ISUR:

UNet ve ResNet Temelli Iris Segmentasyonu (Segmentasyon Aşaması)

Mahire Zühal ÖZDEMİR

İÇİNDEKİLER

1. GİRİŞ	3
2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR	3
3. BENZERLİKLER	3
4. UYGULANAN YÖNTEM	4
5. DENEYLER	
A. Veri Seti	4
B. Segmentasyon Aşaması	
6. SONUCLAR	

1. GİRİŞ

Bu çalışma, 2021 yılında 11.International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE 2021)" konferansında sunulmuş ve yayımlanmış olan "ISUR: Iris Segmentation based on UNet and ResNet" adlı makalenin [1] temelini oluşturan ISUR yöntemini incelemektedir. ISUR yöntemi, derin öğrenme mimarileri olan UNet ve ResNet'in birleştirilmesiyle geliştirilmiş bir iris segmentasyon yöntemidir. Bu yöntem, gürültülü iris görüntülerinde benzer seviyede doğruluk ve hassasiyetle segmentasyon sonuçları elde etmeyi hedeflemektedir.

Çalışmanın amacı, ISUR yönteminin performansını değerlendirmek ve mevcut iris segmentasyon yöntemlerine benzer seviyede segmentasyon doğruluğu sağlama potansiyelini incelemektir. Bu doğrultuda çalışma, ISUR yöntemi ile benzer yakın sonuçlar elde edebilme yeteneğini test etmeyi amaçlamaktadır.

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Önceki çalışmalarda, genellikle CNN'ler kullanılarak iris görüntülerinin segmentasyonu için derin öğrenme tabanlı yöntemler geliştirilmiştir. Bu çalışma, benzer bir yaklaşımı benimseyerek, ISUR yöntemi temel alınarak gerçekleştirilmiştir.

Örneğin, Zhao ve Kumar [2], Mask RCNN kullanarak iris tespit ve segmentasyonunu başarıyla gerçekleştirmişlerdir. Ancak, bu yöntemin yüksek bellek gereksinimleri nedeniyle bazı zorluklarla karşılaşıldığı belirtilmiştir. Benzer şekilde, diğer çalışmalarda da benzer zorluklar yaşanmış ve yüksek bellek tüketen modeller geliştirilmiştir [2-9].

Bu çalışmanın amacı, incelenen makaledeki mevcut yöntemlerle karşılaştırılabilir veya benzer sonuçlar elde edebilmektir. Böylece, bellek dostu ve etkili bir iris segmentasyon yöntemi sağlama potansiyelini araştırmaktadır.

3. BENZERLİKLER

Bu çalışma, ISUR yöntemi temel alınarak yapılmıştır ve literatürdeki benzer çalışmalarla aynı yöntemi kullanmaktadır. Bu durumda, çalışmanın özgünlüğü yerine benzerliklerini vurgulamak önemlidir. İşte bu çalışmanın benzerlikleri:

- İris segmentasyonunda kullanılan temel yöntemler arasında, ISUR yöntemi de benzer CNN tabanlı yaklasımı kullanmaktadır.
- Gürültülü iris görüntülerinin doğru segmentasyonunu sağlamak için dikkat maskesi gibi benzer yenilikçi teknikler kullanılmıştır.

 Diğer benzer çalışmalarda olduğu gibi, bu çalışma da geleneksel görüntü ön işleme algoritmalarını kullanmamış ve doğrudan CNN tabanlı bir segmentasyon yöntemi önermiştir.

Bu çalışmanın katkıları, ISUR yönteminin özelliklerini daha geniş bir perspektifte ele alarak, bu alandaki benzer çalışmaların mevcut durumunu anlamaya odaklanmaktadır.

4. UYGULANAN YÖNTEM

- **A.** ResNet, He ve arkadaşları tarafından önerilen bir CNN'dir [10]. Bu ağ, aşırı öğrenme sorununu çözmek için rezidüel yapıyı tanıtarak derin ağların eğitimini sağlar.
- **B.** SE Bloğu, mimari birim olarak kullanılan bir yapıdır [11]. CNN'ler için performansı artırmıştır çünkü önemli özellik haritalarını seçer ve önemsiz özellikleri haritalamayı durdurur. Bu blok, rezidüel yapı bloğuyla birleştirilir ve SE-Rezidüel bloğu oluşturulur. Ayrıca, ResNet-18'den gelen rezidüel yapı blokları SE-Rezidüel bloğu ile değiştirilir ve ağın verimliliği artırılır.
- C. ISUR yöntemi, literatürde incelenen makalede Python (3.7), Keras (2.1.0) ve Tensorflowgpu (1.14.0) kullanılarak kodlanmış ve Windows 10 işletim sisteminde, 940MX GPU'su (2GB bellek ile) ve Core i7 8550U işlemci (8 GB RAM ile) üzerinde eğitilmiştir. Ancak, bu çalışmada Google Colab ortamı kullanılarak kodlanıp çalıştırılmıştır.

Iris segmentasyon aşamasında, UNet'ten modifiye edilmiş ve genişletilmiş bir CNN mimarisi önerilmiştir. Bu ağın yapısı, kontraktif ve genişletici yolları içerecek şekilde tasarlanmış ve özellikle ResNet-18'in segmentasyon performansına etkisi incelenmiştir.

Uygulanan yöntemin öne çıkan noktalarından biri, Loss (Kayıp) fonksiyonudur. Kullanılan Loss fonksiyonu, Dice ve BCE (Binary Cross Entropy) yöntemlerinin birleştirilmesiyle oluşturulmuştur. Bu kombinasyonun avantajları ve nedenleri üzerinde durularak, iris segmentasyonunda kullanılan loss fonksiyonunun etkisi açıklanmıştır. Ayrıca, ağın eğitiminde tercih edilen optimizasyon yöntemleri, özellikle Adam optimizer ve belirlenen öğrenme oranları detaylı olarak ele alınmıştır.

$$Loss = (0.7 \times BCE) + (0.3 \times Dice)$$

5. DENEYLER

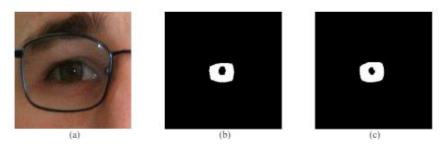
A. Veri Seti

İris segmentasyonu için birçok veri seti bulunmaktadır. Bu çalışmada, önerilen yöntemin değerlendirilmesi için aşağıdaki veri seti seçilmiştir. Görüntüler, 256x256 piksel boyutlarına yeniden boyutlandırılmıştır.

• UBIRIS (Versiyon 2) [12], 261 konudan 11,102 örneği içerir ve sadece 2,250 görüntü iki sette kullanılmıştır. Görüntüler, Canon EOS 5D kamerasıyla non-ideal koşullarda toplanmıştır. Görüntülerin renk uzayı RGB'dir ve 300x400 piksel boyutlarındadır. Gerekli maskeler, [13], [14] tarafından sağlanmıştır.

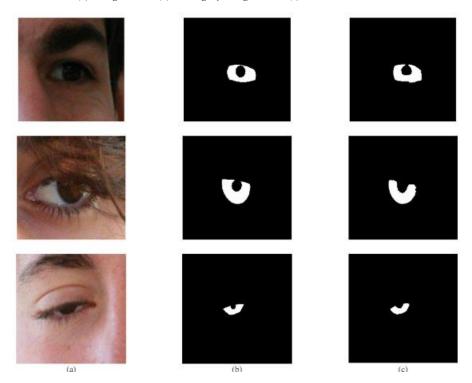
B. Segmentasyon Aşaması

İris segmentasyonu aşamasının sonuçları, önerilen ağ kullanılarak sağlanmıştır. Şekil 1, Şekil 2 ve Şekil 3, UNet, ISUR ağı (incelenen makalenin önerdiği ağ) ve bizim uyguladığımız aynı ISUR ağı tarafından segmente edilmiş bir iris görüntüsünün örneğini göstermektedir.



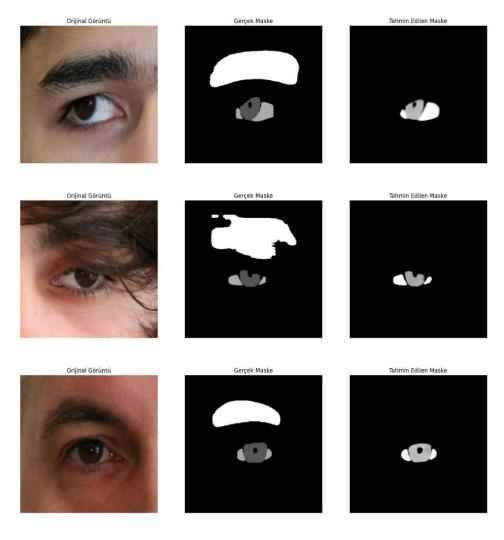
 $\S{ekil}\ 1.\ UNet\ tarafından\ tahmin\ edilen\ maske$

(a) Göz görüntüsü (b) Temel gerçeklik görüntüsü (c) Tahmin edilen maske.



Şekil 2. UBİRİS veri setinden aşırı gürültülü görüntü örnekleri – incelenen makalenin İSUR yöntem sonuçları

(a) Göz görüntüleri (b) Temel gerçeklik görüntüleri (c) Tahmin edilen maskeler.



Şekil 3. UBIRIS veri setinden seçtiğimiz aşırı gürültülü görüntü örnekleri – uyguladığımız aynı ISUR yönteminin sonuçları

(a) Göz görüntüleri (b) Temel gerçeklik görüntüleri (c) Tahmin edilen maskeler.

Uyguladığımız ağ, gürültülü iris görüntülerinde iyi segmentasyon yapmaktadır. Gürültülü görüntülerin örnekleri UBIRIS veri setinden seçilmiş ve Şekil 3'de gösterilmiştir.

UBIRIS veri setinden elde ettiğimiz segmentasyon sonucu TABLO I'de gösterilmiştir.

TABLO I, önerilen ağın görünür ışık ve yakın kızılötesi ışıkla aydınlatılan iris veri setlerinde iris segmentasyon doğruluğunu artırmada yetenekli olduğunu göstermektedir. Ancak, elde edilen sonuçlar bizim uygulamamızda daha düşük performans gösterdiğini göstermektedir. Bu farklılık, donanım sınırlamalarına bağlanabilir; örneğin, Collaboratory ortamında çalışmanın getirdiği veri seti boyutunu küçültme ve 100 yerine 50 epoch kullanma gereksinimi gibi. Bu donanım ve eğitim parametrelerindeki farklılıkların, elde edilen sonuçlardaki değişkenliğe etki ettiği düşünülebilir.

TABLO I ISUR, UNet'İN VE GERÇEKLEŞTİRDİĞİMİZ ISUR YÖNTEMİN HATA ORANI KARŞILAŞTIRMASI

	Error Rate
	UBIRIS – v2
U-Net [15]	0.006764
ISUR (incelenen makaledeki yöntem) [1]	0.006461
Uyguladığımız yöntem (ISUR)	0.16

6. SONUÇLAR

Gerçekleştirilen çalışmada, bazı sınırlamalar ve zorluklar nedeniyle beklenenin altında sonuçlar elde edilmiştir. Özellikle sınırlı donanım kaynakları, veri seti boyutları ve eğitim süresi gibi faktörlerin sonuçlara etkisi olduğu gözlemlenmiştir. Bununla birlikte, daha geniş bir veri seti ve daha uzun bir eğitim süresi ile yapılan gelecek çalışmaların daha iyi sonuçlar elde edeceği düşünülmektedir. Ancak, bu çalışma sayesinde, önerilen yöntemin gerçek dünya uygulamalarında nasıl performans göstereceği konusunda daha iyi bir anlayış elde ettik.

REFERANSLAR

- [1] A. Khaki, A. Aghagolzadeh and B. R. Cami, "ISUR: Iris Segmentation based on UNet and ResNet," 2021 11th International Conference on Computer Engineering and Knowledge (ICCKE), Mashhad, Iran, Islamic Republic of, 2021, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICCKE54056.2021.9721475.
- [2] Z. Zhao and A. Kumar, "A deep learning based unified framework to detect, segment and recognize irises using spatially corresponding features," Pattern Recognit., vol. 93, pp. 546–557, Sep. 2019.
- [3] S. Bazrafkan, S. Thavalengal, and P. Corcoran, "An end to end Deep Neural Network for iris segmentation in unconstrained scenarios," Neural Networks, vol. 106, pp. 79–95, Oct. 2018.
- [4] M. Arsalan, D. S. Kim, M. B. Lee, M. Owais, and K. R. Park, "FRED-Net: Fully residual encoder–decoder network for accurate iris segmentation," Expert Syst. Appl., vol. 122, pp. 217–241, 2019.
- [5] Y.-H. Li, W. R. Putri, M. S. Aslam, and C.-C. C. Chang, "Robust Iris Segmentation Algorithm in NonCooperative Environments Using Interleaved Residual UNet," Sensors, vol. 21, no. 4, pp. 1–21, 2021.
- [6] C. Wang, J. Muhammad, Y. Wang, Z. He, and Z. Sun, "Towards Complete and Accurate Iris Segmentation Using Deep Multi-Task Attention Network for NonCooperative Iris Recognition," IEEE Trans. Inf. Forensics Secur., vol. 15, pp. 2944–2959, 2020.
- [7] S. Lian, Z. Luo, Z. Zhong, X. Lin, S. Su, and S. Li, "Attention guided U-Net for accurate iris segmentation," J. Vis. Commun. Image Represent., vol. 56, no. October, pp. 296–304, 2018.

- [8] W. Zhang, X. Lu, Y. Gu, Y. Liu, X. Meng, and J. Li, "A Robust Iris Segmentation Scheme Based on Improved UNet," IEEE Access, vol. 7, pp. 85082–85089, 2019.
- [9] V. Varkarakis, S. Bazrafkan, and P. Corcoran, "Deep neural network and data augmentation methodology for off-axis iris segmentation in wearable headsets," Neural Networks, vol. 121, pp. 101–121, 2020.
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 770–778.
- [11] J. Hu, L. Shen, and G. Sun, "Squeeze-and-excitation networks," in Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Jun. 2018, pp. 7132–7141.
- [12] H. Proenca, S. Filipe, R. Santos, J. Oliveira, and L. A. Alexandre, "The {UBIRIS.v2}: A Database of Visible Wavelength Images Captured On-The-Move and At-ADistance," IEEE Trans. PAMI, vol. 32, no. 8, pp. 1529–1535, Aug. 2010.
- [13] H. Hofbauer, F. Alonso-Fernandez, P. Wild, J. Bigun, and A. Uhl, "A ground truth for Iris segmentation," Proc. Int. Conf. Pattern Recognit., pp. 527–532, 2014.
- [14] F. Alonso-Fernandez, J. Bigun, H. Hofbauer, A. Uhl, and P. Wild, "E valuation of the IRISSEG datasets," no. January, 2014.
- [15] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," CoRR, vol. abs/1505.0, May 2015.