

ALG PATLAMASI OLUŞUMLARININ PATCH-TABANLI DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİYLE SINIFLANDIRILMASINDA SPEKTRAL İNDEKSLERLE ÜRETİLEN ETİKET VERİLERİN KALİTESİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Mustafacan SAYGI¹, İsmail ÇÖLKESEN², Meltem ÇELEN³

¹Arş. Gör., Gebze Teknik Üniversitesi, Yer ve Deniz Bilimleri Enstitüsü, 41400, Gebze, Kocaeli, msaygi@gtu.edu.tr

²Doç. Dr., Gebze Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 41400, Gebze, Kocaeli, icolkesen@gtu.edu.tr

³Dr. Öğr. Üyesi, Gebze Teknik Üniversitesi, Yer ve Deniz Bilimleri Enstitüsü, 41400, Gebze, Kocaeli, mkocal@gtu.edu.tr

ÖZET

Birçok faydalı işleve sahip göller, gün geçtikçe etkisini artıran iklim değişikliğiyle beraber antropojenik etkiler sonucunda doğal işlevselliğini kaybetmesine neden olan yoğun alg patlaması oluşumlarına maruz kalmaktadır. Bu noktada, giderek artması beklenen göl ekosistemleri için büyük bir tehdit oluşturan alg patlaması oluşumlarının tespit edilmesi ve izlenmesi büyük önem arz etmektedir. Bu oluşumların konumsal dağılımları göz önünde bulundurulduğunda geleneksel yöntemlere dayalı gerçekleştirilen çalışmalar yetersiz kalmaktadır. Bunun yanı sıra geniş kapsama alanına sahip, daha az maliyete ve daha az iş gücüne ihtiyaç duyan uzaktan algılama teknolojileri ve derin öğrenme tekniklerinin kullanımı bu oluşumların tespit edilmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Derin öğrenme modellerinin güçlü sınıflandırma performanslarına karşın patch-tabanlı sınıflandırma uygulamalarında modellerin eğitiminde kullanılan etiket verilerin üretilmesi çoğu zaman hassas olmayan bir şekilde gerçekleştirilmektedir. Dolayısıyla bu süreçlerin optimize edilmesi kritik öneme sahiptir. Çalışma kapsamında, Burdur Gölü'nde alg patlaması oluşumlarının tespitinde gerekli etiket verilerin üretilmesinde kullanılan spektral indekslerin modeller doğruluklarına etkisi incelenmiştir. Bu amaç doğrultusunda, Landsat-8 uydu görüntüleri temel veri seti olarak kullanılırken sınıflandırma süreci için patch-tabanlı U-Net derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Etiket verilerin üretilmesi amacıyla Otomatik Müsilaj Çıkarma İndeksi (AMEI), Yüzen Alg İndeksi (FAI), Normalize Fark Sucul Bitki Örtüsü İndeksi (NDAVI) ve Normalize Fark Su İndeksi (NDWI) kullanılmıştır. Üretilen etiket verileri doğrultusunda eğitilen modellerin test görüntüsündeki sınıflandırma sonuçlarının karşılaştırılması amacıyla her iki sınıfa ait 500 örnek piksel toplanmıştır. AMEI, FAI, NDAVI ve NDWI indeksleri için sırasıyla %90.18, %88.38, %90.27 ve %90.47 genel doğruluk oranları elde edilmiş olup en iyi sınıflandırma sonucu NDWI ile üretilmiş etiket verileri kullanılarak eğitilen model ile üretilmiştir. Aynı zamanda spektral indekslerin iki sınıfı birbirinden ne ölçüde ayırt edebildiğinin incelenmesi amacıyla M-İstatistik tekniği kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, en yüksek M-İstatistik değerine sahip indeksle üretilen etiket verileri kullanılarak eğitilen derin öğrenme modelinin, alg patlaması oluşumlarının sınıflandırılmasında en başarılı model olduğunu göstermekte olup M-İstatistik yönteminin etiket veri seçimindeki etkinliğini kanıtlamaktadır.

Anahtar Sözcükler: Alg Patlaması, Derin Öğrenme, Landsat, M-İstatistik, U-Net.

ABSTRACT

EVALUATING THE QUALITY OF LABEL DATA GENERATED BY SPECTRAL INDICES FOR CLASSIFICATION OF ALGAL BLOOMS WITH PATCH-BASED DEEP LEARNING TECHNIQUES

Lakes, which have many beneficial functions, are exposed to algal bloom formations that cause them to lose their natural functionality as a result of anthropogenic effects and climate change, which is increasing day by day. At this point, it is of great importance to detect and monitor algal blooms that pose a great threat to lake ecosystems, which are expected to increase gradually. Considering the spatial distribution of these formations, studies based on traditional methods are insufficient. Additionally, remote sensing technologies, which have extensive coverage, lower costs, and require less labor, and the use of deep learning techniques play a critical role in the detection of these formations. Despite the robust classification performance of deep learning models, the generation of label data for the training phase of models in patch-based classification applications is often imprecise. Therefore, it is critical to optimize these processes. In line with this goal, this study examines the effect of spectral indices used in the generation of label data for deep learning models on the accuracy of the models in detecting algal blooms in Lake Burdur, where algal blooms occur. Landsat-8 satellite images were used as the basic data set, while the patch-based U-Net deep learning model was used for the classification phase. Automatic Mucilage Extraction Index (AMEI), Floating Algae Index (FAI), Normalized Difference Aquatic Vegetation Index (NDAVI), and Normalized Difference Water Index (NDWI) were used to generate the label data to be used in the classification process. To compare the classification results of the models trained on the label data on the test image, 500 sample pixels belonging to both classes were collected. Overall accuracy values of 90.18%, 88.38%, 90.27%, and 90.47% were obtained for AMEI, FAI, NDAVI, and NDWI indices, respectively, and the best classification result was achieved by the model trained using the label data generated with NDWI. At the same time, the M-Statistics technique was used to examine the ability of the spectral indices to distinguish between two classes. The results showed that the deep learning model trained using the index with the highest M-Statistic value in label data generation was the most accurate model for the classification of algal bloom occurrences.

Keywords: Algal Bloom, Deep Learning, Landsat, M-Statistic, U-Net.

1. GİRİŞ

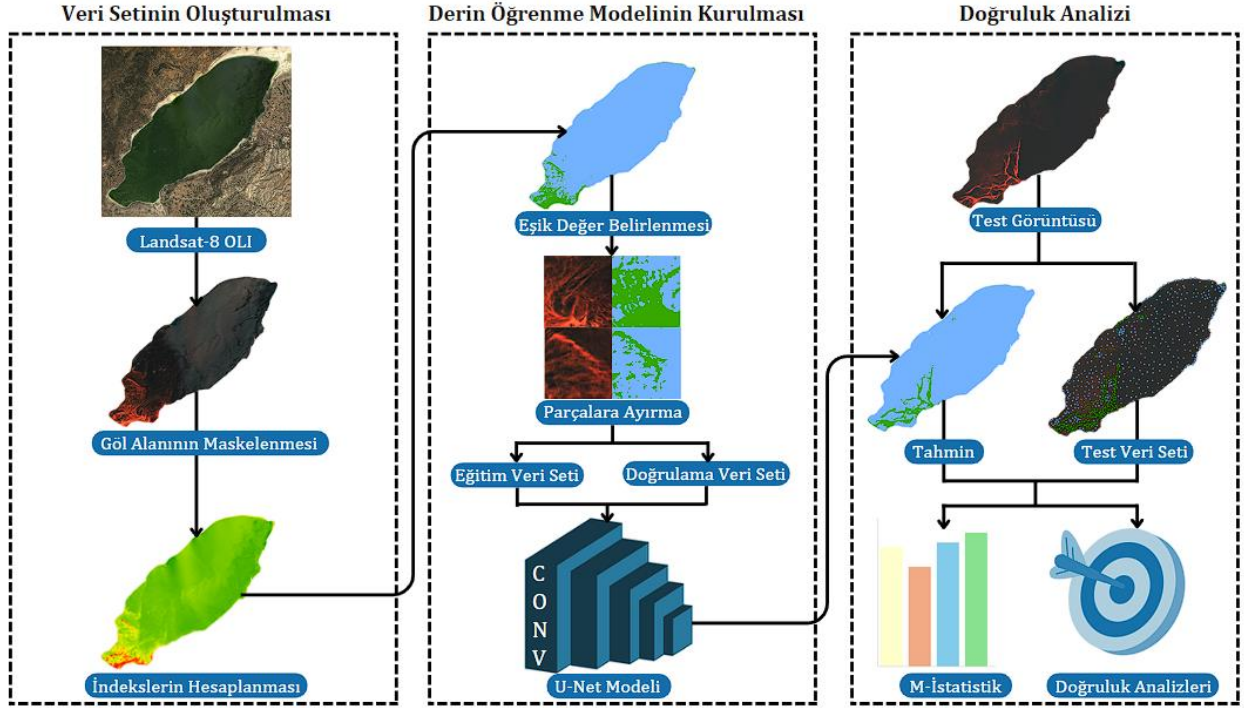
Canlılar için içme suyu tedarigi, tarımsal sulama kaynağı, biyoçeşitliliğin korunması gibi birçok faydalı işleve katkı sağlayan göl ekosistemleri; özellikle iklim değişikliğinin yanı sıra antropojenik etkenler sonucu alg patlaması oluşumlarına sebebiyet veren yoğun su ötrofikasyonu karşı karşıya kalmaktadır (Smith, 2003; Le vd., 2010; Chen vd., 2020). Azot ve fosfor gibi nütrientlerin göllerde aşırı birikmesi sonucu yoğun alg patlamalarının meydana gelmesiyle birlikte bu ekosistemlerdeki oksijen seviyesinin düşmesi, suyun renginin ve kokusunun değişmesiyle göller doğal işlevselliğini kaybetmektedir (Vollenweider ve Kerekes, 1982; Brooks vd., 2016). Dolayısıyla iklim değişikliğine bağlı küresel ısınmayla beraber ekosistemlerin işlevselliğinin bozulmasına neden olan bu alg patlaması oluşumları, su kalitesine gün geçtikçe zarar vermektedir (Janssen vd., 2019; Woolway vd., 2020). Bunun yanı sıra, küresel çapta iklim değişikliğinin olumsuz yöndeki etkileriyle beraber antropojenik etmenlere dayalı nütrient yüklerinin sonucu olarak alg patlaması oluşumlarının gün geçtikçe artması beklenmektedir (Beusen vd., 2016; Visser vd., 2016). Bu oluşumların, zararlı etkilerinin en aza indirgenebilmesi için zamansal ve mekânsal olarak takip edilmesi göl ekosistemlerinin korunması açısından büyük önem taşımaktadır. Genellikle saha temelli yersel ölçümlere dayalı gerçekleştirilen çalışmalar, yüksek doğruluk sağlamasına karşın karar vericiler için hayati önem taşıyan mekânsal ve zamansal değişimlerin tespitinde yetersiz kalmaktadır (Khan vd., 2021). Bununla birlikte gerçekleştirilen bu çalışmalar geniş zaman dilimlerine, yüksek maliyete ve yoğun iş gücüne ihtiyaç duymaktadır.

Son yıllarda, yüksek bilgi içeren sensör teknolojilerine ve geniş kapsama alanına sahip uzaktan algılama teknolojilerinin kullanımı çevresel değişim analizlerinde ilgi odağı konumuna gelmiştir. Bu doğrultuda literatürde uzaktan algılama teknolojilerinin alg patlaması oluşumlarının tespiti, müsilaj formasyonlarının incelenmesi, su kaynaklarının ve kalitesinin izlenmesi, su yüzey değişim tespiti gibi çeşitli konularda etkili bir şekilde kullanıldığı görülmektedir (Wu ve Liu, 2014; Gholizadeh vd., 2016; Izadi vd., 2021; Acar vd., 2021). Yüksek spektral ve mekânsal bilgi içeren uydu tabanlı uzaktan algılama veri setleri kullanılarak alg patlaması oluşumlarının tespitinde genellikle spektral indekslere dayalı yöntemler çalışmalara konu olmuştur (Khalili ve Hasanlou, 2019; Xu vd., 2021; Kislik vd., 2022). Fakat bu yöntemde oluşturulacak görüntülerin doğru ve hassas bir şekilde değerlendirilebilmesi için eşik değer tayini gerekmektedir (Sekertekin vd., 2018). Bu durum basit matematiksel işlemlere dayalı spektral indeksler yardımıyla gerçekleştirilecek olan analizlerin başarısı açısından önemli bir sınırlamaktadır. Bu noktada, düşük seviyeli özelliklerden yüksek seviyede bilgi çıkarımına olanak sağlayan derin öğrenme tekniklerinin kullanımı yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır (Cao vd., 2022; Shin vd., 2022; Colkesen vd., 2024). Ancak, uzaktan algılama veri setleri gibi karmaşık veri setlerindeki problemlerin çözümü için kullanılan özellikle yama-(patch) tabanlı derin öğrenme modelleri eğitim aşamasında büyük miktarda etiket veri setinin oluşturulmasına ihtiyaç duymaktadır. Çoğu zaman görsel yorumlamaya dayalı olarak gerçekleştirilen etiketleme işlemleri zaman alıcı olmasının yanı sıra yoğun iş gücüne ihtiyaç duymakla birlikte güvenilirliği tartışmalı bir husustur (Wu vd., 2015). Söz konusu problemin çözümü noktasında literatürde derin öğrenme modellerinin oluşturulması için ihtiyaç duyulan etiket verilerinin oluşturulması ve daha az etiket verisiyle çalışan mimarilerin geliştirilmesine yönelik çalışmalar gerçekleştirilmektedir. Örneğin; Wu vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada, çok sınıflı görüntülerin etiket veri setinin oluşturulabilmesi amacıyla WeSed adı verilen zayıf yarı-kontrollü derin öğrenme yaklaşımı önerilmiştir. Hem yeterli etiket veriye sahip olmayan hem de hiçbir etiket verisine sahip olmayan veriler için geliştirilen yöntemle ait deneysel sonuçlar, zayıf etiketlenmiş görüntüler ile etiketlenmemiş görüntülerin kullanılmasının önemli ölçüde daha iyi performans sağladığını göstermiştir. Xin vd. (2022)'nin çalışmasında ise daha az etiket veri setine ihtiyaç duyan takviyeli öğrenme yöntemi önerilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın özellik çıkarmada iyi bir performans sergilediğini aynı zamanda istenilen problemi tanıma doğruluğunun geleneksel derin öğrenme ve makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha iyi olduğunu göstermiştir.

Çalışma kapsamında, Türkiye'nin en önemli tatlı su kaynaklarından biri konumunda bulunan Burdur Gölü'nde alg patlaması oluşumlarının derin öğrenme modelleriyle tespitinde kullanılacak etiket veri setinin üretilmesinde spektral indekslerin etkinliğinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Bu amaçla, çalışma alanı içeren farklı tarihlerdeki Landsat-8 uydu görüntüleri üzerinden Otomatik Müsilaj Çıkarım İndeksi (AMEI), Yüzen Alg İndeksi (FAI), Normalize Fark Sucul Bitki Örtüsü İndeksi (NDAVI), Normalize Fark Su İndeksi (NDWI) spektral indekslerine dayalı oluşturulan etiket verileri kullanılarak alg patlaması oluşumlarının tespiti için U-Net derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Bunun yanı sıra spektral indekslere ait ayırt edilebilirliğini açıklayan M-İstatistik yönteminin etiket verilerinin üretiminde esas alınacak veri seti seçimindeki etkinliği araştırılmıştır.

2. YÖNTEM

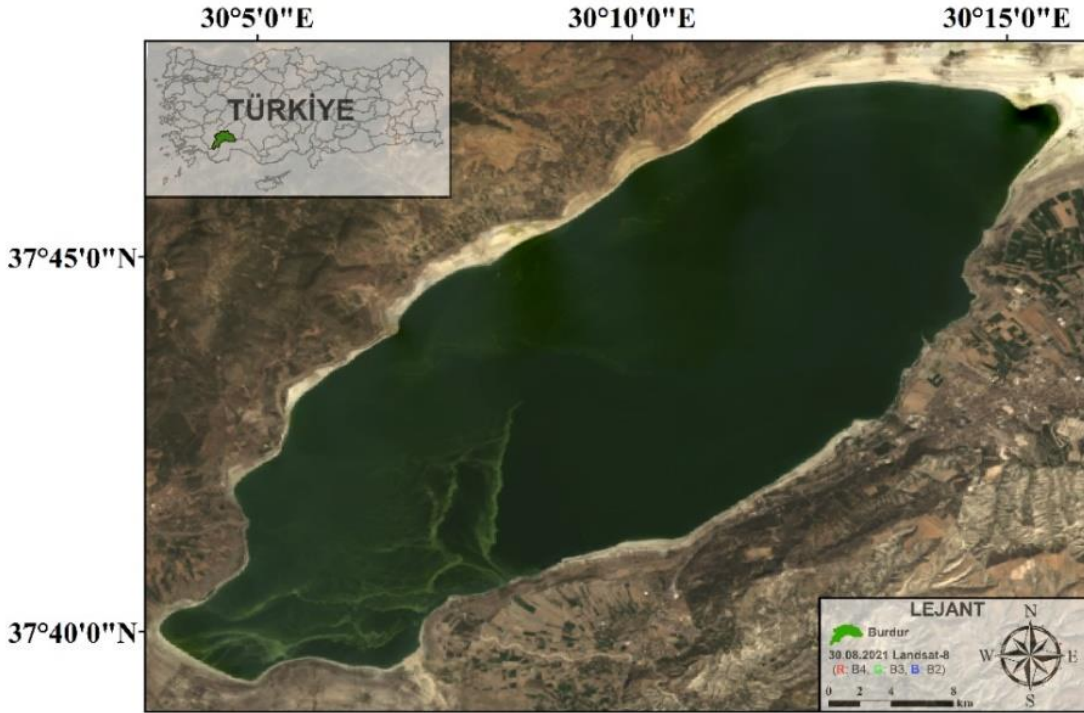
Çalışma kapsamında çeşitli spektral indekslerin, etiket veri seti olarak kullanıldığı U-şekilli patch-tabanlı derin öğrenme modeliyle eğitilen modellerin alg patlaması oluşumlarının tespitindeki etkinliğinin karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Bu amaç doğrultusunda çalışmada, (i) Landsat-8 uydu görüntülerinin elde edilmesi ve ön işlemlerden geçilerek spektral indekslere dayalı veri setinin hazırlanması, (ii) alg patlaması oluşumlarını tespit etmek amacıyla U-Net derin öğrenme modelinin kurulması ve (iii) sonuçların nitel ve nicel olarak değerlendirilmesine dayalı üç temel adımı takip edilmiştir (Şekil 1).



Şekil 1. Gerçekleştirilen çalışma kapsamında takip edilen iş akış şeması.

2.1 Çalışma Alanı ve Veri Seti

Çalışma alanı, Türkiye'nin güneybatısında yer alan Burdur Gölü'dür (Şekil 2). Türkiye'nin 14 Ramsar koruma alanı içerisinde 117 km² yüzölçümü ile en geniş alana sahip olan Burdur Gölü akarsular ve yağışlar ile beslenmektedir (Yiğitbaşoğlu ve Uğur, 2010). Ülkemizin en derin göllerinden biri olan Burdur Gölü'nün ortalama derinliği 30 m, en derin noktası ise 61 m'dir (Kocasarı vd., 2015). Ancak, 1984 yılından bu yana Burdur Gölü'nün yüzölçümü %42 oranında azalmıştır (Kaya vd., 2023). Burdur Gölü havzasında alg oluşumunu tetikleyen azot ve fosfor gibi antropojenik besin yükleri evsel atıksular ve tarım alanlarından göle drene olan sulardan kaynaklanmaktadır.



Şekil 2. Çalışma alanı.

Çalışma kapsamında, alg patlaması oluşumlarının tespitinde temel veri seti olarak Landsat-8 (Koleksiyon-2, Seviye-2) uydu görüntüleri kullanılmıştır. Landsat-8 uydu görüntüleri 30 m mekânsal çözünürlüğe ve 7 spektral banda sahiptir. Çalışma alanında alg patlaması oluşumlarının gözlemlendiği üç farklı tarihte (11.06.2021, 24.07.2022, 25.07.2022) kaydedilen uydu görüntüleri NASA tarafından servis edilen USGS Earth Explorer (earthexplorer.usgs.gov) aracılığıyla temin edilmiştir.

2.2 Spektral İndeksler

Çalışma alanında farklı tarihlerde meydana gelen alg patlaması oluşumlarının derin öğrenme modelleriyle tespitinde kullanılacak etiket verilerin üretimi için 4 farklı spektral indeks göz önünde bulundurulmuştur. Renk değişimlerine karşı duyarlı olan multispektral uydu görüntülerine ait spektral bantların, matematiksel formüllere dayalı kombinasyonlarından üretilen spektral indeksler, alg patlaması oluşumlarının izlenmesi ve tespit edilmesinde en sık kullanılan yöntemlerden biridir ve literatürde birçok araştırmaya konu olmuştur (Huang vd., 2014; Visitacion vd., 2019; Xu vd., 2021). İndeksler kolay uygulanabilir matematiksel eşitliklerden oluştuğundan alg patlaması oluşumlarına ilişkin bilgi çıkarımlarında sıklıkla kullanılmaktadır (Cao vd., 2021). Çalışma kapsamında, derin öğrenme modellerinin eğitiminde kullanılacak etiket verilerin üretimi amacıyla Otomatik Müsilaj Çıkarım İndeksi (AMEI), Yüzey Alg İndeksi (FAI), Normalize Fark Yüzey Bitki Örtüsü İndeksi (NDAVI) ve Normalize Fark Su İndeksi (NDWI) kullanılmıştır. Bu doğrultuda, ilk olarak çalışma alanında alg patlaması oluşumlarının gözlemlenmediği Landsat-8 uydu görüntüsü üzerinden NDWI spektral indeksi kullanılarak göl yüzeyi su ve kara piksellerini ayırt edecek şekilde maskelenmiştir. Ardından, üç farklı tarihe ait maskelenmiş uydu görüntüleri yardımıyla gri-düzye indeks görüntüleri oluşturulmuştur (Şekil 3).

Çölkesen vd. (2022) tarafından önerilen AMEI, müsilaj ve alg konsantrasyonlarını temsil eden pikseller ile su yüzeyini temsil eden pikseller arasındaki ayrımı artırmak amacıyla deniz yüzeyinde gözlemlenen müsilaj oluşumlarının saha çalışmaları ile ölçülen spektral özellikleri esas alınarak geliştirilmiştir (Eşitlik 1)

$$AMEI = ((2 \times Kirmızı) + YKÖ - (2 \times KDKÖ)) / (Yeşil + (0.25 \times KDKÖ)) \quad (1)$$

Diğer taraftan özellikle su yüzeyinin, su yüzeyi dışı piksellerden ayırt edilmesi amacıyla McFeeters (1996) tarafından önerilen NDWI etiket verilerin üretimi için kullanımında değerlendirmeye alınmıştır. Eşitlik 2’de temel formülü verilen NDWI indeksi, Landsat uydu görüntülerinin yeşil ve yakın kızılötesi (YKÖ) bantlarını yardımıyla su yüzeyini temsil eden piksellerin diğer yüzey özelliklerini temsile eden piksellerden ayırt edilmesini esas almaktadır (Mishra ve Mishra, 2024). Önerilen NDWI indeksinde, su yüzeyi ve su yüzeyi dışında kalan pikselleri ayırt edebilmek amacıyla eşik değeri olarak 0 değeri belirlenmiştir. NDWI, alg patlaması oluşumlarının tespit edilmesi ve izlenmesi amacıyla birçok çalışmada kullanılmıştır (Vijay vd., 2016; Ogashawara ve Moreno-Madriñán, 2017; Luo vd., 2023).

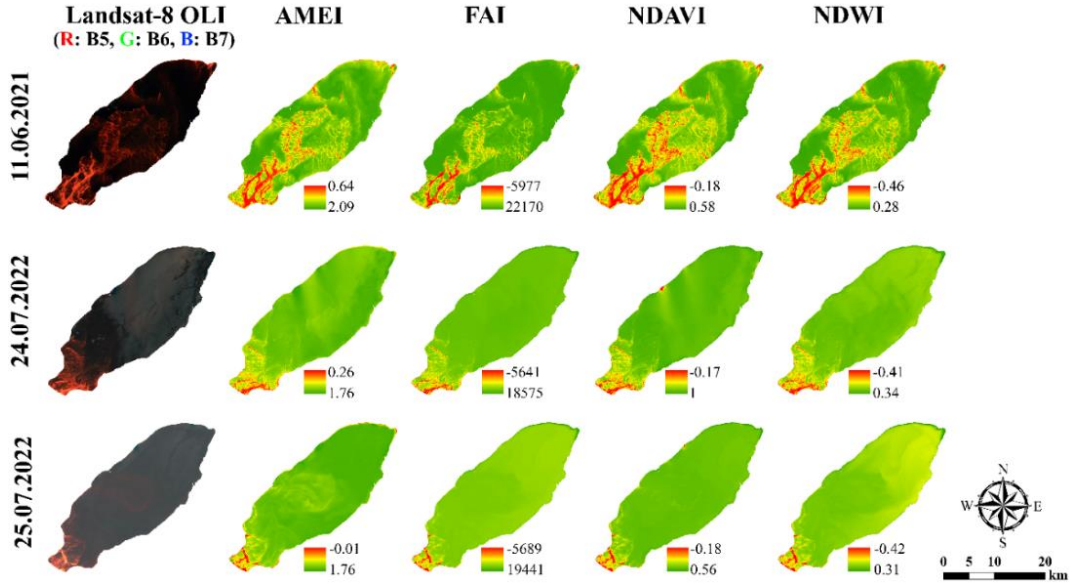
$$NDWI = \frac{Yeşil - YKÖ}{Yeşil + YKÖ} \quad (2)$$

Çalışma kapsamında, derin öğrenme modelinin kurulması için etiket veri setinin üretilmesinde Villa vd. (2013) tarafından sucul bitki örtüsüne ait piksellerin ayırt edilebilmesi amacıyla önerilen NDAVI indeksi de değerlendirmeye alınmıştır. Multispektral uydu görüntülerinin Mavi ve YKÖ bantlarına dayalı olarak geliştirilen NDAVI (Eşitlik 3), çalışma kapsamında alg patlaması oluşumlarının bitki örtüsüne ait spektral yapısına benzerliğinden kaynaklı bu oluşumların tespitindeki etkisinin araştırılması amacıyla kullanılmıştır.

$$NDAVI = \frac{YKÖ - Mavi}{YKÖ + Mavi} \quad (3)$$

Son olarak, etiket verilerin üretiminde performans değerlendirilmesi amacıyla yüzen alg oluşumlarının tespiti için geliştirilen FAI kullanılmıştır (Hu, 2009). Temel formülü eşitlik 4’te verilen FAI indeksi, özellikle deniz ve iç sulardaki yoğun alg patlaması oluşumlarının tespitinde kullanılmaktadır (Shanmugam vd., 2008; Binding vd., 2018).

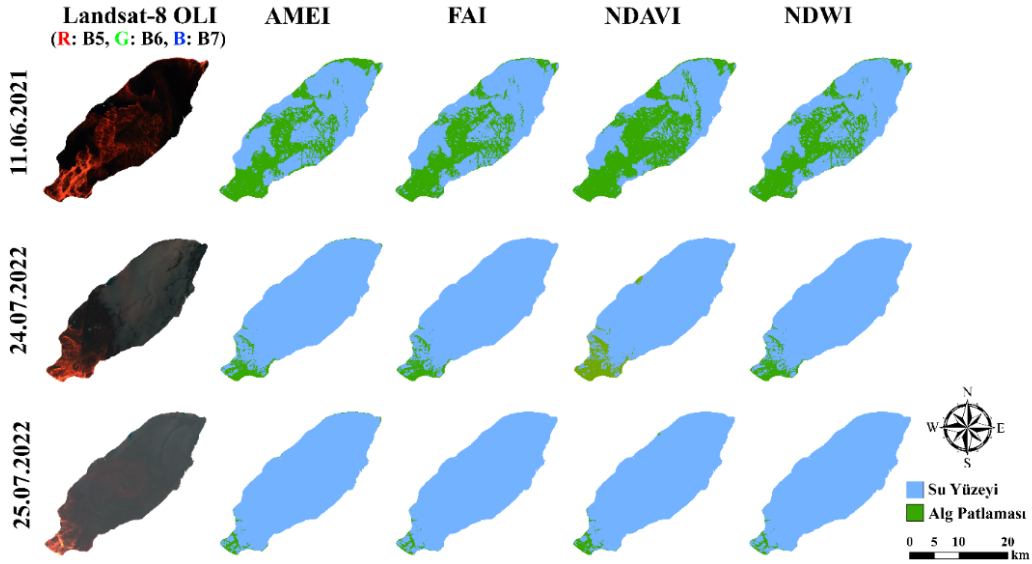
$$FAI = YKÖ - [Kirmızı + (KDKÖ - Kirmızı) \times (\lambda YKÖ - \lambda Kirmızı) / (\lambda KDKÖ - \lambda Kirmızı)] \quad (4)$$



Şekil 3. Çalışma alanında alg patlaması oluşumlarının meydana geldiği dönemlere ilişkin spektral indeksler kullanılarak üretilen haritalar.

2.3 Derin Öğrenme Modelinin Kurulması

Çalışma kapsamında etiket veri seti olarak kullanılmak üzere oluşturulan gri-düzye spektral indeks verileri su ve alg sınıfını temsil edecek şekilde iki-sınıflı veri setine dönüştürülmüştür. Bu amaçla, gri-düzye verilere ilişkin histogramlar üzerinden görsel yorumlamaya dayalı olarak su ve alg sınıflarını temsil edecek şekilde eşik değerler belirlenmiş ve su yüzeyi ve alg patlaması olacak şekilde 2-sınıflı veriye dönüştürülmüştür. Bu kapsamda, aynı coğrafi koşullara sahip ve yakın zamanda alınan görüntüler kullanıldığı için her bir spektral indeks için tüm tarihlerde aynı eşik değeri tayin edilmiştir. Bu doğrultuda AMEI, FAI, NDAVI ve NDWI için sırasıyla eşik değerler 0.90, 1500, 0.075 ve 0 olacak şekilde belirlenmiş olup model eğitiminde kullanılacak 3 farklı tarih için 2-sınıflı etiket veri seti oluşturulmuştur (Şekil 4).



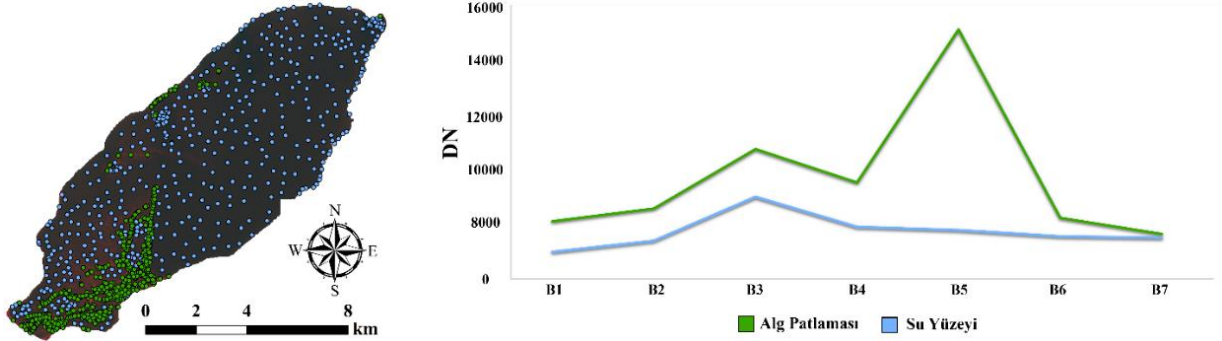
Şekil 4. Spektral indekslere uygulanan eşik değerler sonucu elde edilen haritalar.

Sınıflandırma işlemi öncesi son işlem olan görüntülerin ve etiketlerin oluşturulması amacıyla, görüntüler 64 x 64 piksel boyutlarında parçalara ayrılmış olup derin öğrenme modelinin eğitiminde kullanılmak üzere toplam 270 görüntü elde edilmiştir. Oluşturulan etiketli veriye sahip görüntüler içerisinde, modelin eğitim aşamasında kullanılmak üzere %80 eğitim ve %20 doğrulama veri seti olacak şekilde rastgele örnekleme yapılmıştır. Çalışma kapsamında alg patlaması oluşumlarının segmentasyonu amacıyla derin öğrenme modeli olan U-Net model mimarisi temel alınmıştır. Ronneberger vd. (2015) tarafından geliştirilen U-Net, semantik segmentasyon işlemlerini gerçekleştirmek amacıyla kodlayıcı ve kod çözücü olmak üzere iki temel yapıya dayanmaktadır. İlk kısım olan kodlayıcı kısmı, klasik Evrişimsel Sinir Ağları mimarisine dayanmakta olup görüntüdeki yüksek seviyeli özelliklerin

çıkartılmasını amaçlamaktadır (Falk vd., 2019). Kod çözücü kısımda ise tersine evrişim işlemleri gerçekleştirilerek simetrik olarak genişleme ile nihai tahmin aşamasına ulaşılmaktadır. U-Net mimarisinin oluşturulması amacıyla Python programlama dilinden yararlanılarak TensorFlow çerçevesi kullanılmıştır. Eğitim aşamasında kullanıcı tarafından belirlenen model hiper-parametreleri 64 x 64 girdi boyutu, 100 eğitim tur sayısı, 64 yığın boyutu, Adam optimize edici kullanılarak 0.001 öğrenme oranı ve Kategorik Çapraz-Entropi kayıp fonksiyonu olacak şekilde seçilmiştir. Gerçekleştirilen tüm işlem adımları Gebze Teknik Üniversitesi İleri Uzaktan Algılama Teknoloji Laboratuvarı (ARTLAB) envanterinde bulunan NVIDIA GeForce RTX 3090 grafik kartı, yaklaşık 3,2 GHz hızında çalışan Intel® Core™ i9-12900K 24 Çekirdekli işlemci ve 128 GB RAM ile donatılmış bir iş istasyonu kullanılmıştır.

3. SONUÇLAR

Farklı spektral indeksler yardımıyla üretilen etiket veri setleri ile eğitilen derin öğrenme modellerinin alg patlaması oluşumlarının tespitindeki etkinliğinin analizinde literatürdeki uzaktan algılama ve derin öğrenme uygulamalarında sıklıkla kullanılan doğruluk analizi metrikleri (kesinlik, duyarlılık, F-puan ve genel doğruluk) kullanılmıştır. Bu kapsamda, doğruluk analizi metriklerinin hesaplanabilmesi için modellerin eğitim aşamasına dahil edilmeyen ve yoğun alg patlaması oluşumlarını içeren 30.08.2021 tarihli Landsat-8 uydu görüntüsü test görüntüsü olarak kullanılmıştır. Test görüntüsü üzerinden yalancı renk kombinasyonunda (K: Kırmızı, Y: YKÖ, B: KDKÖ) görsel yorumlamaya dayalı olarak temiz su yüzeyini ve alg patlaması oluşumlarını temsil edecek şekilde ayrı ayrı 500 örnek piksel test veri seti olarak belirlenmiştir (Şekil 5). Elde edilen örneklerde yer alan aykırı değerler, spektral imzaların ortalama ve standart sapma değerlerine bağlı olarak elimine edilmiştir. Toplanan örnek test pikselleri dikkate alınarak oluşturulan ortalama spektral eğri grafiğinde özellikle NIR bölgesinde iki sınıf için önemli bir farklılık gözlemlenmiştir (Şekil 5). Buna karşın Kısa Dalga Kızılötesi (SWIR-2) bölgesinde ise iki sınıfın arasında spektral ayrımın oldukça düşük olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 5. Doğruluk analizinde kullanılan test noktaları ve test noktalarına ilişkin ortalama spektral eğri grafiği.

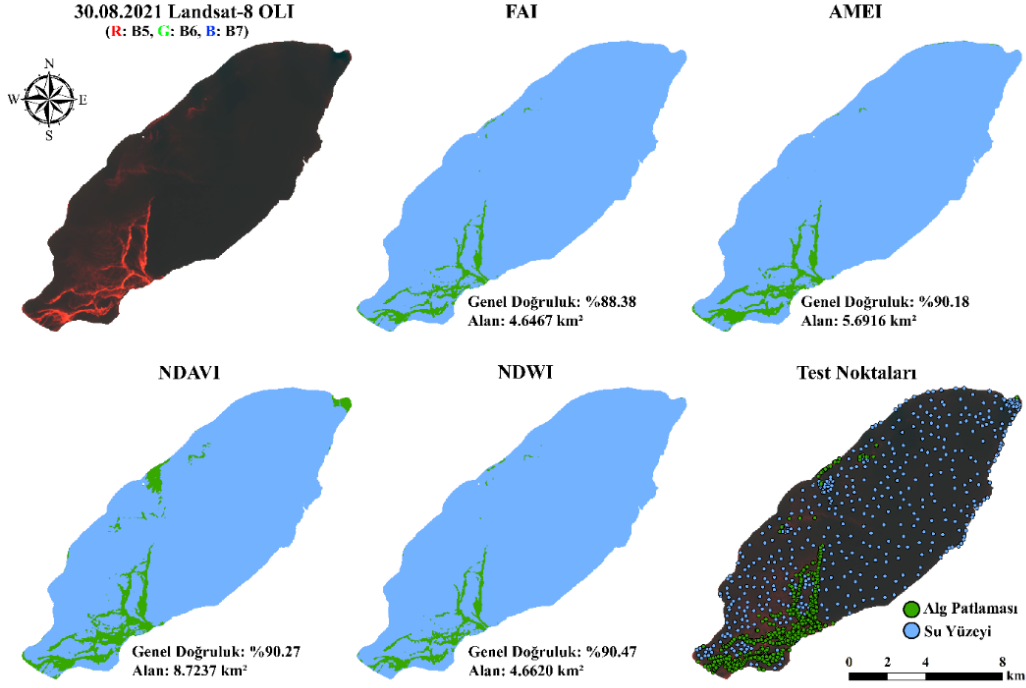
Belirlenen test veri seti üretilen haritalarla ilişkilendirilerek hata matrisleri oluşturulmuş ve ardından kesinlik, duyarlılık, F-Puan ve genel doğruluk değerleri hesaplanmıştır (Çizelge 1). Elde edilen kesinlik değerleri göz önünde bulundurulduğunda NDAVI ile üretilen etiket verilerle eğitilen derin öğrenme modelinin alg patlaması oluşumlarını en yüksek doğrulukla (%93,40) tespit eden model olduğu görülmüştür. Buna karşın FAI ile üretilen etiket veriler kullanılarak eğitilen model ise alg patlaması oluşumlarının tespitinde %78,02 kesinlik değerine ulaşarak en düşük performansı göstermiştir. Diğer taraftan duyarlılık metriği esas alınarak sonuçlar karşılaştırıldığında, AMEI, FAI ve NDWI ile üretilen etiket veriler kullanılarak oluşturulan modellerin alg patlaması oluşumlarını temiz su yüzeyine ait piksellerle karıştırma oranının çok düşük olduğu buna karşın NDAVI ile üretilen etiket verilerle eğitilen modelde hatalı sınıflandırmaların daha fazla olduğu görülmektedir. Kesinlik ve duyarlılık metriklerinin harmonik ortalamasını temsil eden F-Puanı metriği sonuçlarına göre AMEI, FAI ve NDWI birbirlerine çok yakın değerler alırken FAI (%87,27) diğer üç spektral indekse göre yaklaşık %2 daha düşük sınıflandırma doğruluğunda kalmıştır. Hata matrisinde yer alan tüm değişkenlerin göz önünde bulundurulması ile hesaplanan genel doğruluk metriğine göre ise NDWI ile üretilen etiket veriler kullanıldığı modelin genel olarak alg patlaması oluşumlarının tespit edilmesinde en iyi model olduğu görülmüştür.

Çizelge 1. Etiket veri olarak kullanılan spektral indeksler ile üretilen derin öğrenme modellerinin sınıflandırma sonuçlarına ilişkin doğruluk analizi sonuçları. Kalın değerler en yüksek doğruluk sonucunu temsil etmektedir.

İndeks / Metrik	Kesinlik (%)	Duyarlılık (%)	F-Puan (%)	Genel Doğruluk (%)
AMEI	81,59	99,06	89,48	90,18
FAI	78,02	99,01	87,27	88,38
NDAVI	93,40	88,26	90,75	90,27
NDWI	81,96	99,29	89,80	90,47

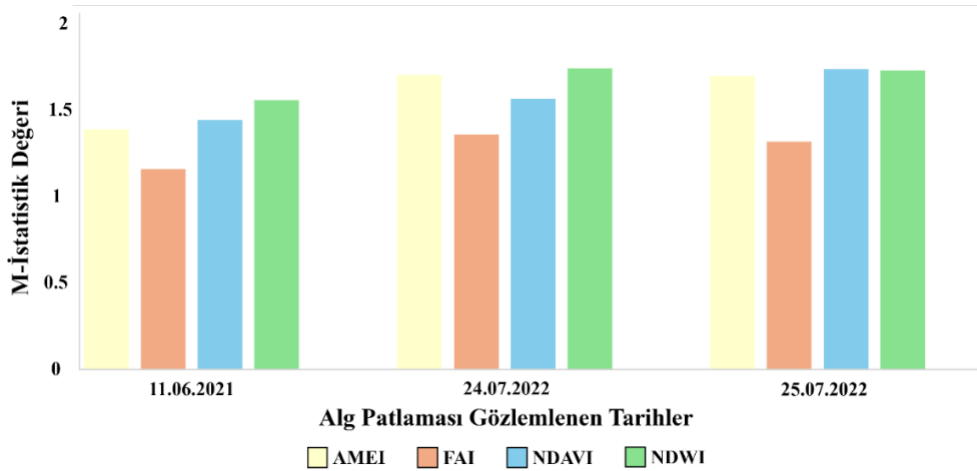
Doğruluk analizi metriklerinin yanı sıra test görüntüsü kullanılarak modellerin sınıflandırma sonuçlarına dayalı olarak alansal karşılaştırma yapılmıştır (Şekil 6). Elde edilen sınıflandırma sonuçları göz önünde bulundurulduğunda,

doğruluk analizi metriklerine göre alg patlaması oluşumlarının tespitinde yetersiz kalan FAI ile üretilen etiket veriler kullanıldığında alg patlaması oluşumları göl yüzeyinde toplam 4.6467 km² alan kapladığı tespit edilmiştir. Buna karşın, hatalı sınıflandırmaların en yüksek olduğu NDAVI indeksine ilişkin sonuçlar incelendiğinde göl yüzeyinde alg oluşumu olarak tespit edilen alan 8.7237 km²'dir. Doğruluk analizi metrikleri ve modellere ait sınıflandırma sonuçları temel alınarak hesaplanan alansal değişimler göz önünde bulundurulduğunda iki farklı karşılaştırma yönteminin birbiriyle tutarlı olduğu görülmüştür.



Şekil 6. Sınıflandırma sonuçları ve doğruluk analizlerinde kullanılan test noktaları.

Bunun yanı sıra, spektral indekslerin alg patlaması oluşumlarıyla su yüzeyini ayırt edebilme yeteneklerini karşılaştırmak adına eğitim aşamasında kullanılan görüntüler özelinde gri-ölçek spektral indeks haritaları kullanılarak M-İstatistik değerleri hesaplanmıştır (Şekil 7). İki farklı sınıfa ait spektral ayırt edilebilirliğin bir ölçütü olarak kullanılan bu teknik, uzaktan algılama alanında birçok farklı çalışmaya konu olmuştur (Ba vd., 2019; Achour vd., 2022; Colkesen vd., 2023). Tüm spektral indeksler için ve her bir tarih için ayrı ayrı hesaplanarak ortalaması alınan M-İstatistik değerleri, iki sınıfa ait ortalama değerlerin farkının, iki sınıfa ait standart sapma değerlerinin toplamına bölünmesiyle elde edilmektedir. Elde edilen M-İstatistik değerlerinin 1'den yüksek olması yüksek ayırt ediciliğe işaret ederken 0.75 – 1 değerleri arası orta seviyede ayırt edebilme kabiliyetini göstermektedir. Bunun yanı sıra 0.75'ten küçük değerler ise kullanılan yöntemin iki sınıfı birbirinden ayırt etmekte yetersiz kaldığını göstermektedir (McCarley vd., 2018). M-İstatistik değerleri göz önünde bulundurulduğunda çalışma kapsamında kullanılan tüm spektral indekslerin 1'in üzerinde değer aldığı görülürken en yüksek değer NDWI (1.65) ile elde edilmiş olup en düşük değerler FAI (1.26) ile üretilmiştir. Elde edilen sonuçlar, M-İstatistik değerlerinin doğruluk analizi metrikleriyle benzerlik gösterdiğini ve alg patlaması oluşumlarının tespitinde en etkili yöntemin NDWI olduğunu doğrulamaktadır.



Şekil 7. Kullanılan spektral indekslere ait M-İstatistik değerleri.

4. TARTIŞMA

Bu çalışmada, Burdur Gölü'nde meydana gelen yoğun alg patlaması oluşumlarının tespitinde spektral indekslerin etiket veri seti olarak kullanıldığı U-Net derin öğrenme modellerinin performansları incelenmiştir. Bu kapsamda kullanılan AMEI, FAI, NDAVI ve NDWI'dan oluşan dört farklı spektral indeks uygun eşik değer tayini yapılarak derin öğrenme modeli için etiket veri seti haline getirilmiştir. U-Net derin öğrenme mimarisi kullanılarak eğitilen modellerde, NDWI ile üretilen etiket veriler kullanılarak eğitilen modelin alg patlaması oluşumlarının tespitinde %90'ın üzerinde genel doğruluk oranıyla en etkili performansı sergilediği görülmüştür. Buna karşın FAI ile üretilen etiket veri setiyle eğitilen model bu oluşumların tespitinde yetersiz kalmıştır. Diğer taraftan indekslerin spektral ayırım kabiliyetlerinin değerlendirilmesi amacıyla M-İstatistik ölçütü kullanılmıştır. M-İstatistik sonuçları, doğruluk analizleri sonuçlarıyla paralel olup NDWI indeksinin diğer indekslere göre alg patlaması oluşumlarıyla su yüzeyini temsil eden pikseller arasındaki spektral ayırt edilebilirliği artırdığını göstermektedir. Elde edilen sonuçlar, derin öğrenme modellerinin performanslarına belirleyici etkisi bulunan etiket veri setinin üretiminde M-İstatistik tekniğinin kullanımının, esas alınacak veri seti seçiminde faydalı bilgiler sağladığını göstermiştir. Çalışma sonuçları, NDWI ile üretilen etiket veri setleri kullanılarak oluşturulan U-Net derin öğrenme modelinin alg oluşumlarının haritalanmasında etkinliğini göstermekle birlikte, önerilen yaklaşımın farklı çalışma alanlarında, farklı spektral indeksler ve farklı derin öğrenme mimarileri kullanılarak değerlendirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır.

KAYNAKLAR

- Acar, U., Yılmaz, O. S., Çelen, M., Ateş, A. M., Gülgen, F., ve Şanlı, F. B.** 2021. Determination of mucilage in the sea of marmara using remote sensing techniques with google earth engine. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 8(4), 423-434.
- Achour, H., Toujani, A., Trabelsi, H. Jaouadi, W.** 2022. Evaluation and comparison of Sentinel-2 MSI, Landsat 8 OLI, and EFFIS data for forest fires mapping. Illustrations from the summer 2017 fires in Tunisia. *Geocarto International*, 37(24), 7021-7040.
- Ba, R., Song, W., Li, X., Xie, Z. ve Lo, S.** 2019., Integration of multiple spectral indices and a neural network for burned area mapping based on MODIS data. *Remote Sensing*, 11(3), 326.
- Beusen, A. H., Bouwman, A. F., Van Beek, L. P., Mogollón, J. M., ve Middelburg, J. J.** 2016. Global riverine N and P transport to ocean increased during the 20th century despite increased retention along the aquatic continuum. *Biogeosciences*, 13(8), 2441-2451.
- Binding, C. E., Greenberg, T. A., McCullough, G., Watson, S. B. ve Page, E.** 2018. An analysis of satellite-derived chlorophyll and algal bloom indices on Lake Winnipeg. *Journal of Great Lakes Research*, 44(3), 436-446.
- Brooks, B. W., Lazorchak, J. M., Howard, M. D., Johnson, M. V. V., Morton, S. L., Perkins, D. A., ... ve Steevens, J. A.** 2016. Are harmful algal blooms becoming the greatest inland water quality threat to public health and aquatic ecosystems?. *Environmental toxicology and chemistry*, 35(1), 6-13.
- Cao, H. ve Han, L.** 2021. Hourly remote sensing monitoring of harmful algal blooms (HABs) in Taihu Lake based on GOCI images. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(27), 35958-35970.
- Cao, H., Han, L., ve Li, L.** 2022. A deep learning method for cyanobacterial harmful algae blooms prediction in Taihu Lake, China. *Harmful Algae*, 113, 102189.
- Cao, M., Qing, S., Jin, E., Hao, Y. ve Zhao, W.** 2021. A spectral index for the detection of algal blooms using Sentinel-2 Multispectral Instrument (MSI) imagery: A case study of Hulun Lake, China. *International Journal of Remote Sensing*, 42(12), 4514-4535.
- Colkesen, I., Kavzoglu, T., Sefercik, U. G. ve Ozturk, M. Y.** 2023. Automated mucilage extraction index (AMEI): a novel spectral water index for identifying marine mucilage formations from Sentinel-2 imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 44(1), 105-141.
- Colkesen, I., Kavzoglu, T., Tonbul, H., Ozturk, M. Y. ve Yılmaz, E., O.** 2022. Poplar Tree Index (PTI): A New Vegetation Index for Monitoring Poplar Cultivated Areas. In *IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 5567-5570).
- Colkesen, I., Ozturk, M. Y., ve Altuntas, O. Y.** 2024. Comparative evaluation of performances of algae indices, pixel-and object-based machine learning algorithms in mapping floating algal blooms using Sentinel-2 imagery.

Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 38(4), 1613-1634.

Falk, T., Mai, D., Bensch, R., Çiçek, Ö., Abdulkadir, A., Marrakchi, Y., ... ve Ronneberger, O. 2019. U-Net: deep learning for cell counting, detection, and morphometry. *Nature methods*, 16(1), 67-70.

Gholizadeh, M. H., Melesse, A. M., ve Reddi, L. 2016. A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques. *Sensors*, 16(8), 1298.

Hu, C. 2009. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans. *Remote Sensing of Environment*, 113(10), 2118-2129.

Izadi, M., Sultan, M., Kadiri, R. E., Ghannadi, A., ve Abdelmohsen, K. 2021. A remote sensing and machine learning-based approach to forecast the onset of harmful algal bloom. *Remote Sensing*, 13(19), 3863.

Janssen, A. B., Janse, J. H., Beusen, A. H., Chang, M., Harrison, J. A., Huttunen, I., ... ve Mooij, W. M. 2019. How to model algal blooms in any lake on earth. *Current opinion in environmental sustainability*, 36, 1-10.

Kaya, Y., Sanli, F. B. ve Abdikan, S. 2023. Determination Of Long-Term Volume Change In Lakes By Integration Of UAV And Satellite Data: The Case Of Lake Burdur In Türkiye. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(55), 117729-117747.

Khalili, M. H., ve Hasanlou, M. 2019. Harmful algal blooms monitoring using SENTINEL-2 satellite images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 609-613.

Khan, R. M., Salehi, B., Mahdianpari, M., Mohammadimanesh, F., Mountrakis, G., ve Quackenbush, L. J. 2021. A meta-analysis on harmful algal bloom (HAB) detection and monitoring: a remote sensing perspective. *Remote Sensing*, 13(21), 4347.

Kislik, C., Dronova, I., Grantham, T. E., ve Kelly, M. 2022. Mapping algal bloom dynamics in small reservoirs using Sentinel-2 imagery in Google Earth Engine. *Ecological Indicators*, 140, 109041.

Kocasari, F. S., Gulle, I., Kocasari, S., Pekkaya, S. ve Mor, F. 2015. The Occurrence And Levels Of Cyanotoxin Nodularin From Nodularia Spumigena In The Alkaline And Salty Lake Burdur, Turkey. *Journal of Limnology*, 74(3).

Luo, J., Ni, G., Zhang, Y., Wang, K., Shen, M., Cao, Z., ... ve Duan, H. 2023. A new technique for quantifying algal bloom, floating/emergent and submerged vegetation in eutrophic shallow lakes using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 287, 113480.

Ma, J., Jin, S., Li, J., He, Y., ve Shang, W. 2021. Spatio-temporal variations and driving forces of harmful algal blooms in Chaohu Lake: A multi-source remote sensing approach. *Remote Sensing*, 13(3), 427.

McCarley, T. R., Smith, A. M., Kolden, C. A. ve Kreidler, J. 2018. Evaluating the Mid-Infrared Bi-spectral Index for improved assessment of low-severity fire effects in a conifer forest. *International Journal of Wildland Fire*, 27(6), 407-412.

McFeeters, S. K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7), 1425-1432.

Mishra, V. K. ve Mishra, A. K. 2024. Mapping phytoplankton and algal blooms with a novel Multi Sensor Water Index (MSWI). *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.

Ogashawara, I., Li, L. Ve Moreno-Madriñán, M. J. 2017. Slope algorithm to map algal blooms in inland waters for Landsat 8/Operational Land Imager images. *Journal of Applied Remote Sensing*, 11(1), 012005-012005.

Oyama, Y., Matsushita, B. ve Fukushima, T. 2015. Distinguishing surface cyanobacterial blooms and aquatic macrophytes using Landsat/TM and ETM+ shortwave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 157, 35-47.

Ronneberger, O., Fischer, P. ve Brox, T. 2015. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical image computing and computer-assisted intervention—MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18* (pp. 234-241).

Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. ve Deering, D. W. 1973. Monitoring the vernal advancement and

retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. No. NASA-CR-132982.

Sekertekin, A., Abdikan, S., ve Marangoz, A. M. 2018. The acquisition of impervious surface area from LANDSAT 8 satellite sensor data using urban indices: a comparative analysis. *Environmental monitoring and assessment*, 190, 1-13.

Shanmugam, P., Ahn, Y. H. ve Ram, P. S. 2008. SeaWiFS sensing of hazardous algal blooms and their underlying mechanisms in shelf-slope waters of the Northwest Pacific during summer. *Remote Sensing of Environment*, 112(7), 3248-3270.

Shi, K., Zhang, Y., Qin, B. ve Zhou, B. 2019. Remote sensing of cyanobacterial blooms in inland waters: present knowledge and future challenges. *Science Bulletin*, 64(20), 1540-1556.

Shin, J., Khim, B. K., Jang, L. H., Lim, J., ve Jo, Y. H. 2022. Convolutional neural network model for discrimination of harmful algal bloom (HAB) from non-HABs using Sentinel-3 OLCI imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 191, 250-262.

Vijay, R., Pinto, S. M., Kushwaha, V. K., Pal, S. ve Nandy, T. 2016. A multi-temporal analysis for change assessment and estimation of algal bloom in Sambhar Lake, Rajasthan, India. *Environmental monitoring and assessment*, 188, 1-10.

Villa, P., Laini, A., Bresciani, M. ve Bolpagni, R. 2013. A remote sensing approach to monitor the conservation status of lacustrine *Phragmites australis* beds. *Wetlands Ecology and Management*, 21, 399-416.

Visser, P. M., Verspagen, J. M., Sandrini, G., Stal, L. J., Matthijs, H. C., Davis, T. W., ... ve Huisman, J. 2016. How rising CO₂ and global warming may stimulate harmful cyanobacterial blooms. *Harmful algae*, 54, 145-159.

Vollenweider, R. A., ve Kerekes, J. 1982. Eutrophication of waters. Monitoring, assessment and control. Organization for Economic Co-Operation and Development (OECD), Paris, 156.

Wang, Y., Gong, Z., ve Zhou, H. 2023. Long-term monitoring and phenological analysis of submerged aquatic vegetation in a shallow lake using time-series imagery. *Ecological Indicators*, 154, 110646.

Woolway, R. I., Kraemer, B. M., Lenters, J. D., Merchant, C. J., O'Reilly, C. M., ve Sharma, S. 2020. Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(8), 388-403.

Wu, F., Wang, Z., Zhang, Z., Yang, Y., Luo, J., Zhu, W., ve Zhuang, Y. 2015. Weakly semi-supervised deep learning for multi-label image annotation. *IEEE Transactions on Big Data*, 1(3), 109-122.

Wu, G., ve Liu, Y. 2014. Satellite-based detection of water surface variation in China's largest freshwater lake in response to hydro-climatic drought. *International Journal of Remote Sensing*, 35(11-12), 4544-4558.

Xin, K., Wang, J., ve Zhang, W. 2022. Reinforcement Learning Fault Diagnosis Method Based on Less Tag Data. In *Proceedings of IncoME-VI and TEPEN 2021: Performance Engineering and Maintenance Engineering* (pp. 27-39). Cham: Springer International Publishing.

Xu, D., Pu, Y., Zhu, M., Luan, Z., ve Shi, K. 2021. Automatic detection of algal blooms using sentinel-2 MSI and Landsat OLI images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 8497-8511.

Yiğitbaşıoğlu, H., Abdullah, U. Ğ. U. R. 2010. Burdur Gölü Havzasında Arazi Kullanım Özelliklerinden Kaynaklanan Çevre Sorunları”, *Ankara Üniversitesi Çevre Bilimleri Dergisi*, 2(2), 129-143.