IMPLEMENTASI METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN SUPPORT VECTOR MACHINES DALAM MENDETEKSI PLASMODIUM MALARIA PADA CITRA SAMPEL DARAH

Kasmir I Djahari[1], Galih Hermawan[2]

[1,2] Program Studi Teknik Informatika – Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur 112 – 114 Bandung 40132
E-mail : kdjahari@yahoo.com[1], galih.hermawan@yahoo.co.id[2]

ABSTRAK

Malaria merupakan salah satu penyakit yang dapat mematikan, khususnya pada balita dan anak-anak. Penyebab dari penyakit malaria dikarenakan tubuh penderitanya yang dieksploitasi oleh kuman malaria yang berupa plasmodium/parasit. Penyebaran penyakit malaria yaitu melalui gigitan nyamuk *anopheles* atau yang disebut juga nyamuk malaria. Nyamuk jenis ini terkenal akibat peranannya sebagai penyebar parasit malaria. Plasmodium malaria berkembang biak pada organ hati penderitanya kemudian menginfeksi sel darah. Ada 2 jenis plasmodium yang dapat menyebabkan penyakit malaria, yaitu: 1) *Plasmodium Falciparum*; 2) *Plasmodium Vivax*.

Analisis tekstur dapat diperoleh dengan cara mengekstraksi ciri gambar dengan berbagai metode. Metode yang digunakan adalah metode *principal component analysis*, dan *support vector machines* sebagai metode pengklasifikasian dalam pengenalan pola (*pattern recognition*). *Pattern Recognition* merupakan salah satu bidang dalam komputer sains, yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yakni *class* atau *category*.

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa penerapan metode PCA dan SVM berhasil dalam pengenalan dan pengklasifikasian pada plasmodium malaria dengan akurasi 75%.
Kata Kunci: Pengenalan Pola, Pengolahan Citra, Ekstraksi Ciri, *Principal Component Analysis*, *Support Vector Machines.*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Malaria merupakan salah satu penyakit yang dapat mematikan, khususnya pada balita dan anak-anak. Penyebab dari penyakit malaria dikarenakan tubuh penderitanya yang dieksploitasi oleh kuman malaria yang berupa plasmodium/parasit. Penyebaran penyakit malaria yaitu melalui gigitan nyamuk *anopheles* atau yang disebut juga nyamuk malaria. Nyamuk jenis ini terkenal akibat peranannya sebagai penyebar parasit malaria. Plasmodium malaria berkembang biak pada organ hati penderitanya kemudian menginfeksi sel darah. Ada 2 jenis plasmodium yang dapat menyebabkan penyakit malaria, yaitu: 1) *Plasmodium Falciparum*; 2) *Plasmodium Vivax*; Pendeteksian akan terjangkitnya penyakit malaria di tubuh seseorang dapat dilakukan yakni dengan pengamatan mikroskopis atau pengamatan dengan menggunakan mikroskop cahaya. Dimana darah diambil dari pasien yang diduga terserang penyakit malaria dan diamati di laboratorium oleh tenaga ahli dengan menggunakan mikroskop cahaya [1]. Namun dengan cara tersebut akan memerlukan tenaga ahli mikroskopis yang terlatih dan memakan waktu yang relatif panjang untuk mendapatkan hasil pemeriksaan. Selain itu, sebagian besar laboratorium untuk daerah-daerah terpencil di Indonesia belum memadai sedemikian sehingga hal ini berimbas pada reliabilitas hasil pemeriksaan yang masih rendah.

Dengan bantuan sistem yang berbasis teknologi dan komputer, pengobatan dapat dilakukan secara cepat salah satunya dengan bantuan teknologi *image processing* atau pengolahan citra digital. Dalam bidang kedokteran, teknologi *image processing* memudahkan dalam mendiagnosa suatu penyakit, mempercepat proses identifikasi sehingga menghemat waktu dan biaya. Proses pendeteksian plasmodium malaria dapat dilakukan dengan mengambil citra darah setiap pasien yang memiliki gejala parasit/plasmodium malaria yang telah diproses menggunakan mikroskop. Citra darah tersebut akan dilakukan proses pengolahan citra, sehingga data yang diperoleh dapat dianalisa dalam mendeteksi suatu penyakit plasmodium malaria. Teknologi *image processing* dapat diperoleh dengan berbagai metode untuk pengekstraksian ciri diantaranya metode PCA *(Principal Component Analysis)*, metode *Watershed*, metode LSE *(Least Square Estimation)* dan metode *Fuzzy Logic*. Setelah

melakukan pengekstraksian ciri terhadap citra, dibutuhkan pengklasifikasian terhadap citra yaitu dengan menggunakan beberapa metode antara lain metode SVM *(Support Vector Machines),* metode k-NN *(k-Nearest Neighbour).* Pada penelitian [2] pengenalan penyakit darah menggunakan metode *Fuzzy Logic* yang pengenalannya dilatih untuk mengenali penyakit-penyakit darah berdasarkan citra darah yang dikandung serta metode FIS *(Fuzzy Inference System)* terhadap pengklasifikasiannya dengan nilai akurasi sebesar 66.67%, dan juga pada penelitian [3] pengenalan penyakit darah menggunakan teknik pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan terhadap pengklasifikasiannya memperoleh klasifikasi terbaik dengan nilai rata-rata= 65%.

Principal Component Analysis merupakan salah satu metode ekstraksi ciri yang mampu menghasilkan nilai ciri citra yang lebih akurat dengan mereduksi dimensi variabel data input menjadi komponen utama yang berdimensi lebih kecil dengan kehilangan informasi minimum [4]. Metode *Support Vector Machines* adalah salah satu metode pengklasifikasian yang digunakan dalam pengenalan pola *(Pattern Recognition)*. *Pattern Recognition* merupakan salah satu bidang dalam komputer sains, yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yang telah didefinisikan sebelumnya. Konsep tertentu ini disebut *class* atau *category*. Pada penelitian [5] menggunakan metode *Support Vector Machine* dalam pengklasifikasian pose *skeleton* manusia menghasilkan keakuratan sebesar 90,67%.

Pada penelitian ini, dengan mengimplementasikan metode *Principal Component Analysis* dan *Support Vector Machines* diharapkan agar dapat menghasilkan keakuratan yang lebih terhadap analisis plasmodium malaria, yang mana bisa mengenali jenis plasmodium malaria dengan lebih akurat.

1.2 Maksud dan Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Agar dapat mengenali dan mengklasifikasikan plasmodium malaria.
2. Agar dapat mengklasifikasikan jenis plasmodium malaria.
3. Untuk mengetahui keakuratan sistem dengan menggunakan metode *Principal Component Analisys* dan *Support Vector Machines* dalam pendeteksian dan pengklasifikasian plasmodium malaria.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan-batasan masalahnya adalah :

1. Data berupa citra sampel darah yang biasa dilihat pada mikroskop cahaya.
2. Dataset diambil dari RSUD PROF. DR. H. ALOE SABOE Kota Gorontalo.
3. *File* yang digunakan dalam aplikasi ini yaitu *file* gambar yang memiliki ekstensi : *.jpg, *.jpeg.
4. Proses klasifikasi menggunakan metode *support vector machine* dengan dua type plasmodium berbeda yaitu plasmodium vivax, plasmodium falciparum.

2. TEORI DASAR

2.1 Computer Vision

Computer Vision merupakan bidang yang berkembang pesat dikhususkan untuk menganalisa, memodifikasi, dan pemahaman gambar tingkat tinggi. Tujuannya adalah untuk menentukan apa yang terjadi di depan kamera dan menggunakan pemahaman tersebut untuk mengendalikan komputer, sistem robot, atau untuk memberikan citra baru yang lebih informatif dari pada gambar kamera asli. Aplikasi area untuk komputer visi teknologi termasuk video surveillance, biometrik, otomotif, fotografi, produksi film, pencarian web, obat-obatan, game augmented reality, antarmuka pengguna yang baru, dan banyak lagi[9].

2.2 Teori Dasar Citra Digital

Dalam bidang pengolahan citra (*image processing*), citra yang diolah adalah citra digital, yaitu citra kontinu yang telah diubah ke dalam bentuk diskrit, baik koordinat ruangnya maupun intensitas (kecerahan) cahayanya melalui proses sampling dan kuantisasi[10]. Citra dapat diartikan sebagai suatu fungsi kontinu dari intensitas cahaya (x,y) dalam bidang dua dimensi, dengan (x,y) menyatakan suatu koordinat spasial dan nilai f pada setiap titik (x,y) menyatakan intensitas atau tingkat kecerahan atau derajat keabuan (brightness/gray level).

Piksel (0,0) terletak pada sudut kiri atas pada citra, indeks x bergerak ke kanan dan indeks y bergerak ke bawah. Secara matematis persamaan untuk fungsi intensitas f(x,y) adalah:

$$0 \leq f(x,y) < \infty \qquad (1)$$

Misalkan *f* merupakan sebuah citra digital 2 dimensi berukuran MxN. Maka representais *f* dalam sebuah matriks dapat dilihat pada gambar berikut.

$$f(x,y) = \begin{matrix} f(0,0) & f\ 0,1 & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-0) & f(M-1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{matrix}$$

Gambar 1 Matriks Citra Digital

2.3 Citra RGB

RGB merupakan model warna yang terdiri dari merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue) yang digabungkan dan membentuk suatu susunan warna yang luas. Setiap warna dasar memiliki rentang nilai antara 0 smpai 255[11].

2.4 Metode Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis adalah teknik statistik yang sudah digunakan secara luas baik dalam hal pengenalan wajah maupun pengenalan pola dari sebuah gambar. Metode *Principal Component Analysis* (PCA) dibuat pertama kali oleh para ahli statistik dan ditemukan oleh Karl Pearson pada tahun l90l yang memakainya pada bidang biologi. Kemudian tidak ada perkembangan baru pada teknik ini dan perkembangannya baru mulai pesat pada akhir tahun l930 dan awal 1940. Analisis komponen utama merupakan suatu teknik statistik untuk mengubah dari sebagian besar variabel asli yang digunakan dan saling berkorelasi satu dengan yang lainnya menjadi satu set variabel baru yang lebih kecil dan tidak berkorelasi [4]. Setiap 4 pengukuran multivariat (atau observasi), komponen utama merupakan kombinasi linier dari variabel p awal. Tujuan utama analisis komponen utama ialah untuk mengurangi dimensi peubah-peubah yang saling berhubungan dan cukup banyak variabelnya sehingga lebih mudah untuk menginterpretasikan data-data tersebut [4]. Metode yang digunakan yaitu menentukan komponen utama dengan melakukan alih ragam orthogonal atau membentuk kombinasi linier Y = A' X[6]. Dari sini akan dipilih beberapa komponen utama yang dapat memberikan sebagian besar keragaman total data semula. Langkah - langkah untuk melakukan PCA secara garis besar adalah sebagai berikut:

a) Standarisasikan data – data yg ada.

Ada kalanya data – data yg kita dapatkan memiliki perbedaan skala yg cukup mencolok. Satu data berkisar antara 10^{-1}, sementara lainnya bernilai 10^{2}. Perbedaan skala ini akan menyebabkan ketidaksimetrisan persebaran (variance) data. Oleh karena itu, data-data tersebut mesti distandardisasikan degan cara seperti berikut:

$$x_{baru} = \frac{x_{lama} - nilai\ rata - ratanya}{standar\ deviationnya} = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \qquad (3)$$

b) Buat covariance matriks dari variabel – variabel yang ada

Covariance adalah variance antara dua variable, misalnya X dan Y. Dengan merujuk ke formula variance, maka covariance dihitung sebagai berikut:

$$variance\ (x,x) = \sum_{i-1}^{N} \frac{(x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{N-1} \qquad (4)$$

$$variance\ (x,y) = \sum_{i-1}^{N} \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N-1} \qquad (5)$$

Semakin banyak variable yang terlibat, maka semakin besar matriks covariance - variance nya.

c) Cari eigen value dan eigen vector dari covariance matriks tersebut.

Nilai eigen value menentukan principal component yg terlibat. Nilai ini dihitung dengan menyelesaikan persamaan berikut:

$$\det[A - \lambda I] = 0 \qquad (6)$$

Dimana:
A = Covariance matriks
λ = eigen value
I = Identity matriks

Dari persamaan di atas, jumlah eigen value akan sebanyak jumlah variabel yg terlibat. Kemudian, eigen vector dihitung dengan menyelesaikan persamaan di bawah:

$$[A - \lambda I\ IX] = 0 \qquad (7)$$

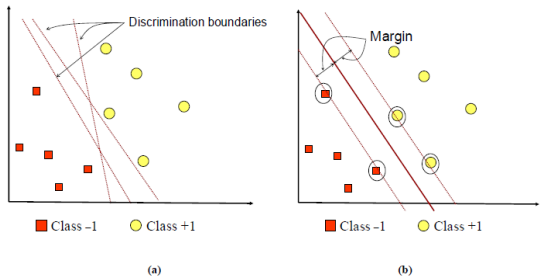
X = eigen vector untuk eigen value yang digunakan.

Persamaan di atas diselesaikan untuk setiap eigenvalue yg didapat. Eigenvector dgn eigenvalue terbesar disebut principal component pertama, dst. Biasanya, dua principal component sudah cukup utk merangkum sekitar 80-90% variations di data.

2.8 Metode Support Vector Machines

Support Vector Machines (SVM) merupakan metode klasifikasi jenis terpadu (*supervised*) karena ketika proses pelatihan, diperlukan target pembelajaran tertentu. SVM juga merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Dalam hal ini dimensi baru, akan mencari *hyperplane* untuk memisahkan secara linear dan dengan pemetaan nonlinear yang tepat ke dimensi yang cukup tinggi, data dari dua kelas selalu dapat dipisahkan dengan *hyperplane* tersebut. SVM menemukan *hyperplane* ini menggunakan *support vector* dan *margin*[12].

SVM muncul pertama kali pada tahun 1992 oleh Vladimir Vapnik bersama rekannya Bernhard Boser dan Isabelle Guyon. Dasar untuk SVM sudah ada sejak tahun 1960-an (termasuk karya awal oleh vapnik dan Alexei Chervonenkis pada teori belajar statistik).



Gambar 2 SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan kedua class –1 dan +1

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur *margin*

hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing class. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis *solid* pada gambar 2.7-b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, 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[12].

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space. Gambar 2.3-a memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah class : +1 dan –1. *Pattern* yang tergabung pada class –1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada class +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut.

Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar 2.3 (a). Hyperplane pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin* hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing class. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada gambar 2.3 (b) menunjukkan hyperplane yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*, 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. Hyperplane dapat didefinisikan dengan persamaan berikut.

$$g:\ w^t + b = 0 \quad (8)$$

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\overrightarrow{x_l} \in \Re^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1,2,3,\ldots,l$ yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class –1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane berdimensi d , yang didefinisikan

$$\vec{w}.\vec{x} + b = 0 \quad (9)$$

Pattern $\overrightarrow{x_l}$ yang termasuk class –1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan,

$$\vec{w}.\overrightarrow{x_l} + b \leq -1 \quad (10)$$

sedangkan pattern $\overrightarrow{x_l}$ yang termasuk class +1 (sampel positif).

$$\vec{w}.\overrightarrow{x_l} + b \leq +1 \quad (11)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programing (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan 12 dengan memperhatikan constraint persamaan 13.

$$\frac{min}{w}\ \tau\ (w) = \frac{1}{2}\ \|w\|^2 \quad (12)$$

$$y_i\ (\overrightarrow{x_l}.\vec{w}+b)-1 \geq 0\ ,\ \forall_i \quad (13)$$

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

$$L(\vec{w}, b, a) = \frac{1}{2}||\vec{w}||^2 - \sum_{i=1}^{l} a_i\ (yi\big((xi.w + b) - 1\big))$$

i=1,2,3,….,l (14)

α_i adalah lagrange multiplier, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan 14 dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap w dan b, dan memaksimalkan L terhadap α_i. Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient L= 0, persamaan 14 dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung α_i saja, sebagaimana persamaan 15 dibawah.

Maximize :

$$\sum_{i=1}^{l} ai - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{l} a_i a_j y_i y_j x_i x_j \quad (15)$$

Subject to :

$$a_i \geq 0(i = 1,2,3, \ldots, l)\ \sum_{i=1}^{l} a_i y_i = 0 \quad (16)$$

Dari hasil perhitungan ini diperoleh αi yang kebanyakan nilai positif. Data yang berkorelasi dengan αi yang positif inilah yang disebut support vector.

3. ANALISIS

3.1 Analisis Sistem

Analisis sistem dapat didefinisikan sebagai penguraian dari suatu sistem yang utuh kedalam bagian-bagian komponennya dengan maksud untuk mengidentifikasikan dan mengevaluasi permasalahan-permasalahan, hambatan-hambatan yang terjadi dan kebutuhan-kebutuhan yang diharapkan sehingga dapat diusulkan perbaikan-perbaikannya.

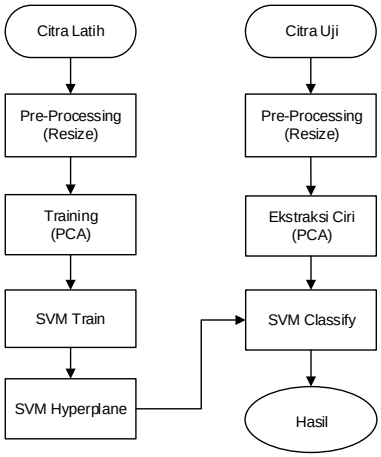
3.2 Analisis Masalah

Masalah yang diangkat dalam penulisan tugas akhir ini adalah bagaimana mengimplementasikan metode *Principal Component Analysis* dalam pengenalan dan pendeteksian plasmodium malaria dan mengklasifikasikan jenis plasmodium malaria dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dan juga menghasilkan fitur ciri yang baik dan keakurasiannya yang tinggi. Sehingga nanti akan menghasilkan suatu aplikasi yang memiliki performansi yang baik, bagus dan juga bermanfaat.

3.3 Analisis Algoritma

Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri *Principal Component Analysis* dan metode *Support Vector Machines* dalam hal pendeteksian. Dalam sistem ini tahap analisis dikhususkan dalam proses pendeteksian plasmodium malaria, bagan

pengenalan secara utuh dapat dilihat pada gambar 3.1.



Gambar 3 Alur Proses Sistem

3.4 Analisis *Pre-Processing Image*

Pre-Processing disini yaitu proses *resize* dengan mengubah ukuran asli gambar RGB menjadi ukuran 400 x 400 pixel. Tahap *resize* ini diperlukan untuk proses ekstraksi ciri dengan menyamakan nilai pixel pada setiap dataset citra. Proses tidak bisa dilakukan apabila nilai pixel dari setiap gambar berbeda-beda.

3.5 Analisis Training PCA

Pelatihan PCA ini ditujukan untuk membaca data dari citra yang telah di *resize* dari proses *pre-processing* image sebelumnya sehingga menghasilkan nilai vektor dari citra yang akan dilatih.



Gambar 4 Alur Proses Training PCA

3.6 Analisis Latih *Support Vector Machines*

Setelah mendapatkan ciri dari hasil train PCA barulah ditetapkan kelas-kelas yang akan digunakan dengan menggunakan persamaan 12 dan 13. Setelah menetapkan kelas-kelas yang akan digunakan kemudian mencari data mana yang akan dijadikan sebagai *support vector* dengan persamaan 16 dan barulah mencari *hyperplane* dengan menarik beberapa garis yang memisahkan kedua buah kelas yang telah ditetapkan dengan persamaan 11, lalu kemudian dipilih *hyperplane* terbaik dengan jarak *support vector* masing-masing kelas dengan *hyperplane* memiliki margin yang besar.

4. IMPLEMENTASI

4.1 Implementasi Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan untuk mengimplementasikan sistem dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Spesifikasi Perangkat Keras

No.	Perangkat Keras	Spesifikasi
1.	Prosesor	Intel i3 2.30 GHz
2	Monitor	Monitor 14” 1366 x 768 (32Bit) (60Hz)
3	VGA	512Mb
4	Memori (RAM)	2GB
5	Keyboard dan Mouse	

4.2 Implementasi Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan untuk membangun dan mengimplementasikan sistem dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Spesifikasi Perangkat Lunak

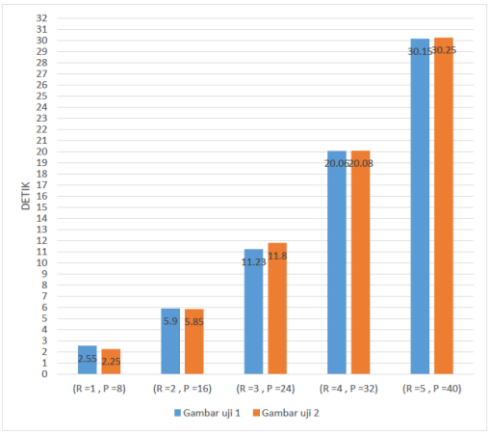
No.	Perangkat Lunak	Spesifikasi
1.	Sistem Operasi	Windows 7, 8, dan 8.1
2	Tools	Matlab R2009a dan Selanjutnya
3	Bahasa Pemograman	Matlab

4.3 Pengujian Sistem

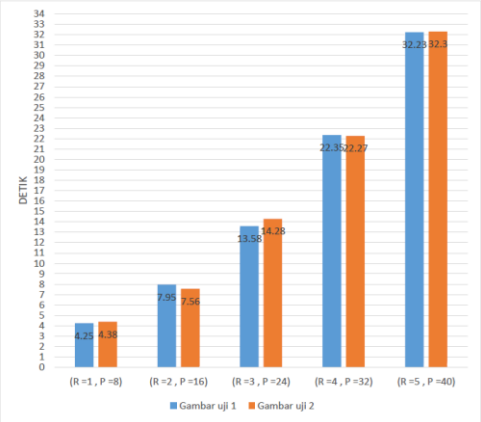
Pengujian merupakan bagian yang penting dalam siklus pembangunan perangkat lunak *(software).* Tujuan dari pengujian adalah untuk menemukan kesalahan dan kekurangan pada perangkat lunak. Pengujian juga bermaksud untuk menjamin perangkat lunak yang dibangun memiliki kualitas handal seperti mampu melakukan kajian pokok dari spesifikasi, analisis, perancangan, dan pengkodean dari perangkat lunak itu sendiri.

4.4 Pengujian Performansi

Hasil pengujian performansi berdasarkan kecepatan waktu dan akurasi dalam proses pelatihan dan pengujian data dengan total dataset latih 16 yang tercepat dan akurat menurut parameter PCA, *radius & sampling point*. Pengujiannya sebagai berikut.



Gambar 5 Grafik waktu proses ekstraksi ciri PCA



Gambar 6 Grafik waktu keseluruhan komputasi

Pengujian dilakukan terhadap 2 gambar uji yang gambarnya beresolusi 400 x 400 pixel dan 8 bit menggunakan parameter PCA tersebut dengan perhitungan proses waktu perdetik.

4.5 Pengujian Keakuratan

Hasil pengujian keakuratan pengenalan ruas jari tangan terhadap gambar sebagai berikut :

a. Pengujian berdasarkan gambar sample 1, 2, 3 & 4 plasmodium malaria dan menggunakan parameter PCA terbaik yaitu r = 1 & p = 8.

Tabel 3 Hasil pengujian berdasarkan dataset

No	Gambar Uji	Hasil Klasifikasi SVM	Hasil Pengujian SVM	Keterangan
1	P.Falciparum Gametocyte 1.jpg	P.Falciparum	P.Vivax	Gagal
2	P.Falciparum Gametocyte 2.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
3	P.Falciparum Gametocyte 3.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
4	P.Falciparum Gametocyte 4.jpg	P.Falciparum	P.Vivax	Gagal
5	P.Falciparum Gametocyte 4.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
6	P.Falciparum Trophozoite1.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
7	P.Falciparum Trophozoite2.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
8.	P.Falciparum Trophozoite3.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
9.	P.Falciparum Trophozoite4.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
10.	P.Falciparum Trophozoite4.jpg	P.Falciparum	P.Falciparum	Berhasil
11.	P.Vivax Gametocyte 1.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
12.	P.Vivax Gametocyte 2.jpg	P. Vivax	P.Falciparum	Gagal
13.	P.Vivax Gametocyte 3.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
14.	P.Vivax Gametocyte 4.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
15.	P.Vivax Gametocyte 4.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
16.	P.Vivax Trophozoite1.jpg	P. Vivax	P.Falciparum	Gagal
17.	P.Vivax Trophozoite2.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
18.	P.Vivax Trophozoite3.jpg	P. Vivax	P.Falciparum	Gagal
19.	P.Vivax Trophozoite4.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil
20.	P.Vivax Trophozoite4.jpg	P. Vivax	P. Vivax	Berhasil

b. Pengujian berdasarkan data masukan yang salah atau tidak sesuai dengan data latihnya.

Tabel 4 Hasil pengujian berdasarkan data salah

No.	Citra Uji	Hasil	Keterangan
1.	Mangga.jpg	Gagal	Dikarenakan pixel gambar tidak sesuai dan juga berbeda objek
2.	Durian.jpg	Gagal	Dikarenakan pixel gambar tidak sesuai dan juga berbeda objek
3.	Manggis.jpg	Gagal	Dikarenakan pixel gambar tidak sesuai dan juga berbeda objek
4.	Melon.jpg	Gagal	Dikarenakan pixel gambar tidak sesuai dan juga berbeda objek
5.	Anggur.jpg	Gagal	Dikarenakan pixel gambar tidak sesuai dan juga berbeda objek

Berdasarkan hasil pengujian keakuratan yang telah dilakukan dan menghasilkan data sebagai berikut :

Banyak Data Pelatihan : 20
Banyak Data Pengujian : 20
Banyak Data Benar : 15
Banyak Data Salah : 5

Persentase = Banyak Data Benar / Banyak Data Pengujian * 100 %
= 15 / 20 * 100 %
= **75 %**

Jadi dari data tersebut dapat di ambil kesimpulan bahwa persentase dari keberhasilan yang dilakukan oleh sistem adalah **75 %**.

5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan analisis, perancangan, implementasi sampai pada tahapan pengujian, maka dapat ditarik kesimpulan serta saran untuk Implementasi Metode *Principal Component Analisys* dan *Support Vector Machines* dalam mendeteksi plasmodium malaria pada citra sampel darah.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan perbandingan antara tujuan pembangunan perangkat lunak dengan hasil implementasi dan pengujian, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Penerapan telah berhasil di implementasikan dalam pendeteksian plasmodium malaria pada citra sampel darah, sehingga mudah dalam mengenali dan mendeteksi jenis malaria hanya dari citra sampel darah yang telah di ambil menggunakan mikroskop cahaya.
2. Dari hasil pengujian, performansi sistem yang terbaik terdapat pada parameter PCA dengan *radius* = 1 dan *sampling point* = 8 yang menghasilkan proses waktu komputasi yang lebih cepat dan juga akurat dari parameter PCA lainnya.
3. Hasil pengujian keakuratan dari implementasi metode *Principal Component Analysis* dan *Support Vector Machines* dalam pengenalan dan pengklasifikasian plasmodium malaria menghasilkan akurasi sebesar 75%.

5.2 Saran

Terlepas dari kelebihan-kelebihan sebuah perangkat lunak pastilah memiliki kekurangan, maka dari itu untuk pengembagan lebih lanjut, saran-saran yang dapat diberikan sebagai berikut :

1. Mengembangkan aplikasi pengenalan dan pengklasifikasian plasmodium malaria secara *real time*.
2. Menambah jumlah dataset untuk pelatihan sekitar 50.
3. Menggunakan pendukung perangkat keras yang lebih handal agar mendapatkan hasil yang maksimal dalam menggunakan metode *Principal Component Analysis Idan Support Vector Machines.*
4. Aplikasi penerapan metode ini bisa dikembangkan pada kasus yang berbeda tidak hanya plasmodium malaria melainkan dibidang lainnya.
5. Untuk penelitian lebih lanjut dapat digunakannya metode ekstraksi ciri yang lebih memuaskan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Arsin, ”Analisis Perilaku Masyarakat Terhadap Kejadian Malaria di Pulau Kapoposang kabupaten Pangkajene Kepulauan,” Jurnal Kedokteran dan Farmasi MEDIKA, Jakarta, 2003.

[2] D. L. Lestari, “Pengenalan Penyakit Darah Dengan Citra Darah Menggunakan Metode Logika Fuzzy,” Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi Universitas Indonesia, Depok, 2008.

[3] A. R. Praida, “Pengenalan Penyakit Darah Menggunakan Teknik Pengolahan Citra Dan Jaringan Syaraf Tiruan” Jurnal Ilmu Komputer Universitas Indonesia, Depok, 2008

[4] R. Firdaus, “Pengenalan Pola Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA),” Jurnal Ilmu Komputer Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 2013.

[5] S. N. Endah dan M. R. Widyanto, “Klasifikasi Pose Skeleton Pada Manusia dengan Support Vector Machines,” Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi Universitas Diponegoro, Semarang, 2012.

[6] R. S. Pressman, Ph.D, Software Engineering A Practitioner's Approach, 6th penyunt., New York: McGraw - Hill Higher Education, 2005.

[7] Nurhari, Ogi ”*Plasmodium Sp*,” 2009. [Online] Available: scribd.com/doc/51574461/Epidemologi-Malaria [Diakses 20 Aktober 2015].

[8] Drs. Slamet Prawirohartono, Prof. Dr. Suhargono Hadisumarto, “Sains Biologi-2a” Jakarta, Bumi Askara, 2000.

[9] Fadlisyah, “Computer Vision dan Pengolahan Citra,” Andi, Yogyakarta, 2009.

[10] R. Gonzalez dan R. Wood, Digital Image Processing, New Jersey: Prentice Hall International, 2008.

[11] D. Putra, “Pengolahan Citra,” Andi, Yogyakarta, 2010.

[12] P. E. Yunanto, T. Agung dan E. Rachmawati, “Pengenalan Telapak Tangan Melalui Citra Digital Dengan Menggunakan Metode Eigenpalms dan SVM,” Jurnal Science Test TELKOM, 2012.

[13] P. P. Widodo, R. T. Handayanto dan Herlawati, “Penerapan Data Mining Dengan Matlab,” Bandung: Rekayasa Sains, 2013.

[14] A. Rosa dan M. Shalabudin, “Modul Pembelajaran Rekayasa Perangkat Lunak (Terstruktur dan Berorientasi Objek),” Modula, Bandung, 2011.

[15]G. A. Away, The Shortcut of MATLAB Programing, Bandung: Informatika Bandung, 2006.