

# PENDETEKSIAN SEL DARAH PUTIH DARI CITRA PREPARAT TANPA PEWARNAAN DENGAN FASTER R-CNN

Oktaviana<sup>1</sup>, Lina<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,  
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia  
E-mail: <sup>1</sup>oktavianaairawan@gmail.com, <sup>2</sup>lina@fti.untar.ac.id

## Abstrak

Darah merupakan cairan yang berfungsi untuk mengirimkan zat-zat dan oksigen yang dibutuhkan tubuh, membawa zat sisa metabolisme, dan pertahanan tubuh terhadap serangan virus atau bakteri. Darah terdiri dari sel darah merah (eritrosit), sel darah putih (leukosit), keeping darah (trombosit), dan plasma darah. Salah satu komponen darah yang penting bagi tubuh manusia adalah sel darah putih, karena memegang peranan dalam menjaga tubuh dari serangan virus, kuman, dan bakteri. Selain itu, dengan mengetahui jumlah sel darah putih dalam tubuh manusia, dapat diketahui kondisi kesehatan seseorang. Salah satu cara yang digunakan untuk menghitung jumlah sel darah putih pada tubuh manusia adalah dengan menggunakan sediaan apusan darah tepi. Pada sediaan apusan darah tepi umumnya akan dilakukan pewarnaan, dimana hal tersebut dapat menambah waktu, biaya, serta tenaga yang dibutuhkan. Perkembangan teknologi khususnya di bidang Computer Vision diharapkan dapat membantu mempermudah proses ini, sehingga dilakukan penelitian dalam pendeteksian sel darah putih dari citra preparat. Pada penelitian ini, pendeteksian akan dilakukan dengan menggunakan metode Faster R-CNN dan memanfaatkan CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) serta color space CIEL\*a\*b\* untuk tahapan pre-processing untuk citra preparat tanpa pewarnaan. Hasil pengujian yang dilakukan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 98,61% untuk citra preparat dengan pewarnaan dan 86,67% untuk citra preparat tanpa pewarnaan.

**Kata kunci**— Darah, Deteksi Sel Darah Putih, Faster R-CNN, Sediaan Apusan Darah Tepi.

## Abstract

Blood is a very important fluid in the human body. Blood consists of red blood cells (erythrocytes), white blood cells (leukocytes), blood platelets (platelets), and blood plasma. One of the important blood components for the human body is white blood cells, because they play a role in protecting the body from viruses, germs, and bacteria. In addition, by knowing the number of white blood cells in the human body, a person's health condition can be known. One way to count white blood cells is by using a peripheral blood smear. In the preparation of peripheral blood smears, staining will generally be carried out, which can increase the time, cost, and energy required. Technological developments, especially in the field of Computer Vision, are expected to help facilitate this process, so research is carried out in the detection of white blood cells from image preparations. In this study, detection will be carried out using Faster R-CNN method, combined with CLAHE and CIEL\*a\*b\* color space for the pre-processing stage for unstained peripheral blood smear. The results of the tests carried out showed an accuracy rate of 98.61% for the stained peripheral blood smear and 86.67 % for the unstained peripheral blood smear.

**Keywords**—Blood, Faster R-CNN, Peripheral Blood Smear, White Blood Cell Detection.

## 1. PENDAHULUAN

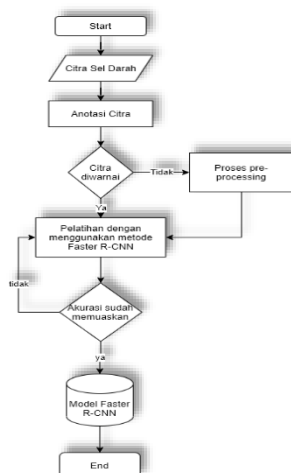
Darah merupakan cairan yang berfungsi untuk mengirimkan zat-zat dan oksigen yang dibutuhkan tubuh, membawa zat sisa metabolisme, dan pertahanan tubuh terhadap serangan virus atau bakteri. Darah pada manusia terdiri atas komponen-komponen sel darah merah (eritrosit), sel darah putih (leukosit), keping darah (trombosit), dan plasma darah. Darah manusia tersusun dari 55% plasma darah dan 45% sel darah, menjadikan 8% dari bobot tubuh manusia adalah darah [1].

Salah satu komponen yang penting ditubuh manusia adalah sel darah putih (leukosit), sebab jika terdapat terlalu banyak atau terlalu sedikit leukosit, maka akan terjadi ketidaknormalan pada tubuh. Jika tubuh manusia kekurangan sel darah putih maka akan rentan terkena infeksi, sebaliknya jika terdapat terlalu banyak sel darah putih maka manusia akan mengalami kelainan yang disebut kanker darah (leukimia).

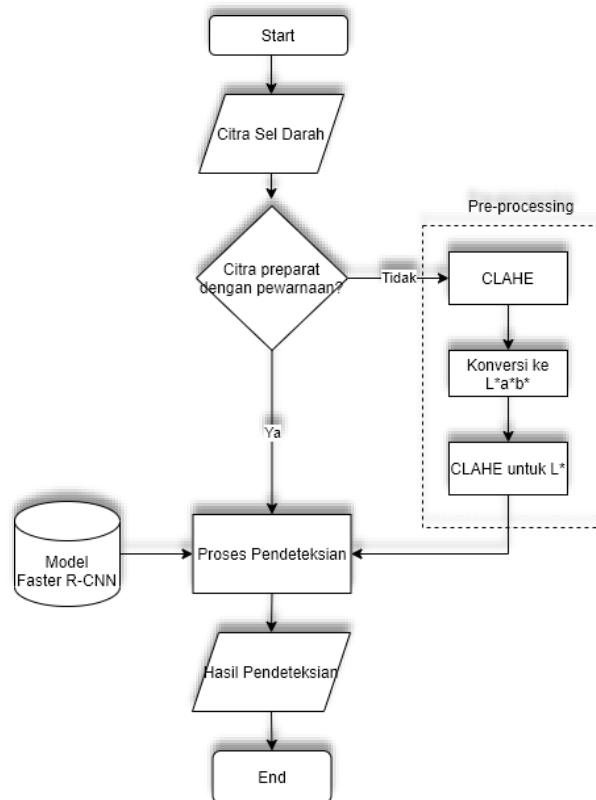
Salah satu cara untuk melakukan pemeriksaan jumlah sel darah adalah dengan membuat sediaan apus darah tepi. Pembuatan sediaan apus darah tepi membutuhkan langkah yang panjang, dimana hal tersebut akan memakan waktu, tenaga, dan biaya [1]. Dengan memanfaatkan perkembangan teknologi khususnya di bidang Computer Vision, diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam proses pemeriksaan jumlah sel darah. Contoh pemanfaatan teknologi ini adalah dengan dibuatnya sistem pendeteksian sel darah putih dari citra preparat dengan pewarnaan maupun tanpa pewarnaan. Percobaan ini dilakukan sebagai bentuk pengembangan dengan tujuan meningkatkan akurasi yang didapatkan dari percobaan-percobaan yang sudah dilakukan sebelumnya [2][3]. Percobaan ini akan menggunakan metode pendeteksian objek Faster R-CNN untuk mendeteksi lokasi sel darah putih dan menggunakan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) dan *color space* CIEL\*a\*b untuk tahapan *pre-processing* untuk citra preparat tanpa pewarnaan.

## 2. METODE PENELITIAN

Sistem yang dibangun merupakan sistem yang dapat mendeteksi sel darah putih dari citra preparat dengan menggunakan metode Faster R-CNN. Sistem akan menerima input berupa citra preparat yang diambil dengan menggunakan foto kamera. Citra preparat akan meliputi citra preparat dengan pewarnaan (*stained*) serta citra preparat tanpa pewarnaan (*unstained*). Model yang dihasilkan pada tahap pelatihan akan diimplementasikan ke dalam program pendeteksian. Tahapan pada sistem pelatihan dapat dilihat pada Gambar 1, sedangkan pada tahap pengujian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Tahap Pelatihan

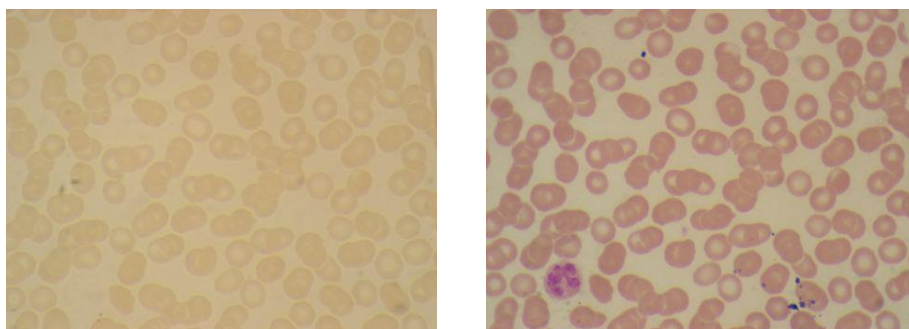


**Gambar 2.** Tahap Pengujian

Input citra preparat yang diterima akan dibedakan, jika input merupakan citra preparat sel darah dengan pewarnaan maka input akan langsung melalui model yang sudah didapatkan. Sedangkan jika input merupakan citra preparat tanpa pewarnaan maka input akan melalui tahap *pre-processing*. Tahap *pre-processing* yang dilakukan meliputi mengaplikasikan *Contrast Limited Histogram Equalization* (CLAHE) pada masing-masing *channel* R (Red), G (Green), dan B (Blue) dari citra input, kemudian mengubah ruang warnanya menjadi ruang warna CIE  $L^*a^*b^*$ , kemudian mengaplikasikan CLAHE ke *channel*  $L^*$ .

## 2.1. Dataset

Dataset yang digunakan merupakan citra preparat apusan darah tepi, yang diperbesar dengan menggunakan mikroskop. Data citra sel darah diambil dengan menggunakan kamera yang disambungkan ke mikroskop. Perbesaran yang digunakan pada mikroskop adalah sebesar 1000 kali, meliputi 10 kali perbesaran pada lensa okuler dan 100 kali perbesaran pada lensa objektif. Dataset yang digunakan adalah citra preparat sel darah dengan pewarnaan dan tanpa pewarnaan. Contoh data citra preparat sel darah dengan pewarnaan dan tanpa pewarnaan dapat dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Citra Preparat Sel Darah Tanpa Pewarnaan (Kiri) dan Citra Preparat Sel Darah dengan Pewarnaan (Kanan)

Dataset yang terkumpul berjumlah 958 citra, yang terdiri dari 479 citra preparat dengan pewarnaan dan 479 citra preparat tanpa pewarnaan. Rincian jumlah dataset yang digunakan pada percobaan ini dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

**Tabel 1** Proporsi Data untuk Citra Preparat dengan Pewarnaan

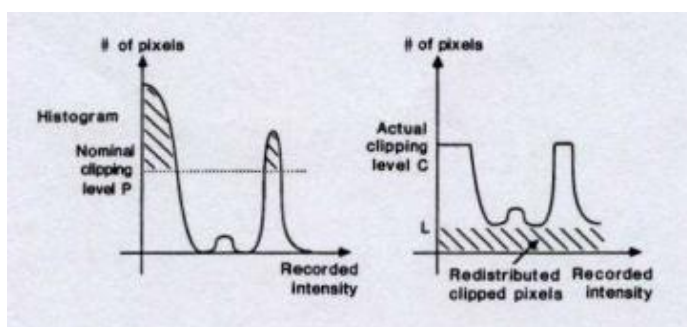
Data	WBC	No WBC	Total
Latih	266	0	266
Uji	66	147	213
Total			479

**Tabel 2** Proporsi Data untuk Citra Preparat Tanpa Pewarnaan

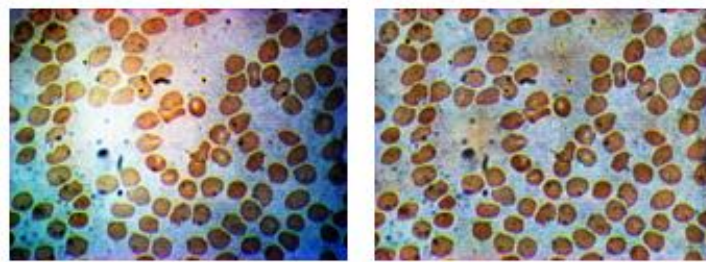
Data	WBC	No WBC	Total
Latih	266	0	266
Uji	66	147	213
Total			479

## 2.2. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE merupakan salah satu pengembangan dari *Histogram Equalization* (HE) yang mengatasi permasalahan kontras yang sering terjadi pada *Histogram Equalization* biasa. Pada CLAHE tingkat intensitas kontras yang ditampilkan dapat dibatasi, sehingga mengurangi noise yang mungkin terbentuk [4]. Selain itu, pada CLAHE peningkatan intensitas dilakukan perwilayah terbagi, yang disebut dengan *tiles*, berbeda dengan HE yang mengaplikasikan peningkatan per gambar [5]. Peningkatan kontras yang dikurangi pada suatu lokasi akan disebarkan pada area lain, dengan kata lain piksel kontras yang dibatasi/dikurangi akan didistribusikan kembali ke area lain. Algoritma CLAHE dapat dilihat pada Gambar 4, sedangkan contoh perbandingan antara HE dan CLAHE dapat dilihat pada Gambar 5.



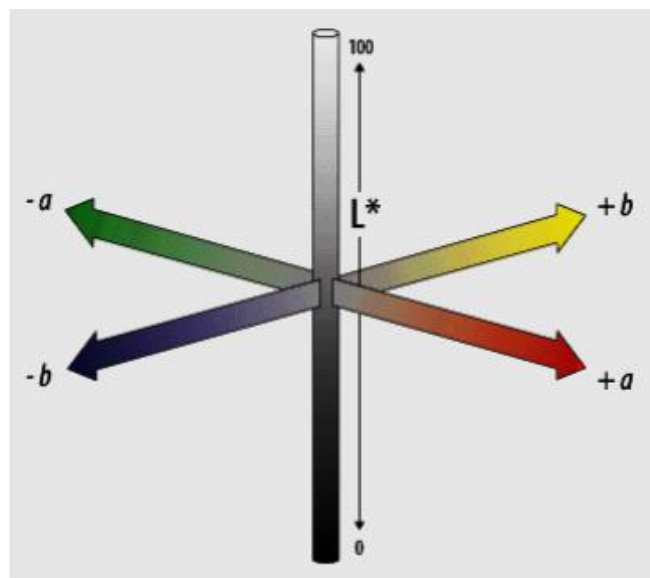
**Gambar 4.** Algoritma CLAHE (Sumber: Pizer, Stephen M., E. Philip Amburn, dan John D. Austin, 1987, Adaptive Histogram Equalization and Its Variations, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, No. 1, Vol 38, hal. 364)



**Gambar 5.** Citra Preparat Sel Darah Tanpa Pewarnaan dengan HE (Kiri) dan CLAHE (Kanan)  
Pada CLAHE

### 2.3. $CIE\text{L}^*a^*b^*$

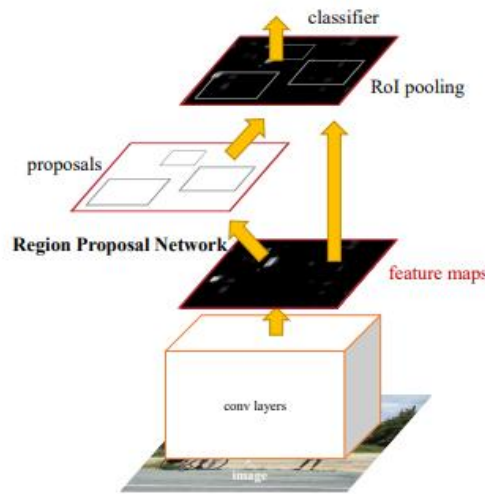
$CIE\text{L}^*a^*b^*$  merupakan ruang warna yang seragam secara persepsi [6]. Pada  $CIE\text{L}^*a^*b^*$  terdapat 3 nilai, yaitu  $L^*$ ,  $a^*$ , dan  $b^*$ .  $L^*$  menggambarkan pencahayaan (*Luminance*), dimana memiliki nilai antara 0 sampai dengan 100 (hitam – putih) [6][7]. Untuk  $a^*$  dan  $b^*$  mewakili *chrominance*, dimana memiliki nilai positif dan negatif. Nilai  $a^*$  akan bernilai positif untuk warna merah dan negatif untuk warna hijau, sedangkan untuk  $b^*$  akan bernilai positif untuk warna kuning dan bernilai negatif untuk warna biru [7]. Model warna dari ruang warna  $CIE\text{L}^*a^*b^*$  dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Ruang Warna  $CIE\text{L}^*a^*b^*$  (Sumber: Ibraheem, Noor a, Mokhtar M Hasan, Rafiqul Z Khan, and Pramod K Mishra. 2012. Understanding Color Model: A Review, *ARPJ Journal of Science and Technology*, No. 3, Vol. 2, hal. 265–275.)

### 2.4. *Faster R-CNN*

Algoritma *Faster R-CNN* merupakan salah satu algoritma pendeteksian objek yang merupakan pengembangan dari metode *R-CNN* [8]. *Faster R-CNN* memanfaatkan *Region Proposal Network (RPN)* sebagai pengganti metode *Selective Search* pada *R-CNN*. Arsitektur dari *Faster R-CNN* dapat dilihat pada Gambar 7.



**Gambar 13.** Arsitektur Faster R-CNN (Sumber: Ren, Shaoqing, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun, 2016, *Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks*, arXiv.)

Model yang akan digunakan pada sistem ini akan menggunakan *backbone* ResNet-50 yang diambil dari *library* torchvision. Parameter-parameter yang akan digunakan pada pelatihan dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Parameter Pelatihan

Model	Type	Pre-process	Jumlah Epoch	Trainable Backbone	Step Size	Learning Rate
1	Stained	Y	22	2	3	0,005
2	Unstained	Y	35	5	3	0,005
3	Stained	N	55	2	5	0,005
4	Unstained	Y	59	5	5	0,005

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan terhadap data uji. Jika pada tahap pelatihan, model dilatih dengan menggunakan *pre*-processing, maka pada tahap pengujian juga akan menggunakan *pre*-processing. Perhitungan hasil pengujian akan dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*. Metode ini akan membagi hasil pengujian menjadi 4 kelas, yaitu:

1. True Positive (TP) = citra dengan WBC, terdeteksi
2. False Positive (FP) = citra tanpa WBC, terdeteksi
3. False Negative (FN) = citra dengan WBC, tidak terdeteksi
4. True Negative (TN) = citra tanpa WBC, tidak terdeteksi

Selain itu dengan menggunakan nilai-nilai tersebut dapat didapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F1 Score dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

Hasil pengujian yang dilakukan terhadap data uji menghasilkan *Confusion Matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 4 untuk Model 1, Tabel 5 untuk Model 2, Tabel 6 untuk Model 3, dan Tabel 7 untuk Model 4. Nilai akurasi, presisi, *recall*, serta F1 Score dari masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 8.

**Tabel 4** Nilai *Confusion Matrix* pada Uji Menggunakan Model 1

	Ada Sel Darah Putih	Tidak Ada Sel Darah Putih
Sel Darah Putih Terprediksi	TP = 71	FP = 0
Sel Darah Putih Tidak Terprediksi	FN = 1	TN = 0

**Tabel 5** Nilai *Confusion Matrix* pada Uji Menggunakan Model 2

	Ada Sel Darah Putih	Tidak Ada Sel Darah Putih
Sel Darah Putih Terprediksi	TP = 60	FP = 1
Sel Darah Putih Tidak Terprediksi	FN = 13	TN = 0

**Tabel 6** Nilai *Confusion Matrix* pada Uji Menggunakan Model 3

	Ada Sel Darah Putih	Tidak Ada Sel Darah Putih
Sel Darah Putih Terprediksi	TP = 71	FP = 0
Sel Darah Putih Tidak Terprediksi	FN = 1	TN = 0

**Tabel 7** Nilai *Confusion Matrix* pada Uji Menggunakan Model 4

	Ada Sel Darah Putih	Tidak Ada Sel Darah Putih
Sel Darah Putih Terprediksi	TP = 65	FP = 2
Sel Darah Putih Tidak Terprediksi	FN = 8	TN = 0

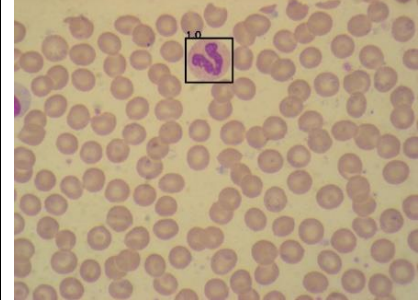
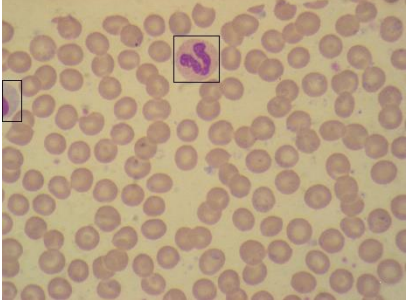
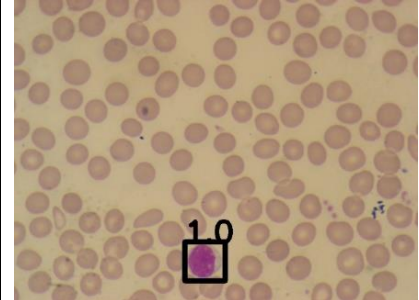
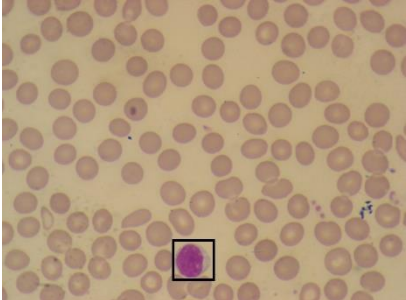
**Tabel 8** Nilai Akurasi, Presisi, Recall, dan F1 Score pada Pengujian Pada Data Uji Dengan Sel Darah Putih

Data Uji	Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1 Score
Dengan Pewarnaan	Model 1	98,61%	100%	98,61%	99,30%
Tanpa Pewarnaan	Model 2	81,08%	98,36%	82,19%	89,55%
Dengan Pewarnaan	Model 3	98,61%	100%	98,61%	99,30%
Tanpa Pewarnaan	Model 4	86,67 %	97,01%	89,04%	92,85%

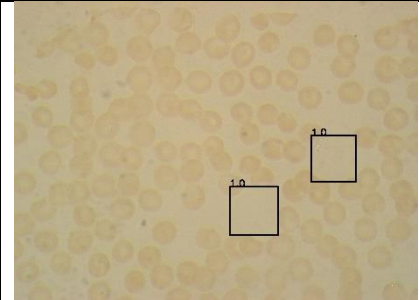

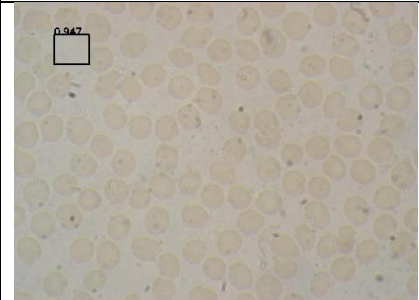
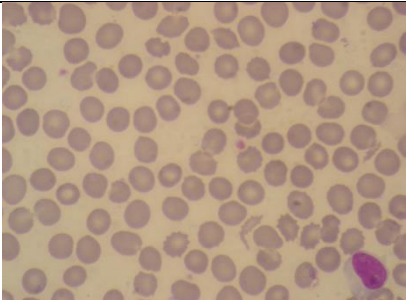
Contoh hasil pengujian yang sudah dilakukan terhadap model 3 (*stained*) dapat dilihat pada Tabel 9. Sedangkan contoh pengujian terhadap model 4 (*unstained*) dapat dilihat pada Tabel 10.



**Tabel 9** Hasil Pendeteksian Model Stained Pada Dataset Dengan Sel Darah Putih

Hasil Uji	Ground Truth	TP	FP	FN
		1		1
		1		

**Tabel 10** Hasil Pendeteksian Model Unstained pada Dataset dengan Sel Darah Putih

Hasil Uji	Ground Truth	TP	FP	FN
		2		
			1	1

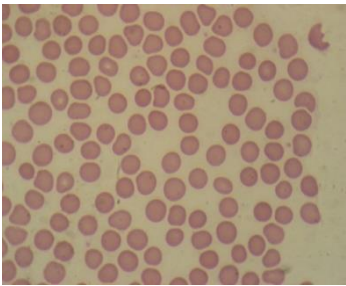
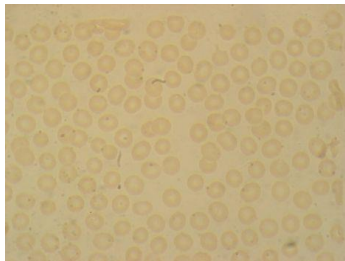
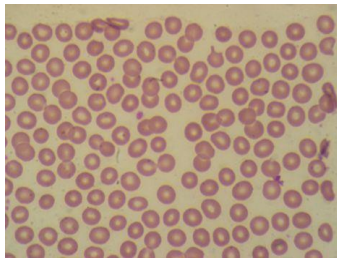
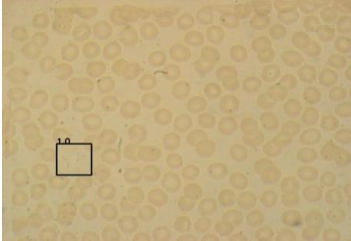
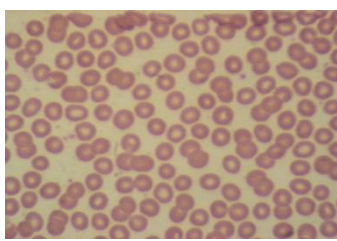
Pengujian juga dilakukan terhadap dataset yang tidak memiliki sel darah putih. Pengujian dilakukan dengan menggunakan konfigurasi yang sama seperti pengujian terhadap dataset dengan sel darah putih. Hasil pengujian terhadap dataset uji tanpa sel darah putih dapat dilihat pada Tabel 11, sedangkan contoh hasil pengujian pada modul dengan pewarnaan dan tanpa pewarnaan dapat dilihat pada Tabel 12.

**Tabel 11** Hasil Pengujian pada Data Uji Tanpa Sel Darah Putih



Model yang digunakan	Jumlah Benar	Jumlah Salah	Persentase deteksi benar
Model 1	147	0	100%
Model 2	146	1	99,32%
Model 3	147	0	100%
Model 4	143	4	97,28%

**Tabel 12** Contoh Hasil Pengujian pada Data Uji Tanpa Sel Darah Putih

Jenis	Hasil Deteksi	Gambar Verifikasi	Benar	Salah
Dengan Pewarnaan		(tidak ada)	1	
Tanpa Pewarnaan			1	
Tanpa Pewarnaan				1

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, dapat ditarik kesimpulan-kesimpulan, antara lain:

1. Akurasi tertinggi berhasil didapatkan dengan menggunakan model yang sudah melalui tahap pelatihan. Untuk model stained dilatih dengan menggunakan 55 epoch dan 2 *trainable backbone layer*. Untuk model unstained dilatih dengan menggunakan 59 epoch dan 5 *trainable backbone layer* dan melalui tahap *pre-processing*.
2. Sistem mampu mendeteksi sel darah putih dari citra preparat dengan pewarnaan (*stained*) maupun tanpa pewarnaan (*unstained*). Hasil pengujian yang mendapatkan akurasi tertinggi adalah 86,67% untuk data uji dengan sel darah putih dan 97,28% untuk data uji tanpa sel darah putih dengan model tanpa pewarnaan. Sedangkan untuk citra preparat dengan pewarnaan sebesar 98,61% untuk citra dengan sel darah putih dan 100% untuk citra tanpa sel darah putih. Masing-masing pengujian dilakukan terhadap 213 gambar yang terdiri dari 66 citra preparat dengan sel darah putih dan 147 citra preparat tanpa sel darah putih.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Turgeon, Mary Louise, 2015, *Clinical hematology: theory and procedures*, 5<sup>th</sup> Edition, Lippincott Williams & Wilkins, Philadelphia.
- [2] Andrianson, Fredriek, 2021, Pendeteksian Citra Preparat Sel Darah Putih dengan You Only Look Once (YOLO), *Skripsi*, Fakultas Teknologi Indormasi/Sarjana Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta.
- [3] Danny, Danny, 2021, Pendeteksian Sel Darah Putih dari Citra Preparat dengan Convolutional Neural Network, *Skripsi*, Fakultas Teknologi Indormasi/Sarjana Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta.
- [4] Pizer, Stephen M., E. Philip Amburn, and John D. Austin. 1987. Adaptive Histogram Equalization and Its Variations, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, No. 1, Vol 38, 364.
- [5] Wyatt, J. C., dan Spiegelhalter, D., 2008, Field Trials of Medical Decision-Aids: Potential Problems and Solutions, *Proceeding of 15th Symposium on Computer Applications in Medical Care*, Washington, May 3.
- [6] Plataniotis, K. N., Venetsanopoulos, A.N., 2000, Color Image Processing and Applications. Springer-Verlag. Berlin.
- [7] Ibraheem, Noor a, Mokhtar M Hasan, Rafiqul Z Khan, and Pramod K Mishra, 2012, Understanding Color Models: A Review, *ARPN Journal of Science and Technology*, No. 3, Vol. 2, Hal: 265–275.
- [8] Ren, Shaoqing, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun, 2017, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, No.6, Vol.39. Hal: 1-14.