LANDSAT-8 UYDU GÖRÜNTÜLERİNDEN DERİN ÖĞRENME ALGORİTMALARI KULLANARAK KIYI ÇİZGİSİ ÇIKARIMI

Fırat ERDEM¹, Bülent BAYRAM²

¹Yük. Müh., Yıldız Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 34220, İstanbul, firaterdem5@gmail.com

²Prof. Dr., Yıldız Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 34220, İstanbul, bayram@yildiz.edu.tr

ÖZET

Kıyı çizgileri; küresel ısınma gibi doğal etkiler, şehirleşmenin getirdiği nüfus artışı ve insan kaynaklı oluşan çevre kirliliği etkilerinden dolayı sürekli değişim hâlinindedir. Bu değişimin zamansal olarak izlenmesi; kıyı kaynaklarının yönetimi, kıyı alanlarındaki çevrenin korunması ve sürdürülebilir kıyı planlaması için kritik bir öneme sahiptir. Optik uydu görüntüleri kıyı alanlarına ait güncel, doğru, zamansal ve güvenilir bilgiler elde edilebilmesine olanak sağlamaktadır. Makine öğrenme tabanlı derin öğrenme algoritmaları son zamanda oldukça popülerlik kazanmıştır. Sunulan çalışmada, LANDSAT-8 uydu görüntülerinden kıyı çizgisi çıkarımı için bir semantik bölütleme algoritması olan SegNet derin öğrenme mimarisi kullanılmıştır. SegNet mimarisi; kodlayıcı, kod çözücü ve sınıflandırma katmanlarını içermektedir. Kodlayıcı katmanlarda üretilen düşük çözünürlüklü özellik haritalarının, kod çözücü katmanlarda girdi görüntü ile aynı çözünürlüğe eşlenmesi prensibi benimsenmiştir. Çalışmada, 34 LANDSAT-8 görüntüsünün mavi, kırmızı ve yakın kızılötesi bantları kullanılmıştır. Görüntülerin 29' u SegNet Derin Öğrenme Ağı'nın eğitimi için ve 5' i sonuçların test edilmesi için kullanılmıştır. MATLAB platformunda SegNet derin öğrenme ağı modellenmiş ve hazırlanmış olan eğitim seti ile eğitim işlemi gerçekleştirilmiştir. 5 test görüntüsünden su ve kara sınıfları ikili görüntü formatında elde edilmiştir. İkili görüntüler vektör formata dönüştürülerek kıyı çizgileri elde edilmiştir. Doğruluk analizi için elle sayısallaştırılan kıyı çizgileri referans veri olarak kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda her bir test görüntüsü için sırasıyla 9.78 m (0.33 piksel), 25.67 m (0.86 piksel), 17.07 m (0.57 piksel), 11.11 m (0.37 piksel) ve 10.69 m (0.36 piksel) olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, derin öğrenmenin ve SegNet semantik bölütleme mimarisinin kıyı çizgisi çıkarımında verimli bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Sözcükler: derin öğrenme, görüntü işleme, uzaktan algılama, kıyı çizgisi çıkarımı, LANDSAT-8

ABSTRACT

SHORELINE EXTRACTION FROM LANDSAT-8 SATELLITE IMAGERY BY USING DEEP LEARNING ALGORITHMS

Shorelines are dynamic areas and due to natural and human based influences such as global warming, population increase of urbanization and environmental pollution. Temporal monitoring of coastal change has a critical importance for coastal resource management, protection of coastal areas and sustainable coastal planning. Optical satellite images can provide, current, accurate, temporal and reliable information about coastal areas. Machine learning based deep learning algorithms became very popular and they are used to solve different image processing problems. In this study, semantic segmentation SegNet deep learning architecture has been used for shoreline extraction from LANDSAT-8 satellite images. SegNet architecture consists of encoder layers, decoder layers and a classification layer. The principle is that the low-resolution feature maps generated in the encoder layers match to the same resolution as the input image in the decoder layers. In the study, blue, red and near infrared bands of 34 LANDSAT-8 images have been used. 29 of them have been used to obtain training SegNet Deep Learning Network and 5 of them for testing. SegNet deep learning was created in the MATLAB environment and the training process was carried out using prepared training set. Using SegNet Deep Learning Networks, Land and Water classes have been obtained in binary form from 5 test images. Binary images were converted into vector format and shorelines were obtained. Manual digitized shorelines were used as reference data for accuracy assessment. As a result of study, for each test data, the calculated average errors were 9.78 m (0.33 pixels), 25.67 m (0.86 pixels), 17.07 m (0.57 pixels), 11.11 m (0.37 pixels) and 10.69 m (0.36 pixels) respectively. The results show that deep learning and SegNet semantic segmentation architecture can be used efficiently for shoreline extraction.

Keywords: deep learning, image processing, remote sensing, shoreline extraction, LANDSAT-8.

1. GİRİŞ

Kıyı alanları, en çok tehdit altında olan ekosistemlerden biridir. Nüfus artışı ve küresel ısınmanın sonucu olarak kirlilik, kentleşme ve şiddetli hava olaylarına bağlı olarak erozyonların artması, kıyı alanlarının yönetimini önemli kılmaktadır (Bendell ve Wan, 2011). Sulak alanların ve tarımsal arazilerin belirlenmesi, sel ve kasırga tehlikesi barındıran bölgelerin ve yapılaşmanın tespit edilmesi için kıyı alanlarına ilişkin güncel ve doğru bilgiye ihtiyaç duyulmaktadır (Liu, vd., 2007). Uydu görüntüleri kullanılarak kıyı çizgilerinin sık periyotlarda izlenmesi olanaklıdır (Trochta, vd., 2015). Optik uydu görüntülerinin kullanılmasıyla kıyı alanlarına ait güncel, doğru, zamansal ve güvenilir bilgiler elde edilebilmektedir (Kutser, vd., 2012).

Uydu görüntülerinden kıyı çizgisi çıkarımı, uzaktan algılama alanında önemli bir araştırma konusu olmuştur. Yapılan çalışmalar incelendiğinde uydu görüntülerinden kıyı çizgisi çıkarımında; kontrollü ve kontrolsüz sınıflandırma yöntemlerinin (Maglione, vd., 2014, Sekovski, vd., 2014), nesne tabanlı yöntemlerin (Bayram, vd., 2013, Zhang, vd., 2013) ve matematiksel morfolojiyi temel alan yöntemlerin (Rishikeshan ve Ramesh, 2017) kullanıldığı görülmektedir. Bunun yanı sıra, makine öğrenmesi teknikleri de kıyı çizgisi çıkarımında kullanılabilir (Choung ve Jo, 2017).

Makine öğrenmesi prensibini benimseyen derin öğrenme algoritmaları son yıllarda uzaktan algılama çalışmalarında da yer edinmiştir. Derin öğrenme, bilgisayarların insanlara benzer bir şekilde basit kavramların hiyerarşisinden yararlanarak öğrenmelerine dayanan bir makine öğrenme yöntemidir (Goodfellow, vd., 2016). Derin öğrenmenin geleneksel makine öğrenme algoritmalarına göre en büyük avantajı otomatik özellik çıkartma yeteneğinin olmasıdır. Özellik çıkartma, kullanılan veri setinde hangi özelliklerin kullanılacağına karar verme sürecidir. Geleneksel makine öğrenme algoritmalarında bu süreç, uygulayıcının uzun bir süre veri setini analiz ederek uygun özellikleri seçmesi ile gerçekleşmektedir. Derin öğrenme algoritmalarında ise bu süreç otomatik bir şekilde gerçekleşmektedir (Patterson & Gibson, 2017). Derin öğrenme mimarileri kullanılarak görüntülerin sınıflandırılması, görüntüler üzerinde obje tespiti, semantik bölütleme ve obje temelli bölütleme yapılabilir.

Sunulan çalışmada son yıllarda popülerite kazanan derin öğrenme yöntemi ile kıyı çizgisi çıkarımı amaçlanmıştır.

2. ÇALIŞMA ALANI

Çalışmada, 29 tanesi eğitim için ve 5 tanesi test için olmak üzere toplam 34 tane LANDSAT-8 uydu görüntüsü kullanılmıştır. Test görüntüleri, Türkiye'nin denize kıyısı olan farklı bölgelerinden seçilmiştir. Test için kullanılan görüntüler eğitim görüntüleri dahilinde bulunmayan görüntülerdir. Eğitim ve test görüntülerinin konumları Şekil 1'de gösterilmektedir.

a) Eğitim için kullanılan görüntüler

b) Test için kullanılan görüntüler

Şekil 1. Kullanılan görüntülerin konumları.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Sunulan çalışmada, 30 m konumsal çözünürlüğe ve 16-bit radyometrik çözünürlüğe sahip LANDSAT-8 uydu görüntülerinin 2. (mavi), 4. (kırmızı) ve 5. (yakın kızılötesi) bantları kullanılmıştır. LANDSAT-8 görüntülerinin teknik özellikleri Çizelge 1'de gösterilmektedir (Landsat-8, 2018).

Çizelge 1. LANDSAT-8 görüntülerinin teknik özellikleri (Landsat-8, 2018).

Bantlar	Özellikleri	Spektral Aralık (nm)
Bant 1	30m Coastal/Aerosol	435-452
Bant 2	30m Blue	452-512
Bant 3	30m Green	533-590
Bant 4	30m Red	636-673
Bant 5	30m NIR	851-879

Bant 6	100m TIR-1	1060-1119
	100m TIR-2	1150-1251
Bant 7	30m SWIR-2	2107-2294
Bant 8	15m Pan	503-676
Bant 9	30m Cirrus	1363-1384

Konvolüsyonel Sinir Ağları gibi denetimli derin öğrenme algoritmalarının, özellikle görüntü sınıflandırma ve obje tespiti gibi üst düzey görüntü analizi alanlarında oldukça başarılı olması, araştırmacıları semantik bölütleme (piksel seviyesinde etiketleme) problemlerinin Konvolüsyonel Sinir Ağları ile çözümünü araştırmaya yönlendirmiştir. Sunulan çalışmada uydu görüntülerinden kıyı çizgisi amacıyla SegNet semantik bölütleme mimarisi (Badrinarayanan vd., 2015) kullanılmıştır.

SegNet mimarisi yol, araba, bina gibi farklı sınıflar arasındaki renk, şekil ve doku özelliklerini modelleyerek sokak görüntülerinin semantik bölütleme uygulamaları için geliştirilmiştir. SegNet mimarisi, kodlayıcı (encoder) katmanları, kodçözücü (decoder) katmanları ve piksel tabanlı sınıflandırma katmanından oluşmaktadır (Badrinarayanan vd., 2015). Kodlayıcı katmanları, obje tespiti için geliştirilen VGG16 derin öğrenme mimarisinin (Simonyan & Zisserman, 2014) konvolüsyon, ReLU ve maksimum havuzlama katmanlarından oluşmaktadır. Konvolüsyon katmanı, çekirdek matris kullanılarak girdi verilerinden belirli türdeki bilgileri çıkartmak için; ReLU katmanı, konvolüsyon sonucunda üretilen özellik haritasına doğrusal olmayan bir yapı kazandırmak için, maksimum havuzlama katmanı ise gereksiz bilgilerin kullanımını engelleyerek hesaplama maliyeti azaltmak için kullanılmaktadır (Patterson & Gibson, 2017). VGG16 mimarisi Şekil 2’de gösterilmektedir.

Şekil 2. VGG16 Mimarisi (Kochakarn, 2018).

SegNet mimarisinin kod çözücü katmanlarında piksel tabanlı sınıflandırma için, kodlayıcı katmanlarında üretilen düşük çözünürlüklü özellik haritalarının girdi görüntü ile aynı çözünürlüğe eşlenmesi işlemi yapılmaktadır. Kod çözücü katmanlarında doğrusal olmayan örnekleme işlemini gerçekleştirmek için, her bir kod çözücü katmanına karşılık gelen kodlayıcı katmanında yapılan maksimum havuzlama işlemi kullanılır. Maksimum havuzlama aşamasında hesaplanan havuzlama indisleri üst örnekleme yapmak amacıyla kod çözücü katmanına aktarılır. Son olarak piksel tabanlı sınıflandırma katmanı, kod çözücü katmanlarının sonuna eklenmektedir (Badrinarayanan vd., 2015). SegNet mimarisi Şekil 3’de gösterilmektedir.

Şekil 3. SegNet mimarisi (Badrinarayanan vd., 2015).

Sunulan çalışmada SegNet semantik bölütleme ağında eğitim verisi olarak kullanılmak üzere 250 x 250 boyutlarında görüntüler ve bu görüntülerin su ve kara sınıflarını temsil eden etiket görüntüleri elde edilmiştir. Eğitim veri setinin hazırlanmasında öncelikle mavi – kırmızı – yakın kızılötesi bant kombinasyonuna sahip 29 adet LANDSAT-8 uydu görüntüsü üzerinde, 2000 x 2000 boyutlarında parçalar kesilmiştir. Derin öğrenme ağının eğitilmesi için kullanılacak olan eğitim görüntüsünün su ve kara sınıflarını ifade eden etiket verisine ihtiyaç duyulmaktadır. Etiket verilerinin oluşturulması için, elde edilen 2000 x 2000 boyutlarındaki görüntülerin NDWI görüntüleri oluşturulmuştur. Elde edilen NDWI görüntülerine 0 eşik değeri uygulanarak su (siyah) ve kara (beyaz) sınıflarını ifade eden ikili görüntüler oluşturulmuştur. İkili görüntülerde oluşan gürültüler manuel olarak temizlenmiştir. Şekil 4'te eğitim veri setinin hazırlanma aşamaları gösterilmektedir.

Şekil 4. Eğitim veri setinin hazırlanma aşamaları.

Eğitim verileri 250 x 250 boyutlarında kullanılacağı için 2000 x 2000 boyutlarına sahip görüntüler ve etiket görüntüleri 64 parçaya bölünerek 250 x 250 boyutlarında görüntüler elde edilmiştir. Elde edilen 250 x 250 boyutlarındaki görüntülerde sırasıyla aşağıdaki işlemler yapılmıştır:

- %99'dan daha fazla oranda kara sınıfı içeren parçalar, çok çeşitli gri değerlere sahip olduğundan ve bu durum ağın eğitimini verimsizleştireceği için silinmiştir.
- Bulut gölgeleri ile su sınıfına ait olan pikseller benzer gri değerlere sahiptir. Bu durum derin öğrenme ağının yanlış eğitilmesine sebep olacağı için bulut içeren parçalar silinmiştir.
- Veri artırma (data augmentation) yöntemleri, mevcut veri setinden daha fazla veri elde etme yöntemleridir. Makine öğrenmesinde veri setinin sayısını ve çeşitliliğini arttırmak için sıklıkla kullanılmaktadır (Hauberg, vd., 2016). Sunulan çalışmada, kalan görüntülere 90, 180 ve 270 derece döndürme işlemi uygulanmıştır. Elde edilen görüntüler de eğitim verilerine dahil edilerek veri artırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Bu işlemler sonrasında toplam 4880 adet 250 x 250 boyutlarında eğitim verisi elde edilmiştir. Eğitim verilerinden örnekler Şekil 5'te gösterilmektedir.

Şekil 5. Eğitim veri setinden örnekler.

MATLAB platformunda VGG16 yapısını kullanan SegNet derin öğrenme ağı oluşturulmuştur. Elde edilen eğitim veri seti kullanılarak derin öğrenme ağının eğitim işlemi Stochastic Gradient Descent (SGD) algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Eğitim işlemi 81300 iterasyonda ve yaklaşık 43 saatte tamamlanmıştır.

SegNet ağının test edilmesinde 250 x 250 boyutlarında parçalar kullanılmıştır. Her bir test görüntüsü 250 x 250 boyutlarında parçalara bölünerek test edildiğinde, her bir parçanın çevresinde hatalı sonuçlar elde edildiği gözlemlenmiştir. Şekil 6'da her parçanın çevresinde gözlemlenen hatalı sonuçlar gösterilmektedir.

Şekil 6. Test görüntüsünün 250 x 250 boyutlu parçalara bölünmesi ile elde edilen ikili görüntü.

Bu problemi engellemek için öncelikle girdi görüntü 200x200 boyutlarında bölünmüştür. Merkezi 200x200 boyutlarındaki görüntü parçası ile aynı olan 250x250 boyutlarındaki görüntü parçaları ağı girdi olarak verilmiştir. Elde edilen 250x250 boyutlarındaki ikili görüntünün 200x200 boyutlarındaki kısmı kaydedilmiştir. İşlem Şekil 7'de özetlenmiştir.

Şekil 7. SegNet ağının test edilmesinde kullanılan yöntem.

SegNet mimarisi için bu yöntem uygulanarak her bir test görüntüsü için elde edilen ikili görüntüler Şekil 8, 9, 10, 11 ve 12'de gösterilmektedir. İkili görüntüler, ArcGIS platformunda vektör formata dönüştürülerek kıyı çizgileri elde edilmiştir.

a) Birinci test görüntüsü

b) SegNet ile elde edilen ikili görüntü

Şekil 8. Birinci test görüntüsü sonucu.

a) İkinci test görüntüsü

b) SegNet ile elde edilen ikili görüntü

Şekil 9. İkinci test görüntüsü sonucu.

a) Üçüncü test görüntüsü

b) SegNet ile elde edilen ikili görüntü

Şekil 10. Üçüncü test görüntüsü sonucu.

a) Dördüncü test görüntüsü

b) SegNet ile elde edilen ikili görüntü

Şekil 11. Dördüncü test görüntüsü sonucu.

a) Beşinci test görüntüsü

b) SegNet ile elde edilen ikili görüntü

Şekil 12. Beşinci test görüntüsü sonucu.

4. SONUÇLAR

Sunulan çalışmada, elde edilen kıyı çizgisinin doğruluğunu analiz etmek amacıyla Sayısal Kıyı Çizgisi Analizi Sistemi (Digital Shoreline Analysis System – DSAS) (Thieler, 2009) kullanılmıştır. Bu amaç için elle sayısallaştırılan kıyı çizgisi ve derin öğrenme yöntemi ile elde edilen kıyı çizgisi arasında kalan dik mesafeler hesaplanmıştır. Kesitlerin üretilmesinde kullanılacak olan ana hat (baseline), elle sayısallaştırılan kıyı çizgilerine 500 metrelik tampon (buffer) uygulanarak oluşturulmuştur. Başlangıç noktaları ana hat olmak üzere 5 metrede bir olacak şekilde kıyı çizgisine dik kesit çizgileri üretilmiştir. Kesit çizgilerinin boyları 750 m olarak belirlenmiştir. Şekil 13'te ana hat, kesitler, elle sayısallaştırılan kıyı çizgisi ve SegNet mimarisi ile elde edilen kıyı çizgisi gösterilmektedir.

Şekil 13. DSAS elemanları. Kahverengi: kesitler, Siyah: ana hat, Kırmızı: elle sayısallaştırılan kıyı çizgisi, Mavi: SegNet mimarisi ile elde edilen kıyı çizgisi.

DSAS'ın Net Kıyı Çizgisi Hareketi (Net Shoreline Movement - NSM) modülü kullanılarak elle sayısallaştırılan kıyı çizgisi ile SegNet mimarisi ile elde edilen kıyı çizgisi arasındaki dik mesafeler hesaplanmıştır. Hesaplanan dik mesafeler kullanılarak elde edilen farkların ortalaması Çizelge 2'de gösterilmektedir.

Çizelge 2. SegNet VGG16 ağı için farkların ortalama ve karesel ortalama değerleri.

Test Görüntüsü	Ortalama Hata (m)	Ortalama Hata (piksel)	Karesel Ortalama Hata (m)	Karesel Ortalama Hata (piksel)
1	9.78	0.33	11.58	0.39
2	25.67	0.86	45.71	1.52
3	17.07	0.57	26.86	0.90
4	11.11	0.37	16.12	0.54
5	10.69	0.36	17.97	0.60

5. TARTIŞMA

Sunulan çalışmada derin öğrenme algoritmalarının uydu görüntülerinden kıyı çizgisi çıkarımı problemindeki performansı araştırılmıştır. Bu amaç için semantik bölütleme amacıyla geliştirilen SegNet derin öğrenme mimarisi kullanılarak 5 farklı LANDSAT-8 uydu görüntüsünden kıyı çizgisi çıkartılmıştır.

SegNet mimarisi için, sırasıyla 9.78, 25.67, 17.07, 11.11 m ve 10.69 m ortalama hata tespit edilmiştir. 1., 4. ve 5. test görüntülerinde elde edilen ortalama hata değerlerinin ½ piksel boyutundan daha az olduğu görülmektedir. 2. ve 3. test görüntülerinin spektral özelliklerinin kullanılan eğitim görüntülerinden farklı olması sebebi ile daha fazla hata

hesaplandığı öngörülmektedir. Eğer eğitim görüntülerinin sayısı ve bununla birlikte çeşitliliği artırılsa 2. ve 3. test görüntüleri gibi görüntülerde de verimli sonuçlar elde edilebileceği öngörülmektedir.

Derin öğrenme algoritmalarının çok fazla hesaplama kullanması sebebiyle eğitim aşamasında güçlü bir donanıma ihtiyaç duyulmaktadır. Daha güçlü GPU'lar ile çalışılarak eğitim veri setinin sayısı artırılabilir. Böylelikle, veri setine çeşitlilik kazandırılacağı için daha yüksek doğruluk değerleri elde edilebileceği öngörülmektedir.

Kıyı çizgilerindeki değişimin izlenmesi kıyı alanlarının yönetimi ve doğal çevre için önem arz etmektedir. Sunulan çalışmada LANDSAT-8 uydu görüntülerinden kıyı çizgisi çıkarımı için SegNet derin öğrenme mimarisinin verimli sonuçlar verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

6. TEŞEKKÜR

Sunulan çalışma TUBİTAK tarafından “Sürdürülebilir Kıyı Alanı İzleme Modeli İçin İnsansız Hava Araçları-Lidar Teknolojilerinin Entegrasyonu- Üç Boyutlu Otomatik Kıyı Çizgisi Çıkarılması Ve Analizi: İstanbul-Terkos Örneği” başlıklı TÜBİTAK Projesi (Proje No: 115Y718) kapsamında desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

Badrinarayanan, V., Handa, A. ve Cipolla, R., 2015. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for robust semantic pixel-wise labelling, *arXiv preprint*, arXiv:1505.07293.

Bayram, B., Seker, D. Z., Acar, U., Yuksel, Y., Guner, H. A. A. ve Cetin, I., 2013. An integrated approach to temporal monitoring of the shoreline and basin of Terkos Lake, *Journal of Coastal Research*, 29(6): 1427-1435.

Bendell, L. I. ve Wan, P. C., 2011. Application of aerial photography in combination with GIS for coastal management at small spatial scales: a case study of shellfish aquaculture, *Journal of Coastal Conservation*, 15(4): 417-431.

Choung, Y. J., ve Jo, M. H., 2017. Comparison between a Machine-Learning-Based Method and a Water-Index-Based Method for Shoreline Mapping Using a High-Resolution Satellite Image Acquired in Hwado Island, South Korea, *Journal of Sensors*, 2017, Article ID 8245204.

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. ve Bengio, Y., 2016. Deep Learning, MIT Press, Cambridge.

Hauberg, S., Freifeld, O., Larsen, A. B. L., Fisher III, J. W. ve Hansen, L. K., 2016. Dreaming More Data: Class-dependent Distributions over Diffeomorphisms for Learned Data Augmentation, 19th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 9 – 11 May 2016, Cadiz, Spain.

Kochakarn, P., Machine Learning with Python: Image Classifier using VGG16 Model - Part 1: Theory. <https://www.techkingdom.org/single-post/2017/11/07/Machine-Learning-with-Python-Image-Classifier-using-VGG16-Model---Coming-Soon/> [Erişim tarihi: 24.07.2018].

Kutser, T., Paavel, B. C., Verpoorter, C., Kauer, T. ve Vahtmäe, E., 2012. Remote sensing of water quality in optically complex lakes, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial, Information Sciences*, XXXIX-B8, 165-169.

Landsat 8 Overview, <https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-8/landsat-8-%20overview/> [Erişim tarihi: 24.07.2018].

Liu, H., Sherman, D. ve Gu, S., 2007. Automated extraction of shorelines from airborne light detection and ranging data and accuracy assessment based on Monte Carlo simulation, *Journal of Coastal Research*, 23(6): 1359-1369.

Maglione, P., Parente, C. ve Vallario, A., 2014. Coastline extraction using high resolution WorldView-2 satellite imagery, *European Journal of Remote Sensing*, 47(1): 685-699.

Patterson, J. ve Gibson, A., 2017. Deep Learning: A Practitioner's Approach, First Edition, O'Reilly Media, California.

Rishikeshan, C. A. ve Ramesh, H., 2017. A novel mathematical morphology based algorithm for shoreline extraction from satellite images, *Geo-spatial Information Science*, 20(4): 345-352.

Sekovski, I., Stecchi, F., Mancini, F. ve Del Rio, L., 2014. Image classification methods applied to shoreline extraction on very high-resolution multispectral imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 35(10): 3556-3578.

Simonyan, K. ve Zisserman, A., 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint*, arXiv:1409.1556.

Thieler, E. R., Himmelstoss, E.A., Zichichi, J.L., Ergul, A., 2009. Digital Shoreline Analysis System (DSAS) version 4.0 - An ArcGIS extension for calculating shoreline change. U.S. Geological Survey, Open-File Report 2008-1278.

Trochta, J. T., Mouw, C. B. ve Moore, T. S., 2015. Remote sensing of physical cycles in Lake Superior using a spatio-temporal analysis of optical water typologies, *Remote Sensing of Environment*, 171: 149–161.

Zhang, T., Yang, X., Hu, S. ve Su, F., 2013. Extraction of coastline in aquaculture coast from multispectral remote sensing images: Object-based region growing integrating edge detection, *Remote Sensing*, 5(9): 4470-4487.