

# Analisis Segmentasi Sel Darah Merah berbasis Mask-RCNN

Dyah Aruming Tyas <sup>#1</sup>, Tri Ratnaningsih <sup>\*2</sup>

<sup>1</sup> *Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada  
Sekip Utara Bulaksumur, Yogyakarta, Indonesia*

<sup>2</sup> *Departemen Patologi Klinik dan Kedokteran Laboratorium, Fakultas Kedokteran - Kesehatan Masyarakat dan Keperawatan, Universitas Gadjah Mada  
Jl. Farmako Sekip Utara, Yogyakarta, Indonesia*

<sup>1</sup> [dyah.aruming.t@ugm.ac.id](mailto:dyah.aruming.t@ugm.ac.id)

<sup>2</sup> [triratnaningsih@ugm.ac.id](mailto:triratnaningsih@ugm.ac.id)

Accepted on 29-09-2022

## Abstract

Pengembangan Computer-aided diagnosis (CAD) pada bidang patologi klinik memiliki tantangan tersendiri. CAD pada bidang patologi klinik diharapkan dapat membantu proses pengamatan laboratorium. Salah satu tantangan pengembangan CAD tersebut adalah pada proses segmentasi sel darah merah. Segmentasi sel darah merah yang menempel biasanya menimbulkan kesalahan segmentasi berupa bentuk sel tidak utuh atau sel sama sekali tidak tersegmentasi. Kesalahan segmentasi akan berakibat pada kesalahan pengenalan jenis sel darah sehingga diperlukan metode yang tepat untuk proses segmentasi. Oleh sebab itu, penelitian ini berfokus untuk menganalisis hasil segmentasi sel darah merah yang diperoleh menggunakan arsitektur model Mask-RCNN. Variasi parameter *detection min confidence* dilakukan untuk melihat dampaknya pada hasil segmentasi. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh bahwa akurasi hasil segmentasi terbaik adalah 91,24% yang berasal dari model Mask-RCNN dengan nilai parameter *detection min confidence* = 0,7. Pada model tersebut, baik sel darah merah tunggal ataupun sel darah merah yang saling menempel dapat disegmentasi dengan baik.

**Keywords:** Segmentasi, sel darah merah, CNN, mask-RCNN, detection min confidence

## I. PENDAHULUAN

**B**ERBAGAI penelitian yang melibatkan teknologi pengolahan citra digital (PCD) dan machine learning (ML) telah banyak dimanfaatkan dalam bidang medis sebagai contoh pada pengembangan Computer-Aided Diagnosis (CAD). Pada kasus yang berkaitan dengan sel darah, para peneliti menggunakan citra preparat darah kering untuk diolah. Penelitian-penelitian tersebut biasanya bertujuan untuk membantu dalam menghitung jumlah sel darah, mengenali sel darah yang muncul, hingga mengidentifikasi penyakit atau kelainan yang tampak.

Beberapa penelitian terkait, pada tahun 2017, Elsalamony melakukan penelitian untuk mendeteksi sel anemia berdasarkan shape signature using neural network [1]. Kemudian pada tahun 2018, [2], menilai performa SVM dan ANFIS untuk mengklasifikasikan parasite malaria dan life-cycle-stage parasite dalam darah. Pada kasus Leukemia, setiawan, A. dkk (2018) mengklasifikasikan tipe sel pada acute myeloid leukemia (AML) pada subtype M4, M5 dan M7 menggunakan SVM [3].

Permasalahan yang muncul dalam penelitian terkait sel darah adalah sulitnya melakukan segmentasi sel darah yang bertumpuk dan/atau menempel. Hasil yang diperoleh dari proses segmentasi sel yang bertumpuk

tersebut biasanya berupa sel darah merah dengan bentuk yang tidak utuh. Kesalahan segmentasi akan berakibat pada kesalahan pengenalan jenis sel darah. Oleh sebab itu, penelitian ini akan berfokus pada analisis hasil segmentasi dari metode instance segmentation Mask-RCNN dalam proses segmentasi sel darah merah.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

Beberapa penelitian terkait segmentasi sel darah merah (eritrosit) telah dilakukan dengan menggunakan berbagai metode. Segmentasi menggunakan karakteristik lingkarang dilakukan oleh Chandrasiri and Samarasinghe (2014) yaitu menggunakan circle hough transform namun penurunan akurasi terjadi karena dalam beberapa kasus sistem tidak dapat mendeteksi secara akurat sel yang overlap [4]. Selain itu, Sarrafzadeh dkk. (2015) dengan menggunakan Circle Transform (CT) yang diusulkan oleh Chauris et al. (2011), telah dapat mendeteksi eritrosit berbentuk lingkaran [5], [6]. Namun, pada sel yang tidak berbentuk lingkaran, CT belum dapat melakukan segmentasi dengan tepat. Metode segmentasi lain yang telah digunakan antara lain algoritme seed region growing area extraction (SRGAE) [7] dan operasi morfologi [8]–[10].

Tidak sedikit penelitian yang menggabungkan beberapa metode untuk proses segmentasi. Deteksi eritrosit abnormal pada kasus anemia sel sabit dan talasemia telah dilakukan oleh Sharma et al., (2016) [11]. Metode marker-controlled watershed yang dilanjutkan dengan penerapan operasi morfologi digunakan pada tahap segmentasi. Hasil segmentasi terlihat belum konsisten terhadap sel darah yang menempel dan/atau menumpuk. Kendala serupa pada metode segmentasi eritrosit yang diusulkan oleh Tyagi et al. (2016) yaitu operasi morfologi, masih belum bisa memisahkan sel bertumpuk, sehingga sel bertumpuk dan sel yang tidak utuh bentuknya akan dihapus dan tidak diikutkan dalam tahap selanjutnya [12].

Seiring dengan perkembangan metode deep learning yang sangat pesat, metode deep learning juga digunakan pada kasus di dunia medis. Abas et al., menggunakan metode YOLO dan CNN untuk melakukan deteksi dan klasifikasi sel leukosit (sel darah putih) pada kasus leukemia. Penelitian ini berhasil memperoleh performa deteksi dengan presisi mencapai 96% dan akurasi 94,6% pada klasifikasi leukosit [13]. Pada kasus sel darah merah, D.I. Saphietra telah menggunakan metode instance segmentation mask-RCNN dan metode YOLOv3, YOLOv3-SPP dan YOLOv4 untuk mengklasifikasikan sel darah merah, namun performa yang diperoleh masih perlu ditingkatkan [14]. Berdasarkan penelitian tersebut dengan metode YOLOv3-SPP diperoleh performa klasifikasi presisi 62%, recall 67% dan f1-score 65% sedangkan metode Mask R-CNN memperoleh presisi 61,7%, recall 75,4% dan f1-score 67,9%. Rendahnya performa klasifikasi dapat disebabkan oleh proses segmentasi yang belum optimal. Berdasarkan perbandingan performa dari metode Mask RCNN dan YOLO dari penelitian [14] diketahui bahwa Mask RCNN memperoleh recall dan F1-score yang lebih tinggi dibandingkan metode YOLO, sehingga penelitian ini akan berfokus pada analisis hasil segmentasi dari metode instance segmentation Mask-RCNN dalam proses segmentasi sel darah merah.

## III. METODE PENELITIAN

### A. *Data Citra dan Anotasi Data*

Preparat darah kering yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari individu normal. Proses akuisisi citra dilakukan menggunakan mikroskop dengan tambahan camera khusus mikroskop. Proses akuisisi citra didampingi oleh tenaga ahli laboratorium patologi klinik FKMK UGM untuk memastikan area lapang pandang yang akan difoto telah sesuai. Dalam penelitian ini digunakan 10 citra lapang pandang untuk proses pelatihan model dan 10 citra lapang pandang untuk proses pengujian model. Contoh sampel gambar untuk data pelatihan ditunjukkan pada Fig. 1 sedangkan sampel data pengujian ditunjukkan pada Fig. 2. Pada proses pengamatan hapusan darah tepi secara mikroskopik, seorang ahli (dokter patologi klinik) perlu menghitung kemunculan dari setiap jenis sel darah yang terlihat. Pada proses tersebut, seorang ahli juga perlu mengamati ukuran, warna dan bentuk dari tiap sel yang ada.

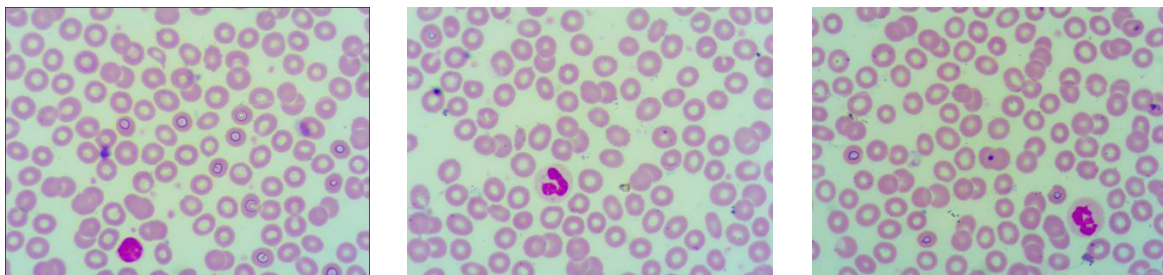


Fig. 1. Tiga sampel data citra lapang pandang sebagai data latih

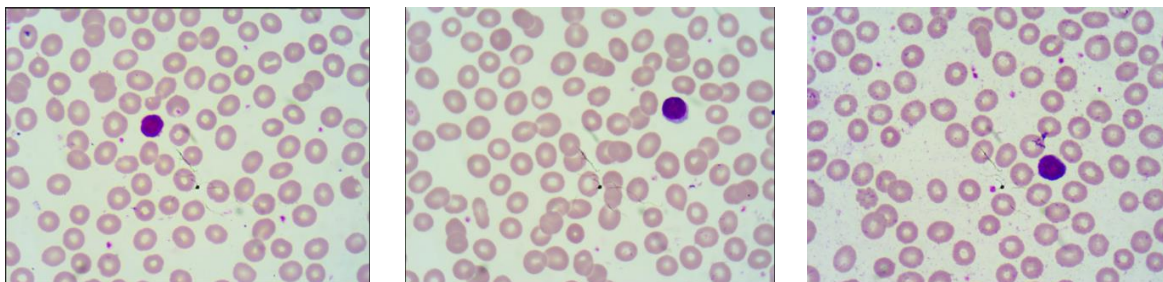


Fig. 2. Tiga sampel data citra lapang pandang sebagai data uji

Setelah diperoleh data citra lapang pandang, selanjutnya dilakukan anotasi data untuk melabeli sel darah merah yang ada pada citra menggunakan software VGG Image Annotator (VIA). Proses anotasi dilakukan dengan membuat mask pada tiap sel, kemudian memberikan nama kelas yang sesuai. Pada penelitian ini data dianotasi menggunakan nama kelas berdasarkan ukuran sel, yaitu besar, normal, kecil dan undefined. Contoh data citra yang telah dianotasi ditunjukkan pada Fig. 3. Setiap sel yang telah dianotasi ditunjukkan dengan mask berwarna dan bounding box serta nama kelasnya seperti yang ditunjukkan pada Fig. 3.

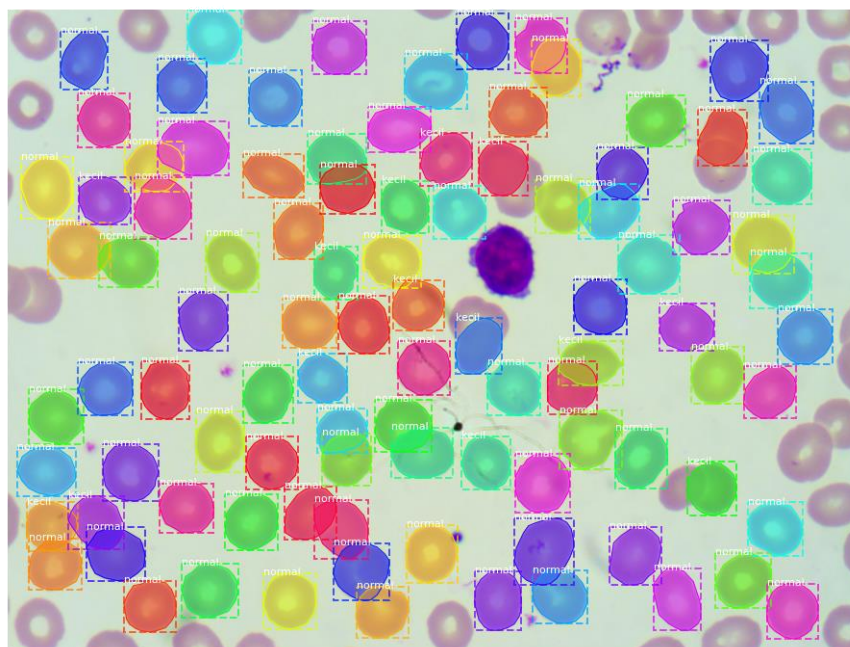


Fig. 3. Sampel data citra yang telah dianotasi

### B. Mask-RCNN

Mask R-CNN merupakan salah satu bentuk objek detector yang menggunakan *two-stage framework*. Mask R-CNN menghasilkan *output* berupa *class*, *bounding box*, dan *mask*. Tahap pertama, Region Proposal Network (RPN) memindai semua jalur *top-bottom* pada FPN dan mengusulkan wilayah yang mungkin berisi objek. Pada tahap pertama ini selain memindai peta fitur menggunakan RPN, pemindaian juga dilakukan menggunakan anchors. Anchors merupakan sekumpulan kotak dengan lokasi yang telah ditentukan dan skala relative tertentu. Karena anchors dengan skala berbeda terikat ke berbagai tingkat peta fitur, RPN menggunakan anchors untuk mencari tahu di mana peta fitur harus mendapatkan objek dan berapa ukuran *bounding box*-nya.

Tahap kedua, neural network lain mengambil proposal pada tahap pertama dan menetapkannya ke beberapa area tertentu dari tingkat peta fitur, memindai area tersebut dan menghasilkan kelas objek, *bounding box*, dan *mask*. Prosedurnya hampir sama dengan RPN, perbedaannya adalah tanpa menggunakan anchors, yang digunakan adalah ROI Align untuk menemukan area relevan dari peta fitur dan ada mask yang menghasilkan cabang untuk setiap objek dalam level pixel. Ilustrasi dua tahap pada Mask R-CNN ditunjukkan pada Fig. 4.

Dalam penelitian ini Backbone yang digunakan oleh Mask R-CNN adalah jaringan ResNet-50. Proses pelatihan menggunakan learning rate 0.001, epoch 100, dan nilai skala RPN Anchor adalah (8,16,32,64,128) yang merupakan nilai default dari jaringan ResNet-50.

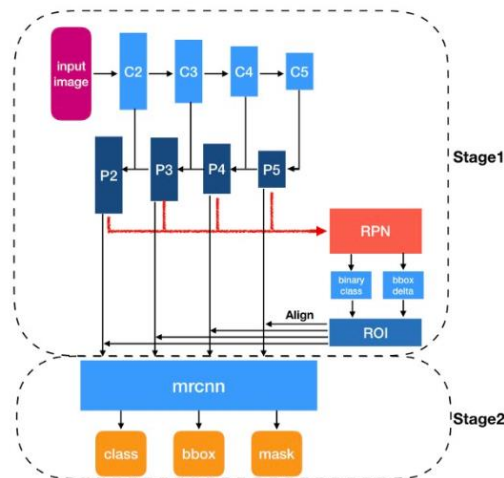


Fig. 4. Mask R-CNN two-stage framework (Zhang., 2018)

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil segmentasi sel darah merah ditunjukkan pada Table 1. Pada penelitian ini divariasikan nilai parameter *detection min confidence* dengan nilai 0,7, 0,8, dan 0,9. Berdasarkan hasil segmentasi pada sepuluh citra lapang pandang, diperoleh bahwa akurasi rata-rata tertinggi pada proses segmentasi adalah 91,24%. Akurasi tertinggi diperoleh saat digunakan parameter *detection min confidence* dengan nilai 0,7. Pada Tabel 1 dapat kita lihat bahwa semakin besar nilai parameter *detection min confidence*, maka semakin rendah pula akurasi rata-rata proses segmentasi.

TABLE I  
 HASIL SEGMENTASI SEL DARAH MERAH BERDASARKAN PARAMETER DETECTION MIN CONFIDENCE

Citra ke-	Jumlah objek (GT)	detection min confidence= 0,7		detection min confidence= 0,8		detection min confidence= 0,9	
		Objek tersegmentasi	Akurasi (%)	Objek tersegmentasi	Akurasi (%)	Objek tersegmentasi	Akurasi (%)
1	86	78	90,70	78	90,70	75	87,21
2	89	79	88,76	76	85,39	65	73,03
3	86	80	93,02	76	88,37	66	76,74
4	94	88	93,62	84	89,36	75	79,79
5	87	79	90,80	77	88,51	65	74,71



Citra ke-	Jumlah objek (GT)	detection min confidence= 0,7		detection min confidence= 0,8		detection min confidence= 0,9	
		Objek tersegmentasi	Akurasi (%)	Objek tersegmentasi	Akurasi (%)	Objek tersegmentasi	Akurasi (%)
6	86	79	91,86	76	88,37	70	81,40
7	97	85	87,63	80	82,47	73	75,26
8	83	78	93,98	75	90,36	70	84,34
9	102	89	87,25	84	82,35	75	73,53
10	96	91	94,79	82	85,42	76	79,17
		<b>Rerata:</b>	<b>91,24</b>	<b>Rerata:</b>	<b>87,13</b>	<b>Rerata:</b>	<b>78,52</b>

Beberapa sampel hasil segmentasi atau deteksi sel ditunjukkan pada Fig 5 dan Fig 6. Hasil segmentasi pada citra ke-9 dengan nilai *detection min confidence*=0,7 ditunjukkan oleh Fig.5 sedangkan hasil segmentasi pada citra ke-9 dengan nilai *detection min confidence*=0,9 ditunjukkan oleh Fig.6. Pada Fig.5 dan Fig.6, garis hijau menunjukkan *ground truth* sedangkan garis merah menunjukkan hasil segmentasi objek. Keterangan angka yang muncul pada tiap sel hasil segmentasi merupakan *score/IoU*. Jumlah sel yang berhasil tersegmentasi pada Fig.5 adalah 89 sel sedangkan pada Fig.6 sejumlah 75 sel. Perbedaan ini dipengaruhi oleh nilai parameter *detection min confidence* yang digunakan. Ketika menggunakan *detection min confidence*=0,9, objek hasil segmentasi yang memiliki nilai *score* kurang dari 0,9 tidak akan dianggap sebagai objek yang benar.



Fig. 5. Hasil Segmentasi pada citra ke-9 dengan parameter *detection min confidence* = 0,7. (Ground truth (hijau), object tersegmentasi(merah), Caption: *score/IoU*)



Fig. 6. Hasil segmentasi pada citra ke-9 dengan parameter *detection min confidence* = 0,9. (Ground truth (hijau), object segmentation(merah), Caption: confidence score/IoU)

Contoh perbedaan hasil segmentasi yang dapat dilihat dari membandingkan Fig.5 dan Fig.6 ditunjukkan pada Fig.7. Pada sampel sel bertumpuk di Fig.7 (kiri), ketiga sel dapat di segmentasi seluruhnya sedangkan pada sampel di Fig.7 (kanan) hanya satu sel yang tersegmentasi. Pengamatan yang dilakukan dalam penelitian ini menunjukkan pada sel darah yang menempel biasanya memiliki nilai *score/IoU* kurang dari 0,9 sehingga tidak akan ikut disegmentasi jika nilai parameter *detection min confidence* = 0,9.

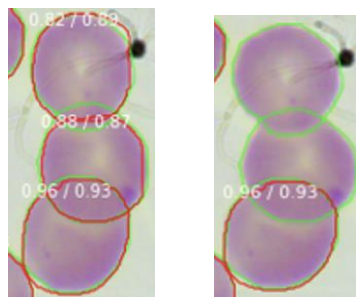


Fig. 7. Sampel perbandingan hasil segmentasi bagian dari Fig.5 (kiri) dan Fig.6 (kanan)

Evaluasi hasil segmentasi dari penelitian [14] pada data pengujian (tiga preparat darah) dengan hanya menggunakan parameter *detection min confidence* = 0,9 diperoleh akurasi rata-rata hasil segmentasi adalah 77,03% sedangkan berdasarkan hasil penelitian ini, akurasi hasil segmentasi meningkat ketika menggunakan nilai parameter *detection min confidence* 0,7 dan 0,8 seperti yang ditunjukkan pada Table 1. Berdasarkan perbandingan dari parameter *detection min confidence* dengan nilai variasi 0,7, 0,8 dan 0,9 diperoleh bahwa hasil akurasi tertinggi untuk segmentasi sel darah merah berdasarkan jumlah sel yang dapat tersegmentasi diperoleh dari nilai parameter *detection min confidence* = 0,7. Pada kasus segmentasi sel darah merah sangat dimungkinkan adanya sel-sel yang menumpuk. Nilai parameter *detection min confidence* = 0,7 membuat objek yang tersegmentasi oleh mask dengan *confidence score* mulai dari 0,7 hingga 1,0 akan dianggap sebagai sel darah merah. Penerapan nilai parameter tersebut mengakibatkan sel darah merah bertukpuk dapat ikut tersegmentasi dengan baik sehingga meningkatkan akurasi segmentasi sel.

## V. KESIMPULAN

Penelitian ini mengevaluasi bagaimana pengaruh parameter *detection min confident* terhadap hasil segmentasi sel darah merah oleh mask-RCNN. Dalam penelitian ini, parameter *detection min confident* terbaik adalah 0,7 dengan akurasi segmentasi mencapai 91,24%. Evaluasi parameter pada tahap segmentasi tentu sangat penting dilakukan karena sel yang terdeteksi akan dikenali jenis selnya pada tahap selanjutnya. Jika jumlah yang tersegmentasi cukup sedikit maka akan mempengaruhi performa hasil klasifikasi atau pengenalan sel. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan variasi terhadap hyperparameter dari Mask-RCNN dan analisis dari hasil klasifikasi sel darah merah.

## ACKNOWLEDGMENT

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Laboratorium Patologi Klinik FKKMK UGM yang telah membantu dalam proses pengumpulan data.

## REFERENSI

- [1] H. Elsalamony, "Anaemia Cells Detection based on Shape Signature Using Neural Networks," *Measurement*, vol. 104, pp. 50–59, 2017.
- [2] S. Hartati, A. Harjoko, R. Rosnelly, I. Chandradewi, and Faizah, "Performance of SVM and ANFIS for Classification of Malaria Parasite and Its Life-Cycle-Stages in Blood Smear," in *Communications in Computer and Information Science*, vol 937, 2018, pp. 110–121, doi: [https://doi.org/10.1007/978-981-13-3441-2\\_9](https://doi.org/10.1007/978-981-13-3441-2_9).
- [3] A. Setiawan, A. Harjoko, T. Ratnaningsih, E. Suryani, Wiharto, and S. Palgunadi, "Classification of cell types in Acute Myeloid Leukemia (AML) of M4, M5 and M7 subtypes with support vector machine classifier," in *2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018*, 2018, pp. 45–49, doi: 10.1109/ICOIACT.2018.8350822.
- [4] S. Chandrasiri and P. Samarasinghe, "Morphology Based Automatic Disease Analysis Through Evaluation of Red Blood Cells," *5th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation. IEEE, Langkawi*, pp. 318–323, 2014, doi: 10.1109/ISMS.2014.60.
- [5] O. Sarrafzadeh, A. M. Dehnavi, H. Rabbani, N. Ghane, and A. Talebi, "Circler based Framework for Red Blood Cells Segmentation and Counting," in *2015 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS)*, 2015, pp. 1–6, doi: 10.1109/SiPS.2015.7344979.
- [6] H. Chauris, I. Karoui, P. Garreau, H. Wackernagel, P. Craneguy, and L. Bertino, "The Circler Transform: A Robust Tool for Detecting Features with Circular Shapes," *Comput. Geosci.*, vol. 37, no. 3, pp. 331–342, 2011, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cageo.2010.05.009>.
- [7] N. Z. N. Rashid, M. Y. Mashor, and R. Hassan, "Unsupervised Color Image Segmentation of Red Blood Cell for Thalassemia Disease," *2nd International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE)*. IEEE, Penang, pp. 1–6, 2015, doi: 10.1109/ICoBE.2015.7235892.
- [8] J. A. Alkrimi, L. E. George, A. Suliman, A. R. Ahmad, and K. Al-Jashamy, "Isolation and Classification of Red Blood Cells in Anemic Microscopic Images," *World Acad. Sci. Eng. Technol. Int. J. Medical, Heal. Bioeng. Pharm. Eng.*, vol. 8, no. 10, pp. 727–730, 2014, [Online]. Available: <http://waset.org/Publication/isolation-and-classification-of-red-blood-cells-in-anemic-microscopic-images/9999608>.
- [9] E. Suryani, Wiharto, and K. N. Wahyudian, "Identifikasi Anemia Thalassemia Beta Mayor Berdasarkan Morfologi Sel Darah Merah," *Sci. J. Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 15–28, 2015.
- [10] I. Ahmad, S. N. H. S. Abdullah, and R. Z. A. R. Sabudin, "Geometrical vs spatial features analysis of overlap red blood cell algorithm," in *2016 International Conference on Advances in Electrical, Electronic and Systems Engineering (ICAEES)*, Nov. 2016, pp. 246–251, doi: 10.1109/ICAEES.2016.7888047.
- [11] V. Sharma, A. Rathore, and G. Vyas, "Detection of sickle cell anaemia and thalassaemia causing abnormalities in thin smear of human blood sample using image processing," in *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, Aug. 2016, vol. 3, pp. 1–5, doi: 10.1109/INVENTIVE.2016.7830136.
- [12] M. Tyagi, L. M. Saini, and N. Dahyia, "Detection of Poikilocyte cells in Iron Deficiency Anaemia using Artificial Neural Network," in *2016 International Conference on Computation of Power, Energy Information and Commuincation (CCPEIC)*, Apr. 2016, pp. 108–112, doi: 10.1109/CCPEIC.2016.7557233.
- [13] S. M. Abas, A. M. Abdulazeez, and D. Q. Zeebaree, "A YOLO and Convolutional neural network for detection and classification of leukocytes in leukemia," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 25, no. 1, 2022, pp. 200–213, doi: 10.11591/ijeecs.v25.ilpp200-213.
- [14] D.I. Saphietra. "Klasifikasi Sel Darah Merah Untuk Skrining Thalassemia Minor Menggunakan Transfer Learning Convolutional Neural Network". Skripsi, DIKE, UGM, Yogyakarta, 2021.