

# Sistem Klasifikasi Penyakit Malaria Dengan Metode *Hu Moment* Dan *Support Vector Machine*

Yessi Jusman<sup>a,1,\*</sup>, Pikriansah<sup>a,2</sup>, Yudhi Ariyanto<sup>a,3</sup>, Siti Nurul Aqmariah Mohd Kanafiah<sup>b,4</sup>

<sup>a</sup> Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta 55183 INDONESIA

<sup>b</sup> Mechatronic Engineering Program, School of Mechatronic Engineering, Universiti Malaysia Perlis(UniMAP), Kampus Pauh Putra 02600 Arau, Perlis MALAYSIA

<sup>1</sup> yjusman@umy.ac.id; <sup>2</sup> pikriansah.2016@ft.umy.ac.id; <sup>3</sup> yudhi.ardiyanto@umy.ac.id

\* yjusman@umy.ac.id

## ARTICLE INFO

## ABSTRACT

### Article history

Received

Revised

Accepted

### Keywords

Keyword\_1

Keyword\_2

Keyword\_3

Keyword\_4

Keyword\_5

Malaria is an infectious disease caused by a plasmodium parasite transmitted by the female Anopheles mosquito. Malaria disease has four types of parasites, namely Plasmodium falciparum, Plasmodium vivax, Plasmodium malariae and Plasmodium ovale. The standard method of malaria diagnosis is by conducting microscopic examination or laboratory test and Rapid Diagnostic Test (RDT). Laboratory tests have a high risk of human error whereas RDT has weaknesses in temperature sensitivity, genetic variation and antigen resistance in the bloodstream. This research offers a classification system of malaria disease by applying the Hu moment and Support vector Machine (SVM) method with 3 types of malaria parasitic objects, namely falciparum, Malariae and vivax. The classification system uses 3 SVM models, namely linear SVM, polynomial SVM and Gaussian SVM with the Falciparum class as a positive data and malariae and vivax as negative data. The best classification outcome is on the Gaussian SVM model with 96.67% sensitivity and 90% specificity. The mean accuracy of the Gaussian SVM model with a 5-fold cross Validation 90 image sample which is divided into 3 classes is 86.66%.

Keywords: Malaria, hu moment, linear SVM, polynomial SVM, gaussian SVM.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license.



## 1. Pendahuluan

Malaria merupakan penyakit infeksi yang disebabkan oleh parasit *plasmodium* yang ditularkan oleh nyamuk *anopheles* betina. *World Health Organization* (WHO) mencatat bahwa tahun 2018 diperkirakan ada 228 juta kasus malaria secara global dengan 405.000 korban meninggal. Secara global hampir 85% kasus malaria terdapat di 19 kota yaitu India dan 18 kota di Afrika [1]. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2018 menyatakan 55% daerah bebas malaria, 33% daerah endemis rendah, 6% endemis sedang dan 5% endemis tinggi dari total 514 Kabupaten/Kota di Indonesia serta terdapat 34 kasus kematian akibat malaria. Sebesar 28 Kabupaten/Kota endemis tinggi berasal dari propinsi Papua, Papua Barat, NTT dan Kalimantan Timur [2]. Meskipun sebagian besar penduduk tinggal di daerah bebas malaria, namun mobilisasi ke dan dari daerah endemis malaria cukup tinggi sehingga risiko tertular malaria tetap ada.

Metode standar yang digunakan untuk mendiagnosis penyakit malaria ialah mikroskopis (laboratorium) dan *Rapid Diagnostic Test* (RDT). Kelemahan test mikroskopis yaitu harus memiliki

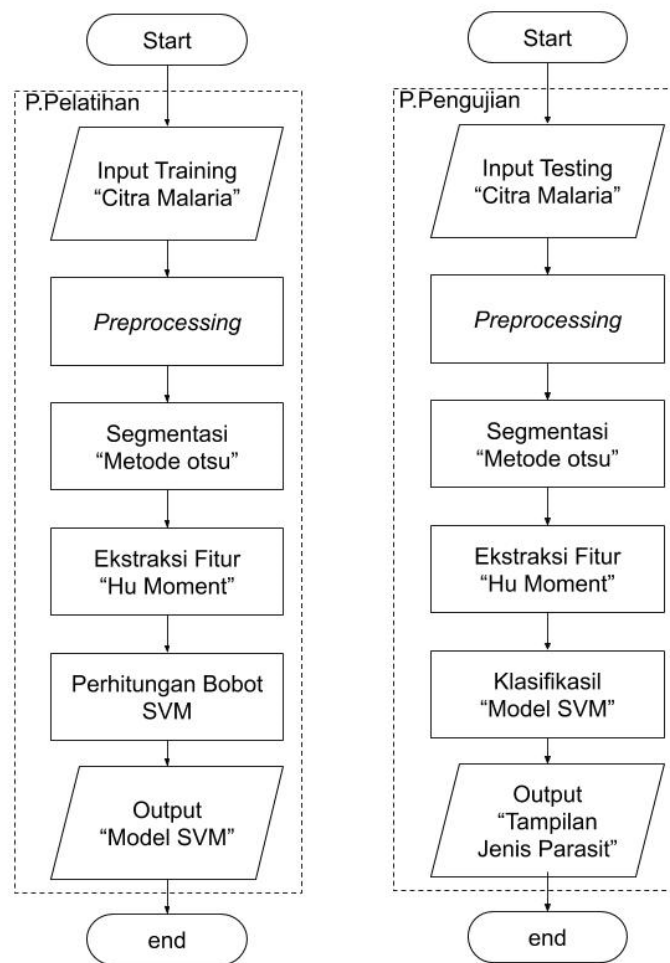
tenaga laboratorium yang handal untuk dapat mendiagnosis jenis parasit malaria secara tepat serta ketelitian tinggi untuk mengurangi resiko kesalahan diagnosis (*human error*). *Rapid Diagnostic Test* (RDT) memiliki kelemahan yaitu sensitivitas terhadap suhu, variasi genetik dan ketahanan antigen dalam aliran darah yang membuat hasil tes tidak konsisten dalam spesifisitas dan sensitivitas. RDT sensitif terhadap konsentrasi parasit tinggi tetapi tidak sensitive terhadap konsentrasi parasit rendah [3].

Penelitian terkait pernah dilakukan untuk klasifikasi *plasmodium falcifarum* dan *plasmodium vivax* pada 3 fase yaitu sporozit, skizon dan gametosit dengan metode *support vector machine one against one* dan memperoleh rata-rata 90% dari tiap parasit [4]. Deteksi penyakit malaria dengan metode *support vector machine* dengan akurasi lebih dari 90% [5]. Perbandingan klasifikasi parasit malaria dengan metode *support vector machine* dan *K-nearest neighbor* [6]. Identifikasi penyakit malaria dengan kombinasi warna dan tekstur dari beberapa fase malaria dan memperoleh rata-rata akurasi 85.4% [7].

Proses diagnosis yang cepat dan tepat akan memudahkan tenaga medis untuk melakukan penanganan sesuai dengan klasifikasi parasit malaria yang diderita pasien. Penulis menawarkan sebuah sistem untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan 3 jenis parasit malaria dengan menggunakan metode *hu moment* untuk ekstraksi fitur dan metode *Support Vector Machine* (SVM) sebagai *classifier*.

## 2. Metode Penelitian

Perancangan sistem pada penelitian ini menggunakan *software* MATLAB R2016a dengan algoritma pengenalan pola [8]. Sistem dirancang untuk melakukan klasifikasi parasit malaria secara otomatis dengan metode *hu moment* untuk ekstraksi fitur dan metode *support vector machine* untuk klasifikasi malaria. Perancangan sistem klasifikasi menggunakan dua tahapan proses yaitu proses pelatihan dan pengujian. Proses pelatihan bertujuan untuk mendapatkan parameter atau *weight support vector machine* yang optimal untuk disimpan di *database*. Tahap ke-2 yaitu proses pengujian yang bertujuan untuk mendapatkan data *confusion matrix* yang berisi informasi tentang data uji dengan data aktual seperti sensitivitas, spesifistas dan akurasi. *Flowchart* perancangan sistem ditunjukkan seperti pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Flowchart perancangan sistem klasifikasi

Skenario pengujian data dilakukan dengan metode *k-fold cross validation* yaitu dengan menggunakan *5-fold cross validation* (5 lipatan) sehingga terdapat 5 dataset yang setiap dataset memiliki 5 lipatan. Dataset terdiri dari 4 lipatan *training* dan 1 lipatan *testing* dengan perbandingan 80:20 sampel yang artinya dari 90 sampel citra terdapat 72 sampel *training* dan 18 sampel *testing* dengan proporsi kelas yang sama. Ilustrasi *5-fold cross validation* dapat dilihat pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Ilustrasi Dataset dengan *5-fold cross validation*

	Lipatan 1	Lipatan 2	Lipatan 3	Lipatan 4	Lipatan 5
Pengujian 1	Testing	Training	Training	Training	Training
Pengujian 2	Training	Testing	Training	Training	Training
Pengujian 3	Training	Training	Testing	Training	Training
Pengujian 4	Training	Training	Training	Testing	Training
Pengujian 5	Training	Training	Training	Training	Testing

Terdapat 3 tahapan utama dalam proses pelatihan dan pengujian citra yaitu tahapan *input*, proses dan *output*. Tahapan *input* dalam perancangan sistem ialah dengan memasukkan beberapa citra sampel malaria kedalam *software* pengolahan untuk dilakukan pengolahan citra. Tahapan proses merupakan inti dari pengolahan citra yang terdiri dari beberapa langkah yaitu *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Tahapan akhir ialah output dari proses citra yang akan menampilkan klasifikasi penyakit malaria secara otomatis. Tahapan proses pelatihan klasifikasi malaria adalah sebagai berikut:

### 2.1. Input

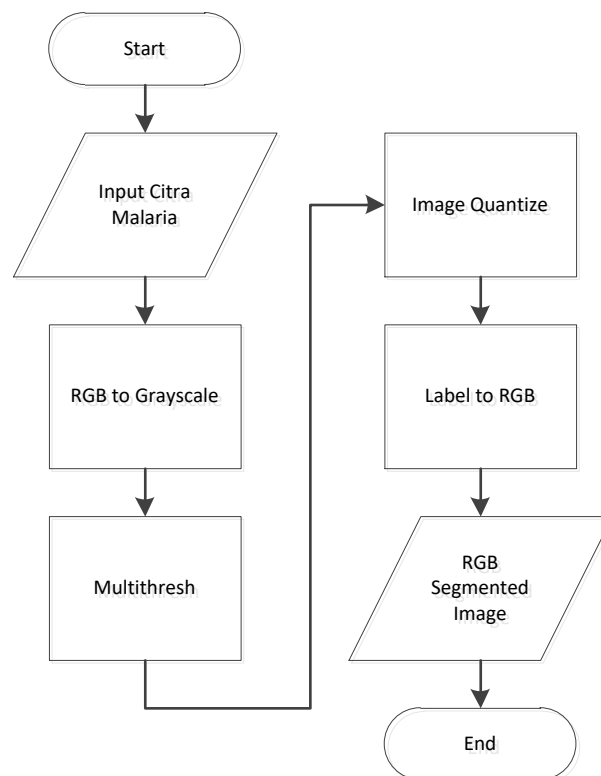
Input citra pada proses pelatihan menggunakan *group* dataset citra latih malaria yang telah dipisahkan dengan data uji. *Grouping* citra latih bertujuan untuk memproses banyak citra sekaligus sehingga lebih efisien.

### 2.2. Preprocessing

*Preprocessing* merupakan proses identifikasi citra kedalam bentuk piksel. Tujuan *preprocessing* ialah memperbaiki kualitas citra untuk memastikan informasi dalam citra dapat diakses dengan baik. Tahapan *preprocessing* bergantung pada kondisi citra sehingga pada tahapan ini bisa saja dilakukan atau diabaikan. Pada penelitian ini penulis hanya mengubah fitur warna pada citra ke bentuk citra *grayscale* dan tidak dilakukan proses *enhancement*.

### 2.3. Segmentasi

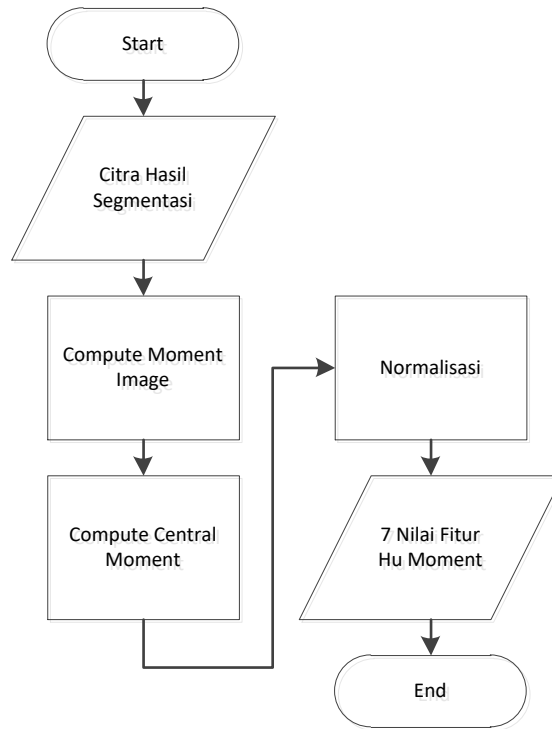
Segmentasi adalah proses memisahkan citra menjadi beragam objek. Pada penelitian ini penulis melakukan segmentasi dengan metode *otsu* serta dengan label warna *Red Green Blue* (RGB) sehingga hasil *output* berupa citra warna. *Flowchart* segmentasi ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart segmentasi dengan metode otsu

### 2.4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah tahapan yang berfungsi untuk memisahkan bagian-bagian yang unik dari objek yang membedakan dengan objek lain. Penulis menggunakan metode *hu moment* untuk ekstraksi fitur dengan tujuan untuk memperoleh nilai informatif tentang citra sehingga membantu proses klasifikasi untuk membedakan jenis parasit malaria pada sampel [9]. Flowchart ekstraksi fitur dengan metode *hu moment* ditunjukkan pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Flowchart ekstraksi fitur dengan metode *hu moment*

Metode *hu moment* atau momen invarian ialah kumpulan momen yang merepresentasikan karakteristik citra serta memberikan informasi geometri citra berupa 7 nilai fitur yang invarian terhadap skala, translasi dan rotasi. Fungsi skala yaitu memperkecil atau memperbesar ukuran gambar dengan cara *subsampling* atau interpolasi untuk gambar *input*. Fungsi translasi yaitu memetakan posisi setiap piksel dalam gambar *input* ke posisi baru dalam gambar *output*. Fungsi rotasi yaitu memetakan posisi masing-masing piksel ke posisi baru dengan putaran pada sudut tertentu yang menghasilkan koordinat *non interger* [10]. Momen invarian 2 dimensi  $p$  dan  $q$  dapat didefinisikan sebagai Persamaan (1) sebagai berikut:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

Dimana  $m_{pq}$  merupakan *order moment* ( $p+q$ ) dari fungsi  $f(x,y)$ . *Central moment* dari fungsi  $f(x,y)$  dapat didefinisikan dengan Persamaan (2) sebagai berikut:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (2)$$

Dimana  $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$ , dan  $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ . Titik piksel  $(\bar{x}, \bar{y})$  adalah pusat citra fungsi  $f(x,y)$ . *Central moment* normalisasi didefinisikan dengan Persamaan (3) sebagai berikut:

$$\eta^{pq} = \frac{\mu_{pq}}{(\mu_{00})^\gamma} \text{ dengan } \gamma = \frac{(p+q+2)}{2}, p+q = 2,3.. \quad (3)$$

*Central moment* yang telah ternormalisasi memiliki 7 fungsi non linier yang invarian terhadap translasi, skala dan rotasi yang didefinisikan dengan Persamaan (4) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2(\eta_{30} + \eta_{12}) + [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} - \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} + \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} - \eta_{03})$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] \\ - (\eta_{30} + 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2]$$

## 2.5. Klasifikasi

Klasifikasi adalah tahapan terakhir pada bagian proses yang bertujuan untuk pengenalan pola ke-3 kelas malaria yaitu *gametocyte falcifarum*, *gametocyte malariae* dan *gametocyte vivax* dengan menggunakan metode *support vector machine*. Data fitur citra latih kemudian dimasukkan kedalam program klasifikasi SVM dan hasilnya akan disimpan kedalam *database*. Penelitian ini menggunakan 3 jenis SVM yaitu Linier SVM, *Polynomial SVM* dan *Gaussian SVM* sehingga menghasilkan 3 *database* yang berbeda-beda. Penulis menggunakan kelas *falciparum* sebagai data positif dan *malariae* serta *vivax* sebagai data negatif [3].

*Support vector machine* adalah salah satu metode klasifikasi yang bekerja dengan cara memisahkan kelas-kelas dengan menggunakan bidang pemisah berupa garis lurus yang disebut dengan *hyperplane*. Bidang pemisah yang baik ialah yang memiliki jarak batasan (*margin*) terbesar antara garis lurus dengan pola terdekat dari masing-masing kelas yang disebut dengan *support vector*. *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* dan mencari titik maksimalnya [11].

Terdapat 2 kasus dalam memisahkan kelas-kelas oleh *hyperplane* yaitu kelas yang dapat dipisahkan secara sempurna disebut dengan SVM linier dan kelas yang tidak dapat dipisahkan dengan sempurna disebut SVM *non linier*. Definisi persamaan fungsi kernel linier dan *non linier* dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Definisi persamaan SVM linier dan non linier

Sifat SVM	Jensi Kernel	Definisi Persamaan
SVM linier	Linier	$K(x, y) = x \cdot y$
	Polynomial	$K(x, y) = (x \cdot y + 1)^p$
SVM non linier	Gaussian	$K(x, y) = e^{-\ x-y\ ^2/2\sigma^2}$
	Sigmoid	$K(x, y) = \tanh(Kx \cdot y - \delta)$

## 2.6. Output

*Output* merupakan hasil klasifikasi sistem berupa variabel nama kelas malaria yang teridentifikasi. Hasil klasifikasi didapatkan dengan cara melakukan proses *testing* atau uji sampel. Proses pengujian dilakukan dengan memasukkan input citra uji kedalam program, kemudian dilakukan proses *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Fitur yang didapat dari citra uji akan disesuaikan dengan *database SVM* dan dilakukan proses klasifikasi. Hasil pengujian data uji menghasilkan *confusion matrix* yang berisi data *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Penulis menggunakan 3 pengukuran untuk menilai performa model yaitu *True Positive Rate* (sensitivitas) yaitu rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data benar positif yang didefinisikan dengan persamaan (5). *True Negative Rate* (spesifisitas) yaitu rasio prediksi benar negatif dibandingkan dengan keseluruhan data benar negatif yang didefinisikan dengan persamaan (6). Akurasi yaitu rasio benar positif dan negatif dari keseluruhan data yang didefinisikan dengan Persamaan (7).

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

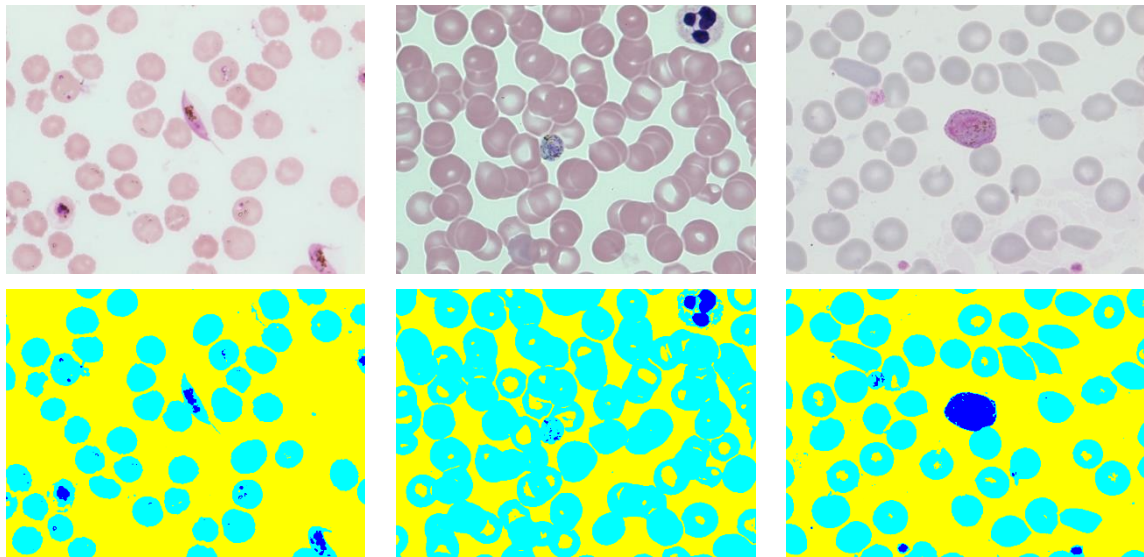
$$TNR = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6)$$

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TP + FP + FN} \quad (7)$$

### 3. Hasil dan Pembahasan

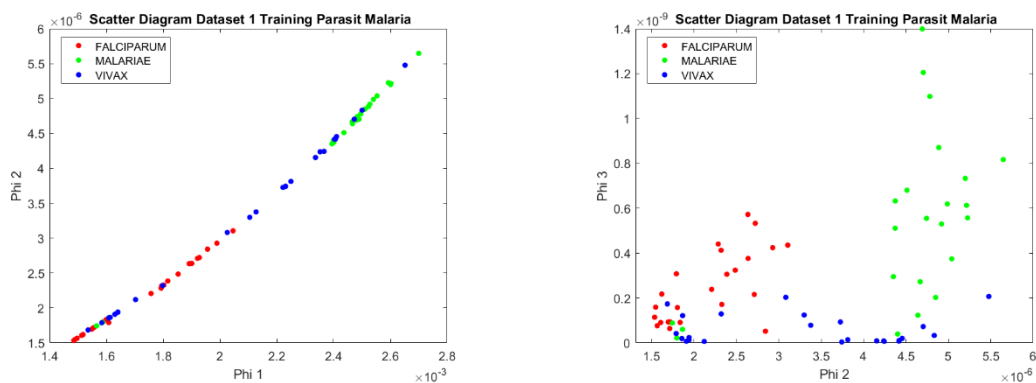
#### 2.7. Sebaran Data Training dan Testing

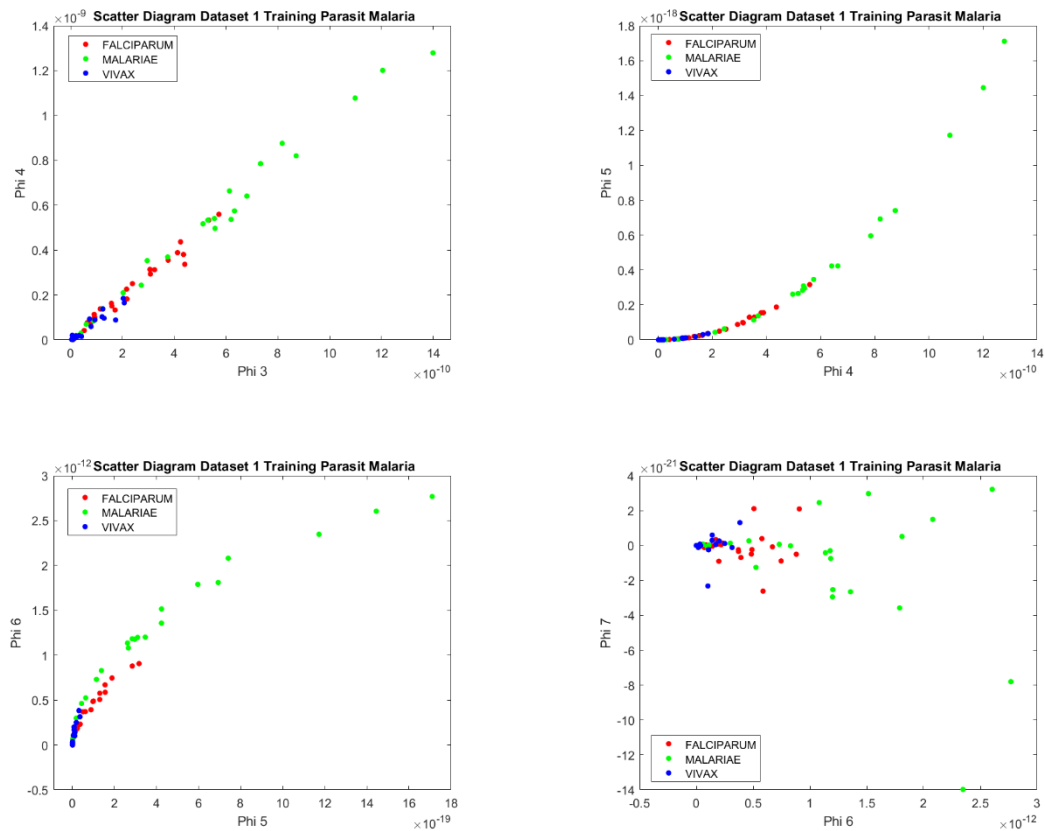
Data hasil penelitian klasifikasi parasit malaria dengan *support vector machine* menggunakan 3 model klasifikasi yaitu linier SVM, *polynomial SVM* dan *gaussian SVM*. Langkah pertama dalam proses klasifikasi ialah memilih jenis perlakuan citra yang akan menghasilkan nilai akurasi paling baik. Perlakuan pada citra termasuk kedalam tahapan *preprocessing* dimana pada penelitian ini tidak ada perlakuan *enhancement* atau perbaikan kualitas citra. *Input* citra malaria dilakukan proses segmentasi dengan metode *otsu* serta dengan label warna *Red Green Blue* (RGB) yang ditampilkan pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Citra asli (atas) dan citra segmentasi (bawah) *falciparum*, *malariae* dan *vivax* (kiri-kanan)

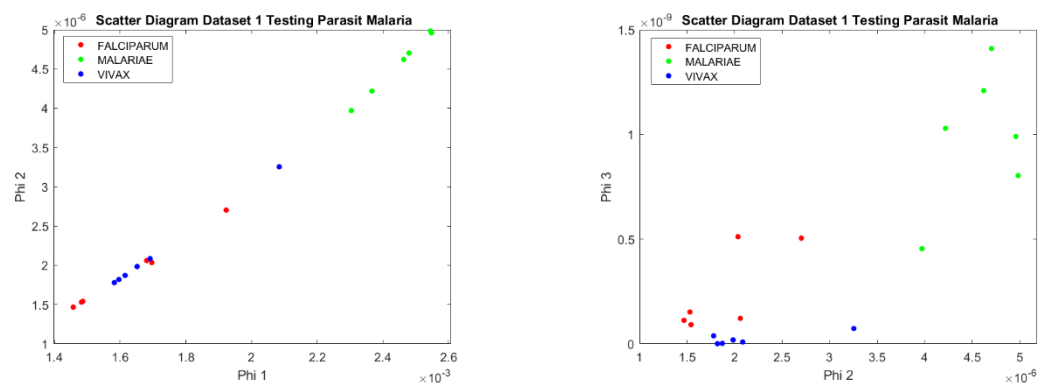
Sebaran data pada citra segmentasi dapat diamati pada *scatter diagram* sebagai gambaran pemetaan tiap-tiap kelas baik data *training* maupun *data testing*. Sebaran data *training* dan *testing* pada dataset 1 dapat dilihat pada *scatter diagram* yang ditunjukkan pada Gambar 5.



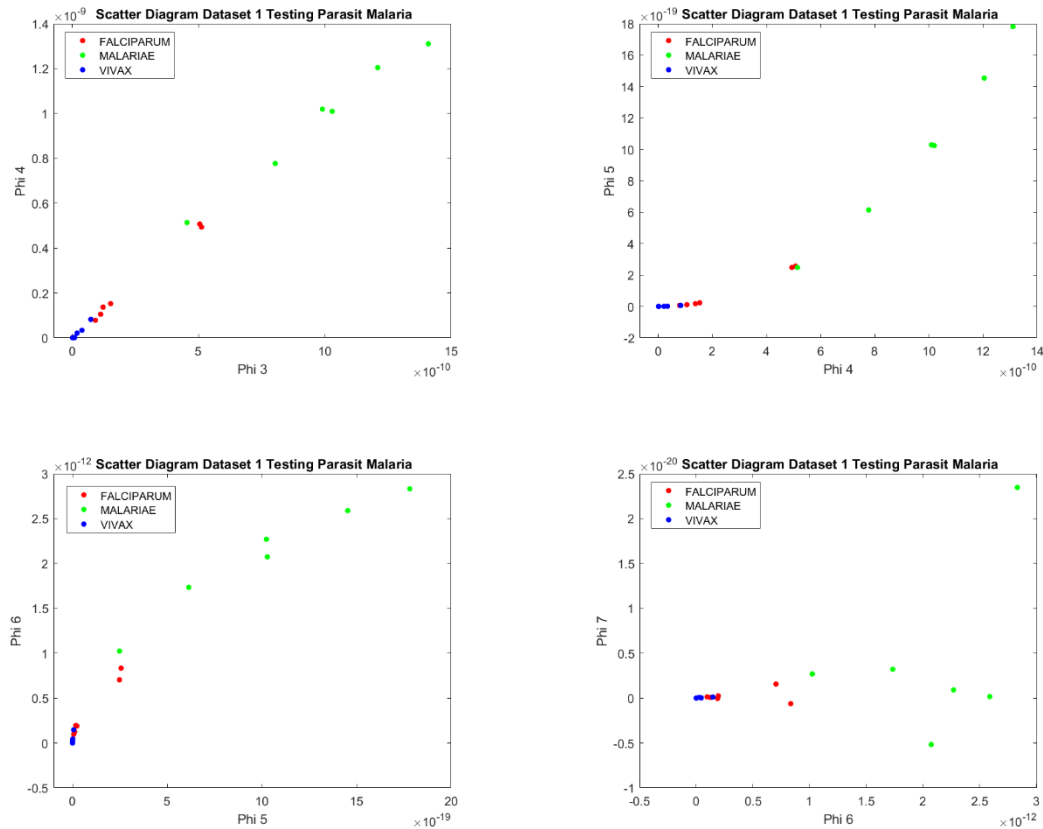


**Gambar 5.** Scatter diagram data training 1

Gambar 5 menampilkan sebaran data training dataset 1 berdasarkan nilai 7 output fitur *hu moment*. Nilai *phi 1* merupakan output dari fitur *hu moment* 1 dan seterusnya hingga nilai *phi 7*. Berdasarkan gambar 4 dapat dilihat bahwa sebaran data ke-3 kelas parasit malaria memiliki jarak antar kelas yang berdekatan terutama pada kelas *falciparum* dengan *vivax* dan *falciparum* dengan *malariae*. Pada kelas yang memiliki kedekatan wilayah memiliki resiko paling tinggi terjadinya salah pembacaan atau klasifikasi pada proses *testing*. Sebaran data pada proses *testing* harus berada pada wilayah yang sesuai dengan kelas-kelas parasit untuk mendapatkan klasifikasi yang tepat. Sebaran data *testing* pada dataset 1 ditunjukkan pada gambar 6.







Gambar 6. Scatter diagram data testing 1

### 2.8. Hasil Pengujian dan Pengukuran Model

Skenario pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation* yang berfokus pada 1 tipe citra yaitu citra malaria setelah dilakukan segmentasi. Pengujian dilakukan setelah proses *training* selesai. Model uji pertama menggunakan klasifikasi linier SVM dimana hasil pengukuran ditunjukkan pada Tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Pengukuran model linier SVM

Dataset-n	Akurasi (%)	TPR(%)	TNR (%)
Dataset 1	100	100	100
Dataset 2	77.78	83.33	83.33
Dataset 3	88.89	100	91.67
Dataset 4	72.22	83.33	83.33
Dataset 5	83.33	90	91.67
<b>Rata-rata</b>	<b>84.44</b>	<b>90</b>	<b>91.67</b>

Berdasarkan Tabel 3 didapatkan nilai pengukuran tertinggi terdapat pada dataset 1 dengan akurasi 100% sedangkan nilai akurasi terendah terdapat pada dataset 4 dengan nilai 72.22%. Nilai sensitivitas dan spesifisitas pada model linier SVM memiliki kehandalan tinggi dengan persentase lebih dari 80% setiap dataset dan memiliki rata-rata 90% untuk sensitivitas dan 91.67% untuk spesifisitas. Model ke-2 menggunakan klasifikasi SVM *non linier* dengan fungsi kernel *polynomial SVM* dimana hasil pengukuran akan ditampilkan pada Tabel 4 sebagai berikut.

**Tabel 4.** Pengukuran model *polynomial* SVM

Dataset-n	Akurasi (%)	TPR(%)	TNR (%)
Dataset 1	100	100	100
Dataset 2	77.78	83.33	83.33
Dataset 3	72.22	66.67	91.67
Dataset 4	61.11	50	100
Dataset 5	95.44	100	91.67
<b>Rata-rata</b>	<b>81.11</b>	<b>80</b>	<b>93.33</b>

Berdasarkan Tabel 4 tingkat pengukuran paling tinggi terdapat pada dataset 1 dengan akurasi 100% dan nilai akurasi terendah terdapat pada dataset 4 dengan nilai 61.11%. Sensitivitas model *polynomial* SVM didapatkan nilai persentase dibawah 70% yaitu pada dataset 3 dengan nilai 66.67% dan dataset 4 dengan nilai 50%. Rata-rata sensitivitas pada model *polynomial* SVM yaitu 80%, lebih kecil dibandingkan dengan model linier SVM akan tetapi memiliki nilai spesifisitas yang lebih tinggi dari model linier SVM yaitu 93.33%. Model ke-3 menggunakan fungsi kernel *gaussian* SVM dimana hasil pengukuran akan ditampilkan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Pengukuran model *gaussian* SVM

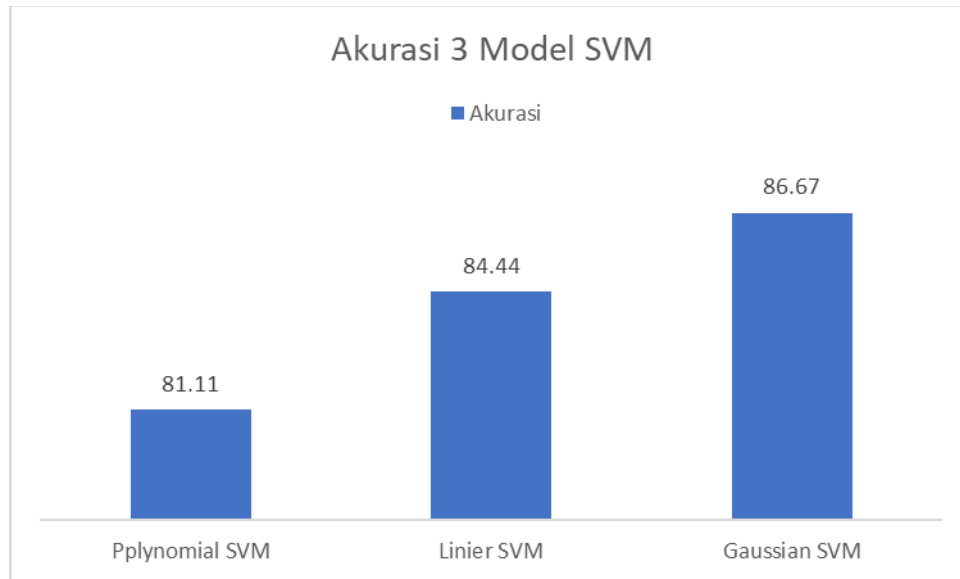
Dataset-n	Akurasi (%)	TPR(%)	TNR (%)
Dataset 1	100	100	100
Dataset 2	77.78	83.33	75
Dataset 3	88.89	100	91.67
Dataset 4	77.78	100	100
Dataset 5	88.89	100	83.33
<b>Rata-rata</b>	<b>86.67</b>	<b>96.67</b>	<b>90</b>

Berdasarkan Tabel 5 tingkat pengukuran paling tinggi terdapat pada dataset 1 dengan akurasi 100% dan nilai akurasi terendah terdapat pada dataset 2 dan 4 dengan nilai yang sama yaitu 77.78%. Nilai sensitivitas pada model *gaussian* SVM memiliki performa sangat tinggi dengan didapkannya 4 nilai sempurna dengan persentase 100% dan 1 nilai dengan persentase 83.33%. Rata-rata sensitivitas pada model *gaussian* SVM yaitu 96.67% sedangkan rata-rata spesifisitas didapatkan nilai 90%. Rata-rata hasil pengukuran akurasi, sensitivitas dan spesifisitas ke-3 model klasifikasi SVM lebih jelas ditampilkan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Efektivitas 3 model SVM

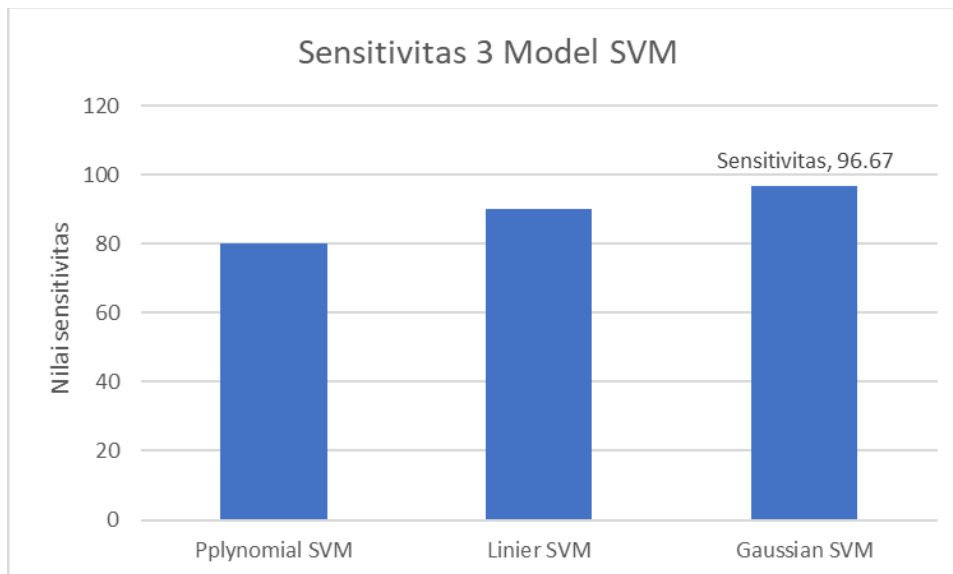
Jenis SVM	Akurasi(%)	TPR(%)	TNR(%)
<i>Polynomial</i>	81.11	80	93.33
Linier	84.44	90	91.67
<i>Gaussian</i>	86.67	96.67	90

Tabel 6 memberikan data performa suatu model dengan mengacu pada 3 pengukuran yaitu akurasi, sensitivitas dan spesifisitas. Berdasarkan tabel 6, tingkat akurasi paling tinggi berada pada model SVM *non linier* dengan fungsi kernel *gaussian* yaitu 86.67%. Tingkat akurasi hanya memberi persentase benar data positif dan negatif dari keseluruhan data sehingga perlu diidentifikasi lebih lanjut untuk menemukan model yang sesuai dengan kebutuhan sehingga perlu dilakukan pengukuran tingkat sensitivitas dan spesifisitas. Grafik akurasi dari ke-3 model SVM untuk klasifikasi penyakit malaria ditampilkan pada Gambar 7.



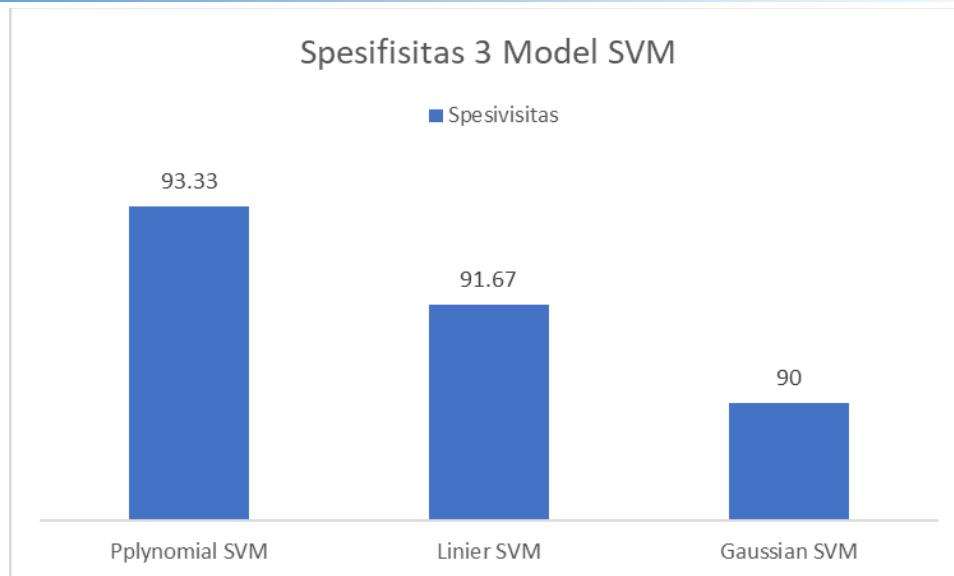
**Gambar 7.** Grafik akurasi 3 model SVM

Penyakit malaria yang disebabkan oleh parasit *falciparum* memiliki tingkat resiko kematian paling tinggi sehingga model yang dibutuhkan dapat memberikan relevansi parasit *falciparum* yang lebih tinggi dibandingkan dengan kelas lainnya, hal inilah yang menjadi alasan penulis menjadikan kelas *falciparum* sebagai data positif [3]. Pada Tabel 6 didapatkan nilai sensitivitas paling tinggi yaitu pada model *gaussian SVM* dengan nilai 96.67% yang berarti persentase keberhasilan model dalam menemukan kembali atau memprediksi data benar positif dari seluruh data benar positif sangat tinggi. Grafik tingkat sensitivitas tiap model SVM ditunjukkan pada Gambar 8.



**Gambar 8.** Grafik sensitivitas 3 model SVM

Rata-rata spesifisitas tertinggi dari ke-3 model SVM yaitu terdapat pada model *polynomial SVM* dengan persentase 93.33% diikuti linier SVM dengan nilai 91.67% dan *gaussian SVM* dengan nilai 90%. Keberhasilan model mendeteksi/memprediksi data benar negatif dari seluruh data benar negatif pada model *polynomial SVM* lebih baik dibandingkan dengan 2 model lainnya. Grafik tingkat spesifisitas tiap model SVM ditunjukkan pada Gambar 9.



**Gambar 9.** Grafik spesifisitas 3 model SVM

Berdasarkan nilai pengukuran akurasi, sensitivitas dan spesifisitas ke-3 model klasifikasi didapatkan model *gaussian* SVM memiliki performa terbaik dibandingkan dengan model linier dan *polynomial* SVM. Hal ini dibuktikan dengan didapatkan tingkat akurasi dan sensitivitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan 2 model lainnya walaupun pada tingkat spesifisitas model *gaussian* SVM paling rendah akan tetapi tidak memiliki selisih signifikan dan masih berada pada persentase 90%.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian sistem klasifikasi penyakit malaria dengan metode *hu moment* dan *support vector machine* dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan *scatter diagram* data *training* dapat disimpulkan bahwa terdapat sebaran data yang memiliki kedekatan wilayah yaitu pada kelas *falciparum* dengan *vivax* dan *falciparum* dengan *malariae* yang berarti nilai fitur *hu moment* pada kelas tersebut memiliki kedekatan nilai.
2. Model linier SVM menghasilkan tingkat sensitivitas 90% dan tingkat spesifisitas 91.67% sedangkan rata-rata akurasi model linier SVM yaitu 84.44%.
3. Model *polynomial* SVM menghasilkan tingkat sensitivitas 80% dan tingkat spesifisitas 93.33% sedangkan rata-rata akurasi pada model *polynomial* SVM yaitu 81.11%.
4. Model *gaussian* SVM menghasilkan tingkat sensitivitas 96.67% dan tingkat spesifisitas 90% sedangkan rata-rata akurasi pada model *gaussian* SVM yaitu 86.66%.
5. Berdasarkan hasil pengukuran sensitivitas, spesifisitas dan akurasi, performa model *support vector machine* yang paling baik untuk proses klasifikasi penyakit malaria dengan metode *hu moment* ialah model *gaussian* SVM.

#### Acknowledgment

This research is supported by Universitas Muhammadiyah Yogyakarta under the LP3M UMY Short Term Research Grant

#### References

- [1] "World Malaria Report," Geneva, 2019.
- [2] Kemenkes RI, "Situasi Terkini Perkembangan Program Pengendalian Malaria di Indonesia," Jakarta, 2018.

- [3] A. Ravendran, K. R. T. de Silva and R. Senanayake, "Moment Invariant Features for Automatic Identification of Critical Malaria Parasites," *IEEE 10th International Conference on Industrial and Information Systems*, pp. 474-479, 2015.
- [4] E. Permata, I. K. E. Purnama and M. H. Purnomo, "Klasifikasi Jenis dan Fase Parasit Malaria Plasmodium Falcifarum dan Plasmodium Vivax dalam Sel Darah Merah Menggunakan Support Vector Machine One Against One," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, pp. (02-1)-(02-6), 2013.
- [5] C. K. Charpe and V. K. Bairagi, "Automated Malaria Parasite and there Stage Detection in Microscopic Blood Images," *IEEE Sponsored 9th International Conference on Intelligent Systems and Control*, 2015.
- [6] A. Olugboja and Z. Wang, "Malaria Parasite Detection Using Different Machine," *2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, pp. 246-250, 2017.
- [7] M. K. Bashar, "Improved Classification of Malaria Parasite Stages," *IEEE Healthcare Innovations and Point of Care Technologies*, pp. 135-138, 2019.
- [8] P. N. Andono, T. Sutojo and M. , *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: ANDI (Anggota IKAPI), 2017.
- [9] Q. Chen, E. Petriu and X. Yang, "A Comparative Study of Fourier Descriptors and Hu's Seven Moment Invariants for Image Recognition," *Canadian Conference of Electrical and Computer Engeneering*, pp. 0103-0106, 2004.
- [10] Z. Huang and J. Leng, " Analysis of Hu's Moment Invariants on Image Scaling and Rotation," *2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology*, pp. 476-480, 2010.
- [11] T. . R. Biantong, M. T. Furqon and . A. A. Soebroto, "Implementasi Metode Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Malaria," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, pp. 1215-1224, 2019.