1.01	256×256	5,09	0,0070	Doğru	0,00008	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0191	Doğru	0,00028	Doğru	0,9997	Doğru
		50,86	0,0303	Doğru	0,00038	Doğru	0,9993	Doğru
4.1.02	256×256	5,09	0,0089	Doğru	0,00018	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0166	Doğru	0,00037	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0334	Doğru	0,00151	Yanlış	0,9991	Doğru
4.1.03	256×256	5,09	0,0076	Doğru	0,00010	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0312	Doğru	0,00050	Doğru	0,9997	Doğru
		50,86	0,0417	Doğru	0,00060	Doğru	0,9994	Doğru
4.1.04	256×256	5,09	0,0060	Doğru	0,00001	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0126	Doğru	0,00007	Doğru	0,9996	Doğru
		50,86	0,0203	Doğru	0,00017	Doğru	0,9990	Doğru
4.1.05	256×256	5,09	0,0046	Doğru	0,00001	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0107	Doğru	0,00006	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0192	Doğru	0,00015	Doğru	0,9998	Doğru
4.1.06	256×256	5,09	0,0061	Doğru	0,00003	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0151	Doğru	0,00023	Doğru	0,9996	Doğru
		50,86	0,0235	Doğru	0,00090	Yanlış	0,9989	Doğru
4.1.07	256×256	5,09	0,0079	Doğru	0,00008	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0215	Doğru	0,00024	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0341	Doğru	0,00044	Doğru	0,9996	Doğru
4.1.08	256×256	5,09	0,0056	Doğru	0,00004	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0180	Doğru	0,00019	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0378	Doğru	0,00031	Doğru	0,9992	Doğru
4.2.01	512×512	1,27	0,0016	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0037	Doğru	0,00001	Doğru	0,9999	Doğru
		12,72	0,0070	Doğru	0,00005	Doğru	0,9998	Doğru
		25,43	0,0118	Doğru	0,00017	Doğru	0,9992	Doğru
		38,15	0,0163	Doğru	0,00020	Doğru	0,9990	Doğru

Örtü Görüntüsü (Şekil 5.1. ve Şekil 5.2.)	Örtü Görüntü Boyutu (×3)	Yük Kapasitesi (%)	Histogram L1 Farkı	Histogram L1 Farkı <? 0,05	Bhattacharyya Mesafesi	Bhattacharyya Mesafesi ≈? 0	Histogram Korelasyonu	Histogram Korelasyonu ≈? 1
		50,86	0,0197	Doğru	0,00024	Doğru	0,9989	Doğru
		63,58	0,0190	Doğru	0,00022	Doğru	0,9989	Doğru
		76,29	0,0224	Doğru	0,00025	Doğru	0,9987	Doğru
4.2.02	512×512	1,27	0,0017	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0038	Doğru	0,00002	Doğru	1,0000	Doğru
		12,72	0,0061	Doğru	0,00003	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0090	Doğru	0,00004	Doğru	0,9999	Doğru
		38,15	0,0105	Doğru	0,00005	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0112	Doğru	0,00006	Doğru	0,9998	Doğru
		63,58	0,0166	Doğru	0,00008	Doğru	0,9998	Doğru
		76,29	0,0206	Doğru	0,00013	Doğru	0,9994	Doğru
4.2.03	512×512	1,27	0,0013	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0028	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		12,72	0,0046	Doğru	0,00001	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0048	Doğru	0,00001	Doğru	0,9999	Doğru
		38,15	0,0058	Doğru	0,00002	Doğru	0,9998	Doğru
		50,86	0,0114	Doğru	0,00004	Doğru	0,9997	Doğru
		63,58	0,0111	Doğru	0,00005	Doğru	0,9997	Doğru
		76,29	0,0159	Doğru	0,00007	Doğru	0,9996	Doğru
4.2.05	512×512	1,27	0,0015	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0031	Doğru	0,00001	Doğru	1,0000	Doğru
		12,72	0,0059	Doğru	0,00003	Doğru	1,0000	Doğru
		25,43	0,0077	Doğru	0,00005	Doğru	1,0000	Doğru
		38,15	0,0160	Doğru	0,00008	Doğru	0,9999	Doğru
		50,86	0,0213	Doğru	0,00010	Doğru	0,9996	Doğru
		63,58	0,0288	Doğru	0,00019	Doğru	0,9991	Doğru
		76,29	0,0341	Doğru	0,00025	Doğru	0,9985	Doğru
4.2.06	512×512	1,27	0,0015	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0032	Doğru	0,00001	Doğru	1,0000	Doğru
		12,72	0,0050	Doğru	0,00002	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0081	Doğru	0,00003	Doğru	0,9999	Doğru
		38,15	0,0114	Doğru	0,00005	Doğru	0,9997	Doğru
		50,86	0,0096	Doğru	0,00004	Doğru	0,9998	Doğru
		63,58	0,0151	Doğru	0,00006	Doğru	0,9996	Doğru
		76,29	0,0166	Doğru	0,00007	Doğru	0,9996	Doğru
4.2.07	512×512	1,27	0,0014	Doğru	0,00000	Doğru	1,0000	Doğru
		6,36	0,0031	Doğru	0,00000	Doğru	0,9999	Doğru
		12,72	0,0054	Doğru	0,00001	Doğru	0,9999	Doğru
		25,43	0,0062	Doğru	0,00002	Doğru	0,9998	Doğru
		38,15	0,0071	Doğru	0,00003	Doğru	0,9997	Doğru
		50,86	0,0110	Doğru	0,00003	Doğru	0,9996	Doğru
		63,58	0,0121	Doğru	0,00004	Doğru	0,9996	Doğru
		76,29	0,0135	Doğru	0,00005	Doğru	0,9995	Doğru

Her bir satırda, L1 sapması, görüntü adli analiz çalışmalarında yaygın olarak benimsenen 0,05 algısal sadakat sınırının oldukça altında kalmaktadır. 256×256 örtü görüntüleri için en yüksek değer 0,042, 512×512 örtüler için ise 0,035 olarak ölçülmüş ve bu da gömme sonrası genel dağılımın neredeyse hiç değişmediğini göstermektedir.

Tamamlayıcı olarak, Bhattacharyya mesafesi, yalnızca iki stego durumu dışında (4.1.02 ve 4.1.06, her ikisi de %51 yükte) 0,0015 sınırının içinde kalmaktadır. Histogram korelasyonları ise, en yüksek gömme oranlarında bile 0.998'in üzerinde kalmakta; bu da yoğunluk frekanslarının mükemmel yakın hizalandığını göstermektedir.

Test edilen tüm örtü–stego eşleşmeleri boyunca bu üç kriterin birlikte sağlanıyor olması, D-MAAA algoritmasının ev sahibi görüntülerin küresel istatistiksel imzasını koruduğunu ve böylece klasik histogram tabanlı tespit yöntemlerini, çok yüksek gömme yükleri altında bile etkisiz bıraktığını doğrulamaktadır.



Şekil 5.41. Test edilen görüntülerdeki histogram tabanlı steganaliz bulguları

Şekil 5.41.'de, üç tamamlayıcı birinci dereceden ölçütü raporlamaktadır: Normalize edilmiş L1 histogram farkı (mavi), Bhattacharyya mesafesi (kırmızı) ve histogram korelasyonu (yeşil). Tüm görüntüler, L1 sapması $\leq 0,04$ ve Bhattacharyya mesafesi $\leq 0,0015$ olacak şekilde yoğun şekilde kümelenmiş durumdadır ve bu değerler, literatürde yaygın biçimde kabul gören algılanamazlık sınırlarının ($\leq 0,05$ ve ≈ 0) oldukça içinde kalmaktadır. Aynı anda, korelasyon katsayıları 0,998 – 1,000 aralığında seyretmekte olup, örtü görüntüsünün yoğunluk dağılımının neredeyse kusursuz şekilde korunduğunu göstermektedir. D-MAAA, yoğun gömme senaryolarında dahi küresel histogram

kaymasını bastırmakta ve bu sayede klasik histogram tabanlı tespit yöntemlerini etkisiz hale getirmektedir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışma, doku duyarlılığına dayalı Piksel Önemi Skoru haritasının Dinamik Geliştirilmiş Yapay Alg Algoritması ile bütünleştirilmesinin, modern Steganografi uygulamaları için güvenli, etkili ve yeniden üretilebilir bir çözüm sunduğunu ortaya koymuştur. Geliştirilen yöntem, farklı görüntü boyutları ve yükleme seviyeleri altında tutarlı performans sergilemiş hem yüksek görsel kaliteyi korumuş hem de gizlenebilirdik açısından algılanamazlık eşiğinin ötesine geçmeyi başarmıştır.

6.1. Sonuçlar

D-MAAA, yapısal karmaşıklığı en üst düzeye çıkaran ve küresel görüntü istatistiklerini koruyan pikselleri başarıyla tespit etmiş; %50'ye varan yükleme oranlarında dahi minimum düzeyde bozulma ile yüksek görsel kalite sağlamıştır. RS analizi, Ki-Kare testi ve histogram tabanlı steganaliz gibi temel istatistiksel saldırılara karşı direnç göstererek, görüntü baytlarının %75'ine veri gömülmüş olsa dahi güvenliğini korumuştur. Çok yüksek yük senaryolarında (%200, %300 ve %400) bile, yöntem görsel kaliteyi başarılı bir şekilde koruyarak düşük bozulma düzeyleri elde etmiştir. D-MAAA; GA-OPS, PSO-QW, ACO (vertex graph) ve ACO (edge graph) gibi güncel yöntemlerle karşılaştırıldığında Steganografi verimliliği açısından daha başarılı bir performans sergilemiştir.

Küme bazlı dinamikleştirme stratejisi, yalnızca klasik MAAA'ya göre çözüm kalitesini artırmakla kalmamış, aynı zamanda içerik uyumlu ve tekrarlanabilir parmak izleri oluşturarak veri çıkarımının güvenilirliğini pekiştirmiştir. Nicel olarak ise, önerilen yöntem ortalama %11 oranında daha yüksek Piksel Önem Skoru değerleri elde ederek çözüm kalitesinde bir iyileşme sağlamıştır. Yaklaşık %74 daha kısa yürütme süresiyle de önemli ölçüde daha verimli çalışmıştır. Sonuçlar ayrıca, arama uzayının keşfini ve en uygun piksel seçimini geliştirmede kullanılan uyarlanabilir kümeleme stratejisinin etkinliğini de doğrulamaktadır.

6.2. Öneriler

Elde edilen başarılı sonuçlara dayanarak, D-MAAA'nın gelecek çalışmalarda daha da geliştirilmesi için çeşitli araştırma yönleri önerilmektedir. Öncelikle, algoritmanın yalnızca alt arama uzaylarında değil, aynı zamanda çekirdek yapısında da dinamikleştirme adımları ile yeniden ele alınarak küresel optimizasyon yeteneklerinin artırılması mümkündür. Örneğin, her bir alt arama uzayı (küme) için azami iterasyon sayısının, küme boyutu, PIS varyansı, dokusal karmaşıklık ve erken yakınsama gibi ölçütlere göre uyarlanarak belirleneceği bir kontrol mekanizması tasarlanabilir.

Bunun yanında, koloni güncellemeleri ve harita hesaplamalarının paralel olarak gerçekleştirilmesi, özellikle yüksek çözünürlüklü görüntüler veya gerçek zamanlı uygulamalar için hesaplama verimliliğini önemli ölçüde artırabilir.

D-MAAA'nın esnekliğini daha da genişletmek amacıyla, aynı optimize edilmiş piksel kümesi kullanılarak k-LSB-MR ya da DWT tabanlı alternatif gömme modüllerinin test edilmesi önerilmektedir. Modern evrimsel sinir ağı (CNN) tabanlı steganaliz sistemlerine karşı seçim ağırlıklarını dinamik olarak uyarlayabilen öğrenmeye dayalı karşı önlem mekanizmalarının entegrasyonu, algoritmanın güvenliğini ileri düzeye taşıyabilir. Ayrıca, önerilen doku rehberli koloni modelinin, çok kareli video dizileri ve üç boyutlu tıbbi görüntü verileri gibi hacimsel ortamlara uyarlanması ile yerel yapısal bütünlüğü koruyarak daha zengin gömme olanakları sunulabilir.

7. KAYNAKLAR

- Abd-El-Atty, B. (2023). A robust medical image steganography approach based on particle swarm optimization algorithm and quantum walks. *Neural Computing and Applications*, 35(1). <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07830-0>
- Ali, A. S., Alsamarraee, S., ve Hussein, A. A. (2024). Optimize Image Steganography Based on Distinction Disparity Value and HMPSO to Ensure Confidentiality and Integrity. *Journal of Computer Networks and Communications*, 2024(1), 2516567. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2024/2516567>
- Alsabhany, A. A., Ali, A. H., Ridzuan, F., Azni, A. H., ve Mokhtar, M. R. (2020). Digital audio steganography: Systematic review, classification, and analysis of the current state of the art. İçinde *Computer Science Review* (C. 38). <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100316>
- Ambika, ve Biradar, R. L. (2020). Secure medical image steganography through optimal pixel selection by EH-MB pipelined optimization technique. *Health and Technology*, 10(1), 231-247. <https://doi.org/10.1007/s12553-018-00289-x>
- Apau Richard AND Asante, M. A. N. D. T. F. A. N. D. B. H.-A. J. A. N. D. P. K. O. (2024). Image steganography techniques for resisting statistical steganalysis attacks: A systematic literature review. *PLOS ONE*, 19(9), 1-47. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0308807>
- Babalik, A., Ozkis, A., Uymaz, S. A., ve Kiran, M. S. (2018). A multi-objective artificial algae algorithm. *Applied Soft Computing*, 68, 377-395. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.04.009>
- Bahadad, A., Almarhabi, K., ve Abdel-Khalek, S. (2023). Image steganography technique based on bald eagle search optimal pixel selection with chaotic encryption. *Alexandria Engineering Journal*, 75, 41-54. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.05.051>
- Bezdek, J. C., Ehrlich, R., ve Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers ve Geosciences*, 10(2), 191-203. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7)
- Bhandari, M., Panday, S., Bhatta, C. P., ve Panday, S. P. (2022). Image Steganography Approach Based Ant Colony Optimization with Triangular Chaotic Map. *Proceedings of 2nd International Conference on Innovative Practices in Technology and Management, ICIPTM 2022*. <https://doi.org/10.1109/ICIPTM54933.2022.9753917>
- Blum, C., Blesa, M., Roli, A., ve Sampels, M. (2008). *Hybrid Metaheuristics: An Emerging Approach to Optimization*. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-78295-7>
- Boryczka, M., ve Kazana, G. (2023). Hiding Information in Digital Images Using Ant Algorithms. *Entropy*, 25(7). <https://doi.org/10.3390/e25070963>

- Burkpalli, V., Biradar, D., ve N, A. (2019). Adaptive Artificial Bee Colony Algorithm and Optimum Pixel Adjustment Algorithm Based Image Steganography Method. *International Journal of Information Quality*, 1, 1. <https://doi.org/10.1504/IJQ.2019.10027812>
- Canny, J. (1986). A Computational Approach To Edge Detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, PAMI-8*, 679-698. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851>
- Caselli, N., Soto, R., Crawford, B., Valdivia, S., Chicata, E., ve Olivares, R. (2024). Dynamic Population on Bio-Inspired Algorithms Using Machine Learning for Global Optimization. *Biomimetics*, 9(1). <https://doi.org/10.3390/biomimetics9010007>
- Chandrasekaran, J., Arumugam, G., ve Rajkumar, D. (2015). Ensemble of logistic maps with genetic algorithm for optimal pixel selection in image steganography. *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*, 1172-1175. <https://doi.org/10.1109/ECS.2015.7124769>
- Chen, X., Kishore, V., ve Weinberger, K. Q. (2023). Learning Iterative Neural Optimizers for Image Steganography. *The Eleventh International Conference on Learning Representations* . <https://openreview.net/forum?id=gLPkzWjdhBN>
- Cheng, C.-C. (2021). Single-image Background Removal with Entropy Filtering. *VISIGRAPP (4: VISAPP)*, 431-438.
- Chung, M. K. (2018). Gaussian Kernel Smoothing. İçinde *Statistical and Computational Methods in Brain Image Analysis*. <https://doi.org/10.1201/b15056-6>
- Cox, I., Miller, M., Bloom, J., Fridrich, J., ve Kalker, T. (2007). *Digital watermarking and steganography*. Morgan kaufmann.
- Dalal, M., ve Juneja, M. (2021). A survey on information hiding using video steganography. *Artificial Intelligence Review*, 54(8). <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09968-0>
- Dorigo, M., ve Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical Computer Science*, 344(2), 243-278. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tcs.2005.05.020>
- Elharrouss, O., Almaadeed, N., ve Al-Maadeed, S. (2020). An image steganography approach based on k-least significant bits (k-LSB). *2020 IEEE International Conference on Informatics, IoT, and Enabling Technologies, ICIoT 2020*. <https://doi.org/10.1109/ICIoT48696.2020.9089566>
- Eroglu, A., ve Unlu Eroglu, H. (2023). Topological Data Analysis for Intelligent Systems and Applications. İçinde S. Kocer ve O. Dunder (Ed.), *Artificial Intelligence Applications in Intelligent Systems* (ss. 27-60). ISRES Publishing.
- Fahim, A., ve Raslan, Y. (2023). Optimized steganography techniques based on PVDS and genetic algorithm. *Alexandria Engineering Journal*, 85, 245-260. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.11.013>

- Fridrich, J., Goljan, M., ve Du, R. (2001). Detecting LSB steganography in color, and gray-scale images. *IEEE MultiMedia*, 8(4), 22-28. <https://doi.org/10.1109/93.959097>
- Gnanalakshmi, V., ve Indumathi, G. (2023). A review on image steganographic techniques based on optimization algorithms for secret communication. *Multimedia Tools and Applications*, 82(28). <https://doi.org/10.1007/s11042-023-15568-7>
- Gonzalez, R. C. (2009). *Digital image processing*. Pearson education india.
- Hamed, G., Marey, M., El-Sayed, S., ve Tolba, F. (2016). DNA based steganography: Survey and analysis for parameters optimization. *Intelligent Systems Reference Library*, 96. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21212-8_3
- Hameed, M. A., Abdel-Aleem, O. A., ve Hassaballah, M. (2023). A secure data hiding approach based on least-significant-bit and nature-inspired optimization techniques. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(5). <https://doi.org/10.1007/s12652-022-04366-y>
- Han, M., Du, Z., Yuen, K. F., Zhu, H., Li, Y., ve Yuan, Q. (2024). Walrus optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 239, 122413. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122413>
- Hashim, M. M., Aleiwi, J. J., Ibrahim, R. K., Mohammed, W. R., ve Nahi, A. A. (2024). Concealing Secret Data in Medical Images Based on Even/Odd Pixels and PSO Algorithm for Improve Steganography System. *2024 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/AIMS61812.2024.10513027>
- Hrzić, F., Štajduhar, I., Tschauner, S., Sorantin, E., ve Lerga, J. (2019). Local-Entropy Based Approach for X-Ray Image Segmentation and Fracture Detection. *Entropy*, 21(4). <https://doi.org/10.3390/e21040338>
- Hussain, M., Wahab, A. W. A., Idris, Y. I. Bin, Ho, A. T. S., ve Jung, K. H. (2018). Image steganography in spatial domain: A survey. *Signal Processing: Image Communication*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.image.2018.03.012>
- Jaradat, A., Taqieddin, E., ve Mowafi, M. (2021). A High-Capacity Image Steganography Method Using Chaotic Particle Swarm Optimization. *Security and Communication Networks*, 2021(1), 6679284. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2021/6679284>
- Jasim, Z., ve Kurnaz, S. (2024). An Improved Image Steganography Security and Capacity Using Ant Colony Algorithm Optimization. *Computers, Materials ve Continua*, 80, 4643-4662. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.055195>
- Jayapandiyan, J. R., Kavitha, C., ve Sakthivel, K. (2020). Enhanced Least Significant Bit Replacement Algorithm in Spatial Domain of Steganography Using Character Sequence Optimization. *IEEE Access*, 8. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009234>

- Johnvictor, A. C., Durgamahanthi, V., Pariti Venkata, R. M., ve Jethi, N. (2022). Critical review of bio-inspired optimization techniques. *WIREs Computational Statistics*, 14(1), e1528. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/wics.1528>
- Kadhim, I. J., Premaratne, P., Vial, P. J., ve Halloran, B. (2019). Comprehensive survey of image steganography: Techniques, Evaluations, and trends in future research. *Neurocomputing*, 335. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.06.075>
- Kanan, H. R., ve Nazeri, B. (2014). A novel image steganography scheme with high embedding capacity and tunable visual image quality based on a genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6123-6130. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.022>
- Karakus, S., ve Avci, E. (2020). A new image steganography method with optimum pixel similarity for data hiding in medical images. *Medical Hypotheses*, 139. <https://doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109691>
- Kennedy, J., ve Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, 4, 1942-1948.
- Khan, S. (2018). Ant Colony Optimization (ACO) based Data Hiding in Image Complex Region. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 8. <https://doi.org/10.11591/ijece.v8i1.pp379-389>
- Kim, H.-Y. (2017). Statistical notes for clinical researchers: Chi-squared test and Fisher's exact test. *Restorative Dentistry ve Endodontics*, 42(2). <https://doi.org/10.5395/rde.2017.42.2.152>
- Kumar, A., Rani, R., ve Singh, S. (2023). A survey of recent advances in image steganography. *SECURITY AND PRIVACY*, 6(3). <https://doi.org/10.1002/spy2.281>
- Laishram, D., ve Tuithung, T. (2018). A Survey on Digital Image Steganography: Current Trends and Challenges. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3171494>
- Li, Z., ve He, Y. (2018). Steganography with pixel-value differencing and modulus function based on PSO. *Journal of Information Security and Applications*, 43, 47-52. <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2018.10.006>
- Lin, W.-B., Lai, T.-H., ve Chou, C.-L. (2021). Chi-square-based steganalysis method against modified pixel-value differencing steganography. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46(9), 8525-8533. <https://doi.org/10.1007/s13369-021-05554-2>
- Liu, J., Wang, W.-T., ve Liu, Y. (2025). *The Application of Bio-Inspired Optimization Algorithms in Structural Optimization Mathematical Models*.
- Ma, Y., Gu, X., ve Wang, Y. (2010). Histogram similarity measure using variable bin size distance. *Computer Vision and Image Understanding*, 114(8), 981-989. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cviu.2010.03.006>

- Mahalakshmi, G., Sarathambekai, S., ve Vairam, T. (2023). Improving security using Swarm intelligence based optimal pixel selection in Image steganography-A Study. *2023 International Conference on Intelligent Systems for Communication, IoT and Security (ICISCoIS)*, 568-573. <https://doi.org/10.1109/ICISCoIS56541.2023.10100500>
- Mandal, P. C., Mukherjee, I., Paul, G., ve Chatterji, B. N. (2022). Digital image steganography: A literature survey. *Information Sciences*, 609. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.07.120>
- Mohsin, A. H., Zaidan, A. A., Zaidan, B. B., Albahri, O. S., Albahri, A. S., Alsalem, M. A., Mohammed, K. I., Nidhal, S., Jalood, N. S., Jasim, A. N., ve Shareef, A. H. (2019). New Method of Image Steganography Based on Particle Swarm Optimization Algorithm in Spatial Domain for High Embedding Capacity. *IEEE Access*, 7, 168994-169010. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2949622>
- Nayak, J., Naik, B., ve Behera, H. S. (2015). Fuzzy C-Means (FCM) Clustering Algorithm: A Decade Review from 2000 to 2014. İçinde L. C. Jain, H. S. Behera, J. K. Mandal, ve D. P. Mohapatra (Ed.), *Computational Intelligence in Data Mining - Volume 2* (ss. 133-149). Springer India.
- Nickfarjam, A. M., ve Azimifar, Z. (2012). Image steganography based on pixel ranking and Particle Swarm Optimization. *The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP 2012)*, 360-363. <https://doi.org/10.1109/AISP.2012.6313773>
- Nipanikar, S. I., Hima Deepthi, V., ve Kulkarni, N. (2018). A sparse representation based image steganography using Particle Swarm Optimization and wavelet transform. *Alexandria Engineering Journal*, 57(4), 2343-2356. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aej.2017.09.005>
- Nosrati, M., Hanani, A., ve Karimi, R. (2015). Steganography in Image Segments Using Genetic Algorithm. *2015 Fifth International Conference on Advanced Computing ve Communication Technologies*, 102-107. <https://doi.org/10.1109/ACCT.2015.57>
- Öztaş, T., ve Tuş, A. (2022). A hybrid metaheuristic algorithm based on iterated local search for vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Systems with Applications*, 202, 117401. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117401>
- Padariya, D., Wagner, I., Taherkhani, A., ve Boiten, E. (2025). *Privacy-Preserving Generative Models: A Comprehensive Survey*. <https://arxiv.org/abs/2502.03668>
- Pandey, P., ve Agarwal, A. (t.y.). Image Filtering and Entropy Calculation. *Vol-2, Issue-7, July-2015*, ISSN, 2349-6495.
- Patil, B. S., Karode, A. H., ve Suralkar, S. R. (t.y.). Image Steganography Based on Entropy Thresholding Scheme. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)* ISSN, 2249-8958.

- Petwan, M., ve Ku-Mahamud, K. R. (2022). A review on bio-inspired optimization method for supervised feature selection. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(5).
- Pradhan, A., Sahu, A. K., Swain, G., ve Sekhar, K. R. (2016). Performance evaluation parameters of image steganography techniques. *International Conference on Research Advances in Integrated Navigation Systems, RAINS 2016*. <https://doi.org/10.1109/RAINS.2016.7764399>
- Qiao, X., Ji, G., ve Zheng, H. (2007). A New Method of Steganalysis Based on Image Entropy. İçinde D.-S. Huang, L. Heutte, ve M. Loog (Ed.), *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Contemporary Intelligent Computing Techniques* (ss. 810-815). Springer Berlin Heidelberg.
- Qin, J., Luo, Y., Xiang, X., Tan, Y., ve Huang, H. (2019). Coverless image steganography: A survey. *IEEE Access*, 7. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2955452>
- Raja, P. M. S., ve Baburaj, E. (2013). An efficient data embedding scheme for digital images based on Particle Swarm Optimization with LSBMR. *Third International Conference on Computational Intelligence and Information Technology (CIIT 2013)*, 17-24. <https://doi.org/10.1049/cp.2013.2568>
- Ramapriya, B., ve Kalpana, Y. (2023). A Competent Medical Image Steganography using Improved Optimization Algorithm with Huffman Encoding Techniques. *2023 7th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, 1065-1073. <https://doi.org/10.1109/ICCMC56507.2023.10083698>
- Sampson, J. R. (1976). *Adaptation in natural and artificial systems (John H. Holland)*. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Setiadi, D. R. I. M., Rustad, S., Andono, P. N., ve Shidik, G. F. (2023). Digital Image Steganography Survey and Investigation (Goal, Assessment, Method, Development, and Dataset). İçinde *Signal Processing* (C. 206). <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108908>
- Shabat, H. A., Raheem, K. R., ve Shakir, W. M. R. (2024). Blind Steganalysis Method Using Image Spectral Density and Differential Histogram Correlative Power Spectral Density. *Journal of Image and Graphics(United Kingdom)*, 12(1). <https://doi.org/10.18178/joig.12.1.10-15>
- Shah, P. D., ve Bichkar, R. S. (2018). A Secure Spatial Domain Image Steganography Using Genetic Algorithm and Linear Congruential Generator. İçinde S. S. Dash, S. Das, ve B. K. Panigrahi (Ed.), *International Conference on Intelligent Computing and Applications* (ss. 119-129). Springer Singapore.
- Sharma, N., ve Batra, U. (2021). An enhanced Huffman-PSO based image optimization algorithm for image steganography. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 22(2). <https://doi.org/10.1007/s10710-020-09396-z>

- Sharma S, V., Raj, M., ve S, S. (2021). A Survey of Text Steganography Methods. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*. <https://doi.org/10.32628/ijrst218348>
- ShuangKui, X., ve Wu, J. (2018). A Modification-Free Steganography Method Based on Image Information Entropy. *Security and Communication Networks*, 2018(1), 6256872. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2018/6256872>
- Shukla, A. K., Singh, A., Singh, B., ve Kumar, A. (2018). A Secure and High-Capacity Data-Hiding Method Using Compression, Encryption and Optimized Pixel Value Differencing. *IEEE Access*, 6. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2868192>
- Shyla, M. K., Kumar, K. B. S., ve Das, R. K. (2021). Image steganography using genetic algorithm for cover image selection and embedding. *Soft Computing Letters*, 3. <https://doi.org/10.1016/j.socl.2021.100021>
- Siar, F., Alirezazadeh, S., ve Jalali, F. (2018). A novel steganography approach based on ant colony optimization. *2018 6th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS)*, 215-219. <https://doi.org/10.1109/CFIS.2018.8336653>
- Signal and Image Processing Institute. (1977). *USC-SIPI Image Database*. University of Southern California. <https://sipi.usc.edu/database/>
- Suganya, R., ve Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm-a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(11), 1.
- Sun, R., Lei, T., Chen, Q., Wang, Z., Du, X., Zhao, W., ve Nandi, A. K. (2022). Survey of Image Edge Detection. *Frontiers in Signal Processing, Volume 2-2022*. <https://doi.org/10.3389/frsip.2022.826967>
- Tanwar, R., Malhotra, S., ve Singh, K. (2020). Future of Data Hiding: A Walk Through Conventional to Network Steganography. *Communications in Computer and Information Science*, 1230 CCIS. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5830-6_11
- Tuo, Y., Li, G., ve Hou, K. (2024). A Symmetric Reversible Audio Information Hiding Algorithm Using Matrix Embedding Within Image Carriers. *Symmetry* (20738994), 16(12), 1586. <https://doi.org/10.3390/sym16121586>
- Uymaz, S. A., ve Koçer, H. (2018). A Modified Artificial Algae Algorithm For Large Scale Global Optimization Problems. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 6, 306-310. <https://doi.org/10.18201/ijisae.2018448458>
- Uymaz, S. A., Tezel, G., ve Yel, E. (2015). Artificial algae algorithm (AAA) for nonlinear global optimization. *Applied Soft Computing*, 31, 153-171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.003>
- Vinodhini, R. E., Malathi, P., ve Kumar, T. G. (2017). A survey on DNA and image steganography. *2017 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2017*. <https://doi.org/10.1109/ICACCS.2017.8014670>

- Wazirali, R., Alasmary, W., Mahmoud, M. M. E. A., ve Alhindi, A. (2019). An Optimized Steganography Hiding Capacity and Imperceptibly Using Genetic Algorithms. *IEEE Access*, 7. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2941440>
- Yang, X.-S. (2010). *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver press.
- Yang, X.-S. (2013). Metaheuristic Optimization: Nature-Inspired Algorithms and Applications. İçinde X.-S. Yang (Ed.), *Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics: In the Footsteps of Alan Turing* (ss. 405-420). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-29694-9_16
- Ziou, D., ve Tabbone, S. (1998). Edge Detection Techniques-An Overview. *Распознавание образов и анализ изображений#1085 / Pattern Recognition and Image Analysis: Advances in Mathematical Theory and Applications*, 8(4), 537-559. <https://inria.hal.science/inria-00098446>

