

Klasifikasi Parasit Malaria Plasmodium Vivax Pada Citra Sel Darah Merah Menggunakan Metode Support Vector Machine One Against All

Endi Permata¹⁾, Didik Aribowo²⁾, Alief Maulana³⁾

¹⁾²⁾ Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
Jl. Jendral Sudirman KM.3 Cilegon-Banten Telp. (0254) 395502
E-mail: endi_permata@yahoo.com, aribowo_nice@yahoo.co.id

Abstrak

Malaria adalah penyakit yang disebabkan oleh protozoa yang disebut *Plasmodium*, yang dalam salah satu tahap perkembang biakannya akan memasuki dan menghancurkan sel-sel darah merah. Ada empat spesies yang menyebabkan malaria pada manusia yaitu: *plasmodium falciparum*, *plasmodium vivax*, *plasmodium ovale* dan *plasmodium malariae*. Namun kasus malaria yang banyak ditemukan di Indonesia hanya spesies *plasmodium vivax*. Masing-masing parasit memerlukan tindakan medis yang berbeda. Pemeriksaan dilaboratorium terkadang terpengaruh faktor *subyektive* petugas. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi yang lebih *objective* dan mengurangi faktor *subyektive* petugas dalam mendiagnosis jenis parasit malaria *plasmodium vivax* serta fase perkembangannya. Dari hasil percobaan tahap klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine One Against All* didapatkan hasil akurasi *vivax thropozoit* 91,67%, *vivax schizont* 87,78% dan *vivax gametocyte* 84,44%.

Kata kunci : parasit malaria *plasmodium vivax*, *support vector machine one against all*, ekstraksi fitur

1. Pendahuluan

Malaria sebagai salah satu penyakit tropis yang menyebabkan sekitar 273 juta kasus klinik dan 1,12 juta kematian setiap tahun. Lebih dari 40 % populasi dunia (>2,1 milyar penduduk) diperkirakan beresiko terjangkit penyakit ini [6]. Sekitar 1,2 milyar penduduk atau sekitar 85 % dari total populasi di Asia Tenggara beresiko terkena penyakit malaria. Sekitar 30 % penduduk yang beresiko tersebut hidup di daerah endemik sedang sampai endemik tinggi malaria. Sebagian besar penduduk yang hidup di daerah endemik malaria berada di India, Indonesia, Myanmar dan Thailand [6].

Malaria merupakan penyakit yang diakibatkan oleh parasit yang tergolong dalam filum Apicomplexa, kelas Sporozoa, ordo Haemosporida, suku Plasmodiidae, dan genus *Plasmodium*. Dari 20 spesies plasmodium, hanya empat spesies diantaranya yang dapat

menginfeksi manusia, yaitu *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium malariae*[1]. Namun kasus malaria yang banyak ditemukan di Indonesia hanya spesies *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax* dan *Mix (Plasmodium falciparum dan Plasmodium vivax* berada dalam satu *sample darah*)

Malaria merupakan penyakit yang disebabkan oleh parasit *protozoa* dari genus *plasmodium* yang menginfeksi sel darah merah penderita. Parasit tersebut masuk ke dalam tubuh manusia melalui gigitan nyamuk *anopheles* betina. Spesies *plasmodium* yang menginfeksi manusia yaitu *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium malariae*. *Plasmodium vivax* menyebabkan malaria tertiana, *Plasmodium malariae* merupakan penyebab malaria kuartana. *Plasmodium ovale* menyebabkan malaria ovale, sedangkan *Plasmodium falciparum* menyebabkan malaria tropika. Spesies terakhir ini paling berbahaya karena malaria yang ditimbulkan dapat menjadi berat. Hal ini disebabkan dalam waktu singkat dapat menyerang eritrosit dalam jumlah besar, sehingga menimbulkan berbagai komplikasi di dalam organ-organ tubuh.

Diagnosis malaria secara pasti dapat dilakukan apabila ditemukan parasit malaria dalam darah penderita. *Plasmodium vivax* dalam darah memiliki beberapa fase penting diantaranya adalah *thropozoit*, *schizont* dan *gametozit*.

Beberapa grup riset telah melakukan pengkajian terhadap citra preparat darah. Penelitian yang dilakukan adalah melakukan segmentasi menggunakan metode *k-mean clustering* dan kemudian melakukan ekstraksi ciri terhadap citra data yang akan diuji. Ekstraksi ciri yang digunakan sebagai masukan pada sistem yang akan dibangun pada penelitian ini ada dua kelompok ciri, yaitu ciri warna dan ciri histogram. Langkah terakhir adalah melakukan uji identifikasi dan mengklasifikasi parasit *plasmodium falciparum* kedalam empat kelas dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) *Learning Vektor Quantization* [1].

Beberapa penelitian yang dilakukan melakukan segmentasi dengan pemisahan sel darah merah

diantaranya menggunakan representasi *Inclusion-Tree* dan melakukan dua klasifikasi untuk mengidentifikasi sel darah merah yang terinfeksi oleh *plasmodium* menggunakan *binary classifier* dan menentukan fase *plasmodium* menggunakan *multiclass classifier* [2]. Proses segmentasi dan dilanjutkan dengan klasifikasi menggunakan pendekatan morfologi dan kesamaan warna histogram [3]. Penelitian lainnya menggunakan *region based Active Contour* dan dilanjutkan dengan klasifikasi menggunakan *Support Vektor Machine* [4]. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi fase parasit malaria *plasmodium vivax*. Fitur yang digunakan adalah *standard deviation, mean, skewness, entropy, kurtosis* dan *Grayscale* dari Histogram Warna, Histogram *Grayscale* dan Histogram Tingkat Saturasi. Selanjutnya dilakukan proses klasifikasi. Metoda yang digunakan untuk pengenalan pola dalam penelitian ini adalah *support vector machine (SVM)*. Data citra parasit malaria yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh *public health image library (PHIL)* dari *phil.cdc.gov*.

2. Tinjauan Pustaka

Terdapat dua tahapan utama yang dilaksanakan pada penelitian ini. Tahap pertama adalah ekstraksi fitur dengan tujuan untuk mendapatkan fitur-fitur yang akan digunakan untuk melakukan klasifikasi. Fitur yang akan digunakan adalah *standard deviation, mean, skewness, entropy, kurtosis* dan *Grayscale* dari Histogram Warna, Histogram *Grayscale* dan Histogram Tingkat Saturasi. Tahap selanjutnya dilakukan proses klasifikasi. Metoda yang digunakan untuk pengenalan pola dalam penelitian ini adalah *support vector machine (SVM)*.

2.1 Histogram warna (Color Histogram)

Histogram warna dihitung dengan cara mendiskritkan warna dalam citra, dan menghitung jumlah dari tiap-tiap piksel pada citra. Sebelum dilakukan penghitungan intensitas warna tiap piksel, terlebih dahulu dilakukan normalisasi terhadap ketiga komponen penyusun warna pada citra (*red, green, blue*), proses ini disebut juga dengan *Normalized RGB*. Persamaan yang digunakan untuk normalisasi warna tersebut adalah sebagai berikut :

$$\text{NormalizedRed} = \frac{\text{Red}}{\sqrt{\text{Red}^2 + \text{Green}^2 + \text{Blue}^2}} \quad (1)$$

$$\text{NormalizedGreen} = \frac{\text{Green}}{\sqrt{\text{Red}^2 + \text{Green}^2 + \text{Blue}^2}} \quad (2)$$

$$\text{NormalizedBlue} = \frac{\text{Blue}}{\sqrt{\text{Red}^2 + \text{Green}^2 + \text{Blue}^2}} \quad (3)$$

2.2 Histogram Tingkat Keabuan (Grayscale Histogram)

Nilai citra parasit malaria merupakan model warna RGB. Untuk mendapatkan nilai tingkat keabuan dari citra yang terdiri dari komponen warna RGB dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut :

$$\text{Grayscale} = 0.42R + 0.32G + 0.28B \quad (4)$$

Hasil dari proses *grayscale* ini akan berada pada tingkat keabuan sebesar 8 bit. Distribusi nilai-nilai dari setiap piksel citra *grayscale* dimasukkan ke dalam histogram.

2.3 Histogram Tingkat Saturasi (Saturation Level Histogram)

Histogram tingkat saturasi digunakan untuk mendapatkan nilai-nilai intensitas warna berdasarkan kejenuhannya (saturasi). Komponen warna berdasarkan kejenuhannya diperoleh dari citra eritrosit model warna RGB melalui perhitungan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Saturasi} = 1 - \frac{3}{\text{Red} + \text{Green} + \text{Blue}} \min(\text{R}, \text{G}, \text{B}) \quad (5)$$

Dimana nilai saturasi pada setiap piksel ini digunakan untuk membangun histogram distribusinya.

Dari nilai histogram warna, grayscale dan tingkat saturasi hasil perhitungan sudah dapat dijadikan sebagai vektor *input*, namun untuk mengurangi masalah komputasi yang besar maka nilai-nilai tersebut diwakili oleh nilai *mean*, standar deviasi, *kurtosis* dan *skewness* dari distribusinya histogram tersebut, dimana dapat dihitung dengan persamaan :

$$\text{Mean} = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

$$\text{Standar deviasi} = s = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

$$\text{Kurtosis} = k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^2} \quad (8)$$

$$\text{Skewness} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^{\frac{3}{2}}} \quad (9)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \quad (10)$$

2.4 Support Vector Machine (SVM)

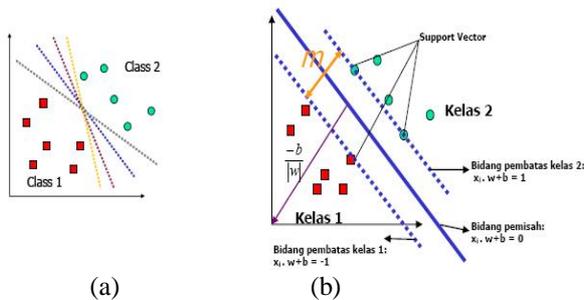
Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik, pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane* (Duda & Hart tahun 1973, Cover tahun 1965, Vapnik 1964, dan sebagainya), *kernel* diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950, demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992,

belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar kelas, SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *non-linear* dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi. Perkembangan ini memberikan rangsangan minat penelitian di bidang *pattern recognition* untuk investigasi potensi kemampuan SVM secara teoritis maupun dari segi aplikasi. Saat ini SVM telah berhasil diaplikasikan dalam masalah dunia nyata (*real-world problems*), dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional seperti misalnya *artificial neural network* [5].

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu metoda klasifikasi untuk mendapatkan optimal *hyperplane* yang memisahkan dua kelas berbeda pada ruang vektor. *Optimal hyperplane* adalah *hyperplane* dengan jarak terjauh dari kedua kelas tersebut. Pada permasalahan pemisahan secara linier, *optimal hyperplane* dapat memisahkan dua kelas yang berbeda dan vektor-vektor yang terdekat dengan *optimal hyperplane*.

Data pada ruang *input* dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in R^d$, sedangkan label yang menunjukkan kelas dari masing-masing data tersebut dinotasikan $y_i = \{+1, -1\}$ untuk $i=1,2,3 \dots l$. Dimana l adalah banyaknya jumlah data.



Gambar 1 SVM menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kelas 1 dan kelas 2

Pada gambar 1 diperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas yaitu kelas 1 dan kelas 2. Dimana *pattern* yang tergabung pada kelas 1 disimbolkan dengan bentuk kotak berwarna merah, sedangkan *pattern* pada kelas 2 disimbolkan dengan bentuk lingkaran berwarna hijau. Pada gambar 1 (a) menunjukkan adanya beberapa alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) yang memisahkan *pattern* yang menjadi anggota dari dua kelas yang berbeda. Adapun *pattern* yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Pada gambar 1 (b) diperlihatkan dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang

bidang pembatas yang sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sehingga dihasilkan persamaan berikut:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \text{ untuk } y_i = -1 \quad (11)$$

sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas kedua sehingga dihasilkan persamaan berikut:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \text{ untuk } y_i = +1 \quad (12)$$

Dimana w adalah koefisien vektor *weight* dan b adalah bias. Jarak antara vektor *training* x_i dan *hyperplane* disebut margin. Dengan mengalikan b dan w dengan sebuah konstanta, akan dihasilkan nilai margin yang dikalikan dengan konstanta yang sama. Pada persamaan (12) merupakan *scaling constraint* yang dapat dipenuhi dengan *rescaling* b dan w . Selain itu, karena memaksimalkan $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$ sama dengan

meminimumkan $\|\vec{w}\|^2$ dan jika kedua bidang pembatas pada persamaan (12) direpresentasikan dalam pertidaksamaan (13).

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (13)$$

Maka pencarian bidang pemisah terbaik dengan nilai margin terbesar dapat dirumuskan menjadi masalah optimasi konstrain, yaitu

$$\min_w \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (14)$$

dengan

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0 \quad (15)$$

masalah *Quadratic Programming* (QP) ini dapat dipecahkan dengan berbagai macam teknik komputasi dan salah satu di antaranya adalah menggunakan *Lagrange Multiplier* dengan persamaan :

$$\min_{w,b} L(w,b,\alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (16)$$

Dengan tambahan konstrain, $\alpha_i \geq 0$ (nilai dari koefisien *lagrange*). Dengan meminimumkan L_p terhadap w dan

b , maka dari $\frac{\partial}{\partial b} L_p(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) \geq 0$ diperoleh persamaan (17) dan persamaan (18)

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \geq 0 \quad (17)$$

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (18)$$

Dimana α_i adalah *Lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (16) dapat dihitung dengan meminimumkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradien $L = 0$, persamaan (19) dapat dimodifikasi sebagai

maksimalisasi problem yang hanya mengandung α_i saja, sebagaimana persamaan (20).

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \bar{x}_i \bar{x}_j \quad (19)$$

dengan

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l)$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \quad (20)$$

Dari hasil perhitungan tersebut diperoleh α_i dan data yang berkorelasi dengan α_i yang bernilai positif ditentukan sebagai *support vector*.

2.4.1 SVM One Against All untuk Multiclass

Metode ini akan membangun sejumlah k SVM biner, dimana k adalah banyaknya kelas (Hsu, et.al.,2002). SVM ke- i dilatih dengan seluruh *sample* pada kelas ke- i dengan label kelas positif dan seluruh *sample* lainnya dengan label kelas negatif. Jika diberikan l data pelatihan $(x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l)$, dengan $x_i \in \mathbb{R}^n, i=1, \dots, l$ adalah kelas dari x_i , maka SVM ke- i akan menyelesaikan permasalahan berikut :

$$\min_{w^i, b^i, \xi^i} \frac{1}{2} (w^i)^T w^i + C \sum_{j=1}^l \xi_j^i (w^i)^T \phi(x_j) + b^i \geq 1 - \xi_j^i, \text{ if } y_j = i$$

$$(w^i)^T \phi(x_j) + b^i \leq -1 + \xi_j^i, \text{ if } y_j \neq i$$

$$\xi_j^i \geq 0, j = 1, \dots, l \quad (2.21)$$

dengan data pelatihan x_i dipetakan ke ruang dimensi yang lebih tinggi menggunakan fungsi Φ dan C sebagai parameter pinalti.

Meminimisasi $\frac{1}{2} (w^i)^T w^i$ berarti

memaksimalkan $\frac{2}{|w|^2}$ atau margin antara dua

kelompok data .Ketika data tidak terpisah secara linier, maka terdapat pinalti sebesar $C \sum_j \xi_j^i$ yang dapat mengurangi jumlah *error* pelatihan. Ide dari SVM adalah menyeimbangkan regulasi $\frac{1}{2} (w^i)^T w^i$ dan *error* pelatihan. Setelah menyelesaikan permasalahan pada minimisasi, maka terdapat sejumlah k fungsi keputusan.

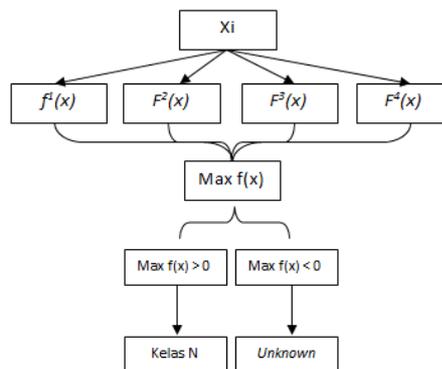
$$f^1(x) = (w^1)x + b^1, \dots, f^k(x) = (w^k)x + b^k \quad (21)$$

Kelas data akan ditentukan berdasarkan nilai fungsi keputusan yang tertinggi. Untuk pencarian

solusi minimisasi pada persamaan (21) menggunakan *quadratic programming*.

Tabel 1 Contoh metode *one against all*

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 1	$f^1(x) = (w^1)x + b^1$
Kelas 2	Bukan kelas 2	$f^2(x) = (w^2)x + b^2$
Kelas 3	Bukan kelas 3	$f^3(x) = (w^3)x + b^3$
Kelas 4	Bukan kelas 4	$f^4(x) = (w^4)x + b^4$



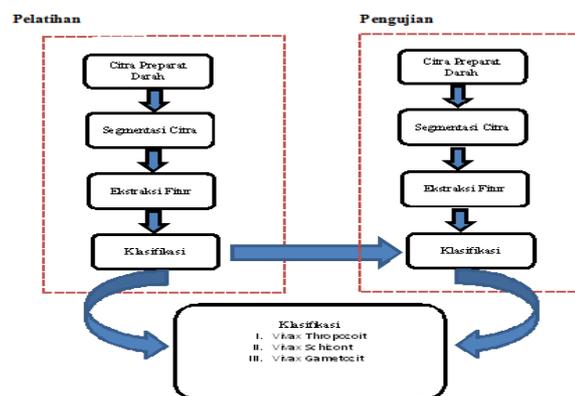
Gambar 2 Metode klasifikasi SVM *one against all*

Pada gambar 2 terlihat terdapat empat fungsi keputusan, dari keempat fungsi keputusan diambil fungsi keputusan yang maksimal.

3. Metode Penelitian

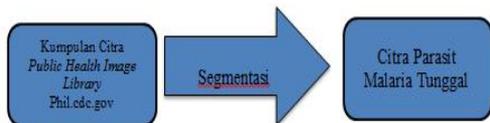
Tahapan-tahapan dari metode yang diusulkan untuk melakukan klasifikasi dari jenis dan fase *plasmodium falciparum* dan *plasmodium vivax* dari citra medis preparat darah ditunjukkan dalam Gambar 3

Pada proses pembelajaran, citra medis dari preparat darah adalah file-file yang masing-masing berukuran 50x50 *pixel* yang diperoleh dari hasil segmentasi secara manual. Artinya, setelah file citra preparat darah terinfeksi parasit malaria yaitu citra, *vivax thropozoit*, *vivax schizont*, *vivax gametocyt* diperoleh *public health image library* (PHIL) dari *phil.cdc.gov*, proses normalisasi seperti *cropping* dan *resize* untuk menyamakan dimensi citra dilakukan secara manual sehingga menjadi citra tunggal.



Gambar 3 Blok diagram desain sistem

Pada proses pembelajaran, citra medis dari preparat darah adalah file-file yang masing-masing berukuran 50x50 pixel yang diperoleh dari hasil segmentasi secara manual. Artinya, setelah file citra preparat darah terinfeksi parasit malaria yaitu citra *fm ga vivax thropozoit, vivax schizont, vivax gametocyt* diperoleh *public health image library* (PHIL) dari *phil.cdc.gov*, proses normalisasi seperti *cropping* dan *resize* untuk menyamakan dimensi citra dilakukan secara manual sehingga menjadi citra tunggal.



Gambar 4. Tahapan Segmentasi Citra

Tahap selanjutnya ekstraksi fitur dengan tujuan untuk mendapatkan fitur-fitur yang akan digunakan untuk melakukan klasifikasi. Fitur yang akan digunakan adalah *mean, standard deviation, kurtosis, skewness, dan entropy* dari Histogram Warna, Histogram *Grayscale* dan Histogram Tingkat Saturasi. Selanjutnya dilakukan proses klasifikasi. Metoda yang digunakan untuk pengenalan pola dalam penelitian ini adalah *support vector machine (SVM)*. Pada dasarnya SVM hanya dapat digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (klasifikasi biner). Untuk dapat diterapkan pada permasalahan klasifikasi dari parasit malaria *plasmodium vivax* yang terdiri lebih dari dua kelas maka diterapkan metode klasifikasi SVM multikelas yang dibangun dengan cara menggabungkan beberapa klasifikasi biner. Metode pendekatan SVM multikelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah SVM *one against all(OAA)*. Pada proses klasifikasi pelatihan, variabel *hyperplane* untuk setiap pengklasifikasi (*classifier*) yang didapat akan disimpan dan nantinya akan digunakan sebagai data tiap pengklasifikasi dalam proses pengujian, dengan kata lain proses klasifikasi pelatihan adalah proses untuk mencari *support vector, alpha* dan *bias* dari data *input* pelatihan yang berupa vektor fitur dari citra *vivax thropozoit, vivax schizont, vivax gametocyt* (tiga kelas). Sedangkan pada proses pengujian, data citra yang digunakan adalah data yang tidak diikutsertakan pada proses pelatihan. Jika kelas yang dihasilkan dari proses klasifikasi pengujian sama dengan kelas data sebenarnya, maka pengenalan dinyatakan benar.

4. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dijabarkan dan dievaluasi efektifitas metode yang digunakan dalam mengatasi permasalahan klasifikasi terhadap parasit yang menyebabkan malaria yaitu *plasmodium vivax* beserta fasenya.

Ujicoba terhadap metode klasifikasi SVM digunakan 90 data citra preparat darah dengan ukuran 50x50 pixel. Setiap kelas dari klasifikasi terdiri dari 30 data. Dalam proses ujicoba dilakukan dua tahap, tahap yang pertama adalah pelatihan sedangkan tahap yang kedua adalah tahap uji. Tahap pelatihan digunakan untuk mendapatkan koordinat dari *support vector, weight, bias* dan jarak *support vector*, sedangkan tahap pengujian adalah menggunakan data-data selain data pelatihan untuk mendapatkan hasil klasifikasi, sehingga dapat diketahui tingkat akurasinya.

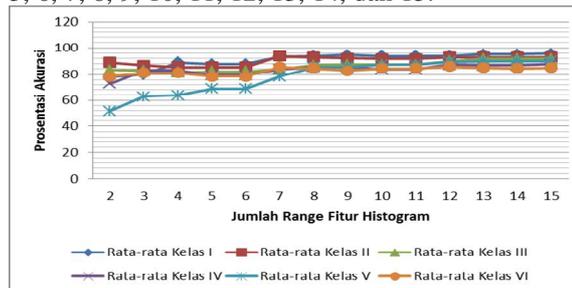
Pengujian ini dilakukan terhadap semua kelas berdasarkan kelompok data pelatihan dan pengujian yang telah dibagi, kelas yang pertama adalah *Vivax Thropozoit*, kelas kedua adalah *Vivax Schizont* dan kelas ketiga adalah *Vivax Gametocyt*. Secara singkat enam kelompok data ini di rotasi tanpa terjadi overlap sehingga semua citra darah pernah menjadi data pelatihan maupun data pengujian. Distribusi data pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Distribusi data pelatihan dan pengujian

Data	Kelompok I			Kelompok II			Kelompok III		
	Kelas			Kelas			Kelas		
	I	II	III	I	II	III	I	II	III
Latih	Citra 1 s.d. 20			Citra 11 s.d. 30			Citra 1 s.d. 10 dan 21 s.d. 40		
	20	20	20	20	20	20	20	20	20
	60			60			60		
Uji	Citra 21 s.d. 30			Citra 1 s.d. 10			Citra 11 s.d. 20		
	10	10	10	10	10	10	10	10	10
	30			30			30		

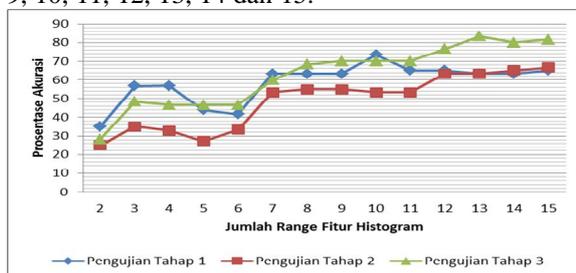
4.1 Percobaan Pengaruh Range Fitur Histogram Terhadap Hasil Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine One Against All

Pada gambar 5 ditunjukkan bahwa prosentase akurasi rata-rata terendah untuk kelas I sebesar 72,78%, Kelas II sebesar 51,67% dan Kelas III sebesar 80%. Sedangkan prosentase akurasi rata-rata yang tertinggi untuk Untuk kelas I adalah 87,78% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, dan 15. Untuk kelas II adalah 90 % didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12,dan 13. Dan Untuk kelas III adalah 84,44% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, dan 15.

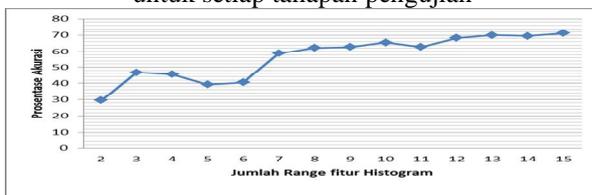


Gambar 5 Grafik Rata-rata Akurasi per kelas *svm one vs all*

Pada gambar 6 ditunjukkan bahwa prosentase akurasi multi kelas untuk masing-masing tahap pengujian (kelompok data pengujian) yang terendah didapatkan pada saat histogram menggunakan range fitur dua. Prosentase akurasi multi kelas terendah pada pengujian tahap 1 sebesar 35%, pengujian tahap 2 sebesar 25%, pengujian tahap 3 sebesar 28,33%, Sedangkan prosentase akurasi multi kelas yang tertinggi pada pengujian tahap 1 adalah 65% didapatkan saat menggunakan jumlah range fitur 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, dan 14. Pada pengujian tahap 2 adalah 66,67 % didapatkan saat menggunakan jumlah range fitur 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14 dan 15 . Pada pengujian tahap 3 adalah 81,35 % didapatkan saat menggunakan jumlah range fitur 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14 dan 15.



Gambar 6 Grafik akurasi multi kelas *svm one vs all* untuk setiap tahapan pengujian



Gambar 7 Grafik rata-rata akurasi multi kelas *svm one vs all*

5. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan metode klasifikasi jenis dan fase parasit malaria *plasmodium falciparum* dan *plasmodium vivax* berdasarkan tekstur. Dari hasil percobaan tahap klasifikasi menggunakan metode *support vector machine one against all vivax thropozoit* 88,88%, *vivax schizont* 92,22% dan *vivax gametocyte* 85%.

Daftar Pustaka

- [1.] Wahab, Iis Hamsir Ayub (2008), "Identifikasi parasit malaria dalam darah menggunakan segmentasi citra digital dn jaringan syaraf tiruan".
- [2.] Díaz, G., González, Fabio A., Romero, Eduardo (2009), "A semi-automatic method for quantification and classification of erythrocytes infected with malaria parasites in microscopic images", *J. of Biomedical Informatics*, 42:296–307.
- [3.] Di Ruberto, Cecilia, Dempster, Andrew, Khan, Shahid, Jarra, Bill (2002), "Analysis of infected blood cell

images using morphological operators", *Image and Vision Computing*, 20:133-146.

- [4.] Andi Kusuma Indrawan (2011), "Identifikasi Fase Plasmodium Falciparum Menggunakan Active Contour dan Support Vector Machine" tesis jaringan cerdas multimedia ITS.
- [5.] Nugroho, A.S., Witarto, B.A., Handoko, D., (2003), "Support Vector Machine – Teori dan Aplikasinya Dalam Bioinformatika", Kuliah Umum Ilmu Komputer.com
- [6.] Direktorat Jenderal Pengendalian Penyakit dan Penyehatan Lingkungan Departemen Kesehatan Republik Indonesia (2008), "Pedoman Ketatalaksanaan Kasus Malaria di Indonesia"
- [7.] Burges, J.C. (1988) :A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.2, No.2, hal. 955-974.
- [8.] Hsu, C.W., and Lin, C.J. (2002) :A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, No. 2, hal. 415-425

Biodata Penulis

Endi Permata lahir di Jakarta pada tanggal 14 Juni 1978. Penulis menyelesaikan pendidikan Sarjana S-1 di Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten pada jurusan Teknik Elektro pada tahun 2003 dan S-2 di jurusan Teknik Elektro ITS pada tahun 2013 .

Didik Aribowo lahir di Jambi pada tanggal 15 Februari 1982. Penulis menamatkan pendidikan Sarjana S-1 di Universitas Muhammadiyah Yogyakarta pada jurusan Teknik Elektro pada tahun 2008 dan S-2 di jurusan Teknik Elektro ITS pada tahun 2013. Pada saat ini penulis aktif bekerja sebagai Dosen Teknik Elektro Fakultas Teknik UNTIRTA Banten

Alief Maulana lahir di Banten pada tanggal 24 Januari 1974. Penulis menamatkan pendidikan Sarjana S-1 di Universitas Gunadarma Jakarta pada jurusan Teknik Informatika pada tahun 2003 dan S-2 di jurusan Teknik Elektro Universitas Gunadarma Jakarta pada tahun 2008. Pada saat ini penulis aktif bekerja sebagai Dosen Teknik Elektro Fakultas Teknik UNTIRTA Banten.