Fırat Üniversitesi Fen Bil. Dergisi
38(2), 59-68, 2026

Araştırma Makalesi
https://doi.org/10.66605/fufbd.1877905

Mikroskobik Görüntülerde Diyatomların Derin Öğrenme Tabanlı Segmentasyonu

Esen Damla BALO UTKU[1], Banu KUTLU[2*]
[1] Su Ürünleri, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Munzur Üniversitesi, Tunceli, Türkiye
[2] Su Ürünleri Temel Bilimleri, Su Ürünleri Fakültesi, Munzur Üniversitesi, Tunceli, Türkiye
[1] esendamlab@gmail.com, *[2] banukutlu@munzur.edu.tr

(Geliş/Received: 30/01/2026; Kabul/Accepted: 09/04/2026)

Öz: Bu çalışmada, mikroskobik diyatom görüntülerinin piksel seviyesinde otomatik olarak segmentasyonu için derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon yaklaşımları ele alınmıştır. Diyatomların ince ve karmaşık morfolojik yapıları, değişken aydınlatma koşulları ve arka plan gürültüsü, klasik görüntü işleme yöntemleriyle güvenilir segmentasyon elde edilmesini zorlaştırmaktadır. Bu kapsamda, diyatom segmentasyonu problemine yönelik olarak U-Net, Attention U-Net ve DeepLabV3+ mimarileri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Çalışmada, 2197 adet yüksek çözünürlüklü mikroskobik görüntü ve bu görüntülere ait manuel olarak oluşturulmuş ikili segmentasyon maskelerinden oluşan bir veri seti kullanılmıştır. Tüm modeller, aynı veri bölünmesi, ortak eğitim stratejileri ve aynı değerlendirme ölçütleri altında eğitilmiştir. Segmentasyon performansı, Dice katsayısı, IoU, precision ve recall metrikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Deneysel sonuçlar, Attention U-Net ve DeepLabV3+ modellerinin klasik U-Net'e kıyasla daha yüksek segmentasyon başarımı sunduğunu göstermiştir. Özellikle DeepLabV3+ modeli, 0,8372 Dice katsayısı ve 0,7728 IoU değeri ile en yüksek performansı elde ederek diyatom sınırlarını daha doğru ve tutarlı biçimde ayırt edebilmiştir. Görsel değerlendirmeler de, DeepLabV3+'ın ince ve uzun yapılı diyatomların segmentasyonunda daha pürüzsüz ve bütüncül sonuçlar ürettiğini ortaya koymuştur.

Anahtar kelimeler: Diyatom, anlamsal segmentasyon, derin öğrenme, mikroskobik görüntü analizi, konvolüsyonel sinir ağları.

Deep Learning-Based Segmentation of Diatoms in Microscopic Images

Abstract: This study investigates deep learning-based semantic segmentation approaches for the automatic pixel-level segmentation of microscopic diatom images. The complex morphological structures of diatoms, varying illumination conditions, and background noise make accurate segmentation challenging for traditional image processing techniques. In this study, three widely used convolutional neural network architectures—U-Net, Attention U-Net, and DeepLabV3+—were comparatively evaluated for the segmentation of diatoms in microscopic images. The experiments were conducted on a dataset consisting of 2,197 high-resolution microscopic images along with their manually annotated binary segmentation masks. All models were trained under identical experimental conditions using the same data split, training strategy, and evaluation metrics to ensure a fair comparison. Segmentation performance was assessed using Dice coefficient, Intersection over Union (IoU), precision, and recall metrics. Experimental results demonstrated that Attention U-Net and DeepLabV3+ achieved superior segmentation performance compared to the baseline U-Net model. Among the evaluated models, DeepLabV3+ produced the best results, achieving a Dice score of 0.8372 and an IoU value of 0.7728. The visual evaluation of the segmentation outputs also showed that DeepLabV3+ was able to capture thin and elongated diatom structures more accurately and consistently. These findings indicate that multi-scale contextual feature extraction plays a crucial role in improving the segmentation of complex microscopic structures such as diatoms.

Keywords: Diatom, semantic segmentation, deep learning, microscopic image analysis, convolutional neural networks.

1. Giriş

Sucul ekosistemler, küresel ekolojik dengenin korunmasında temel bir role sahiptir ve işleyişlerinde mikroskobik organizmalar belirleyici bir konumdadır [1]. Bu organizmalar arasında yer alan diyatomlar, deniz ve tatlı su ortamlarının yanı sıra nemli topraklarda ve çeşitli yüzeylerde yaygın olarak bulunan, silisli hücre duvarlarına sahip mikroalglerdir [2]. Diyatomlar, sucul besin zincirinin temel bileşenlerinden biridir ve fotosentetik aktiviteleri sayesinde dünya üzerindeki oksijen üretiminin önemli bir bölümüne katkı sağlamaktadır [3]. Ayrıca, çevresel koşullardaki değişimlere karşı yüksek duyarlılık göstermeleri nedeniyle su kalitesi değerlendirmesi ve ekolojik izleme çalışmalarında yaygın olarak biyoindikatör olarak kullanılmaktadır [4].

Diyatomların tür çeşitliliği ve morfolojik yapıları oldukça karmaşıktır. İnce, uzun, eliptik veya simetrik frustül yapıları, mikroskobik görüntülerde detaylı analiz gerektirmektedir [5]. Geleneksel yöntemlerle gerçekleştirilen

* Sorumlu yazar: banukutlu@munzur.edu.tr. Yazarların ORCID Numarası: [1] 0000-0003-3195-0263, [2] 0000-0001-6348-2754

manuel inceleme ve etiketleme süreçleri, uzman bilgisine ihtiyaç duyması, zaman alıcı olması ve öznel değerlendirmelere açık olması nedeniyle sınırlı kalmaktadır. Özellikle yüksek çözünürlüklü mikroskobik görüntülerin artan sayısı, otomatik ve güvenilir görüntü işleme yaklaşımlarına olan ihtiyacı daha da artırmaktadır [6].

Son yıllarda derin öğrenme tabanlı yöntemler, biyomedikal ve ekolojik görüntü analizi alanlarında önemli başarılar elde etmiştir. Bu yöntemler arasında yer alan anlamsal segmentasyon, bir görüntüdeki her pikselin ait olduğu sınıfın belirlenmesini amaçlayarak nesnelerin sınırlarını ve şekillerini yüksek doğrulukla ortaya koyabilmektedir [7]. Görüntü sınıflandırma veya nesne tespiti yaklaşımlarından farklı olarak, piksel seviyesinde bilgi sunması sayesinde segmentasyon yöntemleri, özellikle ince ve karmaşık yapılara sahip organizmaların analizinde büyük avantaj sağlamaktadır [8].

Diyatomların mikroskobik görüntülerde doğru bir şekilde segmentasyonu, çeşitli zorluklar içermektedir. Düşük kontrastlı sınırlar, değişken aydınlatma koşulları, arka plan gürültüsü ve diyatom türlerine bağlı morfolojik çeşitlilik, klasik görüntü işleme tekniklerinin başarısını sınırlamaktadır [9]. Eşikleme, kenar tespiti veya morfolojik işlemlere dayalı yöntemler, bu tür karmaşık koşullar altında genellenebilir ve tutarlı sonuçlar üretmekte yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle, otomatik özellik öğrenme yeteneğine sahip derin öğrenme tabanlı segmentasyon modelleri, diyatom görüntülerinin analizinde daha etkili bir çözüm sunmaktadır.

Bu çalışmada, mikroskobik görüntülerde diyatomların piksel seviyesinde segmentasyonunu gerçekleştirmek amacıyla derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon modelleri ele alınmıştır. Çalışmada, literatürde yaygın olarak kullanılan farklı Convolutional Neural Network (CNN) mimarileri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Tüm modeller, adil bir karşılaştırma sağlamak amacıyla aynı veri bölünmesi, eğitim stratejileri ve değerlendirme metrikleri kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir.

Bu çalışmanın temel amacı, diyatomların mikroskobik görüntülerde arka plandan doğru ve güvenilir bir şekilde ayrılmasını sağlayan segmentasyon modellerinin performansını incelemek ve karşılaştırmaktır. Elde edilen segmentasyon çıktılarının, ilerleyen aşamalarda gerçekleştirilecek tür sınıflandırma, morfolojik analiz ve ekolojik değerlendirme çalışmalarına sağlam bir altyapı oluşturması hedeflenmektedir.

Çalışmanın literatüre katkıları şu şekilde özetlenebilir:

- Mikroskobik diyatom görüntüleri için derin öğrenme tabanlı piksel seviyesinde bir segmentasyon yaklaşımı sunulmuştur.
- Farklı anlamsal segmentasyon mimarileri, aynı deneysel koşullar altında karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.
- Segmentasyon performansı, yaygın olarak kabul edilen nicel ölçütler kullanılarak analiz edilmiş ve modellerin güçlü ve zayıf yönleri ortaya konmuştur.
- Elde edilen sonuçlar, diyatom görüntülerinin otomatik analizi için güvenilir bir ön işleme adımı sağlamaktadır.

2. Literatürdeki Çalışmalar

Diyatomların su kalitesi ve ekolojik değişimlerin izlenmesinde biyoindikatör olarak kullanılması, mikroskobik görüntüler üzerinden otomatik analiz gereksinimini artırmıştır. Geleneksel yaklaşımlar çoğunlukla uzman gözlemi ve manuel işaretleme süreçlerine dayandığından zaman alıcıdır ve öznel hatalara açıktır. Bu nedenle diyatomların görüntülerden otomatik olarak tespit edilmesi, sınıflandırılması ve özellikle sınırlarının piksel seviyesinde ayrıştırılmasını ifade eden segmentasyon, son yıllarda bilgisayarlı görü ve derin öğrenme alanında önemli bir araştırma konusu hâline gelmiştir.

Diyatomların taksonomik tanımlanmasına yönelik ilk derin öğrenme çalışmaları, CNN'in mikroskobik görüntüler üzerinde yüksek doğruluk potansiyeli taşıdığını göstermiştir. Örneğin, Pedraza ve ark. diyatom sınıflandırmasında derin CNN tabanlı yaklaşımların uygunluğunu ortaya koymuş ve otomatik sınıflandırmanın su kalitesi değerlendirmesinde kullanılabilirliğini vurgulamıştır [10]. Kloster ve ark. virtual slide formatındaki görüntüler üzerinde derin öğrenme ile diyatom taksonomisini ele almış, görüntüleme alanındaki çeşitliliğin modele özel uyarlamalar gerektirdiğini göstermiştir [11]. Pu ve arkadaşları, çok sayıda cins ve türü içeren geniş bir diyatom görüntü koleksiyonu oluşturmuş, ön işleme, segmentasyon ve veri artırma stratejileri ile sınıflandırma başarımını artırmayı hedeflemiştir [12].

Gündüz ve ark., kenar tespiti ve derin öğrenme bileşenlerini birleştirerek otomatik segmentasyonu hedeflemiş ve gerçek görüntülerdeki zorluklara dikkat çekmiştir [13]. Gündüz ve Günal, sınırlı hesaplama kaynaklarında çalışabilecek bir CNN mimarisi (DiatomNet) önererek diyatom sınıflandırmasında kaynak verimliliği hedeflemiştir [14]. Ruiz-Santaquiteria ve ark., mikroskobik alglerin segmentasyonu üzerine yapılan derin öğrenme yaklaşımlarını incelemiş ve semantic segmentation ile instance segmentation yöntemlerini karşılaştırmışlardır. Çalışmada, Mask-R-CNN gibi instance segmentasyon modellerinin çakışan nesneleri ayırt etmede daha başarılı

olduğu gösterilmiş, özellikle çoklu diyatom içeren görüntülerinde instance segmentasyonun avantajları vurgulanmıştır [15].

Son yıllarda, derin öğrenme tabanlı segmentasyon mimarilerinin biyomedikal görüntülerdeki başarımı, diyatom gibi ince ve karmaşık yapılara sahip nesneler için de referans alınmaktadır. Ronneberger ve ark. tarafından önerilen U-Net mimarisi, hücre ve doku segmentasyonunda elde ettiği başarı sayesinde mikroskobik görüntü analizi alanında standart bir yaklaşım hâline gelmiştir [16]. U-Net'in dikkat mekanizmalarıyla geliştirilmiş varyantları ve çok ölçekli bağlam yakalama yeteneğine sahip DeepLabV3+ gibi mimariler, özellikle küçük ve uzun yapılı biyolojik nesnelerin segmentasyonunda etkili sonuçlar sunmaktadır. Zunair ve Hamza, klasik U-Net mimarisini geliştirerek Sharp U-Net adını verdikleri bir derin öğrenme modeli önermiştir [17]. Sharp U-Net mimarisi, standart konvolüsyon katmanları yerine depthwise separable convolution yapısını kullanarak model parametre sayısını ve hesaplama maliyetini önemli ölçüde azaltmayı amaçlamaktadır. Bu sayede, daha hafif bir ağ yapısı elde edilirken segmentasyon doğruluğunun korunması hedeflenmiştir. Ibtehaz ve Rahman, klasik U-Net mimarisini yeniden ele alarak MultiResUNet adını verdikleri geliştirilmiş bir segmentasyon mimarisi önermiştir [18]. Önerilen yaklaşım, U-Net'in temel yapısını korurken, çok çözünürlüklü özellik çıkarımını güçlendiren MultiRes blokları ve ağ içi özellik uyumsuzluklarını azaltmayı hedefleyen ResPath yapıları ile mimariyi zenginleştirmektedir. Iqbal ve ark., klasik U-Net mimarisini geliştirerek FF-UNet (Feature-Fused U-Net) adını verdikleri bir segmentasyon modeli önermiştir [19]. Önerilen mimaride, farklı alıcı alanlara sahip özellik haritalarının birleştirildiği özellik füzyon modülü ve hedef bölgelere odaklanmayı sağlayan dikkat kapıları kullanılarak bağlamsal bilgi ile uzamsal hassasiyet arasında daha dengeli bir yapı elde edilmesi amaçlanmıştır. Tatlı ve Budak, biyomedikal görüntü segmentasyonu için klasik U-Net mimarisini geliştirerek U-Net11 adını verdikleri, 11 konvolüsyon katmanına sahip yeni bir varyant önermiştir [20]. Çalışmada, farklı katman derinliklerine sahip U-Net modelleri üç farklı veri seti üzerinde karşılaştırılmış ve U-Net11 modelinin daha dengeli bir performans sunduğu gösterilmiştir. Deneysel sonuçlar, U-Net11'in meme kanseri, akciğer ve çekirdek segmentasyonu görevlerinde klasik U-Net'e kıyasla Dice katsayısında belirgin iyileşmeler sağladığını ortaya koymuştur.

Literatürdeki çalışmalar, diyatomların mikroskobik görüntülerden otomatik olarak analiz edilmesinde derin öğrenme tabanlı yaklaşımların önemli avantajlar sunduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle U-Net ve türevi mimarilerin biyomedikal görüntü segmentasyonunda elde ettiği başarılar, diyatom gibi ince ve karmaşık yapılara sahip organizmaların analizinde de referans olarak kullanılmaktadır. Mevcut çalışmaların önemli bir bölümü ya sınıflandırma problemine odaklanmış ya da segmentasyon görevini sınırlı sayıda mimari ile ele almıştır. Ayrıca, farklı veri setleri ve deneysel koşullar altında gerçekleştirilen çalışmalar, mimariler arası doğrudan karşılaştırmayı zorlaştırmaktadır. Bu bağlamda, diyatom segmentasyonu için farklı derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon modellerinin aynı veri seti ve aynı deneysel kurulum altında karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi, literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı hedeflemektedir.

3. Materyal ve Yöntem

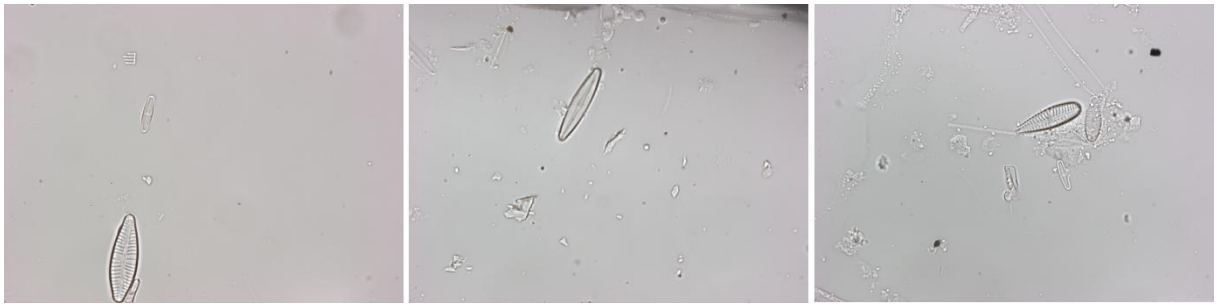
Bu çalışmada, mikroskobik diyatom görüntülerinin piksel seviyesinde ayrıştırılmasına yönelik olarak derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon yaklaşımları ele alınmıştır. Öncelikle kullanılan veri setinin özellikleri ve ön işleme adımları açıklanmakta, ardından çalışmada değerlendirilen segmentasyon mimarileri detaylı biçimde tanıtılmaktadır. U-Net ve literatürde yaygın olarak kullanılan farklı türevlerinin, diyatom segmentasyonu problemindeki performanslarını karşılaştırmalı olarak incelemek amacıyla ortak bir deneysel kurulum oluşturulmuştur. Ayrıca model eğitimi sürecinde kullanılan parametreler, değerlendirme ölçütleri ve deneysel tasarımın ayrıntıları sunularak, elde edilen sonuçların tekrarlanabilirliği ve karşılaştırılabilirliği sağlanmıştır.

3.1. Veri seti

Bu çalışmada, mikroskobik diyatom görüntülerinin piksel seviyesinde segmentasyonunu gerçekleştirmek amacıyla, manuel olarak etiketlenmiş bir diyatom görüntü veri seti kullanılmıştır [21]. Veri seti, farklı türlere ait diyatomların yüksek çözünürlüklü mikroskobik görüntülerini ve bu görüntülere karşılık gelen segmentasyon maskelerini içermektedir. Diyatomların morfolojik çeşitliliğini ve gerçek mikroskobik görüntüleme koşullarını yansıtması bakımından veri seti, segmentasyon probleminin zorluk derecesini artıran önemli özelliklere sahiptir.

Veri seti toplamda 2197 adet renkli mikroskobik görüntü içermekte olup bu görüntülerde 3027 adet diyatom örneği yer almaktadır. Diyatomlar 68 farklı türe aittir ve her bir görüntü, 2112×1584 piksel çözünürlüğe sahiptir. Yüksek çözünürlük, diyatomların ince yapısal detaylarının korunmasını sağlamakla birlikte, segmentasyon sürecini daha zorlu hale getirmektedir. Şekil 1'de, veri setinde yer alan farklı mikroskobik diyatom görüntülerinden

örnekler görülmektedir. Görüntüler, değişken aydınlatma koşulları, arka plan gürültüsü ile farklı boyut ve şekillere sahip diyatomları içermektedir.



Şekil 1. Veri setinde yer alan farklı mikroskobik diyatom örnekleri.

Veri seti görüntüler, segmentasyon maskeleri ve açıklama dosyaları dizinlerinden oluşmaktadır oluşmaktadır. Görüntüler dizini, diyatomların yer aldığı orijinal RGB mikroskobik görüntüleri içermektedir. Görüntüler, değişken aydınlatma koşulları, arka plan gürültüsü ve farklı yoğunluk seviyeleri gibi gerçekçi mikroskobik görüntüleme özelliklerini barındırmaktadır. Segmentasyon maskeleri, her bir görüntüye karşılık gelen, diyatomların piksel seviyesinde etiketlendiği ikili segmentasyon maskelerini içermektedir. Maskelerde diyatom bölgeleri beyaz (1), arka plan ise siyah (0) olarak ifade edilmektedir. Açıklama dosyaları dizininde, görüntülerin boyut bilgileri, diyatom tür isimleri ve sınırlayıcı kutu (bounding box) koordinatlarını içeren açıklama dosyaları bulunmaktadır. Bu çalışmada xml dosyaları doğrudan kullanılmamış yalnızca segmentasyon maskeleri temel alınmıştır.

Segmentasyon sürecinde, her bir orijinal mikroskobik görüntü ile ona karşılık gelen maske dosyası birebir eşleştirilerek kullanılmıştır. Maskeler, model eğitimine uygun hale getirilmesi amacıyla ikili forma dönüştürülmüş ve diyatom ile arka plan ayrımı netleştirilmiştir. Veri setindeki tüm görüntüler ve maskeler, eğitim sürecinde kullanılmak üzere yeniden boyutlandırılmıştır.

3.2. Segmentasyon modelleri

Bu çalışmada, mikroskobik diyatom görüntülerinin piksel seviyesinde segmentasyonunu gerçekleştirmek amacıyla derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon modelleri kullanılmıştır. Segmentasyon problemi, diyatomların ince yapıları, düşük kontrastlı sınırları ve karmaşık arka plan koşulları nedeniyle zorlu bir görev olduğu için U-Net, Attention U-Net ve DeepLabV3+ modelleri uygulanmıştır.

Bu çalışmada segmentasyon modellerinin seçiminde, biyomedikal ve mikroskobik görüntü analizinde yaygın olarak kullanılan ve farklı mimari özellikleri temsil eden derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar tercih edilmiştir. U-Net modeli, biyomedikal görüntü segmentasyonu alanında referans kabul edilen temel bir mimari olması nedeniyle karşılaştırma için başlangıç noktası olarak seçilmiştir. Attention U-Net modeli, U-Net mimarisine dikkat mekanizması ekleyerek hedef nesnelere odaklanma yeteneğini artıran geliştirilmiş bir yaklaşımı temsil etmektedir. DeepLabV3+ modeli ise atrous konvolüsyonlar ve çok ölçekli bağlamsal özellik çıkarımı sayesinde karmaşık ve farklı ölçeklerdeki nesnelerin segmentasyonunda güçlü performans sunan ileri düzey bir mimaridir. Bu üç modelin birlikte değerlendirilmesi, hem temel bir mimarinin hem de gelişmiş dikkat ve çok ölçekli özellik öğrenme mekanizmalarının diyatom segmentasyonu üzerindeki etkisini karşılaştırmalı olarak incelemeye olanak sağlamaktadır.

U-Net, özellikle biyomedikal görüntü segmentasyonu alanında yaygın olarak kullanılan ve referans kabul edilen bir derin öğrenme modelidir [22]. Simetrik bir kodlayıcı–çözücü yapıya sahip olan U-Net, aşağı örnekleme ve yukarı örnekleme katmanları arasında kurulan atlama bağlantıları sayesinde hem düşük seviyeli uzamsal bilgiyi hem de yüksek seviyeli anlamsal özellikleri etkin bir şekilde birleştirebilmektedir [23]. Bu çalışmada U-Net, diyatom segmentasyonu için temel bir karşılaştırma modeli olarak kullanılmıştır. İnce ve uzun morfolojik yapılara sahip diyatomların sınırlarının korunmasında atlama bağlantılarının sağladığı avantajlar nedeniyle, U-Net mimarisinin bu problem için uygun bir başlangıç noktası sunduğu değerlendirilmektedir.

Attention U-Net, klasik U-Net mimarisine dikkat mekanizması eklenerek geliştirilmiş bir modeldir. Bu mimaride, çözücü katmanlarında kullanılan dikkat kapıları, ağın ilgili uzamsal bölgeleri vurgulamasını ve önemsiz arka plan özelliklerini bastırmasını sağlamaktadır [24]. Attention U-Net, segmentasyonu hedeflenen nesnelere daha fazla odaklanabilmektedir. Diyatom görüntülerinde arka plan gürültüsü, farklı yoğunluk seviyeleri ve küçük

boyutlu yapılar, segmentasyon performansını olumsuz etkileyebilmektedir. Attention U-Net mimarisi, bu tür zorlukların üstesinden gelmek amacıyla çalışmaya dâhil edilmiştir. Attention U-Net sayesinde, dikkat mekanizmasının diyatomların ince yapılarının daha doğru bir şekilde ayrıştırılmasına olan katkısı incelenmiştir.

DeepLabV3+, çok ölçekli bağlamsal bilgiyi etkin bir şekilde yakalayabilen gelişmiş bir anlamsal segmentasyon modelidir [25]. DeepLabV3+, farklı ölçeklerdeki nesnelerin temsilini güçlendirmektedir. Ayrıca, kodlayıcı–çözücü yapısı ile hem global bağlam bilgisi hem de detaylı uzamsal bilgiler bir arada kullanılabilmektedir [26]. Bu çalışmada DeepLabV3+, diyatomların farklı boyut ve şekillerdeki morfolojik yapılarının segmentasyonundaki başarımını değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Özellikle uzun ve ince diyatom yapılarının çok ölçekli özelliklerinin yakalanmasında bu mimarinin sağlayabileceği avantajların incelenmesi hedeflenmiştir.

3.3. Deneysel kurulum

Bu çalışmada uygulanan tüm segmentasyon modelleri, tutarlı bir karşılaştırma sağlamak amacıyla aynı deneysel koşullar altında eğitilmiştir. Eğitim sürecinde veri setinin bölünmesi, ön işleme adımları, veri artırma stratejileri, ağ parametreleri ve optimizasyon yöntemleri tüm modeller için sabit tutulmuştur. Deneysel çalışmalarda veri setinin %80'i eğitim, %10'u doğrulama ve %10'u test olarak ayrılmıştır. Bu ayrım ile modellerin genelleme durumunu değerlendirmek ve aşırı öğrenmenin önüne geçmek amaçlanmıştır. Tüm modeller, aynı veri bölünmesi üzerinde eğitilmiş ve test edilmiştir. Tüm mikroskobik görüntüler ve karşılık gelen segmentasyon maskeleri, model giriş boyutuna uygun olacak şekilde yeniden boyutlandırılmıştır. Görüntü verileri [0,1] aralığında normalize edilmiş, segmentasyon maskeleri ise ikili formata dönüştürülerek diyatom ile arka plan ayrımı netleştirilmiştir.

Diyatom görüntülerinin sınırlı sayıda olması ve morfolojik çeşitliliğin artırılması amacıyla eğitim sürecinde veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Bu kapsamda, eğitim verileri üzerinde rastgele yatay ve dikey çevirme işlemleri ile parlaklık ve kontrast değişimleri gerçekleştirilmiştir. Veri artırma işlemleri yalnızca eğitim kümesi üzerinde uygulanmış, doğrulama ve test verileri üzerinde herhangi bir artırma işlemi yapılmamıştır. Tüm modeller, Adam optimizasyon algoritması kullanılarak eğitilmiştir. Kayıp fonksiyonu olarak, segmentasyon problemlerinde yaygın olarak tercih edilen Binary Cross-Entropy ve Dice kaybının birleşimi kullanılmıştır. Kullanılan kayıp fonksiyonu, sınıf dengesizliği probleminin azaltılmasına ve diyatom sınırlarının daha doğru öğrenilmesine katkı sağlamaktadır.

Eğitim sürecinde başlangıç öğrenme oranı sabit bir değer olarak belirlenmiş ve doğrulama performansına bağlı olarak dinamik şekilde güncellenmiştir. Doğrulama kaybında iyileşme gözlenmediği durumlarda öğrenme oranı azaltılmış, böylece modelin daha kararlı bir şekilde yakınsaması sağlanmıştır. Ayrıca, doğrulama performansına dayalı erken durdurma mekanizması kullanılarak aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir.

Uygulanan modellerinin eğitiminde, dengeli bir performans elde etmek amacıyla belirli hiperparametreler tanımlanmıştır. Tüm modeller için ortak hiperparametreler kullanılarak adil bir karşılaştırma sağlanmıştır. Mikroskobik görüntülerin yüksek çözünürlüklü olması nedeniyle, hesaplama maliyetini azaltmak ve GPU belleğini verimli kullanmak amacıyla tüm görüntüler 512×512 piksel boyutuna yeniden ölçeklendirilmiştir. Eğitim sürecinde batch boyutu 8 olarak belirlenmiştir. Tüm modeller, Adam optimizasyon algoritması ile eğitilmiştir. Başlangıç öğrenme oranı 0.001 olarak belirlenmiş, doğrulama performansında iyileşme gözlenmediği durumlarda öğrenme oranı dinamik olarak azaltılmıştır.

Modeller, maksimum 30 epoch boyunca eğitilmiştir. Aşırı öğrenmenin önüne geçmek amacıyla, doğrulama Dice katsayısına dayalı erken durdurma uygulanmıştır. Ayrıca, doğrulama performansında belirli bir süre iyileşme gözlenmediğinde öğrenme oranının azaltılmasını sağlayan öğrenme oranı zamanlayıcısı kullanılmıştır. En iyi model ağırlıkları, doğrulama kümesi üzerinde elde edilen en yüksek Dice katsayısına göre kaydedilmiştir. Eğitim sürecinde, ağ ağırlıkları rastgele başlatılmış ve deneylerin tekrarlanabilirliğini sağlamak amacıyla sabit rastgelelik değerleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada gerçekleştirilen deneyler, NVIDIA tabanlı bir grafik işlem birimi (GPU) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Modellerin eğitimi sırasında hesaplama işlemleri GPU üzerinde yürütülmüş, veri ön işleme ve diğer yardımcı işlemler ise merkezi işlem birimi (CPU) tarafından gerçekleştirilmiştir. Deneylerin tekrarlanabilirliğini artırmak amacıyla Python, NumPy ve derin öğrenme kütüphanesinde rastgelelik sabiti (random seed) sabit bir değer olarak belirlenmiştir. Bu sayede model eğitim sürecinde veri karıştırma, ağırlık başlatma ve veri artırma işlemlerinin her çalıştırmada aynı şekilde gerçekleşmesi sağlanmıştır.

3.4. Değerlendirme metrikleri

Uygulanan segmentasyon modellerinin başarısı, piksel seviyesinde değerlendirme yapan metrikler kullanılarak analiz edilmiştir. Diyatom segmentasyonu, diyatom piksellerinin arka plan piksellerine kıyasla sayıca oldukça az olması nedeniyle sınıf dengesizliği içeren bir yapıdadır. Bu nedenle doğruluk yerine, örtüşme ve hata türlerini daha iyi yansıtan değerlendirme metrikleri tercih edilmiştir. Segmentasyon performansının değerlendirilmesinde Dice katsayısı, Intersection over Union (IoU), Hassasiyet (precision) ve duyarlılık (recall) ölçütleri kullanılmıştır. Bu ölçütler, hem diyatom bölgelerinin doğru bir şekilde tespit edilmesini hem de arka plan pikselleriyle olan ayrımı ayrıntılı biçimde analiz etmeye olanak tanımaktadır.

Dice katsayısı, Denklem 1'de görüldüğü gibi tahmin edilen segmentasyon maskesi ile gerçek maske arasındaki örtüşme oranını ölçen bir benzerlik metriğidir [27]. Özellikle segmentasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılan bu ölçüt, küçük nesnelerin bulunduğu görüntülerde yüksek duyarlılık sağlaması nedeniyle tercih edilmektedir.

$$Dice = \frac{2.TP}{2.TP + FP + FN} \tag{1}$$

Denklem 1'de görülüğü gibi doğru pozitif (True Positive-TP), doğru şekilde segmentlenen diyatom pikselleri, yanlış pozitif (False Positive-FP) arka plan olup diyatom olarak tahmin edilen pikselleri ve yanlış negatif (False Negative-FN) ise diyatom olup arka plan olarak tahmin edilen pikselleri ifade etmektedir. Dice katsayısının 1'e yaklaşması, segmentasyon başarımının arttığını göstermektedir.

IoU, Denklem 2'de görüldüğü gibi tahmin edilen maske ile gerçek maske arasındaki kesişim alanının birleşim alanına oranını ifade eden bir metriktir [28]. Segmentasyon modellerinin genel başarısını değerlendirmede sıklıkla kullanılan IoU metriği, daha katı bir değerlendirme sunması nedeniyle Dice katsayısını tamamlayıcı niteliktedir.

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{2}$$

IoU değerinin yüksek olması, diyatom bölgelerinin sınırlarının daha doğru bir şekilde tahmin edildiğini göstermektedir.

Hassasiyet, Denklem 3'te görüldüğü gibi model tarafından diyatom olarak tahmin edilen piksellerin ne kadarının gerçekten diyatoma ait olduğunu göstermektedir [29]. Yüksek hassasiyet değeri, modelin arka plan piksellerini yanlışlıkla diyatom olarak etiketleme eğiliminin düşük olduğunu ifade etmektedir.

$$Hassasiyet = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3}$$

Duyarlılık, Denklem 4'te görüldüğü gibi gerçek diyatom piksellerinin ne kadarının model tarafından doğru şekilde tespit edildiğini göstermektedir [30]. Özellikle küçük ve ince yapılı diyatomların kaçırılmaması açısından önemli bir ölçüttür.

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4}$$

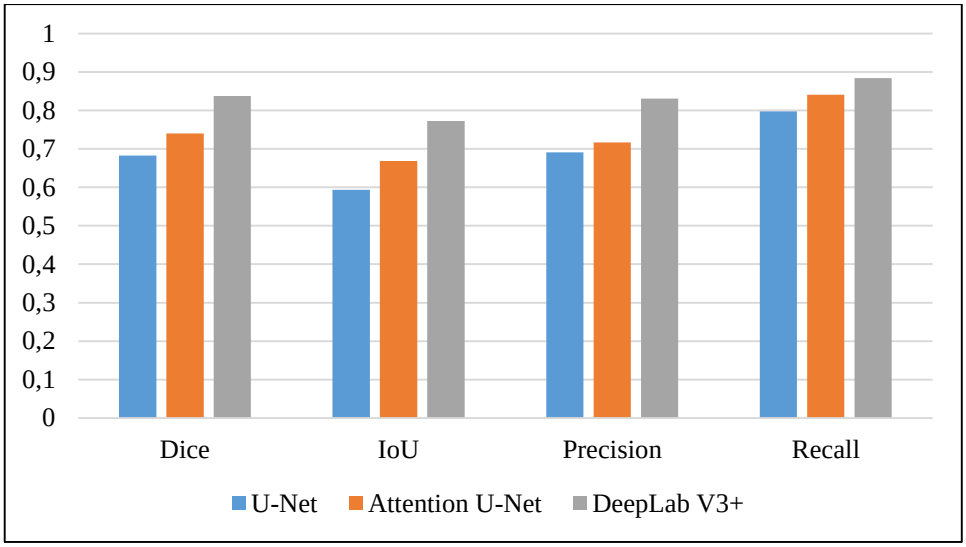
4. Deneysel Sonuçlar

Bu bölümde, mikroskobik diyatom görüntülerinin segmentasyonu için uygulanan U-Net, Attention U-Net ve DeepLabV3+ modellerinin performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Modellerin performansları, test kümesi üzerinde hesaplanan Dice katsayısı, IoU, precision ve recall metrikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Ayrıca, segmentasyon çıktılarının görsel kalitesi, gerçek maske ve model tahminleriyle karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Tablo 1 ve Şekil 2'de, üç farklı derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon modelinin test kümesi üzerindeki performans sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 1. Deneysel sonuçlar.

Model	Dice	IoU	Precision	Recall
U-Net	0,6823	0,5937	0,6911	0,7979
Atention U-Net	0,7402	0,6687	0,7164	0,8409
DeepLabV3+	0,8372	0,7728	0,8307	0,8839

Tablo 1'de ve Şekil 2'de klasik U-Net modeli temel bir segmentasyon başarısı sunduğu ancak diyatomların ince ve uzun yapılarının tamamını yakalamakta sınırlı kaldığı görülmektedir. U-Net modeli, görece yüksek recall değerine rağmen daha düşük Dice ve IoU skorları üretmiştir. Bu durum, modelin diyatom bölgelerinin önemli bir kısmını tespit edebilmesine karşın, sınır doğruluğu ve örtüşme başarımında sınırlamalar yaşadığını göstermektedir.

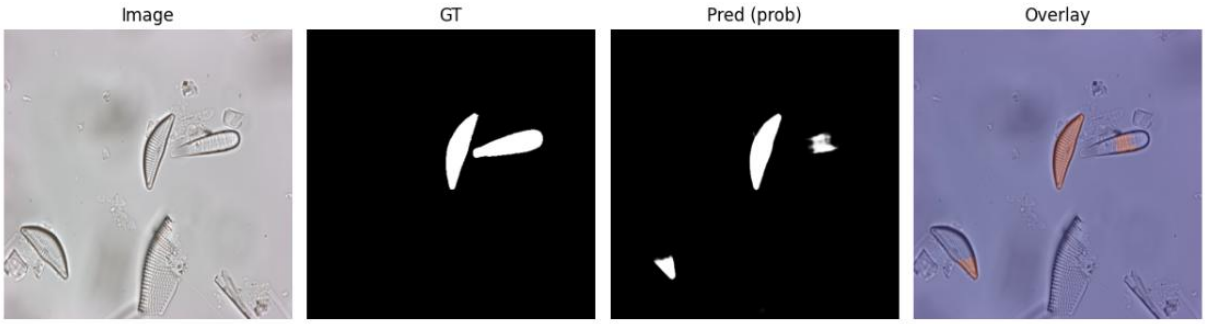


Şekil 2. U-Net, Attention U-Net ve DeepLabV3+ modellerinin test kümesi üzerindeki performanslarının karşılaştırılması.

Attention U-Net, klasik U-Net'e kıyasla tüm metriklerde belirgin bir iyileşme sağlamıştır. Özellikle Dice ve IoU değerlerindeki artış, dikkat mekanizmasının diyatom bölgelerine odaklanarak arka plan gürültüsünün etkisini azalttığını göstermektedir. Precision ve recall değerlerindeki dengeli artış, Attention U-Net'in hem yanlış pozitif hem de yanlış negatif tahminleri azaltmada daha başarılı olduğunu ortaya koymaktadır.

En yüksek performans, tüm değerlendirme metriklerinde DeepLabV3+ tarafından elde edilmiştir. DeepLabV3+'ın Dice katsayısının 0,8372 ve IoU değerinin 0,7728 olması, modelin gerçek maske ile tahmin edilen maske arasındaki örtüşmeyi yüksek doğrulukla sağladığını göstermektedir. Özellikle yüksek precision ve recall değerleri, modelin diyatom piksellerini doğru şekilde ayırt ederken arka plan piksellerini yanlış etiketleme eğiliminin düşük olduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, DeepLabV3+ mimarisinin çok ölçekli bağlamsal bilgi yakalama yeteneğinin, diyatomların farklı boyut ve morfolojilerinin segmentasyonunda önemli bir avantaj sağladığını göstermektedir.

Şekil 3'te, test kümesinden örnek olarak seçilen bir mikroskobik görüntü için orijinal görüntü, gerçek maske (GT), model tarafından üretilen olasılık tabanlı tahmin (Pred) ve üst üste bindirilmiş segmentasyon sonucu (Overlay) gösterilmektedir.



Şekil 3. Orijinal görüntü, gerçek segmentasyon maskesi, model tahmini ve üst üste bindirilmiş segmentasyon.

Şekil 3'te görüldüğü üzere, DeepLabV3+ modeli diyatomların sınırlarını yüksek doğrulukla belirleyebilmekte ve ince, uzun frustül yapılarının bütünlüğünü büyük ölçüde koruyabilmektedir. Gerçek maske ile karşılaştırıldığında, tahmin edilen segmentasyon bölgelerinin diyatom şekilleriyle yüksek oranda örtüştüğü gözlemlenmektedir. Overlay görüntüsünde, diyatomların sınırlarının arka planla net bir şekilde ayrıldığı ve yanlış segmentasyon bölgelerinin oldukça sınırlı olduğu görülmektedir. Klasik U-Net modelinde özellikle diyatomların uç kısımlarında ve düşük kontrastlı bölgelerde eksik veya parçalı segmentasyonlar oluşabildiği gözlemlenmiştir. Attention U-Net modeli ise bu tür hataları kısmen azaltmış, ancak DeepLabV3+ kadar tutarlı ve pürüzsüz sınırlar üretememiştir. Bu durum, DeepLabV3+ mimarisinin atrous konvolüsyonlar ve çok ölçekli bağlam yakalama yapısı sayesinde hem global hem de lokal özellikleri daha etkin şekilde öğrenebildiğini göstermektedir. DeepLabV3+ modelinin mikroskobik diyatom görüntülerinin segmentasyonu için en dengeli ve güvenilir performansı sunduğu görülmektedir. Attention U-Net modeli, dikkat mekanizması sayesinde klasik U-Net'e kıyasla anlamlı bir iyileşme sağlarken, DeepLabV3+ özellikle sınır doğruluğu ve örtüşme metriklerinde belirgin bir üstünlük göstermiştir. Bu bulgular, diyatomların karmaşık morfolojik yapılarının segmentasyonunda çok ölçekli bağlamsal bilgi kullanımının kritik önem taşıdığını ortaya koymaktadır.

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, mikroskobik diyatom görüntülerinin piksel seviyesinde segmentasyonu için derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon yaklaşımları ele alınmış ve U-Net, Attention U-Net ve DeepLabV3+ modelleri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Tüm modeller, aynı veri seti, aynı deneysel kurulum ve aynı değerlendirme metrikleri altında eğitilerek test edilmiş, böylece adil ve tutarlı bir karşılaştırma ortamı oluşturulmuştur.

Deneysel sonuçlar, segmentasyon performansının kullanılan mimariye bağlı olarak anlamlı biçimde değiştiğini göstermiştir. Klasik U-Net modeli, diyatom bölgelerinin genel olarak tespit edilebildiği temel bir segmentasyon başarımı sunmuştur ancak özellikle diyatomların ince, uzun ve düşük kontrastlı sınırlarında sınırlı bir örtüşme performansı sergilemiştir. Attention U-Net mimarisi ise dikkat mekanizması sayesinde arka plan gürültüsünün etkisini azaltarak U-Net'e kıyasla tüm değerlendirme metriklerinde daha yüksek sonuçlar üretmiştir. Bu durum, diyatom segmentasyonunda ilgili uzamsal bölgelerin vurgulanmasının performansı olumlu yönde etkilediğini ortaya koymaktadır.

Çalışmada en yüksek segmentasyon başarımı DeepLabV3+ modeli ile elde edilmiştir. DeepLabV3+, Dice ve IoU gibi örtüşme temelli metriklerin yanı sıra precision ve recall değerlerinde de diğer modellere kıyasla belirgin bir üstünlük göstermiştir. Bu sonuçlar, modelin hem diyatom piksellerini doğru şekilde tespit etme hem de arka plan piksellerini yanlış sınıflandırmaktan kaçınma konusunda dengeli bir performans sunduğunu göstermektedir. DeepLabV3+ mimarisinin çok ölçekli bağlamsal bilgi yakalama yeteneği, diyatomların farklı boyut ve morfolojik yapılara sahip özelliklerinin segmentasyonunda önemli bir avantaj sağlamıştır.

Segmentasyon çıktılarının incelenmesi, DeepLabV3+ modelinin diyatom sınırlarını daha pürüzsüz ve bütüncül biçimde belirleyebildiğini, özellikle ince ve uzun yapılı diyatomlarda sınır kayıplarını büyük ölçüde azalttığını göstermiştir. Attention U-Net modeli, klasik U-Net'e kıyasla daha tutarlı sonuçlar üretmiş olsa da, bazı karmaşık bölgelerde parçalı segmentasyon eğilimleri sergilemiştir. Bu gözlemler, nicel metriklerde elde edilen sonuçlarla tutarlılık göstermektedir.

Deneysel bulgular, mikroskobik diyatom görüntülerinin otomatik ve güvenilir bir şekilde segmentasyonu için derin öğrenme tabanlı anlamsal segmentasyon yaklaşımlarının etkinliğini ortaya koymuştur. Özellikle

DeepLabV3+ mimarisinin diyatom segmentasyonu probleminde güçlü bir aday olduğu görülmektedir. DeepLabV3+, diyatomların otomatik analizi için sağlam bir ön işleme adımı sunmakta ve ilerleyen aşamalarda gerçekleştirilecek tür sınıflandırma, morfolojik ölçüm ve ekolojik değerlendirme çalışmalarına katkı sağlayabilecek niteliktedir.

Bu çalışmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Öncelikle kullanılan veri seti tek bir veri kaynağından elde edilmiş olup, farklı mikroskop sistemleri veya farklı görüntüleme koşullarına sahip veri setleri ile test edilmemiştir. Ayrıca veri setinde yer alan diyatom görüntülerinin sayısı ve çeşitliliği, gerçek ekosistemlerde karşılaşılabilecek tüm morfolojik varyasyonları tam olarak temsil etmeyebilir. Bunun yanında diyatom piksellerinin arka plan piksellerine kıyasla daha az olması, segmentasyon problemlerinde sıklıkla karşılaşılan sınıf dengesizliği durumunu ortaya çıkarmaktadır. Gelecek çalışmalarda farklı veri setleri ile çapraz veri seti değerlendirmelerinin yapılması ve daha geniş ölçekli görüntü koleksiyonlarının kullanılması, geliştirilen modellerin genellenebilirliğini daha kapsamlı şekilde değerlendirmeye katkı sağlayacaktır.

Gelecek çalışmalarda, farklı veri setleri üzerinde genelleme analizlerinin yapılması ve segmentasyon sonuçlarının tür tanıma ve ekolojik indeks hesaplama süreçleriyle bütünleştirilmesi hedeflenmektedir. Bunun yanı sıra, özellikle bir görüntü içerisinde birden fazla diyatomun bulunduğu durumlarda nesnelerin birbirinden ayrıştırılmasını sağlayan instance segmentation yaklaşımlarının incelenmesi önemli bir araştırma yönü olarak değerlendirilmektedir. Bu kapsamda Mask R-CNN gibi instance segmentasyon modellerinin kullanılması, çoklu diyatom içeren mikroskobik görüntülerde her bir diyatomun ayrı bir nesne olarak tespit edilmesine ve daha ayrıntılı morfolojik analizlerin yapılmasına olanak sağlayabilir. Ayrıca daha hafif ve hesaplama açısından verimli modellerin geliştirilmesi, saha uygulamaları ve gerçek zamanlı analiz sistemleri için önemli bir araştırma yönü olarak görülmektedir.

Kaynaklar

[1] Lobus NV, Kulikovskiy MS. The co-evolution aspects of the biogeochemical role of phytoplankton in aquatic ecosystems: A review. Biology 2023; 12(1): 92.

[2] B-Béres V, Stenger-Kovács C, Buczkó K, Padisák J, Selmeczy GB, Lengyel E, Tapolczai K. Ecosystem services provided by freshwater and marine diatoms. Hydrobiologia 2023; 850(12): 2707-2733.

[3] Barua P. Diatoms as Microbial Architects of the Silica Cycle: Ecological Significance, Biogenic Bioactives, and Emerging Biotechnological Applications. Microbial Bioactives 2025; 8(1): 1-12.

[4] Costa APT, Schneck F. Diatoms as indicators in running waters: trends of studies on biological assessment and monitoring. Environmental Monitoring and Assessment 2022; 194(10): 695.

[5] Hamed A. A brief and general overview on diatoms and their applications. Egyptian Journal of Phycology 2023; 24(1): 1-53.

[6] Barsanti L, Birindelli L, Gualtieri P. Water monitoring by means of digital microscopy identification and classification of microalgae. Environmental Science: Processes & Impacts 2021; 23(10): 1443-1457.

[7] Yu Y, Wang C, Fu Q, Kou R, Huang F, Yang B, Gao M. Techniques and challenges of image segmentation: A review. Electronics 2023; 12(5): 1199.

[8] Singh S, Mittal N, Thakur D, Singh H, Oliva D, Demin A. Nature and biologically inspired image segmentation techniques. Archives of Computational Methods in Engineering 2022; 29(3): 1415-1442.

[9] Mittal S, Srivastava S, Jayanth JP. A survey of deep learning techniques for underwater image classification. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems 2022; 34(10): 6968-6982.

[10] Pedraza A, Bueno G, Deniz O, Cristóbal G, Blanco S, Borrego-Ramos M. Automated diatom classification (Part B): a deep learning approach. Applied Sciences 2017; 7(5): 460.

[11] Kloster M, Langenkämper D, Zurowietz M, Beszteri B, Nattkemper TW. Deep learning-based diatom taxonomy on virtual slides. Scientific reports 2020; 10(1): 14416.

[12] Pu S, Zhang F, Shu Y, Fu W. Microscopic image recognition of diatoms based on deep learning. Journal of phycology 2023; 59(6): 1166-1178.

[13] Gündüz H, Solak CN, Günal S. Segmentation of diatoms using edge detection and deep learning. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences 2022; 30(6): 2268-2285.

[14] Gunduz H, Gunal S. A lightweight convolutional neural network (CNN) model for diatom classification: DiatomNet. PeerJ Computer Science 2024; 10: e1970.

[15] Ruiz-Santaquiteria J, Bueno G, Deniz O, Vallez N, Cristobal G. Semantic versus instance segmentation in microscopic algae detection. Engineering Applications of Artificial Intelligence 2020; 87: 103271.

[16] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention; 5-9 October 2015; Munich, Germany: Cham: Springer international publishing. pp. 234-241.

[17] Zunair H, Hamza AB. Sharp U-Net: Depthwise convolutional network for biomedical image segmentation. Computers in biology and medicine 2021; 136: 104699.

[18] Ibtehaz N, Rahman MS. MultiResUNet: Rethinking the U-Net architecture for multimodal biomedical image segmentation. Neural networks 2020; 121: 74-87.
[19] Iqbal A, Sharif M, Khan MA, Nisar W, Alhaisoni M. FF-UNet: a U-shaped deep convolutional neural network for multimodal biomedical image segmentation. Cognitive Computation 2022; 14(4): 1287-1302.
[20] Tatli U, Budak C. Biomedical image segmentation with modified U-Net. Traitement du Signal 2023; 40(2): 523-531.
[21] Gündüz, Hüseyin. 2023. Diatom Dataset. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/huseyingunduz/diatom-dataset/data (Erişim Tarihi: 19.09.2025)
[22] Du G, Cao X, Liang J, Chen X, Zhan Y. Medical image segmentation based on U-net: A review. Journal of Imaging Science & Technology 2020; 64(2).
[23] Kazerouni IA, Dooly G, Toal D. Ghost-UNet: an asymmetric encoder-decoder architecture for semantic segmentation from scratch. IEEE Access 2021; 9: 97457-97465.
[24] Saifullah S, Drężewski R, Yudhana A, Wielgosz M, Caesarendra W. Modified U-Net with attention gate for enhanced automated brain tumor segmentation. Neural Computing and Applications 2025; 37(7): 5521-5558.
[25] Li P, Zhou J, Xu X. Real-time image semantic segmentation based on improved deeplabv3+ network. Big Data and Cognitive Computing 2025; 9(6): 152.
[26] Du S, Du S, Liu B, Zhang X. Incorporating DeepLabv3+ and object-based image analysis for semantic segmentation of very high resolution remote sensing images. International Journal of Digital Earth 2021; 14(3): 357-378.
[27] Eelbode T, Bertels J, Berman M, Vandermeulen D, Maes F, Bisschops R, Blaschko MB. Optimization for medical image segmentation: theory and practice when evaluating with dice score or jaccard index. IEEE transactions on medical imaging 2020; 39(11): 3679-3690.
[28] Hou F, Lei W, Li S, Xi J, Xu M, Luo J. Improved Mask R-CNN with distance guided intersection over union for GPR signature detection and segmentation. Automation in Construction 2021; 121: 103414.
[29] Foody GM. Challenges in the real world use of classification accuracy metrics: From recall and precision to the Matthews correlation coefficient. Plos one 2023; 18(10): e0291908.
[30] Cullerne Bown W. Sensitivity and specificity versus precision and recall, and related dilemmas. Journal of Classification 2024; 41(2): 402-426.