

KLASIFIKASI JENIS DAN FASE PARASIT MALARIA PLASMODIUM FALCIPARUM DAN PLASMODIUM VIVAX DALAM SEL DARAH MERAH MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE ONE AGAINST ONE

Endi Permata¹⁾, I Ketut Eddy Purnama²⁾, Mauridhi Hery Purnomo³⁾

^{1) 2) 3)} Jaringan Cerdas Multimedia Teknik Elektro FTI ITS
Sukolilo, Surabaya, 60111, Indonesia

E-mail: endi.permata10@mhs.ee.its.ac.id, ketut@ee.its.ac.id, hery@ee.its.ac.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 falciparum* dan *Plasmodium vivax*. Dari hasil percobaan tahap klasifikasi menggunakan metode *support vector machine one against one* didapatkan hasil akurasi *falciparum thropozoit* 95,55%, *falciparum schizont* 93,48%, *falciparum gametocyte* 91,11%, *vivax thropozoit* 88,88%, *vivax schizont* 92,22% dan *vivax gametocyte* 85%.

Kata kunci : parasit malaria, *support vector machine*, ekstraksi fitur

1. Pendahuluan

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 falciparum* dan *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* [5].

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* [1].

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi jenis dan fase parasit malaria *Plasmodium falciparum* dan *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.

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 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 :

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

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 :

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

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

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

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

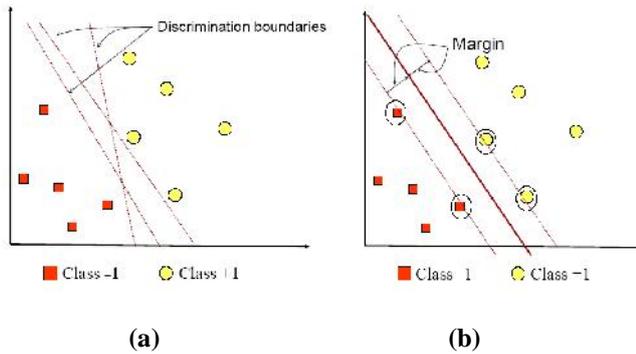
$$\text{Entropy} = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \quad (10)$$

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* [4].

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. *Hyperplane* dalam ruang vektor berdimensi *d* adalah *affine subspace* berdimensi *d-1* yang membagi ruang vektor tersebut ke dalam dua bagian, yang masing-masing berkorespondensi pada kelas yang berbeda[4]. Gambar 1 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas : +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada kelas -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada kelas +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Masalah klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar 1 (a).



Gambar 1. Hyperplane yang memisahkan dua kelas (-1 dan +1)

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada gambar 1 (b) menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM. Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in R^d$, sedangkan label masing-masing dinotasikan $\vec{y}_i = \{+1, -1\}$ untuk $i=1,2,3 \dots l$. Dengan l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua kelas -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan :

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (11)$$

Pattern \vec{w} yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (12)$$

Sedangkan pattern \vec{w} yang termasuk kelas +1 (sampel positif)

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (13)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan (14), dengan memperhatikan *constraint* persamaan (15).

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

dengan

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

Masalah ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \gamma) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \gamma_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1) \quad (16)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, l$.

γ_i adalah *Lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\gamma_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap γ_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradien $L = 0$, persamaan (16) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja γ_i sebagaimana persamaan (17) di bawah.

$$\sum_{i=1}^l \gamma_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \gamma_i \gamma_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (7)$$

dengan

$$\gamma_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \gamma_i y_i = 0 \quad (8)$$

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh γ_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan γ_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector* (Nugroho, 2003).

2.4.1 SVM One Against One untuk Multiclass

SVM pada mulanya dikembangkan oleh Vapnik untuk klasifikasi biner (dua kelas). Namun karena permasalahan yang banyak dijumpai di dunia nyata adalah permasalahan klasifikasi lebih dari dua kelas maka selanjutnya dikembangkan lah klasifikasi *multiclass* (banyak kelas). Secara umum terdapat dua pendekatan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi menggunakan SVM untuk *multiclass*. Pendekatan yang pertama adalah dengan cara menggabungkan semua data dalam suatu permasalahan optimasi, sedangkan pendekatan yang kedua adalah dengan cara membangun suatu *multiclass classifier*, dimana hal ini didapatkan dengan cara menggabungkan beberapa SVM biner. Pendekatan yang pertama menghendaki penyelesaian masalah optimasi yang lebih rumit dan tingkat komputasi yang tinggi, dengan demikian pendekatan ini kemudian tidak banyak dikembangkan.

Metode SVM *one against one* adalah salah satu metode untuk mengimplementasi SVM untuk *multiclass* dengan menggunakan pendekatan yang kedua. Model klasifikasi biner yang dibangun menggunakan metode ini dapat dihitung dengan mengikuti persamaan (9) :

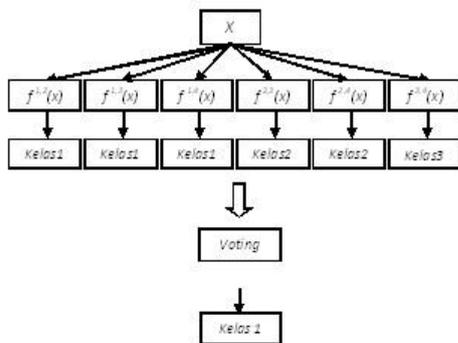
$$\frac{k(k-1)}{2} \quad (9)$$

dengan k adalah banyaknya kelas. Pada tahap pelatihan, setiap model klasifikasi dilatih menggunakan data latih dari dua kelas. Sedangkan pada tahap pengujian terdapat beberapa cara untuk melakukan pengujian setelah semua

$k(k-1)/2$ model klasifikasi telah selesai dibangun. Salah satunya cara yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan metode *voting* (Hsu, 2002). Contoh penggunaan metode SVM *one against one* dapat ditunjukkan pada tabel 1 dan gambar 2.

Tabel 1 Contoh metode *one against one*

$y_l = 1$	$y_l = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Kelas 2	$f^{1,2}(x) = (w^{1,2})x + b^{1,2}$
Kelas 1	Kelas 3	$f^{1,3}(x) = (w^{1,3})x + b^{1,3}$
Kelas 1	Kelas 4	$f^{1,4}(x) = (w^{1,4})x + b^{1,4}$
Kelas 2	Kelas 3	$f^{2,3}(x) = (w^{2,3})x + b^{2,3}$
Kelas 2	Kelas 4	$f^{2,4}(x) = (w^{2,4})x + b^{2,4}$
Kelas 3	Kelas 4	$f^{3,4}(x) = (w^{3,4})x + b^{3,4}$



Gambar 2 Metode klasifikasi SVM *one against one*

Dari gambar 2 jika data x_i dimasukkan ke dalam fungsi yang didapatkan dari tahap pelatihan pada persamaan 10 :

$$f(x) = (w^{ij})^T w(x) + b \quad (10)$$

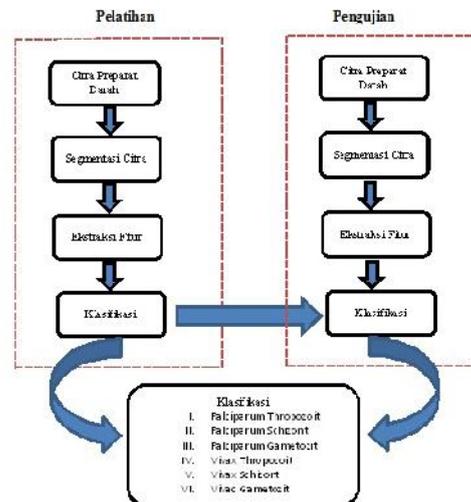
dan hasil yang didapatkan x adalah kelas termasuk kelas i , maka kelas i mendapatkan satu suara (*vote*). Dan selanjutnya data x_i diujikan ke semua model klasifikasi yang didapatkan dari tahap pelatihan. Dan pada akhirnya kelas dari data x ditentukan dari jumlah perolehan suara terbanyak. Apabila terdapat dua buah kelas yang memiliki jumlah suara yang sama, maka kelas dengan indeks yang lebih kecil dinyatakan sebagai kelas dari data yang diujikan.

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 50×50 pixel yang diperoleh dari hasil segmentasi secara manual. Artinya, setelah file citra

preparat darah terinfeksi parasit malaria yaitu citra *falciparum thropozoit*, *falciparum schizont*, *falciparum gametocyt*, *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

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 jenis dan fase dari parasit malaria *plasmodium falciparum* dan *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 *multiclass one against one (OAO)* dan *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 *falciparum thropozoit*, *falciparum schizont*, *falciparum gametocyt*, *vivax thropozoit*, *vivax schizont*, *vivax gametocyt* (enam kelas). Sedangkan pada proses pengujian, data citra *plasmodium falciparum* dan *plasmodium vivax* 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 jenis parasit yang menyebabkan malaria yaitu *plasmodium falciparum* dan *plasmodium vivax* beserta fasenya.

Ujicoba terhadap metode klasifikasi SVM digunakan 180 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 *Falciparum Trophozoit*, kelas kedua adalah *Falciparum Schizont*, kelas ketiga adalah *Falciparum Gametocyt*, kelas keempat adalah *Vivax Trophozoit*, kelas kelima adalah *Vivax Schizont* dan kelas keenam 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.

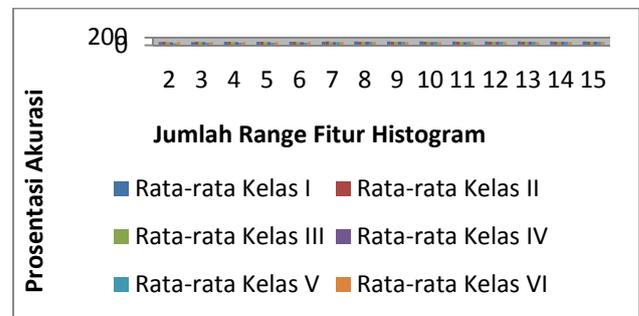
Tabel 2 Distribusi data pelatihan dan pengujian

Data	Kelompok I						Kelompok II						Kelompok III					
	Kelas I		Kelas II		Kelas III		Kelas I		Kelas II		Kelas III		Kelas I		Kelas II		Kelas III	
Latih	Citra						Citra						Citra					
	3 x 20						3 x 20						3 x 20 dan 21 x 20					
	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
Uji	Citra						Citra						Citra					
	21 x 20						3 x 20						3 x 20					
	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20

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

Jumlah fitur histogram yang digunakan pada tahap ekstraksi fitur merupakan panjang vektor pola yang menjadi input pada tahap klasifikasi menggunakan *support vector machine* multikelas *one against one*, baik pada proses pelatihan maupun pada tahap pengujian. Dengan demikian pengujian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh jumlah fitur histogram yang digunakan terhadap kinerja dari sistem klasifikasi.

Percobaan ini dilakukan dengan cara membuat grafik prosentase akurasi sistem klasifikasi terhadap jumlah *range* fitur histogram yang digunakan. Rentang jumlah *range* fitur histogram yang digunakan dalam pengujian ini dibatasi dari dua hingga lima belas *range* fitur. Grafik yang pertama adalah grafik rata-rata akurasi per kelas yang menggambarkan nilai akurasi masing-masing kelas yang didapatkan dari hasil rata-rata akurasi ketiga tahap pengujian, dapat dilihat pada gambar 4. Grafik yang kedua adalah grafik akurasi multi kelas yang digambarkan untuk masing-masing tahap pengujian yang menggunakan kombinasi data pelatihan dan pengujian yang berbeda, dapat dilihat pada gambar 5. Dan yang terakhir gambar 6 adalah grafik rata-rata akurasi multi kelas yang merupakan nilai rata-rata dari ketiga tahap pengujian klasifikasi. Perhitungan hasil klasifikasi parasit jenis dan fase malaria *falciparum* dan malaria *vivax* secara keseluruhan yang menggunakan jumlah *range* fitur histogram sebanyak dua sampai dengan lima belas

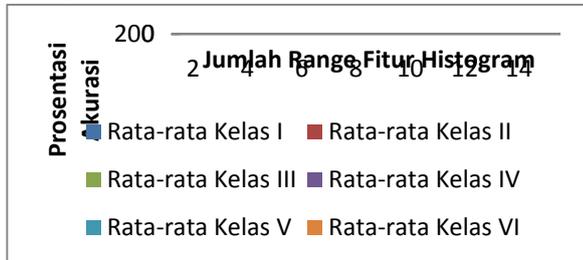


Gambar 4 Grafik Rata-rata Akurasi per kelas *svm one vs one*

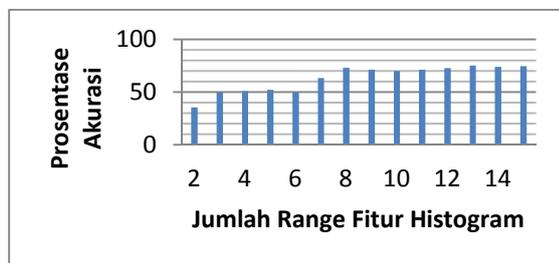
Pada gambar 4 ditunjukkan bahwa prosentase akurasi rata-rata terendah untuk kelas I sebesar 78,07%, kelas II sebesar 81.11%, kelas III sebesar 80.56%, Kelas IV sebesar 72.78%, Kelas V sebesar 77,77% dan Kelas VI sebesar 78,33%. Sedangkan prosentase akurasi rata-rata yang tertinggi untuk kelas I adalah 96,11% didapatkan saat menggunakan jumlah range fitur 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, dan 14. Untuk kelas II adalah 95,56% didapatkan saat menggunakan jumlah range fitur 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, dan 15. Untuk kelas III adalah 93,33% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, dan 11. Untuk kelas IV adalah 88,88% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, dan 15. Untuk kelas V adalah 92,78% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, dan 14. Dan Untuk kelas VI adalah 86,11% didapatkan saat menggunakan jumlah 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, dan 12.

Pada gambar 5 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 40,67%, pengujian tahap 2 sebesar 35,59%, pengujian tahap 3 sebesar 30%, Sedangkan

prosentase akurasi multi kelas yang tertinggi pada pengujian tahap 1 adalah 78,33% 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 65% 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 5 Grafik akurasi multi kelas svm one vs one untuk setiap tahap pengujian



Gambar 6 Grafik akurasi rata-rata multi kelas svm one vs one

5. Kesimpulan dan Saran

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 one* didapatkan hasil akurasi *falciparum thropozoit* 95,55%, *falciparum schizont* 93,48% ,*falciparum gametocyte* 91,11 % ,*vivax thropozoit* 88,88%, *vivax schizont* 92,22% dan *vivax gametocyte* 85%.

Saran dari peneliti adalah perlu ditambahkan lagi fitur yang dapat meningkatkan akurasi sistem klasifikasi yaitu dengan menambahkan fitur *shape* dari citra parasit.

Daftar Pustaka

- [1.] Andi Kusuma Indrawan (2011), "Identifikasi Fase Plasmodium Falciparum Menggunakan Active Contour dan Support Vector Machine" tesis jaringan cerdas multimedia ITS.
- [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.] Nugroho, A.S., Witarto, B.A., Handoko, D., (2003), "Support Vector Machine – Teori dan Aplikasinya Dalam Bioinformatika", Kuliah Umum Ilmu Komputer.com

[5.] Wahab, Iis Hamsir Ayub 2008, *Identifikasi parasit malaria dalam darah menggunakan segmentasi citra digital dan jaringan syaraf tiruan.*

Biodata Penulis

Endi Permata lahir di Jakarta pada tanggal 14 Juni 1978. Penulis menamatkan pendidikan Sarjana S-1 di Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten pada jurusan Teknik Elektro pada tahun 2003. Pada saat ini penulis aktif bekerja sebagai Dosen Teknik Elektro di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten.