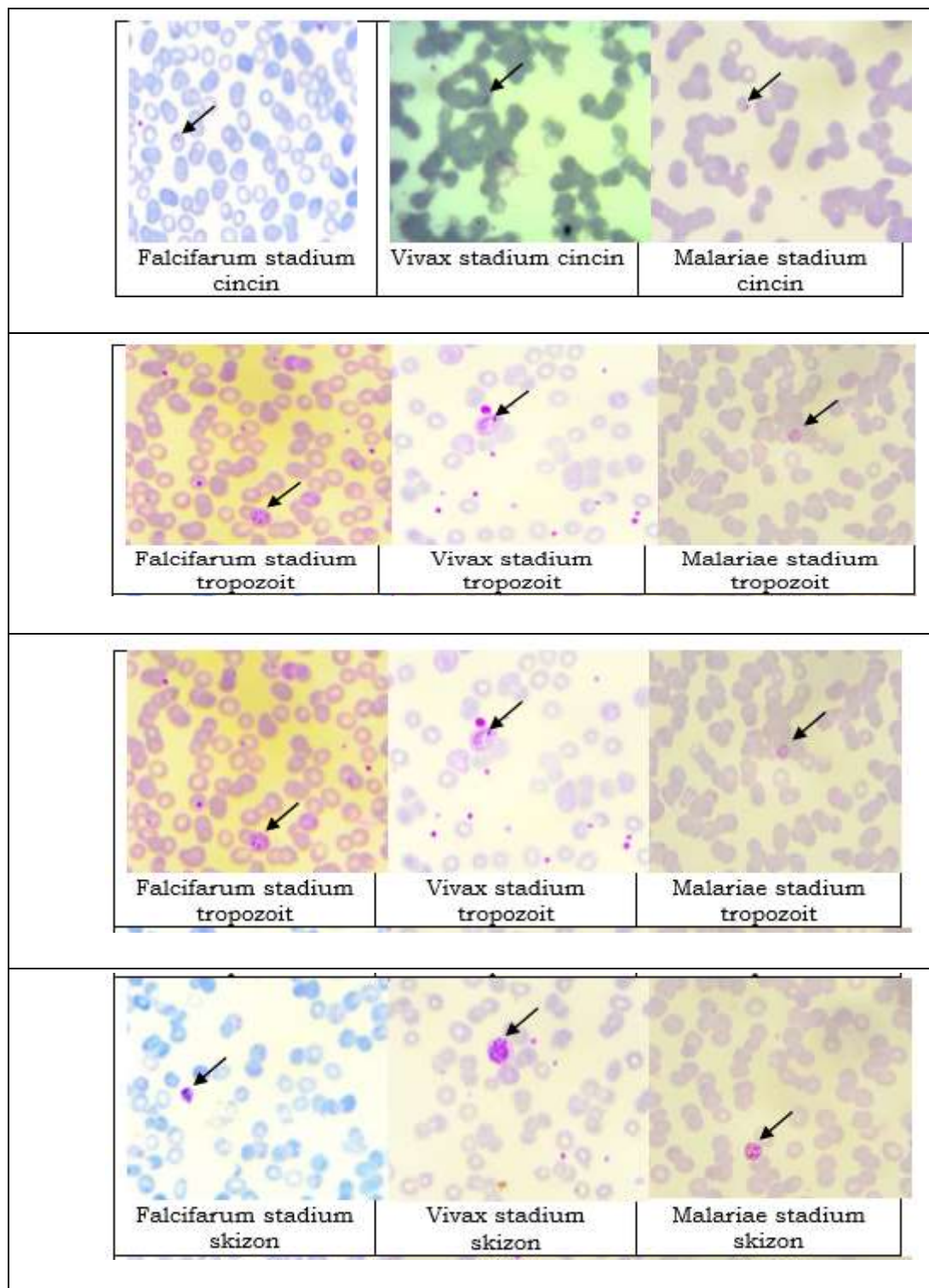


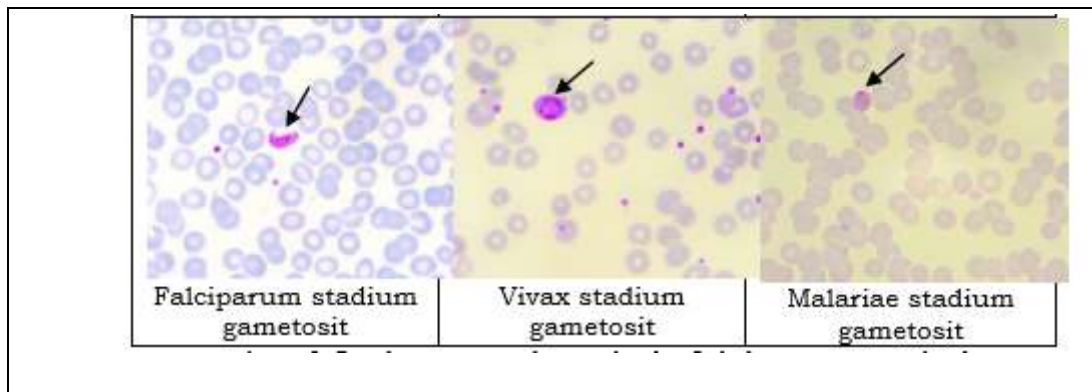
BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Parasit Malaria

Malaria dinilai sebagai salah satu penyakit menular yang menjadi masalah dalam masyarakat, hal ini didasari bahwa penyebaran malaria tidak mengenal batas wilayah administrasi dan penyakit malaria memiliki dampak kepada penurunan kualitas sumber daya manusia yang dapat menimbulkan berbagai masalah sosial, ekonomi, bahkan berpengaruh terhadap ketahanan nasional. Malaria merupakan salah satu masalah kesehatan masyarakat karena dapat menyebabkan kematian terutama pada kelompok risiko tinggi yaitu bayi, balita dan ibu hamil. Sampai saat ini di Indonesia terdapat 4 macam (spesies) parasit malaria yaitu *Plasmodium Malariae*, *Plasmodium Falciparum*, *Plasmodium Vivax*, *Plasmodium Vivax*. Untuk melakukan diagnosis terhadap penyakit malaria terdiri dalam beberapa metode salah satu yang digunakan untuk mendiagnosis penyakit malaria adalah menggunakan *microscopis*, terdapat dua jenis sediaan darah dalam slide yang berasal dari darah vena pasien yang diduga sebagai penderita penyakit malaria. (Lusiana Agustien, Hendrawan Armanto, dan Lukman Zaman, 2018).

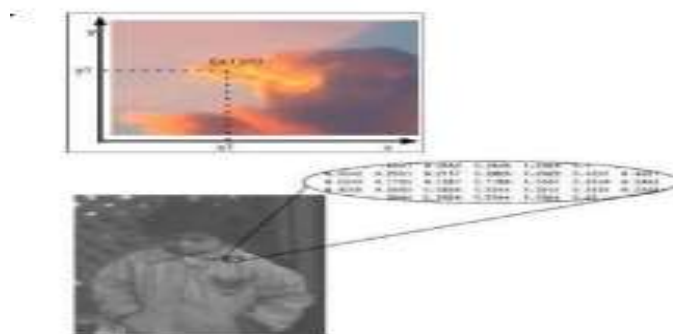




Gambar 2.1 Sampel Citra Parasit Malaria

2.2 Citra (*image*)

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Proses mengubah citra analog menjadi citra digital disebut digitalisasi (Thera,dkk,2020). Ilustrasi citra digital dapat dilihat pada berikut.



Gambar 2.2 Citra Digital

Sumber : Jurnal Teknika Vol.4 No.2

2.3 Jenis-Jenis Citra Digital

Ada 3 jenis citra digital, diantaranya:

1. *Color Image* atau RGB (*Red, Green, Blue*)

Pada color image ini masing-masing piksel memiliki warna tertentu, warna tersebut adalah merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*). Jika masing-masing

warna memiliki range 0-255, maka totalnya adalah $255^3=16.581.375$ (16 K) variasi warna berbeda pada gambar, dimana variasi warna ini cukup untuk gambar apapun. seperti yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 2.3 Citra RGB

Sumber: Kusumanto dalam Semantik 2011

2. Black and White

Sebuah citra grayscale (atau graylevel) merupakan citra yang hanya memiliki satu skala warna yaitu abu-abu. Rentang tersebut berarti bahwa setiap piksel dapat diwakili oleh 8 bit, atau 1 *byte*. Derajat keabuan dimana digunakan untuk representasi *grey level* atau kode warna.

1 bit - 2 warna : [0,1]

4 bit - 16 warna : [0,15]

8 bit - 256 warna : [0,255]

24 bit - 16.777.216 warna (*true color*)

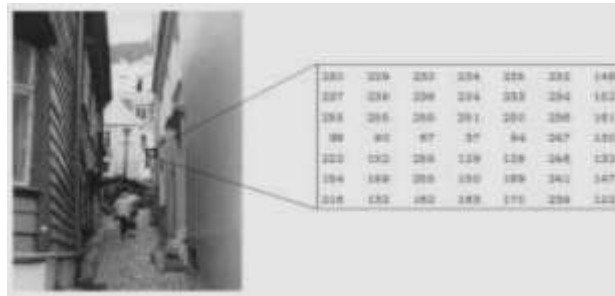
Kanal Merah – Red (R) : [0.255]

Kanal Hijau – Green (G) : [0.255]

Kanal Biru – *Blue (B)* : [0.255]

Black and white sebenarnya merupakan hasil rata-rata dari color image, dengan demikian maka persamaannya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$I_{BW}(x, y) = \frac{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}{3}$$

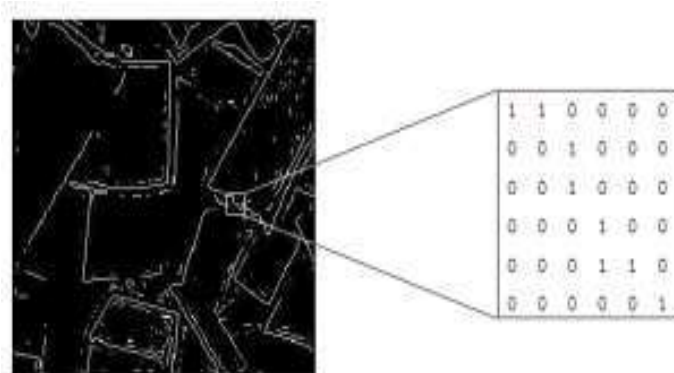


Gambar 2.4 Citra Black and White

Sumber: Kusumanto dalam Semantik 2011

3. Binary Image

Setiap piksel hanya terdiri dari warna hitam atau putih, karena hanya ada dua warna untuk setiap piksel, maka hanya perlu 1 bit per piksel (0 dan 1) atau apabila dalam 8 bit (0 dan 255) (Nabuasa, 2019).



Gambar 2.5 Citra Binary

Sumber: Kusumanto dalam Semantik 2011

2.4 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah tahap pengambilan fitur dari objek tertentu pada citra yang ingin dikenali. Fitur yang didapat akan menjadi informasi penting untuk tahap klasifikasi dan identifikasi. Ekstraksi fitur dilakukan setelah segmentasi citra. (Purwandari, dkk, 2020).

2.4.1 Algoritma Ekstraksi Fitur GLCM

Metode GLCM atau analisis tekstur merupakan salah satu metode untuk melakukan klasifikasi suatu citra.

$$P = \sum_{x=1}^K \sum_{y=1}^K \begin{cases} 1, \text{ if } I(x,y) = i \text{ and } I(x + d_x, y + d_y) = j \\ 0, \text{ lainnya} \end{cases}$$

Metode GLCM meliputi proses pendefinisian nilai Contras, Energi, Entropy, Homogenitas pada citra wajah. Dan hasil nilai dari setiap parameter tersebut akan di korelasikan dengan citra uji sebagai pengambilan keputusan. Untuk sudut yang dibentuk dari nilai piksel citra menggunakan GLCM adalah 00, 450, 900, 135.

$$1. \text{ Contras} \\ \sum_i \sum_j (i-j)^2 C(i,j) \quad (1)$$

$$2. \text{ Energy} \\ \sum_i \sum_j C^2(i,j) \quad (2)$$

$$3. \text{ Entropy} \\ \sum_i \sum_j C(i,j) \log(C(i,j)) \quad (3)$$

$$4. \text{ Homogeneity} \\ \sum_i \sum_j \frac{C(i,j)}{1+|i+j|} \quad (4)$$

2.5 Histogram Citra Digital

Citra histogram adalah grafik yang menunjukkan frekuensi suatu intensitas warna. Sumbu horizontal menunjukkan intensitas warna yang dipakai (0255). secara matematis dapat dihitung dengan rumus:

$$h_i = \frac{n_i}{n} \quad i = 0,1,\dots,L-1$$

Dimana :

L = derajat keabuan

n_i = jumlah piksel yang memiliki derajat keabuan i

n = jumlah seluruh piksel dalam citra

$$v_k = T(S_k) = \frac{(L-1)}{n} \sum_{j=0}^k n_{rj} = s_k$$

Sebagai contoh diketahui input citra array berukuran 8 x 8 piksel 8 derajat keabuan dengan rentang nilai (0,7):

Tabel 2.1 Tabel Input Data Citra

1	1	5	5	0	0	1	0
1	1	2	2	0	1	0	1
1	7	6	6	5	5	0	0
0	7	6	7	5	5	5	5
4	7	6	7	3	5	7	0
1	1	4	1	6	5	6	1
2	2	4	1	1	5	1	1
1	2	2	0	0	0	0	5

Pada tabel tersebut dapat dilihat sebuah gambar dengan nilai $L=8$ dan $n=64$, maka digunakan persamaan berikut:

$$S_k = \frac{7}{64} \sum_{j=0}^k n_{rj}$$

Tabel 2.2 Citra Histogram

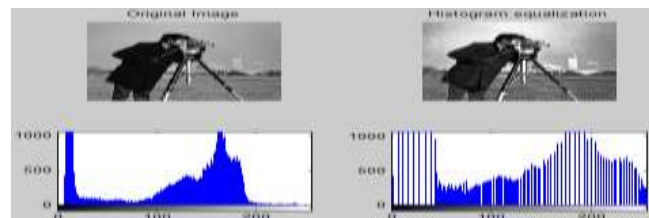
r_k	n_{rj}	$\sum_{j=0}^k n_{rj}$	s_k
0	13	13	1
1	17	30	3
2	6	36	4
3	1	37	4
4	3	40	4
5	12	52	6
6	6	58	6
7	6	64	7

2.5.1 Histogram Equalization

Histogram equalization adalah sebuah proses pengubah distribusi nilai tingkat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam (Thera,dkk,2020).

Secara matematis dapat dihitung dengan rumus:

$$h_i = \frac{n}{n} \quad i = 0,1,\dots,L-1 \dots\dots\dots \text{Persamaan 1}$$



Gambar Histogram Equalization

Sumber: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/42401-histogram-equalization>

2.6 Low Pass Filter

Tahapan algoritma *low pass filter* (LPF). Pada algoritma ini semua nilainya positif dan jumlah dari semua nilainya sama dengan satu. Semua koefisien kernel harus positif. *Low pass filter* menghasilkan citra menjadi lebih halus dan lebih blur dengan rumus:

$$H(x,y) \geq 0 \dots\dots\dots \text{Persamaan 1}$$

$$\sum_{xy} H(x,y) = 1 \dots\dots\dots \text{Persamaan 2}$$

2.7 Segmentasi Citra

Metode segmentasi yang digunakan pada penelitian ini adalah prewitt dan sobel. Metode prewitt menggunakan persamaan dengan nilai konstanta c yang digunakan bernilai 1

Rumus Persamaan metode prewitt:

$$Sx = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

$$Sy = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Maka } M = \sqrt{Sx^2 + Sy^2}$$

Rumus Persamaan metode sobel:

$$\text{Variabel } x \text{ dan } y = \begin{pmatrix} a0 & a1 & a2 \\ a7 & (x,y) & a3 \\ a6 & a5 & a4 \end{pmatrix}$$

$$Sx = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$Sy = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

. Dengan rumus sebagai berikut:

$$E_{Snake} = \int_{s=0}^1 E_{int}(V(S)) + E_{img} + E_{con}(V(S)) ds = \dots \dots (1)$$

Dimana :

E_{snake} = Merupakan fungsi energi dari active contour, dari fungsi tersebut akan dicari objek yang memenuhi fungsi energi tersebut.

$v(s)$ = Merupakan kumpulan dari x dan y koordinat dari kurva active contour.

E_{int} = Merupakan energi yang berasal dari internal dari active contour, energi ini mempengaruhi pergerakan dari kurva active contour.

E_{img} = Merupakan energi dari gambar digital yang menjadi inputan (low level features seperti edge points).

E_{con} = high level information yang mempengaruhi pergerakan dari kurva active contour.

Kumpulan x dan y koordinat dari kurva pada iterasi berikut memiliki energi yang lebih kecil dari iterasi yang sebelumnya sekaligus memenuhi tiga energi yang ada, yaitu E_{int} , E_{img} , dan E_{con} . Active contour yang memenuhi:

$$\frac{dE_{Snake}}{dv} = 0 \dots (2)$$

E_{int} merupakan sebuah energi internal dari kurva active contour yang mempengaruhi pergerakan dari kurva itu sendiri. E_{int} dapat di jelaskan dengan rumus sebagai berikut:

$$E_{int} = a(s) \left[\frac{dv(s)^2}{ds} \right] + \beta(s) \left[\frac{dv(s)^2}{ds} \right] \dots (3)$$

Dimana :

$\frac{dv(s)}{ds}$ = Turunan pertama untuk menghitung energi yang mengatur elastisitas dari kurva active contour.

$a(s)$ = Parameter yang mengatur elastisitas dari kurva (jarak antar titik dari kurva).

$\frac{d^2v(s)}{ds}$ = Turunan kedua untuk menghitung energi yang mengatur kelengkungan dari kurva.

$\beta(s)$ = Parameter yang mengatur kelengkungan dari kurva.

Pada rumus E_{img} yang diajukan oleh Kass (1988) memiliki 3 bagian, yaitu lines, edges, dan terminations. Berikut merupakan rumus dari E_{img} :

$$E_{img} = W_{line}E_{line} + W_{edge}E_{edge} + W_{term}E_{term} \dots\dots (4)$$

Dimana :

E_{line} = energi dari lines

E_{edge} = energi dari edges

E_{term} = energi dari terminations

W_{line} = parameter yang mengatur energi dari lines

W_{edge} = parameter yang mengatur energi dari edges

W_{term} = parameter yang mengatur energi dari terminations

E_{line} dapat ditentukan dari intensitas suatu titik pada gambar digital.

Penelitian Terkait Malaria

Tabel Hasil Penelitian Citra

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
Rika Rosnelly & Jani Kusanti (2019)	Pengembangan Sistem Identifikasi Penyakit Malaria Berdasarkan Pengolahan Citra Digital	<i>contrast stretching, histogram equalization, low pass filter dan gaussian filter</i>	Kombinasi <i>Thresholding</i> dengan Otsu	-	-	Hasil akurasi pengujian menggunakan <i>thresholding</i> sebesar 27%, menggunakan <i>Otsu</i> sebesar 50%, dan kombinasi <i>Thresholding + otsu</i> sebesar 70%.
N.K.S.Astini (2018)	<i>Segmentasi Citra Parasit Malaria Plasmodium Vivax Dengan</i>	<i>Contrast stretching</i>	<i>Haar Cascade</i>	-	-	Metode haar cascade dapat mendeteksi dan

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
	<i>Menggunakan Metode Haar Cascade</i>					menghitung jumlah parasit malaria plasmodium vivax pada sediaan darah tipis dengan keberhasilan akurasi sebesar 95%.
Inayaturrehman, I Made Gede Sunarya, dan I Gede Mahendra Darmawiguna (2016)	Pengembangan Sistem Klasifikasi Stadium Malaria <i>Plasmodium falciparum</i> pada Citra Mikroskopis Sel Darah Menggunakan Multi Layer Perceptron	<i>ROI cropping, contrast stretching, median filter</i>	-	-	K-fold Cv	Persentase akurasi hasil klasifikasi stadium malaria Plasmodium falciparum adalah 91,11%,

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						dan pengujian klasifikasi berdasarkan kfold cv menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 94.99%
Endi Permata, Didik Aribowo, dan Alief Maulana (2014)	Klasifikasi Parasit Malaria Plasmodium Vivax Pada Citra Sel Darah Merah Menggunakan Metode Support Vector Machine One Against All	<i>Histogram</i>	-	-	Support Vector Machine	Dari hasil percobaan tahap klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine One Against All didapatkan hasil akurasi vivax thropozoit

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						91,67%, vivax schizont 87,78% dan vivax gametocyte 84,44
Afrizal Zein (2019)	Pendeteksian Penyakit Malaria Menggunakan Medical Images Analisis Dengan Deep Learning Python	<i>Contrast Stretching</i>	-	-	Deep Learning	Dari hasil pengujian Medical Images Analisis menunjukan perolehan tingkat akurasi pendeteksian didapat mencapai sebesar di atas 97%. pada data pengujian,

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
I Md. Dendi Maysanjaya, Md. Satria Wibawa,dan I Md. Agus Wirahadi Putra (2017)	Pengaruh Seleksi Fitur Terhadap Hasil Klasifikasi Fase Plasmodium vivax Pada Citra Mikroskopis Digital Sediaan Darah Tipis	-	-	CFS dan wrapper (perimeter, convexity, mean of intensity, ASM, contrast_GLCM, entropy_GLCM),	Naïve Bayes	Klasifikasi menggunakan fitur gabungan (fitur bentuk dan tekstur) menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas berturut-turut 97,29%, 97,30%, dan 97,30%. Untuk metode Wrapper dengan enam fitur hasil seleksi (perimeter,

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						convexity, mean of intensity, ASM, contrast_GLCM, entropy_GLCM), mampu menghasilkan akurasi 97,29%, sensitivitas 97,30%, dan spesifisitas 97,30%, sementara CFS kurang mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik, yakni

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						akurasi 93,15%, sensitivitas 93,20%, dan spesifisitas 93,20%.
Nur Ain Banyal, Surianti, Abd. Rachman Dayat (2016)	Klasifikasi Citra Plasmodium Penyebab Penyakit Malaria Dalam Sel Darah Merah Manusia Dengan Menggunakan Metode Multi Class Support Vector Machine (Svm)	-	-	Filter Gabor	Multi Class SVM	Hasil penelitian menunjukkan akurasi terbaik adalah 73,33 % dengan 120 citra data latih dan 30 citra data uji berdasarkan parameter dari filter gabor yaitu: $N = 8$, $\lambda = 7$, $\theta = 25^\circ$, $\varphi = 0$, $b = 1$,

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						$\Upsilon = 0,5$.
Indri Dwi Febriani, Izzati Muhimmah , dan Novyan Lusiyana (2018)	Identifikasi Stadium Plasmodium Vivax untuk Penegakan Diagnosis Penyakit Malaria dengan Sistem Berbantuan Komputer	-	-	CFS	SVM	Hasil evaluasi pada 30 citra sediaan darah tipis menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mendapatkan

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						nilai akurasi sebesar 64%.
<u>Tehreem Fatima & Muhammad Shahid Farid</u> (2020)	<i>Automatic detection of Plasmodium parasites from microscopic blood images</i>	<i>Billateral filtering</i>	<i>Adaptive thresholding and morphological</i>	-	-	<i>Their method achieved the detection accuracy of more than 91% outperforming the competing methods. The results show that the proposed algorithm is</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						<i>reliable and can be of great assistance to the pathologists and hematologists for accurate malaria parasite detection.</i>
<i>Asma Maqsood,dkk (2021)</i>	<i>Deep Malaria Parasite Detection in Thin Blood Smear Microscopic Images</i>	-	-	-	<i>Convolutional Neural Networks (CNN)</i>	<i>the results reveal that the proposed algorithm is 96.82% accurate in detecting malaria from the microscopic blood smears.</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
Jaspreet Singh Chima,dkk (2020)	Malaria Cell Image Classification using Deep Learning	-	-	-	Convolutional Neural Networks (CNN)	<i>The accuracy for the testing data is 93.87% and the validation accuracy is 95.31%. 20 out of 160 (12.5 %) infected cells were classified as clean—False Negative. 2 out of 199 (1 %) clean cells were classified as infected— False Positive.</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
Mawaddah Harahap,dkk (2021)	Implementation of Convolutional Neural Network in the classification of red blood cells have affected of malaria	-	-	-	Convolutional Neural Networks (CNN)	The test accuracy of the LeNet-5 and DrNet models was 95% and 97.3%, respectively. From the test results, it was found that the LeNet-5 model was more suitable in terms of red blood cell classification. By using the LeNet-5 architecture,

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						<i>the resources used to perform classification can be reduced compared to previous studies where the accuracy obtained is also the same because the number of layers is less, which is only 4 layers.</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
<u>Md. Johir</u> <u>Raihan & Abdullah-</u> <u>Al Nahid (2021)</u>	<i>Malaria cell image classification by explainable artificial intelligence</i>	-	-	<i>XGBoost. SHapley Additive exPlanations</i>	<i>wavelet packet 2d, Convolutional Neural Network. (CNN), and Whale Optimization Algorithm (WOA).</i>	<i>Based on the selected feature set, the XGBoost algorithm provides accuracy, precision, recall, and F1 score of 94. 78%, 94. 39%, 95. 21%, and 94. 80% respectively.</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
<u>K. M. Faizullah</u> <u>Fuhad, dkk (2020)</u>	<i>Deep Learning Based Automatic Malaria Parasite Detection from Blood Smear and Its Smartphone Based Application</i>	-	-	-	<i>Convolutional Neural Networks (CNN), Support Vector Machine (SVM) or K-Nearest Neighbors (KNN)</i>	<i>Our deep learning-based model can detect malarial parasites from microscopic images with an accuracy of 99.23% while requiring just over 4600 floating point operations. For practical validation of model efficiency, we have</i>

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						<i>deployed the miniaturized model in different mobile phones and a server-backed web application.</i>
<i>Chuping Wang,dkk (2019)</i>	<i>Malaria Cell Image Recognition</i>	-	-	-	<i>VGG16, Xception, ResNet, and traditional CNN</i>	

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
Ahmet Cinar & Muhammad Yuldirim (2019)	Classification of Malaria Cell Images with Deep Learning Architectures	-	-	-	Convolutional Neural Networks (CNN)	When classifying malaria data, the highest accuracy rate is achieved in the DenseNet201 architecture with gaussian filtered data of 97.83%. It is observed that the result obtained with the preprocessed data are higher. The application is implemented in the Matlab

Penulis	Judul Penelitian	Perbaikan Citra	Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi	Akurasi
						<i>environment and works independently of the size of the images in the data set.</i>