

Klasik ve Optimizasyon Tabanlı Kenar Çıkarma Algoritmalarının Karşılaştırmalı Performans Analizi

Berat Talha BAL^{1*}, Erkan TANYILDIZI²

¹⁻² Yazılım Mühendisliği, Teknoloji Fakültesi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye

^{*1} balberattalha@gmail.com, ² etanyildizi@firat.edu.tr

(Geliş/Received: 25/04/2026;

Kabul/Accepted: 07/09/2026)

Öz: Bu çalışmada, klasik kenar çıkarma operatörleri (Roberts, Sobel, Laplacian, Canny) ile optimizasyon tabanlı yaklaşımların (GA, PSO, ACO, GSA, IGSA, GoldSAII) performansları karşılaştırılmıştır. Değerlendirmeler, temiz görüntüler, Gauss gürültüsü eklenmiş görüntüler ve düşük kontrastlı termal görüntüler üzerinde gerçekleştirilmiştir. Başarım ölçümü için Doğruluk, Kesinlik, Duyarlılık, Özgüllük, F1-Skor ve termal verilerde geometrik sürekliliği temsil eden ELCD metriği kullanılmıştır. Bulgular, klasik yöntemlerin hesaplama süresi açısından belirgin bir hız avantajı sunduğunu; buna karşın gürültü altında F1-Skor değerlerinde daha yüksek düşüş yaşadığını göstermektedir. Optimizasyon tabanlı yaklaşımlar ise özellikle gürültülü ve düşük kontrastlı koşullarda daha kararlı sonuçlar üretmiştir. İncelenen deney düzeninde GoldSAII ve IGSA, F1-Skor ve ELCD bakımından öne çıkan yöntemler olmuştur. Ayrıca GA ve PSO benzer kenar haritaları üretirken, GA'nın daha düşük işlem süresine sahip olduğu gözlemlenmiştir. Sonuç olarak, gerçek zaman kısıtı yüksek uygulamalarda klasik yöntemler; yapısal süreklilik ve dayanıklılığın öncelikli olduğu uygulamalarda ise optimizasyon tabanlı yöntemler daha uygun görünmektedir.

Anahtar kelimeler: kenar çıkarma, görüntü işleme, optimizasyon algoritmaları, performans analizi.

A Comparative Performance Analysis of Classical and Optimization-Based Edge Detection Algorithms

Abstract: This study compares classical edge detection operators (Roberts, Sobel, Laplacian, and Canny) with optimization-based approaches (GA, PSO, ACO, GSA, IGSA, and GoldSAII). Evaluations were conducted on clean images, Gaussian-noise-corrupted images, and low-contrast thermal images. Performance was assessed using Accuracy, Precision, Recall, Specificity, F1-Score, and ELCD for structural edge continuity in thermal data. The results indicate that classical methods provide a clear computational speed advantage, but their F1-Score degrades more noticeably under noise. In contrast, optimization-based methods exhibit more stable behavior in noisy and low-contrast conditions. Within the tested setup, GoldSAII and IGSA achieved the most consistent outcomes in terms of F1-Score and ELCD. In addition, GA and PSO produced similar edge maps, while GA required considerably less computation time. Overall, classical operators remain suitable for strict real-time constraints, whereas optimization-based methods are more appropriate when structural continuity and robustness are prioritized.

Keywords: edge detection, image processing, optimization algorithms, performance analysis.

1. Giriş

Kenar çıkarma, görüntü işleme ve bilgisayarlı görünün en temel işlemlerinden biri olarak, bir görüntü içerisindeki ani yoğunluk değişimlerinin, nesne sınırlarının ve yapısal geçişlerin belirlenmesini amaçlamaktadır. Kenar bilgisi; nesne tanıma, görüntü bölütleme, sahne analizi, hareket takibi, tıbbi görüntüleme ve endüstriyel denetim gibi çok sayıda işlemin başlangıç noktasını oluşturmaktadır. Bu nedenle kenar haritasının güvenilir bir şekilde elde edilmesi, sadece düşük düzey bir ön işleme adımı değil, sonraki karar süreçlerinin doğruluğunu etkileyen kritik bir aşama olarak değerlendirilmektedir. Kenar çıkarma probleminin algılama, doğru yer belirleme ve tek yanıt üretme ölçütleri üzerinden sistematik biçimde ele alınması, bu alanın kuramsal temelini oluşturan en önemli çalışmalarından biri olarak kabul edilmektedir [1].

Literatürde klasik kenar çıkarma yaklaşımları içerisinde yer alan gradyan ve ikinci türev tabanlı operatörler, hesaplama maliyetlerinin düşüklüğü ve uygulama kolaylıkları nedeniyle uzun yıllardır yaygın biçimde kullanılmaktadır. Bu kapsamda, çapraz türev maskelerini kullanan Roberts operatörü [2] ve yerel yoğunluk değişimlerini hesaplayan Sobel operatörü [3], hızlı sonuç üretmeleri bakımından standart yöntemler haline gelmiştir. İkinci türev temelli yaklaşımlar arasında yer alan Laplacian operatörü ise yoğunluk fonksiyonunun sıfır

* Sorumlu yazar: balberattalha@gmail.com. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0009-0007-1808-9831, ² 0000-0003-2973-9389

geçişleri üzerinden kenar belirleme hassasiyeti sunmaktadır [4]. Bu yöntemlerin ötesinde Canny yaklaşımı; Gauss süzme, gradyan hesabı, maksimum olmayan bastırma ve çift eşikleme-histerezis adımlarını bir araya getirerek klasik yöntemler arasında daha sistematik ve gürültüye karşı nispeten dirençli bir çerçeve önermiştir [1]. Bu temel operatörler, günümüzde dahi hem performans karşılaştırmalarında referans noktası hem de gelişmiş hibrit sistemlerin başlangıç aşaması olma özelliğini korumaktadır.

Klasik kenar çıkarma yöntemlerinin başarımı görüntü içeriğine ve çevresel bozucu etkenlere önemli ölçüde bağlıdır. Gürültü, düşük kontrast, karmaşık arka plan yapıları, aydınlatma değişimleri ve eşik seçimine duyarlılık gibi etkenler bu yöntemlerin süresiz kenarlar üretmesine, yanlış pozitiflerin artmasına veya zayıf kenarların gözden kaçmasına neden olabilmektedir. Farklı karmaşıklık düzeylerine sahip gürültülü medikal görüntüler üzerinde gerçekleştirilen güncel çalışmalar, klasik operatörlerin gürültü türüne ve yoğunluğuna bağlı olarak belirgin performans farklılıkları gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, klasik yöntemlerin başarısının yalnızca hesaplama hızı açısından değil, aynı zamanda değişken veri karakteristikleri altındaki sağlamlığı açısından da dikkatli değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir [5].

Kenar çıkarma probleminin bu problemleri, araştırmacıları problemi yalnızca yerel türev hesabı üzerinden değil, aynı zamanda bir optimizasyon problemi olarak ele almaya yöneltmiştir. Meta-sezgisel, sezgisel ve matematiksel tabanlı yaklaşımlar, uygun eşik değerlerinin belirlenmesi, kenar sürekliliğinin artırılması ve gürültü etkisinin bastırılması gibi hedefleri veriye uyumlu biçimde çözmeyi hedeflemektedir. Literatürde Genetik Algoritmanın (GA) [6], Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO)'nun [7], Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)'nun [8-9] ve Yerçekimi Arama Algoritması (GSA)'nın [10] kenar çıkarma problemlerine uygulanmasıyla, yerel gri seviye değişimlerine dayalı karar mekanizmalarının esnek arama stratejileriyle desteklenebildiği gösterilmiştir. Bu yöntemler, klasik eşikleme mantığının ötesine geçerek görüntüye özgü dinamik çözüm uzayları oluşturulmasına imkân tanımıştır.

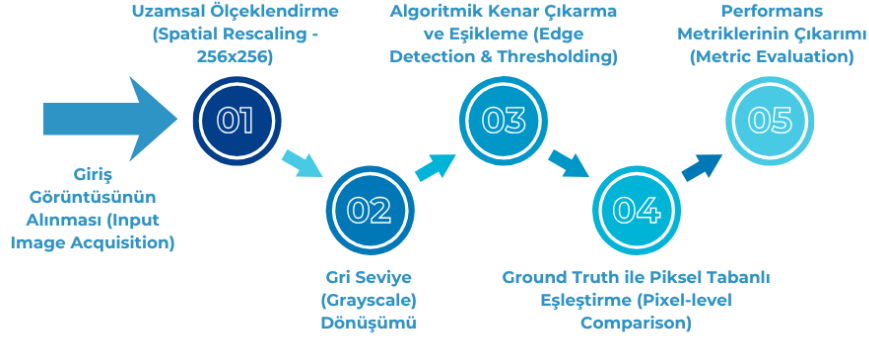
Son yıllarda, daha karmaşık görüntü yapıları ve gürültü senaryoları karşısında daha kararlı sonuçlar üretebilen geliştirilmiş yaklaşımlar öne çıkmaktadır. Bu bağlamda, bilateral filtreleme, çok ölçekli gradyan analizi ve adaptif eşikleme bileşenlerini içeren Geliştirilmiş Yerçekimi Arama Algoritması (IGSA), klasik yöntemlere göre özellikle gürültü dayanıklılığı bakımından daha rekabetçi sonuçlar ortaya koymuştur [11]. Benzer şekilde, matematik esinli bir yaklaşım olan ve altın oran ile sinüs fonksiyonunun keşif-sömürü dengesini kullanan Altın Sinüs Algoritması II (GoldSAII), optimizasyon literatüründe arama kabiliyeti yüksek bir alternatif olarak dikkat çekmektedir [12]. Bu tür algoritmalar, parametre seçiminin ve karar mekanizmasının sabit kurallardan ziyade, görüntünün yapısal karakteristiğine dayalı evrimsel veya matematiksel süreçlerle belirlenmesi açısından kritik önem taşımaktadır.

Bu alandaki güncel bazı çalışmalar, tek bir metasezgisel algoritmayı kullanmanın ötesine geçerek klasik operatörler ile optimizasyon algoritmalarının doğrudan hibritleştirilmesi üzerinedir; örneğin Bat algoritmasının Canny operatörü ile birleştirildiği yakın tarihli bir çalışma, parametre seçiminin optimizasyon yoluyla otomatikleştirilmesinin kenar kalitesini artırdığını göstermiştir [13]. Benzer şekilde, sosyal örümcek optimizasyonu (SSO) ile destek vektör makinelerinin (SVM) hiperparametrelerinin ayarlandığı bir başka güncel yaklaşım, metasezgisel optimizasyonun yalnızca eşik aramada değil, öğrenme tabanlı sınıflandırıcıların kenar tespiti performansını iyileştirmede de etkili biçimde kullanılabildiğini ortaya koymuştur [14].

Bu çalışmanın temel amacı, literatürde yer alan klasik yöntemler ile optimizasyon algoritmalarının görüntülerde kenar çıkarımı performanslarını karşılaştırmalı olarak analiz etmektir. Bu amaç doğrultusunda Roberts, Sobel, Laplacian ve Canny yöntemleri ile GA, ACO, PSO, GSA, IGSA ve GoldSAII optimizasyon algoritmaları değerlendirmeye alınmıştır. Bu çalışma kapsamında görüntüler standart ön işleme adımlarından geçirilmiş, ardından klasik yöntem ve optimizasyon algoritmalarına ait elde edilen kenar çıktıları referans etiketli görüntü verileri ile karşılaştırılarak Özgüllük (TNR), Doğruluk, Kesinlik, Duyarlılık (TPR) ve F1-Skor metrikleri temelinde değerlendirilmiştir. Ayrıca, yöntemlerin düşük kontrastlı koşullardaki yapısal süreklilik performansını incelemek amacıyla termal görüntüler üzerinde ek analizler gerçekleştirilmiştir.

2. Materyal ve Yöntem

Bu çalışma kapsamında incelenen klasik diferansiyel operatörlerin ve optimizasyon tabanlı kenar çıkarma algoritmalarının performansını objektif biçimde ölçmek için kurulan deneysel altyapı Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Çalışmanın genel metodolojik akışı.

Şekil 1’de verilen genel metodolojik akış; Giriş Görüntüsünün Alınması, Uzamsal Ölçeklendirme, Gri Seviye Dönüşümü, Algoritmik Kenar Çıkarma ve Eşikleme, Ground Truth ile Piksel Tabanlı Eşleştirme ve son olarak Performans Metriklerinin Çıkarımı adımlarından oluşmaktadır.

2.1. Veri kümeleri ve görüntü ön işleme süreçleri

Algoritmaların farklı görüntü karakteristikleri altındaki davranışlarını genellenebilir bir çerçevede değerlendirebilmek amacıyla, deneylerde literatürde standart olarak kabul edilen üç farklı veri kümesi kullanılmıştır. Deneysel sürecin tutarlılığını sağlamak ve hesaplama karmaşıklığını adil bir zemine oturtmak için, veri kümelerinden elde edilen tüm görüntüler işlem öncesinde 256x256 piksel çözünürlüğüne yeniden ölçeklendirilmiş ve tek kanallı gri seviye formatına dönüştürülmüştür.

Algoritmaların nicel performans ölçümleri temel olarak iki farklı modaliteyi temsil eden geniş çaplı veri kümeleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Doğal sahne analizi için BSDS500 veri kümesinden alınan 500 adet doğal görüntü kullanılmıştır [15]. Bu veri seti, karmaşık arka plan yapıları ve zengin doku özellikleri barındırdığı için algoritmaların genel geçerliliğini sınamakta kritik bir rol oynamaktadır. Buna ek olarak, yöntemlerin düşük kontrast ve modalite değişimine karşı tepkisini ölçmek amacıyla OTCBVS veri kümesinden 200 adet termal kızılötesi görüntü değerlendirilmeye dahil edilmiştir [16]. Termal kameralardan elde edilen kızılötesi görüntüler, doğası gereği genellikle düşük kontrastlı ve dar bir gri seviye aralığına sahip yapıdadır. Bu durum, düşük gradyan değişimleri yaratarak kenar çıkarma algoritmalarının nesne sınırlarını arka plandan ayırt etmesini zorlaştırmaktadır. Bu problemi aşmak ve yapısal belirginliği artırmak amacıyla, OTCBVS veri kümesindeki termal görüntülere algoritmik analiz öncesinde histogram eşitleme işlemi uygulanmıştır. Bu ön işleme adımı sayesinde, dar bir aralığa sıkışmış olan piksel yoğunluk değerleri tüm gri seviye spektrumuna daha homojen bir şekilde dağıtılarak görüntülerin global kontrastı artırılmıştır. Böylece hem klasik diferansiyel operatörlerin hem de optimizasyon tabanlı arama algoritmalarının düşük kontrast koşullarında geometrik sınırları daha net yakalayabilmesi için uygun zemin hazırlanmıştır.

Nicel değerlendirmelerin aksine; Lena, Baboon ve Boats gibi bilgisayarlı görü literatürünün köklü imgelerini barındıran The USC-SIPI Image veri kümesi ise performans metriklerinin hesaplanmasından ziyade, algoritmaların ürettiği kenar haritalarının görselleştirilmesi ve yapısal farklılıkların görsel analizi için kullanılmıştır [17].

Çalışmanın deneysel güvenilirliğini sağlayan en önemli aşamalardan biri referans etiketli görüntü verilerinin oluşturulmasıdır. BSDS500 gibi veri kümelerinde her bir görüntü, birden fazla bağımsız gözlemci tarafından manuel olarak işaretlenmiş sınır haritalarına sahiptir [15]. Bu çalışmada, bireysel işaretleyici hatalarını ve öznelliği minimize etmek amacıyla uzlaşa tabanlı bir maske birleştirme stratejisi benimsenmiştir. Bu stratejide, farklı işaretleyicilere ait haritalar piksel bazında çakıştırılmış ve yalnızca en az iki farklı işaretleyicinin kenar olarak ortaklaştığı pikseller mutlak kenar olarak kabul edilmiştir. Ancak bu katı kuralın, bazı düşük kontrastlı sahnelerde aşırı seyrek ve gerçeklikten uzak maskeler ürettiği durumlarda algoritmaya esneklik tanınmış; eşik değeri gevşetilerek en az bir işaretleyicinin tespit ettiği belirgin çizgiler de referans maskeye dahil edilmiştir. Bu dinamik yaklaşım, referans etiketli görüntü verilerinin üretiminde katılık ile kapsayıcılık arasında optimal bir denge kurmuştur.

Son olarak, kenar çıkarma algoritmalarının gerçek dünya koşullarındaki sağlamlığını test etmek amacıyla yapay bozucu etkenler sisteme entegre edilmiştir. Temiz (orijinal) görüntülerin yanı sıra, özellikle termal kameraların, uzaktan algılama sistemlerinin ve zayıf sensörlerin doğasında bulunan termal gürültüyü simüle etmek için görüntülere standart sapması belirli bir seviyede ($\sigma = 20$) olan Gauss gürültüsü eklenmiştir. Bu çok katmanlı veri hazırlama ve ön işleme kurgusu; algoritmaların ideal koşullar, gürültülü ortamlar ve termal modaliteler altındaki performans profillerini ayırtırmayı mümkün kılmıştır.

2.2. Kenar çıkarımının çok boyutlu optimizasyon problemine indirgenmesi

Klasik kenar çıkarma yöntemleri, diferansiyel maskelerle elde edilen gradyan büyüklüklerini genellikle sabit olarak belirlenmiş eşik değerleri kullanarak ikili bir sınır haritasına dönüştürür. Ancak aydınlatma değişimleri, düşük kontrast ve gürültü içeren gerçek dünya senaryolarında, bu sabit eşik mantığı yetersiz kalabilmekte; nesne sınırlarının kaybolmasına veya arka plan gürültüsünün kenar olarak algılanmasına yol açtığı durumlar oluşmaktadır. Bu durum, problemi statik bir süzme işleminden çıkarıp, görüntüye özgü en optimal eşik değerinin veya kenar dağılımının dinamik olarak arandığı çok boyutlu bir optimizasyon problemine dönüştürmektedir.

Çalışmada klasik ve optimizasyon tabanlı yöntemler arasında adil bir karşılaştırma zemini oluşturmak amacıyla, gradyan ve ikinci türev tabanlı klasik operatörlerin (Roberts, Sobel, Laplacian) eşikleme aşamasında sabit, elle ayarlanmış bir eşik değeri kullanılmamıştır. Bu operatörler tarafından üretilen gradyan büyüklüğü haritaları öncelikle $[0, 255]$ aralığına normalize edilmiş, ardından ikili kenar haritasına dönüştürülmek üzere Denklem 1'de tanımlanan Otsu sınıflar-arası varyans yöntemi ile otomatik olarak eşiklenmiştir. Böylece Roberts, Sobel ve Laplacian operatörleri de optimizasyon algoritmalarıyla aynı amaç fonksiyonu mantığını kullanarak görüntüye özgü dinamik bir eşik değeri belirlemiş; yöntemler arasında gözlenen performans farklarının sabit eşikleme kaynaklı bir dezavantajdan değil, doğrudan gradyan hesaplama mantığındaki yapısal farklılıklardan kaynaklandığı güvence altına alınmıştır.

Bu optimizasyon probleminin matematiksel modellemesinde ilk adım çözüm uzayının ve aday çözümlerin tanımlanmasıdır. Eşikleme tabanlı kenar çıkarmada çözüm uzayı, 8-bitlik bir görüntünün normalize edilmiş gradyan büyüklüklerinin alabileceği sınır aralığına, yani genellikle $[0,255]$ aralığına karşılık gelir. Başlangıç aşamasında algoritmalar bu uzay üzerinde çeşitli aday eşik değerleri üretir. Parçacıkların çözüm uzayına rastgele dağıtılması yerine, IGSA'da olduğu gibi düzgün bir başlangıç dağılımı ile yerleştirilmesi, uzayın daha geniş ve dengeli bir şekilde taranmasını sağlayarak algoritmaların yerel minimumlara takılmasını ciddi ölçüde engellemektedir.

Aday çözümlerin çözüm uzayındaki başarısı, görüntüdeki gerçek kenarlar ile arka plan arasındaki ayrımı ne kadar iyi yapabildiğine göre hesaplanır. Bu noktada optimizasyon algoritmaları bağımsız bir uygunluk fonksiyonuna ihtiyaç duyar. Literatürde, kenar çıkarma probleminin uygunluk değerlendirmesi çoğunlukla histogram analizine dayanan sınıflar-arası varyans mantığı ile çözülür [18]. Bu yöntemde, algoritmaların her bir parçacığının temsil ettiği aday eşik değeri ile gradyan görüntüsü, kenarlar ve kenar olmayan pikseller olmak üzere ikiye ayrılır. Optimizasyon algoritmasının temel amacı, bu iki sınıfın ağırlıklı ortalamaları arasındaki farkı maksimize etmektir. Kısacası sistem; kenar piksel oranı, kenar olmayan piksel oranı ve sınıflar arası ortalama farklarının karesini çarparak en yüksek varyansı veren global eşik noktasını bulmaya çalışır.

Çalışmada tüm optimizasyon algoritmalarının aday eşik değerlerini (t) değerlendirmek için amaç fonksiyonu olarak literatürde standart olarak kabul edilen Otsu'nun sınıflar-arası varyans yöntemi kullanılmıştır. Literatürde standart olan bu yapıdan farklı bir fonksiyon kullanılmadığı için algoritmalar arası adil bir karşılaştırma zemini sağlanmıştır. Kullanılan amaç fonksiyonunun matematiksel formülasyonu Denklem 1'de verilmiştir:

$$f(t) = \omega_f(t) \cdot \omega_b(t) \cdot \left(\mu_f(t) - \mu_b(t) \right)^2 \quad (1)$$

Burada $f(t)$ maksimize edilmeye çalışılan uygunluk değerini, $\omega_f(t)$ ve $\omega_b(t)$ sırasıyla seçilen t eşik değerine göre kenar ve arka-plan piksellerinin görüntüdeki oranını, $\mu_f(t)$ ve $\mu_b(t)$ ise bu iki sınıfın ortalama gradyan yoğunluk değerlerini ifade etmektedir.

Bu global hedefe ulaşmak için meta-sezgisel algoritmalar farklı sürü ve fiziksel etkileşim dinamikleri kullanır. Sürü zekâsı tabanlı yöntemlerin öncülerinden olan PSO, aday eşik değerlerini temsil eden parçacıkların kişisel en iyi ve sürü içindeki en iyi deneyimlerini kullanarak arama uzayında sürekli hız ve yön güncellemeleri yapmasına dayanır [8]. Benzer şekilde, Newton'un kütle çekim kanunlarından esinlenen GSA, uzaydaki aday çözümleri birbirleriyle etkileşim hâlinde olan fiziksel kütleler olarak modeller. Sınıflar-arası varyans değeri daha yüksek olan kütleler ağırlaşır ve diğer zayıf kütleleri optimum eşiğe doğru çekerler. Bu temel çekim kuvveti, IGSA gibi

gelişmiş varyantlarda; bilateral filtreleme gibi ön işlem adımları ve istatistiksel standart sapmaya dayalı adaptif kısıtlamalar ile desteklenerek oldukça kararlı bir arama mekanizmasına dönüştürülmüştür.

Eşik arayışına dayalı bu yöntemlerin aksine, problemi uzamsal bir arama süreci olarak ele alan farklı optimizasyon paradigmaları da mevcuttur. ACO, problemi tek boyutlu bir eşik uzayından çıkarıp iki boyutlu görüntü matrisi üzerinde bir rota problemine dönüştürür. Sanal karıncalar, pikseller üzerinde hareket ederken yerel gradyan büyüklüklerini sezgisel bilgi olarak değerlendirir ve geçtikleri bölgelere gradyanla orantılı olarak feromon bırakırlar [19]. İterasyonlar sonucunda yüksek feromon birikimine sahip olan yollar, görüntünün nihai kenar haritasını oluşturur.

Fiziksel kuvvetlere dayanan bu yaklaşımların karşısında ise matematik esinli algoritmalar tamamen farklı bir paradigma sergiler. GoldSAIL, çözüm uzayındaki arama sürecini tamamen analitik orantılarla yönlendirir. Eşik değerini belirleyen parçacıklar, altın oran (π) matematiğini kullanarak potansiyel çözüm bölgelerinin aralığını her iterasyonda orantılı biçimde daraltır. Keşif ile sömürü arasındaki denge ise sinüs fonksiyonunun periyodik salınımları ile sağlanır. Böylece algoritma, gradyan büyüklüğü üzerindeki optimum eşik bölgesine fiziksel bir kütle çekimi ile değil, doğrudan matematiksel bir geri besleme döngüsüyle ulaşır.

Sonuç olarak; klasik yöntemlerin dayattığı katı eşikleme kurallarına karşın, sürü zekâsı ve matematiksel optimizasyon modellerinin sağladığı dinamik arama stratejileri, kenar çıkarma işlemini veriye uyumlu bir karar mekanizmasına çevirerek gürültü altındaki başarıyı maksimize etmektedir.

2.3. Performans değerlendirme çerçevesi ve metrikler

Kenar çıkarma yöntemlerinin değerlendirilmesinde yalnızca görsel inceleme yapılması öznel yargılara yol açabileceğinden, elde edilen kenar haritalarının uzmanlarca işaretlenmiş referans etiketli görüntü verileriyle nicel olarak karşılaştırılması zorunludur. Piksel düzeyindeki bu karşılaştırmalarda; Doğru Pozitif (TP), Doğru Negatif (TN), Yanlış Pozitif (FP), Yanlış Negatif (FN), Özgüllük ve Duyarlılık sayıları temel alınmaktadır [11]. Gürültülü görüntülerde algoritmaların performansını çok yönlü inceleyen çalışmalar, tek bir ölçüte dayalı değerlendirmenin algoritmik zaafı gizleyebileceğini göstermektedir [5].

Kenar çıkarma problemi doğası gereği şiddetli bir sınıf dengesizliği içermektedir; çünkü tipik bir görüntüde kenar olmayan piksel sayısı, nesne sınırlarını temsil eden kenar piksel sayısından çok daha fazladır. Bu nedenle, yalnızca doğruluk değerine dayalı hesaplamalar, algoritma hiçbir kenar bulamayıp tüm pikselleri arka plan olarak işaretlese dahi %90'ın üzerinde gerçek olmayan bir başarı oranı üretebilmektedir [15]. Bundan dolayı, gerçek kenarların ne kadarının yakalandığını ölçen Duyarlılık, tespit edilen kenarların ne kadarının gerçekten kenar olduğunu ölçen Kesinlik ve bu iki ölçütün harmonik ortalaması olan F1-Skor metriklerinin bir arada kullanılması literatürde standart bir yaklaşım haline gelmiştir [20].

Mevcut çalışmada algoritmaların başarımını ölçmek için kullanılan piksel tabanlı değerlendirme metrikleri Denklem 2-6'da verilmiştir:

$$\text{Duyarlılık (TPR)} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$F1 - \text{Skor} = \frac{2 \times \text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}} \quad (4)$$

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

$$\text{Özgüllük (TNR)} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (6)$$

Referans etiketli görüntü verilerinin bulunmadığı termal ve kızılötesi veri kümeleri için ek bir değerlendirme metriği olarak Kenar Doğrusal Bağlantı Derecesi (ELCD) kullanılmıştır. ELCD metriği, tespit edilen kenarların geometrik süreklilik ve bağlantı kalitesini referans bir görüntüye ihtiyaç duymadan yapısal olarak ölçmek amacıyla tasarlanmış olup Denklem 7'de verilmiştir.

$$ELCD = \frac{NL}{NP} \quad (7)$$

Denklem-7’de verilen NP (Number of Pixels), algoritma tarafından tespit edilen toplam kenar piksel sayısını, NL (Number of Links) ise bu kenar pikselleri arasında tespit edilen 4-komşuluk bağlantı sayısını göstermektedir. 4-komşuluk bağlantısı, bir kenar pikseli ile bunun yatay veya dikey doğrultudaki komşu pikselleri arasında kurulan yapısal ilişkiyi ifade eder.

ELCD metriğinin teorik temeli ve pratik anlamı oldukça nettir: Gerçekçi ve kaliteli bir kenar tespiti, algılanan kenar pikselleri arasında yüksek bir geometrik süreklilik göstermeli ve bu pikseller birbirine sıkıca bağlanmış bir ağ oluşturmalıdır. Yüksek kaliteli ve bağlı kenar haritalarında NL yüksek olacağı için $\frac{NL}{NP}$ oranı 1’e yaklaşıp yüksek değerlere ulaşacaktır. Tersine, gürültüden etkilenmiş veya kötü performans sergileyen algoritmaların ürettiği haritalarda, birbirinden izole noktasal pikseller ve kesintiler yoğun olacağı için N değeri 0’a yaklaşacak, dolayısıyla ELCD değeri düşük çıkacaktır. Özetle, ELCD değerinin yüksek olması, algoritmanın kopuklukları minimize ettiğini ve geometrik kenar bütünlüğünü başarıyla koruduğunu kanıtlamaktadır.

2.4. Deneysel kurulum ve parametre yapılandırması

Çalışma kapsamındaki klasik diferansiyel operatörler ve optimizasyon tabanlı yaklaşımların tümü, yazılım ve donanım açısından eşdeğer bir platformda test edilmiştir. Deneyler; ARM mimarisine sahip Apple M1 Pro işlemci ve 16 GB bellek donanımına sahip bir iş istasyonunda yürütülmüştür. Algoritmaların tasarım, uygulama ve performans ölçümü süreçleri Python 3.x programlama dili üzerinde, görüntü işleme işlemleri için açık kaynaklı OpenCV (cv2) ve NumPy kütüphaneleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Performans ölçümleri sırasındaki istatistiksel hesaplamalar ve verilerin düzenlenmesi ise Pandas kütüphanesi aracılığıyla yapılmıştır.

Çalışmanın tekrarlanabilirliğini sağlamak ve algoritmalar arası adil bir hesaplama zemini sunmak amacıyla, yöntemlere ait kontrol parametreleri literatürdeki referans çalışmalar ve ön deneysel optimizasyonlar dikkate alınarak yapılandırılmıştır. Tüm meta-sezgisel algoritmalar için arama uzayı 8-bitlik görüntü formatına uygun olarak $U \in [10, 245]$ aralığında sınırlandırılmıştır. Algoritmaların stokastik yapısından kaynaklanabilecek sapmaları engellemek için her bir görüntü üzerindeki testler bağımsız olarak 10 kez çalıştırılmış ve performans metriklerinin ortalaması sunulmuştur. Deneylerde kullanılan tüm algoritmalara özgü parametreler, popülasyon boyutları ve durdurma kriteri olarak kullanılan maksimum iterasyon sayıları Tablo 1’de özetlenmiştir.

Tablo 1. Optimizasyon algoritmalarına ait deneysel kontrol parametreleri.

Algoritma	Popülasyon/Sürü Boyutu	Maksimum İterasyon	Algoritmaya Özgü Parametreler
GA	20 Birey	15	Mutasyon Oranı = 0,1
PSO	30 Parçacık	100	Bilişsel Katsayı (c_1) = 2,0 Sosyal Katsayı (c_2) = 2,0 Atalet (ω) = 0,9 $\rightarrow$ 0,4
ACO	256 Karınca	30	Karınca Adım Sayısı = 50, $\alpha = 1,0$ $\beta = 2$, $\rho = 0,1$, $Q = 1,0$
GSA	30 Kütle	100	Başlangıç Çekim Sabiti (G_0) = 100, Azalma Katsayısı (α) = 20
IGSA	30 Kütle	100	(G_0) = 100, (α) = 20, Adaptif Eşik Çarpanı (k) = 1,0
GoldSAII	30 Aday Çözüm	100	Frekans (F_c) = 100 , Periyot Katsayısı (t_{xx}) = 20

Tablo 1’de açıkça görüldüğü üzere, GA diğer yöntemlere kıyasla daha dar bir popülasyon ve çok daha düşük bir iterasyon sayısı ile sınırlandırılmıştır. PSO 3000 adet (30 parçacık $\times$ 100 iterasyon) uygunluk fonksiyonu değerlendirmesi yapılırken, GA’da bu sayı 300 (20 birey $\times$ 15 jenerasyon) ile sınırlı kalmıştır. Ön deneysel optimizasyonlarda, PSO ve GSA gibi algoritmaların hız ve momentum tabanlı sürü güncellemeleri nedeniyle [0, 255] gibi tek boyutlu bir arama uzayında global optimuma yakınsamak için yüksek iterasyonlara ihtiyaç duyduğu gözlenmiştir. Buna karşın GA’nın, içerdiği yoğun çaprazlama operatörleri sayesinde bu dar aralıkta çok erken yakınsadığı tespit edilmiştir. Bu nedenle GA’nın standart ve karmaşık yapısı, gereksiz hesaplama maliyetini önlemek adına bilinçli olarak kısıtlanmıştır. Yani GA orijinal, tam ölçekli yapısıyla değil; bu spesifik eşikleme problemine uyarlanmış, hızlı yakınsayan hafifletilmiş bir versiyonuyla kullanılmıştır. Bu parametrik yapılandırma ve algoritma durdurma kısıtlaması, Bölüm 3.4’te elde edilen ve GA’nın PSO’dan yaklaşık 10 kat daha hızlı sonuç ürettiğini gösteren bulgunun temel kuramsal nedenidir.

Çalışma kapsamında ele alınan optimizasyon algoritmalarının, standart eşikleme problemini sürü zekâsı ve çok boyutlu arama modeline nasıl entegre ettiğini sistematik olarak göstermek amacıyla genel çalışma prensibi Şekil 2 'de sözde kod olarak sunulmuştur.

```

1  Girdi: Ön işlemden geçmiş gri seviye görüntü (I), Popülasyon Boyutu (N), Maks. İterasyon (T)
2  Çıktı: İkili (Binary) Kenar Haritası (E)
3
4  Görüntü (I) üzerinden x ve y yönlü çok ölçekli Sobel gradyan büyüklüklerini hesapla (G)
5  Çözüm uzayında [10, 245] aralığında N adet aday eşik değerini (X) başlat
6  t = 1
7  while t <= T do
8    for i = 1 to N do
9      X[i] değerini kullanarak G gradyan matrisini Ön-plan ve Arka-plan olarak böl
10     Ötsü Sınıflar-arası Varyans formülünü kullanarak X[i]'nin Uygunluk (Fitness) değerini hesapla
11   end for
12   Mevcut jenerasyondaki En İyi (Best) ve En Kötü (Worst) uygunluk değerlerini belirle
13
14   if En İyi == En Kötü then
15     Döngüyü kır (Erken Yakınsama / Durdurma Kriteri)
16   end if
17
18   for i = 1 to N do
19     Algoritmaya özgü operatörler ile (Örn: Çekim kuvveti, Hız vektörü veya Çaprazlama) X[i]'nin pozisyonunu güncelle
20     Güncellenen X[i] değerini [0, 255] aralığına sınırla (clip)
21   end for
22
23   t = t + 1
24 end while
25
26 En yüksek uygunluk değerine sahip adayı En İyi Eşik (T_best) olarak seç
27 G gradyan matrisine T_best değerini uygulayarak nihai kenar piksellerini belirle
28 return E (Kenar Haritası)
29

```

Şekil 2. Optimizasyon Tabanlı Kenar Çıkarma Çerçevesi

3. Bulgular ve Tartışma

Bu bölümde, çalışma kapsamında değerlendirilen on farklı kenar çıkarma algoritmasının performansı; temiz, gürültülü ve termal olmak üzere üç farklı görüntü koşulu altında incelenmektedir. Karşılaştırmalı analizler, algoritmaların ideal koşullardaki karakteristiklerini, gürültü dirençlerini ve düşük kontrastlı ortamlardaki yapısal sürekliliklerini sayısal ve görsel bulgularla ortaya koymaktadır.

3.1. Temiz görüntü kümelerinde referans başarımı

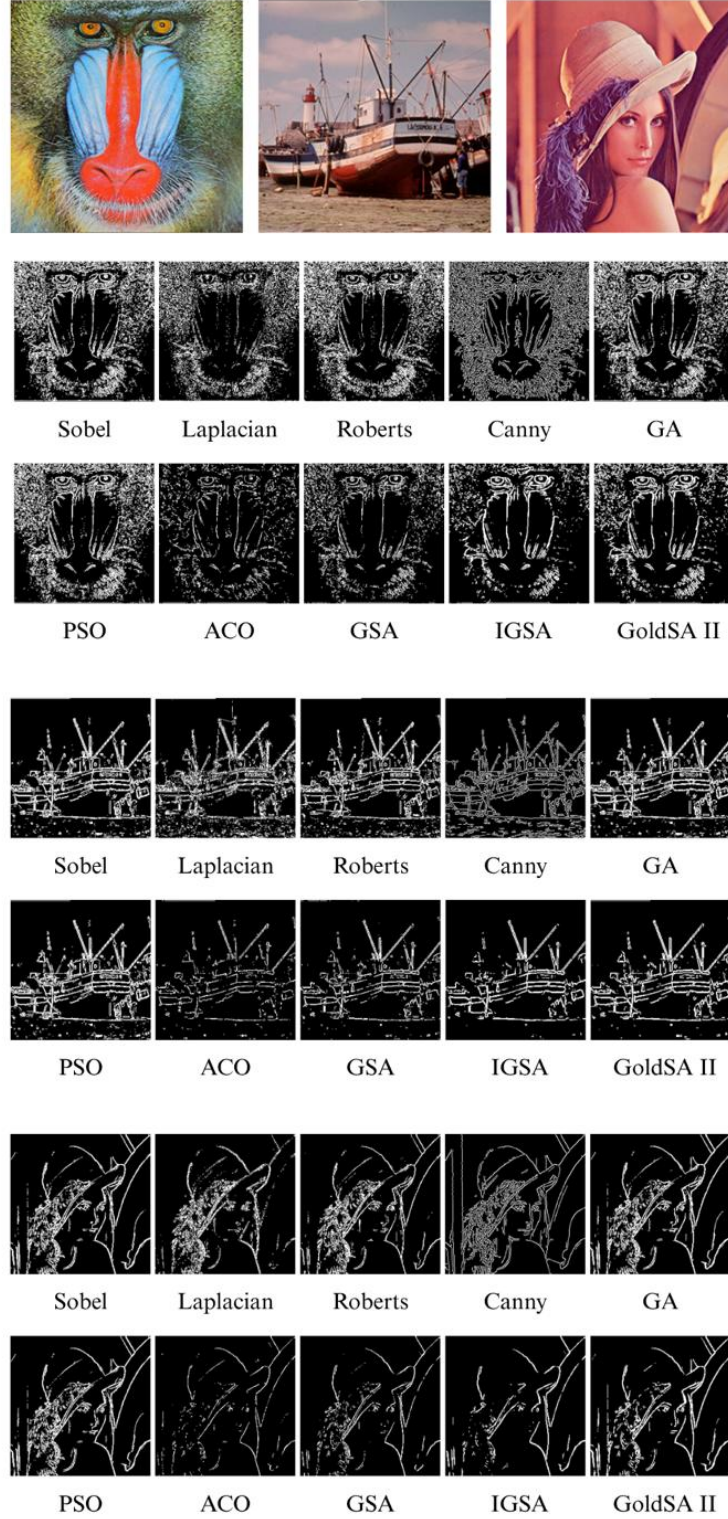
Algoritmaların BSD500 veri setinde yer alan temiz görüntüler üzerindeki değerlendirme metriklerine göre ortalaması alınmış performans sonuçları Tablo 2'de verilmiştir. Performans ölçütleri incelendiğinde, kenar çıkarma problemindeki aşırı sınıf dengesizliğinin doğruluk metriği üzerindeki yanıltıcı etkisi açıkça görülmektedir. Tablo 2'de birçok algoritmanın doğruluk değeri 0,85'in üzerinde seyretmesine rağmen, bu durum algoritmaların gerçek kenar yakalama başarısını yansıtmamaktadır. Örneğin, ACO'nun doğruluk oranı 0,939 iken, Kesinlik ve Duyarlılık değerlerinin dengesini gösteren F1-Skor metriği 0,395 seviyesinde kalmıştır. Bu nedenle, algoritmaların gerçek başarımı doğruluk metriği üzerinden değil, F1-Skor üzerinden değerlendirilmelidir.

Tablo 2. Temiz görüntüler üzerinde algoritmalarının performans sonuçları.

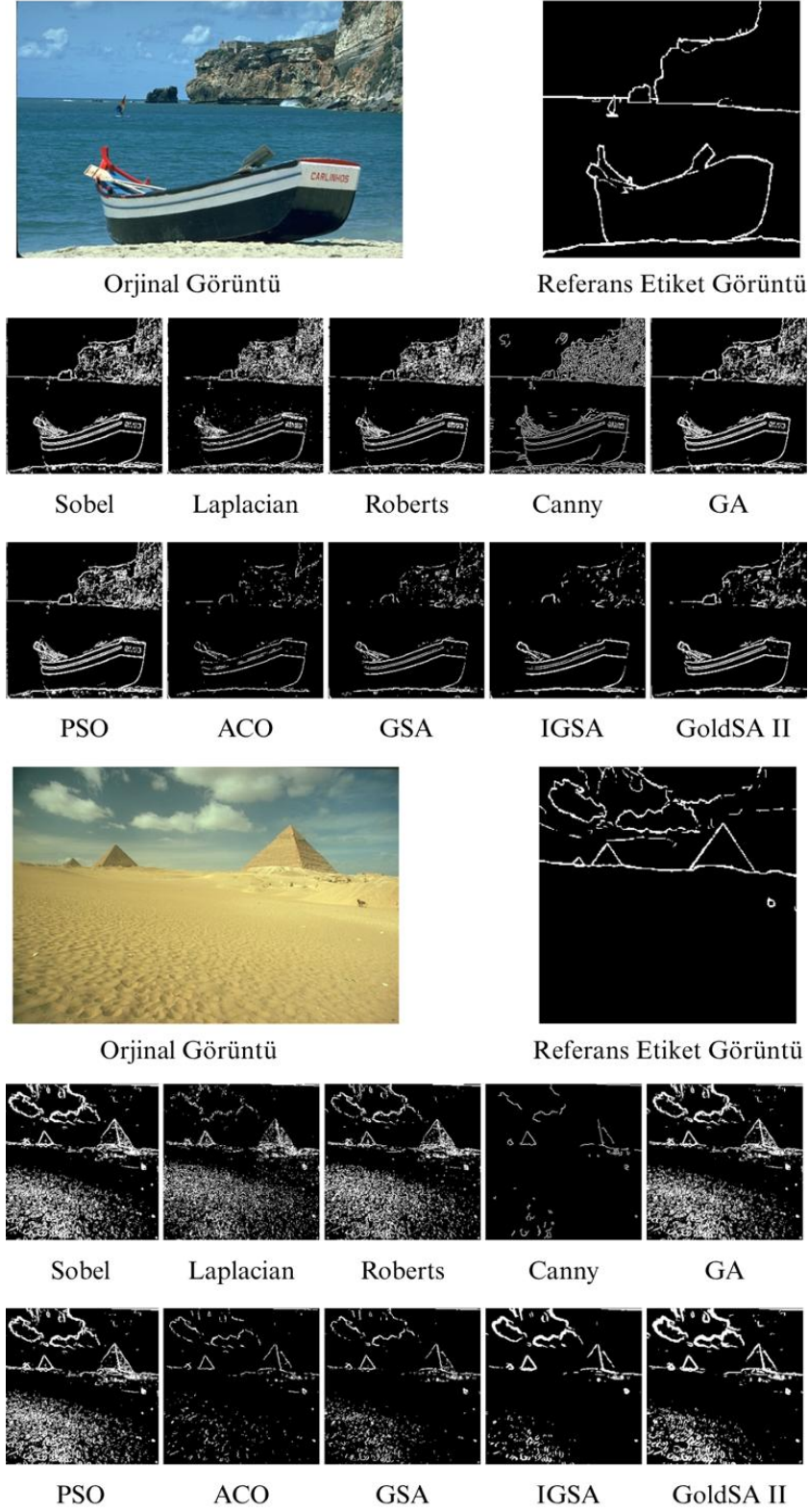
NO	İsim	Özgüllük (TNR)	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık (TPR)	F1 Skor
1	Roberts	0,894	0,878	0,291	0,599	0,364
2	Sobel	0,892	0,882	0,347	0,716	0,441
3	Laplacian	0,894	0,879	0,284	0,618	0,367
4	Canny	0,872	0,865	0,259	0,721	0,353
5	GA	0,896	0,885	0,351	0,706	0,441
6	PSO	0,896	0,884	0,351	0,707	0,441
7	ACO	0,969	0,939	0,459	0,392	0,395
8	GSA	0,952	0,925	0,429	0,464	0,408
9	IGSA	0,963	0,933	0,491	0,451	0,440
10	GoldSAII	0,936	0,914	0,428	0,578	0,459

Tablo 2 verilerine göre, matematik tabanlı bir optimizasyon yaklaşımı olan GoldSAII, F1-Skor metriğine göre 0,459 ile temiz görüntülerde en yüksek başarıyı elde etmiştir. Evrimsel tabanlı GA ve sürü zekası tabanlı PSO algoritmalarının tüm metriklerde neredeyse özdeş sonuçlar üreterek ikinci en yüksek değere sahip optimizasyon algoritmaları olmuştur. Klasik yöntemler arasında ise Sobel en dengeli sonucu vermiş olmasına rağmen diğer kenar çıkarma yöntemleri aynı başarıyı gösterememişlerdir.

The USC-SIPI Image veri kümesine ait Baboon, Boat ve Lena görselleri üzerindeki klasik ve optimizasyona dayalı yöntemler ile elde edilen kenarların görsel sonuçları Şekil 3'te sunulmaktadır. Bu veri kümesine ek olarak, Tablo 2'de sunulan nicel metriklerin görsel olarak da desteklenmesi amacıyla BSDS500 veri kümesinden rastgele seçilmiş iki örnek görüntü üzerindeki kenar çıkarma sonuçları Şekil 4'te sunulmuştur. Algoritmaların gerçek nesne sınırlarını yakalama ve yanlış pozitif pikselleri bastırma yeteneklerinin daha objektif biçimde gözlemlenebilmesi için, orijinal görüntülerle birlikte uzmanlar tarafından işaretlenmiş referans etiket görüntüleri de görsel karşılaştırmaya dâhil edilmiştir.



Şekil 3. Sırasıyla Baboon, Boats ve Lena görüntüleri üzerinde temiz koşullarda tüm algoritmaların kenar çıkarma sonuçlarının görsel karşılaştırması.



Şekil 4. BSDS500 veri kümesinden seçilen örnek görüntüler, referans etiket haritaları ve algoritmaların ürettiği kenar çıkarma sonuçları.

3.2. Gürültü dayanıklılığı ve kararlılık analizi

Algoritmaların BSD500 veri setinde yer alan temiz görüntüler üzerine bozucu etkenler altındaki davranışlarını ölçmek amacıyla $\sigma = 20$ Gauss gürültüsü eklenmiş değerlendirme metriklerine göre ortalaması alınmış performans sonuçları Tablo 3'te verilmiştir.

Bu çalışma sırasında resimlere yapay olarak gürültü ekleyerek algoritmaların çevresel koşullara tepkisini ölçerken farklı miktarlarda ($\sigma = 10, \sigma = 20, \sigma = 30$) gürültü eklemesi yapılarak test edilmiş ve bu farklı miktardaki gürültü eklemelerinin kayda değer bir fark yaratmadığı gözlenmiştir. Bu sebeple görsel ve nicel değerlendirmeler tek bir gürültü seviyesinde yapılmıştır.

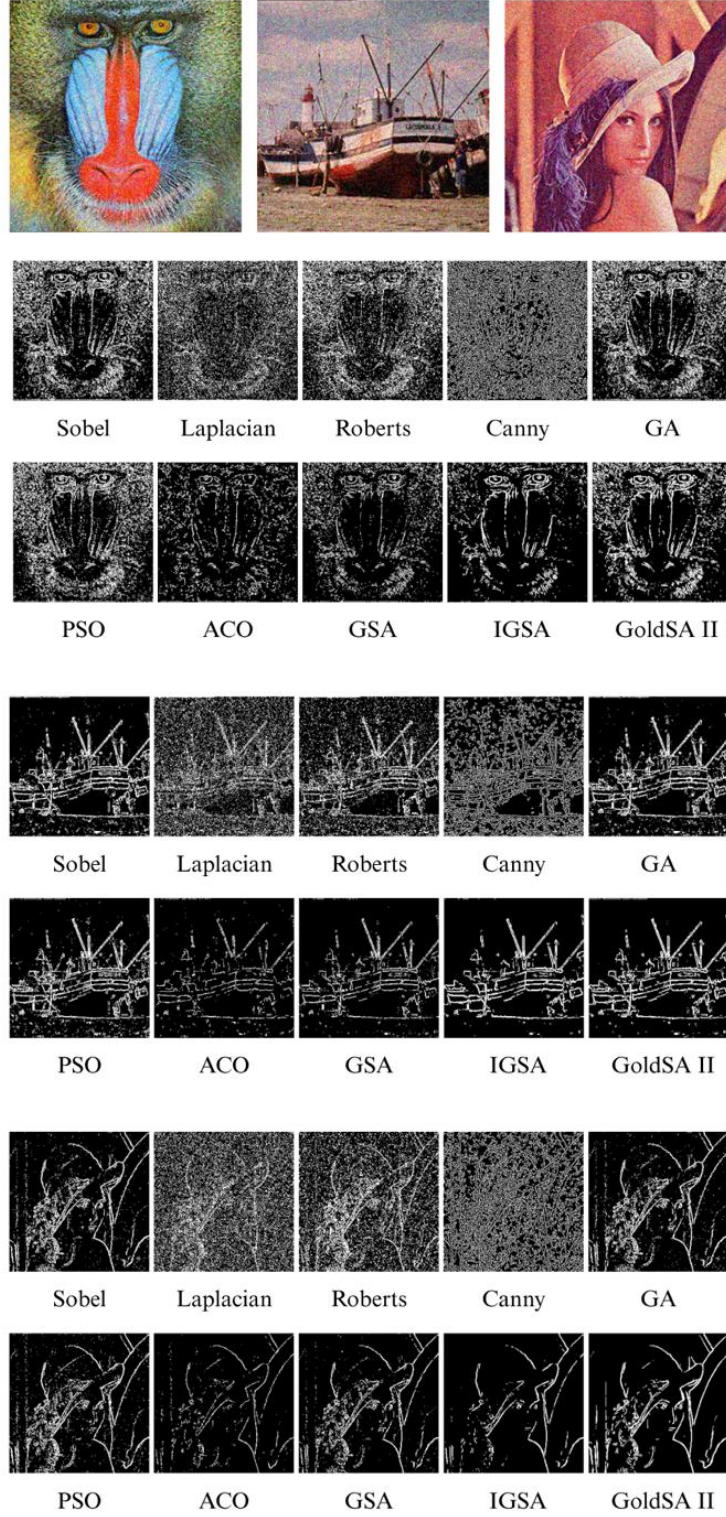
Tablo 3. Gürültülü görüntüler üzerinde algoritmalarının performans sonuçları.

NO	İsim	Özgüllük (TNR)	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık (TPR)	F1-Skor
1	Roberts	0,756	0,757	0,169	0,799	0,267
2	Sobel	0,835	0,830	0,263	0,773	0,365
3	Laplacian	0,747	0,750	0,150	0,823	0,247
4	Canny	0,705	0,713	0,135	0,890	0,228
5	GA	0,842	0,837	0,267	0,761	0,368
6	PSO	0,842	0,837	0,267	0,760	0,367
7	ACO	0,947	0,920	0,348	0,430	0,351
8	GSA	0,930	0,907	0,361	0,513	0,378
9	IGSA	0,961	0,932	0,472	0,457	0,434
10	GoldSAII	0,926	0,906	0,397	0,595	0,441

Gürültülü görüntülerde algoritmaların sergilediği performans düşüşleri incelendiğinde; Roberts, Sobel, Laplacian ve Canny'den oluşan klasik yöntemlerin F1-Skor değerlerinde ortalama %27,8'lik bir kayıp yaşandığı görülmektedir. Özellikle Canny algoritması %35,4'lük bir düşüşle gürültüden en fazla etkilenen klasik yaklaşım olmuştur. Öte yandan, optimizasyon tabanlı yöntemler (GA, PSO, ACO, GSA, IGSA, GoldSAII) gürültü altında çok daha dirençli bir profil sergileyerek ortalama %9,8'lik bir performans kaybı ile sınırlı kalmışlardır.

Analizler sonucunda, Gauss gürültüsüne karşı en yüksek dayanıklılığı sergileyen ve F1 Skor başarımını en iyi koruyan yaklaşımın IGSA (%1,36'lık minimum düşüş) ve GoldSAII (%3,92'lik düşüş) olduğu tespit edilmiştir. Ancak mutlak değerler kıyaslandığında, GoldSAII 0,441 F1-Skor ile gürültülü koşullarda en yüksek başarıyı sürdüren algoritma olmuştur. GA ve PSO algoritmaları, ideal koşullarda olduğu gibi gürültülü görüntülerde de birbirine oldukça yakın sonuçlar üretmiştir.

The USC-SIPI Image veri kümesine ait Baboon, Boat ve Lena görsellerine Gauss gürültü eklenmiş hallerinin üzerindeki klasik ve optimizasyona dayalı yöntemler ile elde edilen kenarların görsel sonuçları Şekil 5'te sunulmaktadır



Şekil 5. Sırasıyla Baboon, Boats ve Lena görüntülerine Gauss gürültüsü eklenerek elde edilen kenar çıkarma sonuçlarının görsel karşılaştırması.

3.3. Termal modalite testleri ve yapısal bütünlük incelemesi

Algoritmaların OTCBVS veri setinde yer alan ve düşük kontrast barındıran 200 termal görüntü üzerinde hesaplanmış ve ortalaması alınmış ELCD sonuçları Tablo 4'te verilmiştir. Bu termal görüntülerde referans etiketli görüntüleri bulunmamaktadır.

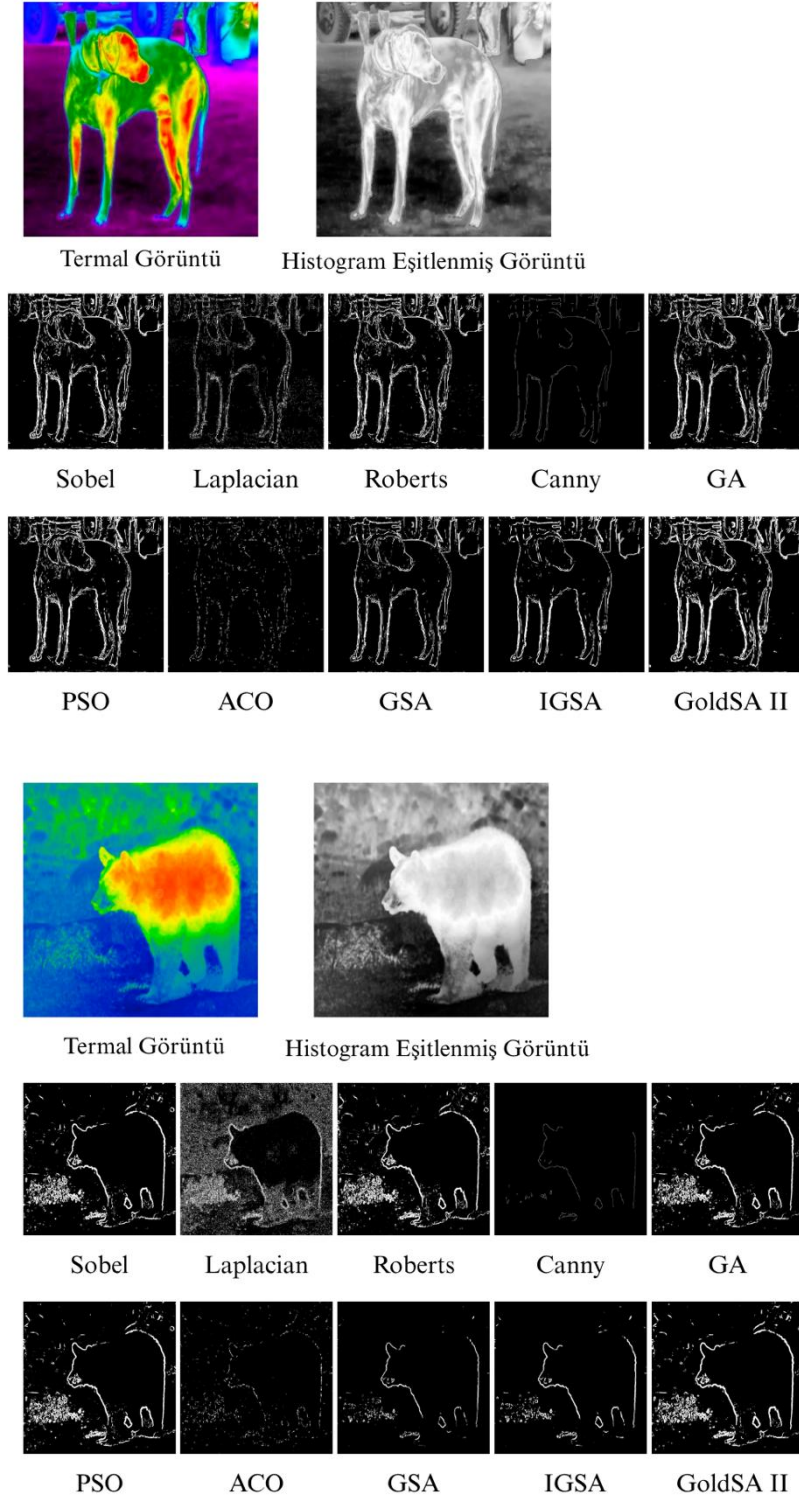
Tablo 4. Termal veri kümesinde 200 görüntüye ait ortalaması alınmış ELCD değerleri.

NO	İsim	NP	NL	ELCD
1	Roberts	7304,75	7816,02	1,068
2	Sobel	15005,20	20411,06	1,359
3	Laplacian	5224,05	5749,39	1,124
4	Canny	6180,44	5247,92	0,851
5	GA	14350,66	19344,32	1,347
6	PSO	14349,12	19341,84	1,347
7	ACO	4279,92	4299,20	1,003
8	GSA	6085,71	7184,12	1,157
9	IGSA	5888,90	8640,79	1,445
10	GoldSAII	12119,10	17936,26	1,472

ELCD değerinin yüksek olması, üretilen kenar pikselleri arasında kopuklukların az olduğunu ve geometrik sürekliliğin başarıyla sağlandığını ifade etmektedir. Canny algoritması, 0,851 ELCD değeri ile en düşük yapısal sürekliliği sergileyerek termal görüntülerde parçalı sonuçlar üretmiştir.

En yüksek ELCD değerine sahip olan GoldSAII (1,472) ve onu takip eden IGSA (1,445), termal modalitelerde en tutarlı ve bağlantılı geometrik sınırları üretmektedir. GoldSAII'nin IGSA'ya göre daha yüksek toplam kenar pikseli (NP: 12119) üretmesine rağmen bu yüksek bağlantı derecesini koruması, yöntemin düşük kontrastlı sahnelerde daha kapsamlı ve bütünsel bir kenar haritası oluşturabildiğini göstermektedir.

Termal görüntüler üzerine yapılan kenar çıkarma işlemlerini görselleştirmek için 2 adet termal görselin klasik ve optimizasyona dayalı yöntemler ile elde edilen kenarların görsel sonuçları Şekil 6'da sunulmaktadır



Şekil 6. İki termal kızılötesi görüntü üzerinde histogram eşitleme sonrasında tüm algoritmaların kenar çıkarma sonuçlarının görsel karşılaştırması.

3.4. Hesaplama karmaşıklığı ve maliyet analizi

Kenar çıkarma algoritmalarının literatürdeki ve endüstriyel sistemlerdeki uygulanabilirliği, yalnızca ürettikleri sınır haritalarının kalitesiyle değil, aynı zamanda ihtiyaç duydukları hesaplama süresiyle de doğrudan ilişkilidir. Özellikle otonom sürüş, robotik navigasyon ve video işleme gibi gerçek zamanlı karar üretilmesi gereken senaryolarda, algoritmaların işlem süresi kritik bir sistem kısıtı oluşturmaktadır. Bu kapsamda, çalışmada değerlendirilen algoritmaların 1000 görüntü üzerinden elde edilen ortalama çalışma süreleri Tablo 5'te sunulmuştur.

Tablo 5 incelendiğinde, klasik yöntemlerin işlem sürelerinin milisaniyenin çok küçük kesirlerinde tamamlandığı görülmektedir. Yalnızca yerel komşuluk pikselleri üzerinde sabit maske konvolüsyonlarına dayanan bu yapıların düşük hesaplama maliyeti, onları yüksek hızlı sistemler için vazgeçilmez bir temel haline getirmektedir. Ancak önceki bölümlerdeki analizlerde kanıtlandığı üzere, klasik yöntemlerin sunduğu bu muazzam hız avantajı gürültü ve düşük kontrast koşullarında yapısal performansın keskin bir şekilde düşmesiyle sonuçlanmaktadır.

Dikkat çekici bir diğer bulgu ise, GA ve PSO algoritmalarının kenar yakalama başarıları neredeyse aynı olmasına rağmen; GA'nın PSO'dan yaklaşık 10 kat daha hızlı çalışmasıdır. Bu durum, 1 boyutlu eşik arama problemlerinde evrimsel çaprazlama mantığının, sürü içi hız güncellemelerine göre hesapsal açıdan çok daha verimli olduğunu kanıtlamaktadır.

Problemi bir çözüm uzayı arayışına dönüştüren sürü zekâsı ve matematik tabanlı yaklaşımlar, algoritmik yapıları gereği klasik yöntemlere kıyasla belirgin bir hesaplama yükü getirmektedir. Optimizasyon grubu içerisinde GA yaklaşık 0,09 saniye ile en hızlı çözümü üretirken, ACO her bir görüntü için 2 saniyeyi aşarak en yavaş yöntem olarak kaydedilmiştir.

Tablo 5. Kullanılan algoritmaların çalışma süreleri.

NO	İsim	Ortalama İşlem Süresi
1	Roberts	0,00027
2	Sobel	0,00028
3	Laplacian	0,00029
4	Canny	0,00061
5	GA	0,09391
6	PSO	0,85949
7	ACO	2,12178
8	GSA	0,70153
9	IGSA	0,44099
10	GoldSAII	0,54813

4. Sonuçlar

Bu çalışmada, literatürde yaygın olarak kullanılan diferansiyel kenar çıkarma operatörleri ile sürü zekâsı ve matematik esinli optimizasyon algoritmalarının performansları; temiz, gürültülü ve düşük kontrastlı görüntü koşulları altında kapsamlı bir deneysel çerçevede karşılaştırılmıştır. Problemin doğasında yer alan şiddetli sınıf dengesizliği göz önüne alınarak, algoritmaların başarımı yalnızca genel doğruluk üzerinden değil; Kesinlik, Duyarlılık, F1-Skor ve yapısal bütünlüğü ölçen ELCD gibi çok yönlü metrikler üzerinden analiz edilmiştir.

Elde edilen bulgular, klasik operatörlerin hesaplama hızı açısından mikrosaniye seviyelerinde çalışarak ciddi bir avantaj sunduğunu, ancak çevresel bozucu etkenler altında ciddi zaaflar barındırdığını kanıtlamıştır. Özellikle Gauss gürültüsü eklendiğinde klasik yöntemlerin F1-Skor performanslarında ortalama %27,8 seviyesinde düşüşler gözlenmiştir; bu yöntemlerin gürültü bileşenlerini yanıltıcı kenarlar olarak algılamaya son derece yatkın olduğu tespit edilmiştir.

Buna karşın, kenar çıkarma problemini global bir çözüm uzayı arayışına dönüştüren optimizasyon tabanlı yaklaşımlar, dış etkenlere karşı üstün bir kararlılık sergilemiştir. Analizler sonucunda, bilateral filtreleme ve adaptif eşikleme mekanizmalarıyla desteklenen IGSA ile altın oran tabanlı esnek arama stratejisi kullanan GoldSAII algoritmaları, hem temiz görüntülerde en yüksek başarımlarına ulaşmış hem de gürültü altındaki

performans kayıplarını minimum düzeyde tutmayı başarmışlardır. Ayrıca, referans etiket verisinin bulunmadığı termal görüntülerde gerçekleştirilen ELCD analizleri, IGSA ve GoldSAII'nin aşırı bölütleme yapmadan en yüksek geometrik kenar sürekliliğini sağladığını ortaya koymuştur. Öte yandan, geleneksel optimizasyon yöntemleri olan GA ve PSO'nun kalite açısından tamamen eşdeğer sınır haritaları ürettiği, ancak GA'nın bu sonuca PSO'dan yaklaşık 10 kat daha hızlı ulaştığı hesaplama maliyeti analizleriyle saptanmıştır.

Sonuç olarak; donanım kısıtının olduğu ve gerçek zamanlı tepki gerektiren sistemlerde klasik operatörler geçerliliğini korumaya devam etmektedir. Ancak tıbbi görüntüleme, otonom navigasyon veya termal gözlem gibi doğruluğun ve yapısal bütünlüğün hızdan daha kritik olduğu uygulamalarda, IGSA ve GoldSAII gibi dinamik arama stratejilerine sahip yöntemlerin kullanılması çok daha güvenilir sonuçlar sunmaktadır. Literatürdeki güncel eğilim büyük ölçüde klasik operatörler ile optimizasyon algoritmalarının hibrit modeller hâlinde birleştirilmesine yönelmiş olsa da, mevcut çalışma bilinçli olarak bu yöntemleri ayırık ve bağımsız kategoriler hâlinde ele alarak, hangi yaklaşımın hangi koşulda bağımsız olarak daha üstün performans sergilediğini saf biçimde ortaya koymayı hedeflemiştir. Bu açıdan çalışma, hibrit model önermek yerine, gelecekteki hibridizasyon çalışmalarına temel oluşturacak karşılaştırmalı bir referans çerçevesi sunmaktadır.

Gelecek çalışmalarda, optimizasyon algoritmalarının getirdiği yüksek hesaplama maliyetini düşürmek amacıyla algoritmaların paralel programlama mimarilerine entegre edilmesi ve derin öğrenme tabanlı özellik çıkarıcılarla hibrit modeller geliştirilmesi planlanmaktadır. Buna ek olarak, çevresel bozucu etkenlere karşı performansı daha da artırmak amacıyla; kenar çıkarma işlemi öncesinde uygulanan gürültü giderme metotlarının parametrelerinin optimizasyon algoritmaları ile dinamik olarak ayarlandığı ve ardından kenar çıkarma işleminin gerçekleştirildiği bütünlük yapıları üzerine çalışılması hedeflenmektedir.

Kaynaklar

- [1] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1986; 8(6): 679-698.
- [2] Roberts LG. Machine perception of three-dimensional solids. Phd thesis, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1963.
- [3] Gonzalez RC, Woods RE. *Digital Image Processing*. Harlow: Prentice Hall, 2007.
- [4] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection. *Proc. R. Soc. Lond. B* 1980; 207(1167): 187-217.
- [5] Maksimovic V, Jaksic B, Milosevic M, Todorovic J, Mosurovic L. Comparative analysis of edge detection operators using a threshold estimation approach on medical noisy images with different complexities. *Sensors* 2025; 25(1): 87.
- [6] Bhandarkar SM, Zhang Y, Potter WD. An Edge Detection Technique Using Genetic Algorithm-Based Optimization. *Pattern Recogn.* 1994; 27(9): 1159-1180.
- [7] Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms. Phd thesis, Politecnico di Milano, 1992.
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*; 27 Kasım-1 Aralık 1995; Perth, Avusturalya. 1942-1948.
- [9] Setayesh M, Zhang M, Johnston M. Edge detection using constrained discrete particle swarm optimisation in noisy images. *2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*; 5-8 Haziran 2011; New Orleans. 246-253.
- [10] Verma OP, Sharma R, Kumar M, Agrawal N. An optimal edge detection using gravitational search algorithm. *Lect. Notes Softw. Eng.* 2013; 1(2): 148-152.
- [11] Liu Y, Li X. Application of improved gravity search algorithm in image edge detection. *J. Intell. Fuzzy Syst.* 2025; 50(1): 161-177.
- [12] Tanyildizi E. A novel optimization method for solving constrained and unconstrained problems: modified Golden Sine Algorithm. *Turk. J. Elec. Eng. & Comp. Sci.* 2018; 26(6): 3287-3304.
- [13] Khalil A, Abdulwahab A, Abbas AK. A new hybrid metaheuristic model for image edge detection. *13th International Conference on Applied Innovations in IT* Nisan 2025; 13(1): 95-100.
- [14] Wang J. Optimizing support vector machine (SVM) by social spider optimization (SSO) for edge detection in colored images. *Sci. Rep.* 2024; 14: 9136.
- [15] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, Malik J. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2011; 33(5): 898-916.
- [16] OTCBVS Benchmark Dataset Collection [Erişim adresi: <https://vcip-okstate.org/pbvs/bench/>] Erişim Tarihi: 24 Nisan 2026.
- [17] USC-SIPI Image Database. University of Southern California, Signal and Image Processing Institute. [Erişim adresi: <https://sipi.usc.edu/database/>] Erişim Tarihi: 24 Nisan 2026.
- [18] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 1979; 9(1): 62-66.
- [19] Tian J, Yu W, Xie S. An ant colony optimization algorithm for image edge detection. *2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*; 1-6 Haziran 2008; Hong Kong. 751-756.
- [20] Powers DMW. Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *J. Mach. Learn. Technol.* 2011; 2(1): 37-63.