

Deteksi Anemia pada Sel Darah Merah Menggunakan Klasifikasi *K-Nearest Neighbors* dan *Random Forest*

Fajar Setia Putra^{1*}, Rianda Muhammad Reza², Bryan Alif³, Riza Samsinar⁴
^{1,2,3,4}Teknik Elektro, Teknik, Universitas Muhammadiyah Jakarta, Jl. Cempaka Putih Tengah
XXVII, Cempaka Putih, Jakarta Pusat, 10510
Telp. (021) 4244016

*E-mail : fajar.setiaputra@gmail.com

Abstrak

Anemia merupakan salah satu gangguan hematologi yang ditandai oleh penurunan jumlah sel darah merah atau kadar hemoglobin yang dapat menyebabkan gangguan distribusi oksigen ke seluruh tubuh. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis guna mendeteksi anemia berdasarkan morfologi sel darah merah menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest. Dataset yang digunakan adalah citra mikroskopis sel darah merah dengan berbagai kelainan, termasuk mikrositosis, poikilositosis, target cells, ovalositosis, dan anisocytosis, serta sel normal sebagai pembanding. Ekstraksi fitur meliputi luas, eksentrisitas, aspek rasio, kekompakan, dan kebulatan. Data yang telah diekstraksi dinormalisasi dan dibagi menjadi data latih serta data uji. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki performa lebih baik dibandingkan KNN dengan akurasi rata-rata sebesar 99% dibandingkan 75.7% pada KNN. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi analisis morfologi sel darah merah dan algoritma machine learning dapat menjadi alat yang efektif untuk mendeteksi anemia secara otomatis.

Kata Kunci: *Anemia, Sel darah merah, KNN, Random Forest.*

Abstract

Anemia is a hematological disorder characterized by a decrease in red blood cell count or hemoglobin levels, leading to impaired oxygen distribution throughout the body. This study aims to develop an automated classification system to detect anemia based on red blood cell morphology using the K-Nearest Neighbors (KNN) and Random Forest algorithms. The dataset used comprises microscopic images of red blood cells with various abnormalities, including microcytosis, poikilocytosis, target cells, ovalocytosis, and anisocytosis, as well as normal cells for comparison. Feature extraction includes parameters such as area, eccentricity, aspect ratio, compactness, and circularity. The extracted data are normalized and split into training and testing sets. Model evaluation is performed using metrics such as accuracy, precision, sensitivity, and specificity. The results indicate that the Random Forest algorithm outperforms KNN, achieving an average accuracy of 99% compared to 75.7% for KNN. This study concludes that the combination of red blood cell morphological analysis and machine learning algorithms can serve as an effective tool for automated anemia detection.

Keywords: *Anemia, Red blood cells, KNN, Random Forest.*

1. Pendahuluan

Anemia didefinisikan sebagai berkurangnya satu atau lebih parameter sel darah merah: konsentrasi hemoglobin, hematokrit atau jumlah sel darah merah. Menurut kriteria WHO anemia adalah kadar hemoglobin di bawah 13 g% pada pria dan di bawah 12 g% pada wanita. Berdasarkan kriteria WHO yang direvisi/ kriteria National Cancer Institute, anemia adalah kadar hemoglobin di bawah 14 g% pada pria dan di bawah 12 g% pada wanita. Kriteria ini digunakan untuk evaluasi anemia pada penderita dengan keganasan. Anemia merupakan tanda adanya penyakit. Anemia selalu merupakan keadaan tidak normal dan harus dicari penyebabnya. Anamnesis, pemeriksaan fisik dan pemeriksaan laboratorium sederhana berguna dalam evaluasi penderita anemia.

Penelitian ini memfokuskan pada beberapa jenis kelainan sel darah merah, yaitu **Mikrositosis, Poikilositosis, Target Cells, Ovalositosis, dan Anisocytosis**, serta kondisi **Normal** sebagai kontrol.

a. **Mikrositosis**

Mikrositosis adalah kondisi di mana sel darah merah memiliki ukuran lebih kecil dari normal. Kelainan ini sering dikaitkan dengan anemia defisiensi zat besi atau talasemia. Dalam analisis ini, mikrositosis diidentifikasi berdasarkan luas sel yang kecil, yaitu kurang dari 1000 piksel.

b. **Poikilositosis**

Poikilositosis menggambarkan variasi bentuk sel darah merah yang tidak normal. Kondisi ini sering ditemukan pada anemia berat atau penyakit lain yang memengaruhi produksi eritrosit. Sel dengan nilai eksentrisitas tinggi (>0.85) atau rasio aspek (>2.0) diklasifikasikan sebagai poikilositosis.

c. **TargetCells**

Target cells adalah sel darah merah dengan tampilan menyerupai target panah, yang ditandai dengan lingkaran gelap di tengah. Kelainan ini sering terkait dengan talasemia atau penyakit hati. Pada analisis ini, target cells dikenali melalui kebulatan yang rendah (<0.5).

d. **Ovalositosis**

Ovalositosis ditandai oleh sel darah merah berbentuk oval atau elips. Kelainan ini dapat terjadi akibat gangguan genetik atau kekurangan vitamin tertentu. Ovalositosis diidentifikasi berdasarkan rasio aspek lebih dari 2.5 dan eksentrisitas tinggi (>0.9).

e. **Anisocytosis**

Anisocytosis menunjukkan variasi ukuran sel darah merah, baik lebih kecil maupun lebih besar dari normal. Kondisi ini sering dikaitkan dengan anemia defisiensi zat besi atau kekurangan vitamin. Dalam penelitian ini, anisocytosis ditentukan berdasarkan luas sel yang kurang dari 1000 atau lebih dari 3817 piksel.

f. **Normal**

Sel darah merah normal memiliki bentuk bulat dengan ukuran seragam dan cekungan di tengah. Sel ini dianggap ideal untuk fungsi transportasi oksigen tanpa adanya gangguan.

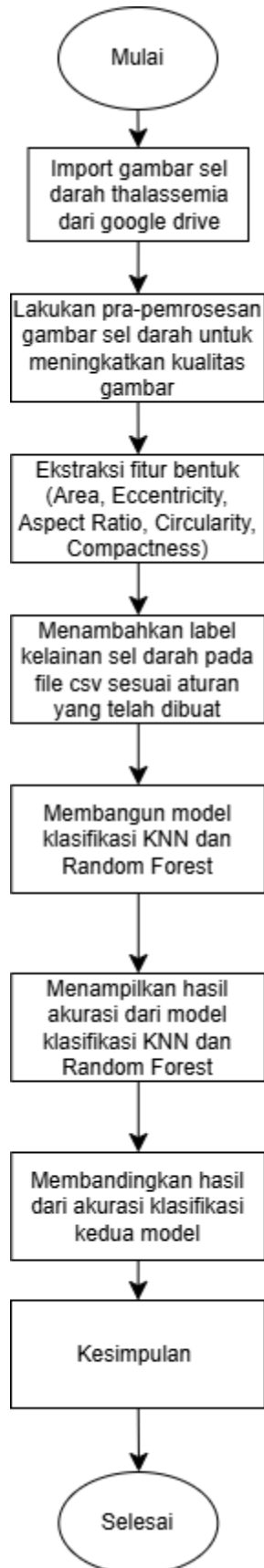
Size variation	Hemoglobin distribution	Shape variation	
Normal	Hypochromia 1+	Target cell	Acanthocyte
Microcyte	2+	Spherocyte	Helmet cell (fragmented cell)
Macrocyte	3+	Ovalocyte	Schistocyte (fragmented cell)
Oval macrocyte	4+	Stomatocyte	Tear drop
Hypochromic macrocyte	Polychromasia (Reticulocyte)	Sickle cell	Burr cell

Gambar 1. Citra Sel Darah Normal dan Abnormal

Pendekatan berbasis analisis citra mikroskopis menawarkan alternatif yang cepat dan efisien dalam mendeteksi kelainan sel darah merah. Dengan memanfaatkan fitur bentuk seperti area, mean intensity, eksentrisitas, aspect ratio, circularity, dan compactness, perubahan morfologi dapat dianalisis secara objektif. Berbagai metode pembelajaran mesin telah digunakan untuk meningkatkan akurasi deteksi, termasuk algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma KNN dan Random Forest dalam mendeteksi kelainan sel darah merah berdasarkan fitur bentuk yang diekstraksi dari citra mikroskopis. Proses pemecahan masalah mencakup ekstraksi fitur dari citra, pelatihan model klasifikasi, dan evaluasi performa kedua algoritma. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan efisiensi diagnosis thalassemia berbasis teknologi analisis citra.

2. Metodologi



Gambar 2.1 Diagram alir penelitian

2.1. Dataset Citra Sel Darah

Dataset yang digunakan adalah citra mikroskopis sel darah merah pasien thalassemia yang disimpan di Google Drive. Dataset ini berasal dari Mendeley <https://data.mendeley.com/datasets/gd9ysj73jd/1> terdiri dari 4 folder file yang berisi masing-masing folder berisi 20 gambar dengan berbagai kelainan yang terdapat dalam sel darah merah mikroskopis.

2.2. Pra-pemrosesan Data

Langkah awal adalah pre-processing data citra untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum dilakukan analisis. Proses ini mencakup:

1. Konversi ke Grayscale: Gambar berwarna dikonversi menjadi grayscale untuk mempermudah analisis intensitas piksel.
2. Penghapusan Noise: Menggunakan median blur untuk mengurangi noise pada gambar.
3. Enhancement Kontras: Menggunakan teknik histogram equalization (CLAHE) untuk meningkatkan detail gambar.
4. Segmentasi: Menggunakan metode thresholding Otsu untuk memisahkan objek (sel darah merah) dari latar belakang.
5. Operasi Morfologi: Membersihkan noise kecil menggunakan morphological operation.

2.3. Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur yang diekstrak dari gambar hasil pra-pemrosesan data citra mencakup:

1. Area : Luas objek sel darah merah.
2. Eccentricity : Tingkat eliptisitas sel darah merah.
3. Aspect Ratio : Perbandingan panjang sumbu mayor dan minor.
4. Circularity : Tingkat kelingkaran sel darah merah.
5. Compactness : Kombinasi dimensi utama sel terhadap luasnya.

Fitur-fitur ini dihitung menggunakan library Python seperti skimage dan opencv.

2.4. Penambahan Label

Setiap sel darah merah diberi label berdasarkan fitur yang telah diekstrak:

1. Mikrositosis: Area < 1000 piksel.
2. Poikilositosis: Eccentricity > 0.85 atau Aspect Ratio > 2.0.
3. Target Cells: Circularity < 0.5.
4. Ovalositosis: Aspect Ratio > 2.5 dan Eccentricity > 0.9.
5. Anisocytosis: Area < 1000 atau > 3817 piksel.
6. Normal: Sel yang tidak memenuhi kriteria di atas.

2.5. Membangun Model Klasifikasi

Untuk membangun model klasifikasi dilakukan dengan cara membandingkan dua model klasifikasi untuk menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi yang paling baik:

1. K-Nearest Neighbors (KNN)
 - a. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.
 - b. Model KNN dilatih menggunakan parameter utama (k=5).
2. Random Forest
 - a. Dataset yang sama digunakan untuk melatih model Random Forest.
 - b. Model ini memanfaatkan 100 pohon keputusan sebagai estimator.

2.6. Evaluasi Model

Hasil evaluasi dilakukan berdasarkan metrik berikut:

1. Akurasi: Tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data uji.
2. Confusion Matrix: Untuk memahami kesalahan klasifikasi dan distribusi prediksi model.
3. Precision, Recall, F1-Score: Metrik tambahan untuk mengevaluasi performa model terhadap setiap kelas label.

2.7. Visualisasi Data dan Model

Visualisasi meliputi:

1. Hasil pre-processing gambar (gambar asli, grayscale, dan hasil segmentasi).
2. Distribusi label dalam dataset menggunakan diagram pie.
3. Confusion matrix dalam bentuk heatmap untuk model KNN dan Random Forest.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Persiapan Dataset

Dataset disimpan di Google Drive, sehingga proses pertama adalah menghubungkan (mount) Google Drive ke Google Colab.

```
import os
import cv2
import numpy as np
from skimage import exposure
import matplotlib.pyplot as plt
import shutil
from google.colab import files
from google.colab import drive

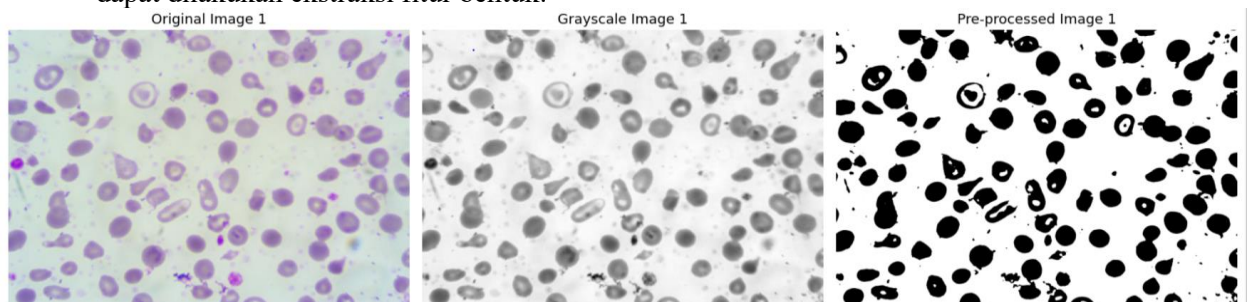
# Mount Google Drive
drive.mount('/content/drive')

# Path ke folder dataset
input_folder = "/content/drive/My Drive/Thalassemia"
output_folder = "processed_images"
```

Gambar 3.1 Proses Mount dataset ke Google Colab

3.2. Pra-pemrosesan Data Citra

Pada bagian ini citra sel darah diproses untuk menghasilkan gambar sesuai dan dapat dilakukan ekstraksi fitur bentuk.



Gambar 3.2 Citra sel darah hasil pra-pemrosesan

3.3. Ekstraksi Fitur Bentuk

Setiap gambar diproses untuk mengekstrak fitur bentuk

- a. **Area:** Luas sel.
- b. **Circularity:** Tingkat kebulatan.
- c. **Aspect Ratio:** Rasio panjang terhadap lebar.
- d. **Eccentricity:** Keberlanjutan bentuk oval/lingkaran.
- e. **Compactness:** Tingkat kekompakan sel.

Image	Area	Mean_Intensity	Eccentricity	Aspect_Ratio	Circularity	Compactness
T1-001.png	9206237.0	255.0	0.6546390633321055	1.3228535182074423	0.013800917104036652	1.817316809060042
T1-001.png	725.0	255.0	0.4791995591553639	1.1393337016229166	0.7466593912415628	1.336833964160591
T1-001.png	151.0	255.0	0.778268905424864	1.5925313200262436	0.918348153531479	1.2847645097724207
T1-001.png	598.0	255.0	0.8920237042819773	2.212445091961594	0.5992509679410961	1.3340295832011433
T1-001.png	845.0	255.0	0.8683231043329741	2.016133185220253	0.6613633777700734	1.331736590189829
T1-001.png	6333.0	255.0	0.6823810982228202	1.3679954091585078	0.7691851778490868	1.3182201999069112
T1-001.png	46.0	255.0	0.7631014956407303	1.5473201588111525	1.0635183109500361	1.2710608515807593
T1-001.png	3612.0	255.0	0.6906588137842463	1.3827801617813253	0.8135192593984885	1.2892750289617905
T1-001.png	3419.0	255.0	0.8932547085644513	2.224442138854107	0.35962013679580346	1.8879899674366794
T1-001.png	1498.0	255.0	0.7559023974189787	1.527453708006876	0.7528720861866097	1.3207201554462937
T1-001.png	61.0	255.0	0.6677429771430237	1.3433783815244262	0.9678890925374923	1.3250157211864197
T1-001.png	145.0	255.0	0.9044035454925526	2.3436870299174686	0.7307473618417907	1.3305503362950162

Gambar 3.3 Hasil ekstraksi fitur bentuk

3.4. Memberi Kolom Label (Kelainan pada sel darah)

Langkah penting dalam analisis dataset thalassemia adalah menambahkan kolom label berdasarkan karakteristik kelainan pada sel darah merah. Proses ini dilakukan untuk mengelompokkan sel-sel darah ke dalam kategori tertentu sesuai dengan fitur yang telah dihitung, seperti luas area (Area), eksentrisitas (Eccentricity), rasio aspek (Aspect Ratio), dan kebulatan (Circularity). Adanya label ini membantu dalam klasifikasi dan visualisasi data.

Label diberikan berdasarkan kondisi berikut:

1. **Mikrositosis:** Sel dengan luas area lebih kecil dari 1000 piksel.
2. **Poikilositosis:** Sel dengan eksentrisitas lebih dari 0.85 atau rasio aspek lebih besar dari 2.0.
3. **Target Cells:** Sel dengan kebulatan lebih kecil dari 0.5.
4. **Ovalositosis:** Sel dengan rasio aspek lebih dari 2.5 dan eksentrisitas lebih dari 0.9.
5. **Anisocytosis:** Sel dengan luas area lebih kecil dari 1000 atau lebih besar dari 3817 piksel.
6. **Normal:** Sel yang tidak memenuhi kriteria di atas dianggap sebagai sel darah normal.

3.5. Visualisasi dan Analisis Distribusi Kelainan pada Sel Darah Merah

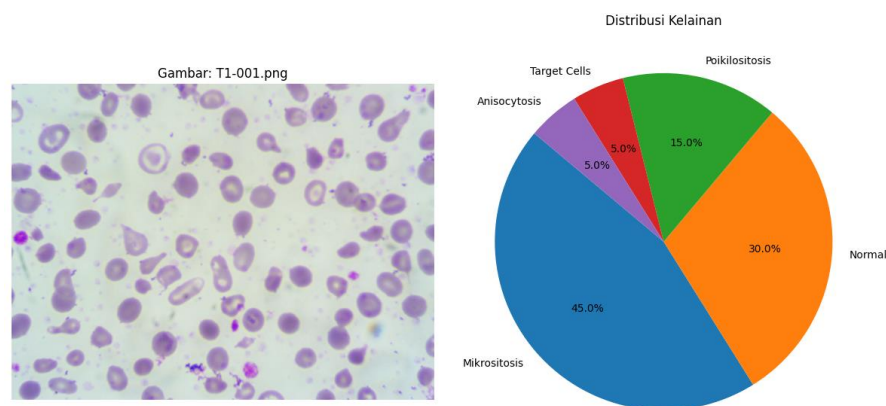
Pada sub bab ini, dilakukan visualisasi dan analisis distribusi kelainan pada sel darah merah untuk setiap gambar mikroskopis dalam dataset. Dataset yang digunakan terdiri dari fitur morfologi sel darah merah, termasuk luas area (*area*), eksentrisitas (*eccentricity*), rasio aspek (*aspect ratio*), dan kebulatan (*circularity*). Berdasarkan fitur-fitur ini, setiap sel darah merah diklasifikasikan ke dalam kategori kelainan tertentu, seperti **Mikrositosis**, **Poikilositosis**, **Target Cells**, **Ovalositosis**, dan **Anisocytosis**, serta kategori **Normal** untuk sel tanpa kelainan.

Metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan kelainan adalah sebagai berikut:

1. **Mikrositosis** ditandai oleh luas sel darah merah yang lebih kecil dari 1000 piksel.
2. **Poikilositosis** ditentukan berdasarkan eksentrisitas lebih dari 0.85 atau rasio aspek lebih dari 2.0.
3. **Target Cells** dikenali dari nilai kebulatan kurang dari 0.5.

4. **Ovalositosis** diidentifikasi oleh kombinasi rasio aspek lebih dari 2.5 dan eksentrisitas lebih dari 0.9.
5. **Anisocytosis** didefinisikan dengan luas sel yang kurang dari 1000 atau lebih dari 3817 piksel.

Setiap gambar mikroskopis divisualisasikan bersama diagram pie yang menunjukkan distribusi kelainan sel darah merah. Diagram pie ini memperlihatkan proporsi kategori kelainan pada gambar tertentu, di mana persentase masing-masing kategori dihitung berdasarkan jumlah sel darah merah yang termasuk dalam kategori tersebut.



Gambar 3.4 Distribusi Kelainan pada Sel Darah Merah

3.5. Membangun Model Klasifikasi KNN dan Random Forest

Dalam penelitian ini, dua model pembelajaran mesin, yaitu **K-Nearest Neighbors (KNN)** dan **Random Forest (RF)**, digunakan untuk melakukan klasifikasi kelainan pada sel darah merah berdasarkan fitur-fitur bentuk yang telah diekstraksi. Kedua algoritma ini dipilih karena memiliki pendekatan yang berbeda dan memungkinkan perbandingan kinerja yang komprehensif. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

- a. Model KNN dilatih menggunakan parameter utama ($k=5$).
- b. Model Random Forest memanfaatkan 100 pohon keputusan sebagai estimator.

3.6. Hasil Klasifikasi KNN dan Random Forest

Setelah membangun dan melatih model KNN serta Random Forest, evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja masing-masing model. Hasil evaluasi mencakup akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk setiap model.

- a. K- Nearest Neighbors (KNN)

```

Accuracy: 0.7573710073710074
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
Anisocytosis	0.55	0.75	0.63	225
Mikrositosis	1.00	1.00	1.00	784
Normal	0.60	0.87	0.71	258
Poikilositosis	0.23	0.12	0.16	214
Target Cells	0.54	0.21	0.30	147
accuracy			0.76	1628
macro avg	0.59	0.59	0.56	1628
weighted avg	0.73	0.76	0.73	1628

Gambar 3.5 Hasil akurasi klasifikasi KNN

b. Random Forest

```

Accuracy: 0.9993857493857494
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
Anisocytosis	1.00	1.00	1.00	225
Mikrositosis	1.00	1.00	1.00	784
Normal	1.00	1.00	1.00	258
Poikilositosis	1.00	1.00	1.00	214
Target Cells	0.99	1.00	1.00	147
accuracy			1.00	1628
macro avg	1.00	1.00	1.00	1628
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1628

Gambar 3.6 Hasil akurasi klasifikasi Random Forest

3.7. Perbandingan Hasil Klasifikasi KNN dan Random Forest

Perbandingan hasil klasifikasi KNN dan Random Forest dilakukan berdasarkan metrik evaluasi berikut:

Tabel 3.1 Perbandingan Hasil Klasifikasi KNN dan Random Forest

Metrik	KNN (%)	Random Forest (%)
Akurasi	75.7	99.9
Presisi	58.4	99.8
Recall	59	100
F1- Score	56	100

Berdasarkan tabel di atas, terlihat bahwa model Random Forest secara konsisten memberikan performa yang lebih baik dibandingkan KNN. Beberapa keunggulan Random Forest dibandingkan KNN adalah:

1. Akurasi: Random Forest menghasilkan akurasi sebesar 99.9%, jauh lebih tinggi dibandingkan KNN yang hanya mencapai 75.7%.
2. Stabilitas: Random Forest menunjukkan performa yang lebih handal untuk dataset dengan distribusi data yang tidak merata, dengan presisi, recall, dan F1-score yang mendekati atau mencapai 100%.
3. Kemampuan Generalisasi: Random Forest lebih mampu mengklasifikasikan semua kelas dengan baik, termasuk kelas minoritas, dibandingkan KNN yang cenderung terpengaruh oleh outlier dan distribusi data.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa:

1. Ekstraksi fitur bentuk sel darah merah, seperti Area, Aspect Ratio, Eccentricity, dan Circularity, merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi kelainan pada sel darah merah, seperti Mikrositosis, Poikilositosis, Target Cells, Ovalositosis, dan Anisocytosis.
2. Model Random Forest secara konsisten menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan model KNN, dengan akurasi mencapai 99.9% dan F1-score mencapai 100%.

3. Random Forest memiliki keunggulan dalam menangani dataset dengan distribusi data yang tidak merata dan memberikan hasil klasifikasi yang lebih stabil.
4. Model KNN, meskipun lebih sederhana dan cepat dalam pelatihan, memiliki keterbatasan dalam performa akibat sensitivitas terhadap outlier dan distribusi jarak antar fitur.

4.2. Saran

Beberapa saran untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Untuk penelitian lebih lanjut, disarankan untuk mencoba algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM) atau Neural Networks guna mengeksplorasi kemungkinan peningkatan kinerja klasifikasi.
2. Menggunakan augmentasi data atau oversampling pada kelas minoritas dapat membantu meningkatkan kinerja model pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.
3. Integrasi lebih lanjut dengan fitur tambahan, seperti tekstur atau warna sel darah, dapat memberikan informasi lebih rinci yang mungkin meningkatkan akurasi klasifikasi.
4. Untuk aplikasi klinis, model Random Forest dapat diimplementasikan pada perangkat lunak diagnostik untuk membantu tenaga medis dalam mendeteksi kelainan pada sel darah merah secara otomatis.

Daftar Pustaka

- Bell, A., Sallah, S. 2005. *The Morphology of Human Blood Cells – Seventh Edition*. Memphis: Division of Hematology, University of Tennessee Health Science Center.
- K. Manning, X. Zhai, and W. Yu, “Image analysis and machine learning-based malaria assessment system,” *Digit. Commun. Networks*, vol. 8, no. 2, pp. 132–142, 2022.
- N. Lusiyana dan A. Ahdika, “Evaluating recurrent episodes of malaria incidence in Timika, Indonesia, through a Markovian multiple-state model,” *Infect. Dis. Model.*, vol. 7, no. 3, pp. 261–276, 2022.
- R. J. Longley et al., “Plasmodium vivax malaria serological exposure markers: Assessing the degree and implications of cross-reactivity with P. knowlesi,” *Cell Reports Med.*, vol. 3, no. 6, p. 100662, 2022.
- Rudrajit, Paul, Koelina, S. Suvabrata D., Narayan C.H., Raja, B. 2013. *E Beta Thalassemia Complicated By Steroid Responsive Auto Immune Hemolytic Anemia Due To Systemic Lupus Erythematosus*. The West Bengal University of Health Sciences.
- Setiawan, A., Suryani, E., Wiharto. 2013. *Segmentasi Citra Sel Darah Merah Berdasarkan Morfologi Sel Untuk Mendeteksi Anemia Defisiensi Besi*. Penelitian Tugas Akhir 2013.
- Singh, U., Singh, N. 2014. *Shape Analysis of Erythrocytes using Mean Shift Segmentation*. *International Journal Technology (IJETT)*. Vol 12(1): 45-49.
- Taherisadr, Mojtaba, Mona Nasirzonouzi, Behzad Baradaran, Alireza Mehdizade. 2013. *New Approach to Red Blood Cell Classification Using Morphological Image Processing*. Research Center of Biomedical Physics and Engineering, Shiraz University of Medical Sciences, Shiraz, IR Iran
- Y. M. Kassim et al., “Clustering-Based Dual Deep Learning Architecture for Detecting Red Blood Cells in Malaria Diagnostic Smears,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 25, no. 5, pp. 1735–1746, 2021.
- Y. N. Fuadah, I. D. Ubaidullah, N. Ibrahim, F. F. Taliningsing, N. K. Sy, dan M. A. Pramuditho, “Optimasi Convolutional Neural Network dan K-Fold Cross Validation pada Sistem Klasifikasi Glaukoma,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 3, p. 728, 2022.