



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - TE 141599

**IDENTIFIKASI MALARIA MENGGUNAKAN
BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK PADA SEDIAAN DARAH TEBAL**

Catra Adhyatmaka Dutono
NRP 2210 100 144

Dosen Pembimbing
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. I ketut Eddy Purnama, ST.,MT.

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - TE 141599

**MALARIA PARASITE IDENTIFICATION ON THICK
BLOOD FILM USING BACKPROPAGATION
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK.**

**Catra Adhyatmaka Dutono
NRP 2210 100 144**

Advisor

**Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo , M.Eng.
Dr. I ketut Eddy Purnama, ST.,MT.**

**Department of Electrical Engineering
Faculty of Industrial Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015**

**IDENTIFIKASI MALARIA MENGGUNAKAN
BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
PADA CITRA SEDIAAN DARAH TEBAL**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Guna Memenuhi Sebagian Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik**

pada

Bidang Studi Teknik Komputer dan Telematika

Jurusan Teknik Elektro

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Menyetujui :

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Prof. Dr Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng.

NIP.195809161986011001

Dr. I Ketut Eddy P., ST, MT.

NIP.196907301995121001

SURABAYA

JULI, 2015

ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Catra Adhyatmaka Dutono
Judul Tugas Akhir : Identifikasi Malaria Menggunakan *Backpropagation Artificial Neural Network* pada Sediaan Darah Tebal
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
2. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT.

Malaria adalah penyakit menular yang merupakan masalah kesehatan utama di berbagai negara tropis. Malaria adalah suatu penyakit yang disebabkan oleh protozoa obligat intraseluler dari genus *Plasmodium*. Malaria pada manusia dapat disebabkan *Plasmodium Malarie*, *Plasmodium Vivax*, *Plasmodium Falcifarum*, dan *Plasmodium Ovale*. Penggunaan Sediaan darah tipis banyak digunakan untuk mengetahui jenis dan fase dari parasit malaria tersebut, akan tetapi sediaan darah yang banyak digunakan di Indonesia adalah sediaan darah tebal. Oleh karena itu dibutuhkan suatu metode yang dapat melakukan identifikasi parasit melalui citra sediaan darah tebal dengan akurasi tinggi. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengintegrasikan metode ekstraksi fitur dan klasifikasi citra parasit malaria, sehingga dapat membantu seorang ahli dalam mendiagnosa jenis serta fase dari parasit malaria. Dari Hasil eksperimen pada 227 citra sediaan darah tebal. Kelas malaria yang digunakan untuk klasifikasi adalah *fase ring*, *plasmodium falcifarum* fase gametosit, *plasmodium ovale* fase thropozoit, *plasmodium vivax* fase thropozoit, *plasmodium malarie*, dan bukan parasit. Didapat akurasi 89.70588% untuk klasifikasi citra dari 6 kelas tersebut dari 69 citra uji.

Kata Kunci : *image processing, feature extraction, neural network, classification.*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Catra Adhyatmaka Dutono
Title : *Malaria Parasite Identification On Thick Blood Film Using Backpropagation Artificial Neural Network.*
Advisors : 1.Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo ,
M.Eng.
2. Dr. I ketut Eddy Purnama, ST.,MT.

Malaria is an infectious disease of human by parasitic protozoans belonging to the genus Plasmodium. malaria is caused by 4 species of plasmodium, all of them are plasmodium falcifarum, plasmodium vivax, plasmodium malarie, and plasmodium ovale. Thin blood film is used to know type and phase of the malaria parasite, but which is widely used in Indonesia is the thick blood film. Therefore we need a method that can identify parasites in thick blood film image with a high percentage of accuracy. This research aims to integrate two methods of features extraction and classification system so it can assists medical personnel in diagnosing the type of malaria parasite include its phase. Experiment was conducted on 227 thick blood film images. malaria class that's used in this research is ring phase, plasmodium falcifarum gametocyte phase, plasmodium ovale thropozoite phase, plasmodium malarie thropozoite phase, plasmodium vivax thropozoite phase, and not parasite image. overall accuration of classification is 89.70588% from 69 test images.

Keywords : *image processing, neural network, feature extraction, classification.*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT dengan rahmat Allah yang selalu menyertai saya selama mengerjakan tugas akhir ini dengan judul: **Identifikasi Malaria Menggunakan *Backpropagation Artificial Neural Network* Pada Citra Sediaan Darah Tebal.** Pengerjaan tugas akhir ini tidak lepas dari bantuan orang-orang di sekitar saya sebab dengan bantuan mereka pengerjaan tugas akhir ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Keluarga serta kerabat khususnya Bapak dan Ibu saya yang telah memberi bantuan tenaga, pikiran, serta spiritual untuk menyelesaikan tugas akhir.
2. Bapak Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
3. Kepada dosen pembimbing saya Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. dan Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., yang selalu memberi arahan, nasehat, serta bantuan dalam bidang keilmuan sehingga tugas akhir ini dapat tersusun dengan baik.
4. Seluruh civitas akademika Teknik Komputer dan Telematika, Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
5. Keluarga laboratorium Telematika dan Informatika digital B201 crew.

Adapun hasil laporan pada pelaksanaan tugas akhir ini pasti ada kekurangan. Maka dari itu kritik dan saran dari pembaca atas tugas akhir ini sangat diharapkan dan diterima demi perbaikan kualitas pendidikan dan penelitian.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR KODE	xiii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Batasan Masalah	2
1.5 Metodologi	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
1.7 Relevansi	4
2 TEORI PENUNJANG	5
2.1 Malaria	5
2.2 Sediaan Darah Tebal	8
2.3 Prapengolahan	9
2.4 Ekstraksi fitur	10
2.4.1 Pemilihan model warna	10
2.4.2 Histogram Citra	10
2.4.3 <i>Mean</i>	11
2.4.4 Standar Deviasi	11
2.4.5 Variansi	11
2.4.6 Entropi	12
2.4.7 <i>Skewness</i>	12
2.4.8 Kurtosis	12

2.4.9	Median	13
2.4.10	GLCM(<i>Gray-Level Co-Occurance Matrix</i>)	14
2.5	<i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	15
2.6	<i>Receiver Operating Charateristic</i> (ROC)	18
3	METODE PENELITIAN	21
3.1	Data Penelitian	21
3.2	Parameter uji coba	23
3.3	Desain Sistem	23
3.4	Pra-pengolahan	24
3.5	Pendekatan Model Warna	25
3.6	Ekstraksi fitur	26
3.7	Klasifikasi	31
3.7.1	<i>Perceptron</i>	32
3.8	Metode Latih	33
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	37
4.1	Hasil ekstraksi fitur	37
4.2	Penentuan Jumlah <i>Input</i> dari <i>Hidden Layer</i>	39
4.3	Skenario Uji coba	40
4.4	Pengujian dengan metode <i>feed forward backpropagation neural network</i> (data latih 158 dan data uji 69)	41
4.4.1	Pengujian dengan dua macam kelas	41
4.4.2	Pengujian dengan enam macam kelas	44
5	PENUTUP	51
5.1	Kesimpulan	51
5.2	Penelitian Selanjutnya	52
	DAFTAR PUSTAKA	53
	LAMPIRAN	55
	BIOGRAFI PENULIS	57

DAFTAR TABEL

2.1	Karakteristik Spesies Plasmodium[1].	6
2.2	Confusion Matrix[3]	18
4.1	Hasil ekstraksi fitur	39
4.2	Jumlah <i>Hidden Layer</i> topologi	40
4.3	Hasil output kelas parasit dan bukan parasit	41
4.4	Hasil output kelas gametosit Plasmodium Falcifarum	41
4.5	Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Ovale	42
4.6	Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Vivax	43
4.7	Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Malarie	43
4.8	Hasil output kelas fase ring	44
4.9	Hasil output bukan parasit	44
4.10	Hasil output parasit fase ring	45
4.11	Hasil output parasit <i>Plasmodium Falcifarum</i> Fase Gametosit	45
4.12	Hasil output parasit <i>Plasmodium Ovale</i> Fase Thropozoit	46
4.13	Hasil output parasit <i>Plasmodium Malarie</i> Fase Thropozoit	46
4.14	Hasil output parasit <i>Plasmodium Vivax</i> Fase Thropozoit	47
4.15	Akurasi klasifikasi dua kelas	47
4.16	Akurasi klasifikasi enam kelas	48
4.17	Perbandingan dua metode secara keseluruhan	49

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

2.1	Siklus hidup malaria [1]	7
2.2	(a)Sediaan darah tipis (b)Sediaan darah tebal . . .	9
2.3	Citra Sediaan darah tebal (a)Citra asal (b)Citra ROI	9
2.4	(a)Citra sumber (b) Citra komponen <i>red</i> (c) Citra komponen <i>green</i> (d) Citra komponen <i>blue</i>	10
2.5	(a)Citra sumber (b) Citra Histogram <i>red</i> (c) Citra Histogram <i>green</i> (d) Citra Histogram <i>blue</i>	10
2.6	Kurva <i>skewness</i> menurut pearson[3]. (a)Kurva de- ngan derajat kemiringan ke kiri. (b) Kurva normal (c) Kurva dengan derajat kemiringan ke kanan . . .	12
2.7	Kurva Histogram kurtosis[3]	13
2.8	Pembentukan Matriks GLCM[3].	14
2.9	Struktur dasar jaringan syaraf tiruan dan struktur sederhana sebuah neuron[7].	16
2.10	Model tiruan sebuah neuron[7]	17
2.11	Fungsi pengaktif[7]. (a) <i>Unit step</i> (b) <i>impulse</i> (c) <i>sigmoid</i>	18
3.1	<i>Skema data penelitian</i>	21
3.2	Citra parasit (a) Bukan parasit :platelet (b) buk- an parasit: sel darah putih (c) <i>plasmodium falcifa-</i> <i>rum</i> gametosit (d) <i>plasmodium malarie</i> thropozoit (e) <i>plasmodium ovale</i> thropozoit (f) <i>plasmodium vi-</i> <i>vax</i> thropozoit (f) Fase ring parasit	22
3.3	Blok diagram klasifikasi parasit Malaria	24
3.4	Blok diagram prapengolahan	25
3.5	(a) Citra asli (b) Citra RGB komponen <i>red</i> (c) Citra RGB komponen <i>green</i> (d) Citra RGB komponen <i>blue</i> (e) Citra <i>grayscale</i>	25
3.6	folder data latih dan folder data uji.	29
3.7	Topologi <i>neural network</i> yang digunakan, Untuk kla- sifikasi dua kelas memiliki dua <i>output</i> , dan Klasifikasi enam kelas memiliki enam <i>output</i>	31
3.8	Perceptron	32
3.9	Perceptron dengan <i>input</i> dari <i>bias neuron</i>	33

3.10	Penentuan jumlah <i>input</i> dari <i>hidden layer</i>	36
4.1	Citra Sediaan darah tebal (a) Citra asli (b) Plasmodium Ovale fase Thropozoit (c) Sel darah putih . .	37
4.2	(a)Bukan parasit(b)Bukan parasit (c)parasit(d)parasit	38
4.3	Diagram blok klasifikasi enam kelas dengan <i>Binary cascade</i>	49

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Penyakit malaria merupakan salah satu penyakit yang banyak diderita oleh penduduk di negara beriklim tropis. Konsentrasi terbesar malaria di Indonesia berada di luar pulau Jawa dan Bali terutama di kawasan Indonesia tengah dan timur seperti Irian Jaya, Maluku, NTT, dan Kalimantan. Malaria pada manusia ditularkan oleh nyamuk anopheles. Iklim yang memiliki kondisi suhu dan kelembaban yang ideal sangat mendukung perkembangbiakan nyamuk[1].

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 anopheles betina. Terdapat empat spesies parasit malaria yang menyerang tubuh manusia. Sifat-sifat spesifik parasit berbeda-beda untuk setiap spesies malaria dan hal ini mempengaruhi terjadinya manifestasi klinis dan penularan. *plasmodium falcifarum* mempunyai masa infeksi paling pendek, namun menghasilkan parasitemia paling tinggi, gejala yang paling berat, dan masa inkubasi paling pendek. Gametosit *plasmodium falcifarum* baru berkembang setelah 8-15 hari sesudah masuknya parasite ke dalam darah. *Plasmodium vivax* dan *plasmodium ovale*, pada umumnya menghasilkan parasitemia yang rendah, gejala lebih ringan, dan mempunyai masa inkubasi lebih lama[2].

Metode konvensional yang dilakukan oleh paramedik atau pihak laboratorium adalah meneliti secara seksama sediaan sel darah dengan menggunakan mikroskop. Pengamatan ini dapat dilakukan dengan sediaan darah tipis maupun sediaan darah tebal. Sediaan darah tipis biasa digunakan untuk mengetahui jenis dan fase parasit, sedangkan sediaan darah tebal digunakan untuk mencari tahu ada atau tidaknya parasit malaria. Di Indonesia, pengamatan mikroskopis yang banyak digunakan adalah sediaan darah tebal. Oleh karena itu, untuk memaksimalkan penggunaan sediaan darah tebal dibutuhkan suatu metode untuk dapat membedakan jenis dan fase dalam sediaan darah tebal. Pada penelitian sebelumnya [3].

Penelitian yang telah dilakukan yakni mengklasifikasi *Plasmodium Falcifarum* dan *Plasmodium Vivax* melalui ekstraksi fitur yang didapatkan pada sediaan tebal parasit. dengan demikian citra parasit menjadi lebih mudah didapatkan[3].

1.2 Permasalahan

Penggunaan Sediaan darah tipis banyak digunakan untuk mengetahui jenis dan fase dari parasit malaria tersebut, akan tetapi sediaan darah yang banyak digunakan di Indonesia adalah sediaan darah tebal. Oleh karena itu dibutuhkan suatu metode yang dapat melakukan identifikasi parasit melalui citra sediaan darah tebal dengan akurasi tinggi. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang identifikasi dan klasifikasi malaria pada sediaan darah tebal[3], akan tetapi ada beberapa hal yang perlu diperbaiki yaitu ekstraksi fitur yang masih manual, serta proses ekstraksi sampai pada klasifikasi masih menggunakan potongan-potongan program. sehingga diperlukan untuk mengintegrasikan proses tersebut menjadi satu proses yang padu.

1.3 Tujuan

Berdasarkan uraian pada latar belakang penelitian bertujuan untuk :

1. Mengintegrasikan metode dari ekstraksi fitur sampai klasifikasi jenis dari parasit (*plasmodium ovale*, *plasmodium vivax*, *plasmodium falcifarum*, dan *plasmodium malarie*) dan fasenya (*schizont*, *trophozoit*, *gametocyte*, *ring*).

Hasil dari pelaksanaan tugas akhir ini adalah pengklasifikasian citra berdasarkan fitur-fitur yang sudah didapatkan pada proses ekstraksi fitur.

1.4 Batasan Masalah

Adapun dalam pelaksanaan tugas akhir ini, terdapat batasan masalah. Batasan tersebut antara lain:

1. Klasifikasi jenis malaria dan fase pada malaria pada sediaan darah tebal.
2. Metode yang digunakan dalam mengklasifikasi plasmodium menggunakan Backpropagation Artificial Neural Network pada citra sediaan darah tebal.

1.5 Metodologi

Metode yang digunakan pada tugas akhir ini akan dijelaskan secara rinci dalam empat tahap. empat tahap tersebut adalah prapengolahan, pendekatan model warna, Ekstraksi fitur, dan Klasifikasi. empat tahap berikut akan dijelaskan sebagai berikut :

1. Pra pengolahan.
Prapengolahan pada citra sediaan darah tebal (*thick-blood film*) merupakan proses pengolahan data sebelum diolah dalam proses selanjutnya. Tujuan prapengolahan yaitu untuk menghilangkan noise, memperjelas fitur data, dan memperbesar dimensi citra data asli agar diperoleh data yang sesuai dibutuhkan. Tahapan prapengolahan pada penelitian ini yaitu hasil pengambilan ROI (*Region of Interest*) secara manual[3].
2. Pendekatan Model Warna.
Pendekatan model warna yang akan dipakai adalah RGB dengan komponen R, RGB dengan komponen G, RGB dengan komponen B, dan menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence* . Masing-masing pendekatan tersebut dipilih dalam setiap percobaan, kemudian didapatkan histogramnya dari setiap citra yang dikonversi[3].
3. Ekstraksi Fitur.
Ekstraksi fitur merupakan proses untuk mendapatkan ciri yang unik dari obyek yang dilatih maupun diuji sehingga obyek tersebut dapat dikenali. Pendekatan warna digunakan agar didapatkan ciri yang menonjol dari warna pada citra parasit pada sediaan darah tebal. Pendekatan ekstraksi fitur yang digunakan dalam penilitan adalah pendekatan statistik dengan mengambil nilai *mean, standard deviation, kurtosis, skewness, entropy, median, dan variance* dari histogram citra parasit pada sediaan darah tebal. Dari matriks GLCM didapatkan fitur *entropy, energy, correlation, contrast, dan homogeneity*[3].
4. Klasifikasi.
Mendeskripsakan struktur jaringan syaraf tiruan yang dipakai, yang terdiri dari tiga layer di dalamnya yakni layer masukan, layer tersembunyi, dan layer keluaran. Berdasarkan penelitian sebelumnya menggunakan Model jaringan syaraf tiruan yang digunakan adalah *Feed Forward Backpropagation*[3].

1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penelitian ini digunakan sistem pembahasan sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, permasalahan, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, sistematika penulisan, dan relevansi.

2. BAB II TEORI PENUNJANG

Bab ini berisi tentang uraian mengenai teori yang berhubungan dengan permasalahan yang dibahas pada tugas akhir ini. Adapun teori tersebut digunakan sebagai dasar dalam penelitian tugas akhir ini antara lain:

- (a) Pra-pengolahan.
- (b) Ekstraksi fitur.
- (c) Pemilihan model warna.
- (d) Klasifikasi.

3. BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi terkait tentang system kerja yang akan dibuat untuk mendukung itu digunakanlah alur kerja agar alur system dapat terlihat dan mudah dibaca untuk diimplementasikan pada pelaksanaan tugas akhir.

4. BAB IV PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini berisi terkait tentang sistem kerja yang akan dibuat untuk mendukung itu digunakanlah alur kerja agar alur system dapat terlihat dan mudah dibaca untuk diimplementasikan pada pelaksanaan tugas akhir.

5. BAB V PENUTUP

Bab ini merupakan bagian penutup yang terdiri dari kesimpulan dan saran. Kesimpulan diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran untuk penelitian selanjutnya bagian dari penelitian ini yang perlu dikembangkan

1.7 Relevansi

Penelitian ini termasuk dalam kelompok penelitian *image processing*, dengan adanya klasifikasi pada citra parasit malaria dapat membantu paramedis dalam mendiagnosis penyakit malaria dan memberikan pengobatan yang tepat terhadap pasien.

BAB 2

TEORI PENUNJANG

Pada bab ini dijelaskan tentang teori penunjang sebagai landasan bahan acuan dan referensi agar dalam penyusunan buku tugas akhir ini menjadi lebih terarah.

2.1 Malaria

Penyakit malaria merupakan penyakit yang disebabkan oleh parasit protozoa genus *plasmodium* penyebab malaria. Malaria pada manusia ditularkan oleh nyamuk *anopheles* betina. *Anopheles* jantan sendiri tidak tertarik pada darah, sementara *anopheles* betina memerlukan protein yang banyak untuk telurnya dari Hemoglobin. Alat pemotong pada nyamuk betina melewati lapisan epidermis, dan menuju jaringan darah mikro kapiler. Nyamuk meminum darah manusia pada jaringan mikro kapiler[1].

Penyakit malaria sangat dipengaruhi oleh kondisi-kondisi lingkungan yang memungkinkan nyamuk dapat berkembangbiak dengan baik dan berpotensi melakukan kontak dengan manusia. Faktor lingkungan itu antara lain hujan, suhu, kelembaban, arah serta kecepatan angin, dan ketinggian. Air merupakan faktor esensial bagi perkembangan nyamuk. Oleh karena itu dengan adanya hujan dapat menciptakan banyak tempat perkembangbiakan nyamuk seperti genangan air yang tidak mengalir yang berada di sekitar rumah atau tempat tinggal[1].

Konsentrasi terbesar penyakit malaria di Indonesia berada di luar Jawa terutama di pulau Irian Jaya dan kepulauan Maluku disusul dengan Kalimantan, Sumatra, dan Sulawesi. Hal ini dikarenakan daerah-daerah tersebut masih banyak dijumpai rawa yang merupakan tempat bersarang nyamuk *anopheles*[1].

Genus *plasmodium* merupakan parasit penyebab malaria (di antaranya: *plasmodium falcifarum*, *plasmodium vivax*, *plasmodium ovale*, dan *plasmodium malarie*) [8]. Sifat-sifat parasit berbeda-beda untuk setiap spesies malaria dan hal ini mempengaruhi terjadinya gejala klinis dan penularan. *Plasmodium falcifarum* mempunyai masa infeksi paling pendek, namun menghasilkan parasitemia

paling tinggi, gejala yang paling berat, dan masa inkubasi paling pendek. Gametosit plasmodium falcifarum baru berkembang setelah 8-15 hari sesudah masuknya parasit ke dalam darah. *Plasmodium vivax* dan *plasmodium ovale*, pada umumnya menghasilkan parasitemia yang rendah, gejala lebih ringan, dan mempunyai masa inkubasi lebih lama[2].

Tabel 2.1: Karakteristik Spesies Plasmodium[1].

-	<i>P. falcifarum</i>	<i>P. vivax</i>	<i>P. ovale</i>	<i>P. malarie</i>
Siklus Eritrositik primer (hari)	5-7	8	9	14-15
Siklus Aseksual dalam darah (jam)	48	48	50	72
Masa prepaten (hari)	6-25	8-27	12-20	18-59
Masa Inkubasi (hari)	7-27	13-17	14	23-69
Keluarnya gametosit (hari)	8-15	5	5	5-23
Jumlah merozoit per schizon jaringan	30-40,000	10,000	15,000	15,000
Siklus Sporogoni dalam nyamuk (hari)	9-22	8-16	12-14	16-35

Malaria memiliki siklus hidup yang terdiri dari fase aseksual yang terjadi pada tubuh manusia dan fase seksual dalam tubuh gambar 1. Menjelaskan tentang siklus hidup plasmodium dari nyamuk hingga manusia.

1. Fase Aseksual

(a) Fase Aseksual skizogoni eritrositik (skizon jaringan).

Pada fase ini sporozoit dari kelenjar ludah nyamuk masuk pada tubuh manusia pada gigitan nyamuk dan beredar dalam darah pada waktu satu jam. setelah sporozoit masuk pada organ hati, parasit mengalami perbanyakan secara aseksual[1].

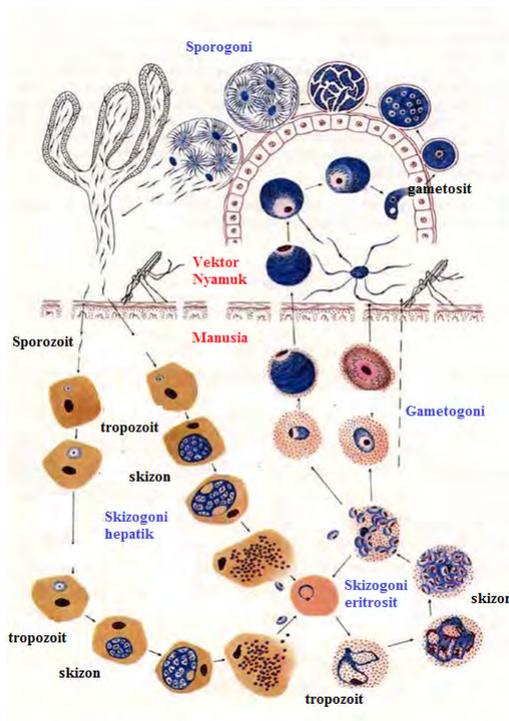
(b) Fase skizogoni eritrositik.

Merozoit dalam fase skizon jaringan memasuki sel darah merah, lalu berkembang menjadi dua yakni siklus seksual dan aseksual[1].

2. Fase Seksual

(a) Fase Gametogoni

Siklus seksual plasmodium yang terjadi pada tubuh manusia menghasilkan gametosit jantan (mikrogametosit) dan betina (makrogametosit) yang berada dalam sirkulasi darah selanjutnya diisap oleh nyamuk *Anopheles* betina pada waktu mengisap darah. Penderita dengan stadium gametosit merupakan sumber penularan[1].



Gambar 2.1: Siklus hidup malaria [1]

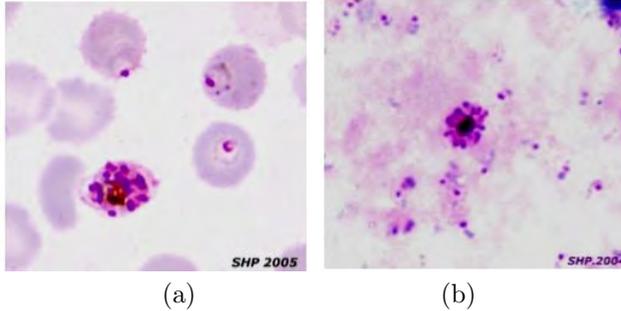
Pada gambar 2.1 adalah siklus hidup parasit malaria secara garis besar dari nyamuk sampai ke inang manusia, pada nyamuk parasit tersebut berupa Sporozoit, ketika nyamuk menghisap darah manusia, liur dari nyamuk tersebut mengandung sporozoit lalu masuk ke pembuluh darah manusia. Sporozoit mengalami perjalanan panjang sampai menuju hati manusia. di dalam hati, sporozoit menginfeksi sel darah merah dalam fase tersebut sel darah tersebut menjadi tempat perkembangbiakan aseksual dari malaria. Setelah waktu berlalu malaria semakin memenuhi sel darah merah, fase tersebut dinamakan skizon, sel darah sudah tidak bisa menampung parasit maka sel darah merah akan pecah mengeluarkan ring dari malaria untuk menginfeksi sel darah merah lain. Jika pada sampel darah yang diambil pada arteri darah ditemukan fase skizon, maka sakit dari pasien tersebut sudah sampai stadium lanjut dan butuh perawatan khusus[1].

2.2 Sediaan Darah Tebal

Sediaan darah tebal biasanya dihemolisis terlebih dahulu sebelum dilakukan pewarnaan, sehingga parasit tidak lagi tampak dalam eritrosit. Hemolisis adalah penghancuran dinding sel darah merah sehingga menyebabkan plasma darah yang tidak berwarna menjadi merah. Kelebihan dari sediaan ini yaitu dapat menemukan parasit lebih cepat karena volume darah yang digunakan lebih banyak. Jumlah parasit lebih banyak dalam satu lapang pandang, sehingga pada infeksi ringan lebih mudah ditemukan. Kelemahan dari sediaan darah tebal yaitu bentuk parasit yang kurang lengkap morfologinya [5].

Pewarnaan pada sediaan darah tebal menggunakan giemsa. Giemsa adalah tepung zat warna terdiri dari eosin yang memberi warna merah pada sel darah merah. Eosin yang dicampur dengan methilen biru akan menghasilkan pulasan berupa sel darah berwarna merah muda, inti sel darah putih menjadi lembayung tua, protoplasma parasit malaria menjadi biru dan butir kromatin parasit menjadi merah [6].

Pada gambar 2.2(a) sediaan darah tipis eritrosit masih utuh dan tidak lisis, masih terlihat jelas parasit dalam eritrosit dan pada gambar 2.2(b) sediaan darah tebal eritrosit lisis dan yang tersisa

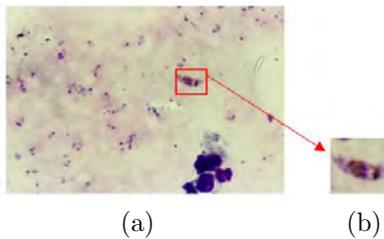


Gambar 2.2: (a)Sediaan darah tipis (b)Sediaan darah tebal

hanya parasitnya saja.

2.3 Prapengolahan

Sebelum data diolah terlebih lanjut, noise harus dihilangkan terlebih dahulu . Tahap prapengolahan yaitu dengan mengambil ROI (*Region of Interest*) secara manual. Karena citra asli memiliki dimensi piksel yang besar yaitu 1840 x 1232, citra tersebut diubah ukurannya menjadi 800 x 600 untuk semua citra, setelah itu ROI bisa di-crop sehingga fitur selain objek tidak tercampur[3]. Citra sediaan darah tebal ditujukan sesuai dengan Gambar 2.3(a) dan citra parasit sesuai dengan Gambar 2.3(b)



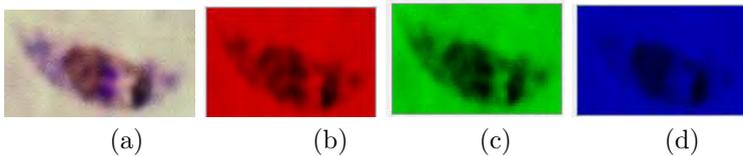
Gambar 2.3: Citra Sediaan darah tebal (a)Citra asal (b)Citra ROI

2.4 Ekstraksi fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu proses untuk mendapatkan ciri dari suatu objek pada peniltian kali ini objek tersebut adalah citra. Secara umum fitur dari citra berupa warna, bentuk, dan tekstur, secara statistik fitur bisa berupa rata-rata, median, variansi, standar deviasi, kurtosis, skew, dan entropi. Ekstraksi fitur ini merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi pada citra , yang akan diumpankan kepada jaringan saraf tiruan[7].

2.4.1 Pemilihan model warna

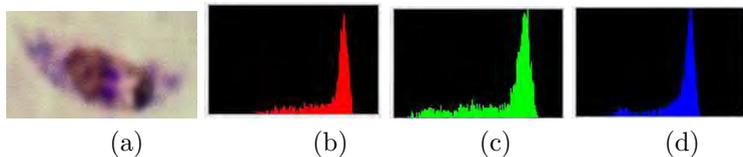
Warna dasar dalam pengolahan citra memiliki tiga unsur yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B). warna-warna yang lain terbentuk jika tiga unsur tersebut digabungkan dengan komposisi yang berbeda-beda. Model warna RGB memiliki 3 kanal warna dalam satu pikselnya, dalam satu piksel dapat memiliki nilai 0-255 untuk tiap channel.



Gambar 2.4: (a)Citra sumber (b) Citra komponen *red* (c) Citra komponen *green* (d) Citra komponen *blue*.

2.4.2 Histogram Citra

Histogram citra adalah grafik yang merepresentasikan tentang distribusi warna dalam sebuah gambar yang didapatkan dengan menghitung jumlah piksel dari setiap bagian range warna dari nilai 0-255. Contoh untuk histogram pada gambar 2.5: Untuk sumbu



Gambar 2.5: (a)Citra sumber (b) Citra Histogram *red* (c) Citra Histogram *green* (d) Citra Histogram *blue*.

horizontal menandakan nilai piksel dari 0 sampai 255 dan sumbu vertikal menandakan intensitas dari tiap piksel.

2.4.3 Mean

Mean adalah hasil penjumlahan nilai-nilai anggota dari sejumlah data dibagi jumlah anggota kelompok data tersebut. contoh dari 5 anak kecil memiliki jumlah kelereng sebanyak 3000, 4010, 1000, 2500, 2450, maka nilai MMR rata-rata mereka adalah $(3000+4010+1000+2500+2450)$ dibagi 5 sama dengan 2952. Mean pada suatu data tunggal dapat didefinisikan dengan:

$$mean = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.1)$$

x_i = data ke-i .

n = jumlah data.

2.4.4 Standar Deviasi

Standar deviasi yaitu suatu nilai yang menunjukkan tingkat variasi suatu kelompok data dan juga merupakan salah satu teknik statistik yang digunakan untuk menjelaskan homogenitas suatu kelompok. Standar deviasi dapat didefinisikan dengan formula sebagai berikut:

$$\sigma = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu)^2) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.2)$$

x_i = data ke-i .

n = jumlah data

μ = rata-rata

2.4.5 Variansi

Standar deviasi atau simpangan baku tidak lepas dari variansi. Hal ini karena standar deviasi adalah akar kuadrat dari variansi atau sebaliknya, variansi adalah kuadrat dari standar deviasi. Salah satu ukuran variabilitas yang paling sering digunakan jika data yang diukur berskala interval adalah variansi. Variansi didefinisikan sebagai rata-rata dari skor penyimpangan kuadrat[3]. Untuk mencari variansi persamaannya sebagai berikut:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu)^2) \quad (2.3)$$

x_i = data ke- i .

n = jumlah data

μ = rata-rata

2.4.6 Entropi

Entropi berfungsi untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas matriks yang didefinisikan sebagai berikut:

$$Entropy = - \sum_i p(i) \log p(i) \quad (2.4)$$

$p(i)$ = nilai histogram pada i dibagi dengan jumlah piksel.

2.4.7 Skewness

Skewness (ukuran kemencengan adalah derajat ketidaksimetrisan distribusi warna dari citra parasit malaria. [3].

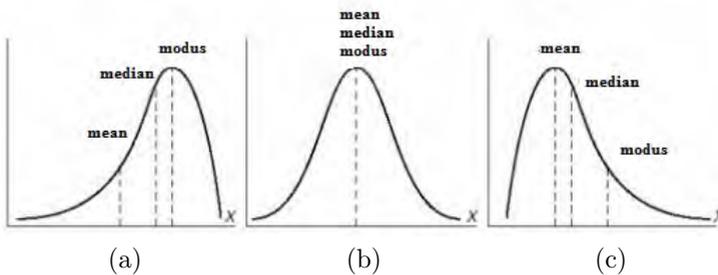
Formula skewness menurut pearson adalah sebagai berikut :

$$skewness = \frac{3 * (\mu - median)}{\sigma} \quad (2.5)$$

μ = rata-rata

median = nilai tengah

σ = standar deviasi

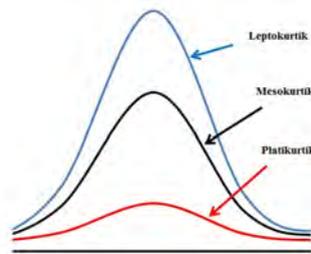


Gambar 2.6: Kurva *skewness* menurut pearson[3]. (a) Kurva dengan derajat kemiringan ke kiri. (b) Kurva normal (c) Kurva dengan derajat kemiringan ke kanan

2.4.8 Kurtosis

Ukuran keruncingan atau ketinggian puncak distribusi dinamakan kurtosis. Kurva yang lebih runcing dari distribusi normal dinamakan leptokurtik, kurva yang lebih datar dari distribusi normal disebut mesokurtik. Kurtosis dihitung dari momen keempat

terhadap mean. Distribusi normal memiliki kurtosis = 0, sementara distribusi leptokurtik memiliki nilai > 0, dan platikurtik memiliki nilai < 0 [3].



Gambar 2.7: Kurva Histogram kurtosis[3] .

Kurtosis dapat didefinisikan dengan :

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right)^2} - 3 \quad (2.6)$$

n = jumlah data

x_i = nilai input

μ = rata-rata

2.4.9 Median

Median atau nilai tengah adalah salah satu ukuran pemusatan data, jika sekelompok data diurutkan dari yang terkecil hingga yang terbesar atau terbesar sampai terkecil, nilai pengamatan yang tepat di tengah-tengah bila jumlahnya ganjil, atau rata-rata kedua pengamatan yang di tengah bila banyaknya jumlah data genap.

Contoh genap :

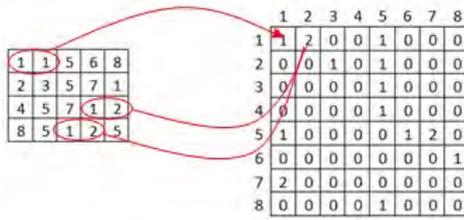
suatu data 10, 2, 8, 1, 9, 11 . Jika diurutkan 1, 2, 8, 9, 10, 11. Maka mediannya adalah $(8 + 9)/2 = 8.5$

Contoh ganjil :

Suatu data 10, 9, 5, 2, 1. Mediannya adalah 5 karena 5 berada tepat di tengah.

2.4.10 GLCM (*Gray-Level Co-Occurance Matrix*)

GLCM (*Grey-Level Co-Occurance Matrix*) adalah metode statistik yang digunakan untuk memeriksa tekstur. GLCM berfungsi untuk memberi ciri khas karakter pada tekstur sebuah citra dengan menghitung seberapa sering piksel yang bernilai spesifik berpasangan. Dari pasangan piksel tersebut terbentuklah GLCM. Tiap elemen (i,j) matrik glcm adalah jumlah dari piksel dengan nilai i bertemu dengan dengan piksel nilai j pada citra masukkan. Contoh proses membentuk matriks GLCM[3].



Gambar 2.8: Pembentukan Matriks GLCM[3].

Jika dalam suatu citra memiliki nilai intensitas acak dan besar, maka matriks intensitas tidak mempunyai pasangan dengan pola tertentu. Oleh karena itu terdapat beberapa fitur untuk mendapatkan nilai-nilai dari distribusi intensitas dari GLCM, fitur tersebut adalah *entropy*, *energy*, *correlation*, *contrast*, dan *homogeneity*[3].

1. *Energy*

Elemen kuadrat pada GLCM yang mempunyai range = [0 1].
Jika Energy = 1 maka citra memiliki sebaran yang konstan.

$$Energy = \sum_{i,j} P(i,j)^2 \tag{2.7}$$

P(i,j) = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks i x j.

2. *Contrast*

Perhitungan perbedaan antar piksel yang berdekatan dengan seluruh citra.

$$Contrast = \sum_{i,j} |i-j|^2 P(i,j) \tag{2.8}$$

P(i,j) = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks i x j.

3. *Correlation*

Korelasi adalah nilai yang menunjukkan kekuatan dan arah hubungan linier antara 2 peubah acak.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (2.9)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke- i kolom ke- j dibagi luas matriks $i \times j$.

σ_i = standar deviasi baris ke- i dari matriks $i \times j$.

σ_j = standar deviasi kolom ke- j dari matriks $i \times j$.

μ_i = rata-rata baris ke- i dari matriks $i \times j$.

μ_j = rata-rata kolom ke- j dari matriks $i \times j$.

4. *Homogeneity*

Homogeneity (kemiripan) mengukur kedekatan dari distribusi elemen pada matriks glcm.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.10)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke- i kolom ke- j dibagi luas matriks $i \times j$.

5. *Entropy*

Entropy pada sistem mewakili keberadaan ketidak-beraturan. Semakin tinggi nilai entropi tingkat distribusi dari suatu data tersebut semakin tidak beratur, sebaliknya semakin nilai entropi mendekati 0 maka data tersebut menjadi teratur.

$$\text{Entropy} = - \sum_{i,j} p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (2.11)$$

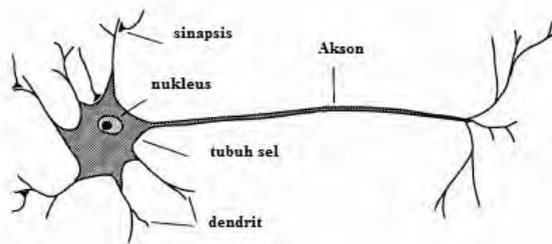
$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke- i kolom ke- j dibagi luas matriks $i \times j$.

2.5 *Artificial Neural Network (ANN)*

Pembuatan struktur jaringan saraf tiruan berdasarkan oleh struktur jaringan biologi, khususnya jaringan otak manusia. Untuk lebih mengenal asal-usul serta bagaimana suatu struktur jaringan syaraf tiruan dibuat dan dapat dipakai sebagai suatu cara untuk melakukan kalkulasi[7].

Neuron adalah satuan unit pemroses terkecil pada otak, bentuk sederhana sebuah neuron yang oleh para ahli dianggap sebagai satuan unit pemroses terkecil. Pada gambar 2.15 tersebut adalah bentuk standar dasar satuan unit jaringan otak manusia yang telah disederhanakan. Jaringan otak manusia tersusun tidak kurang dari 10^{13} buah neuron yang masing-masing terhubung oleh sekitar 10^{15} buah dendrite. Fungsi dendrite adalah sebagai penyampai sinyal dari neuron tersebut ke neuron yang terhubung dengannya. Sebagai ke-

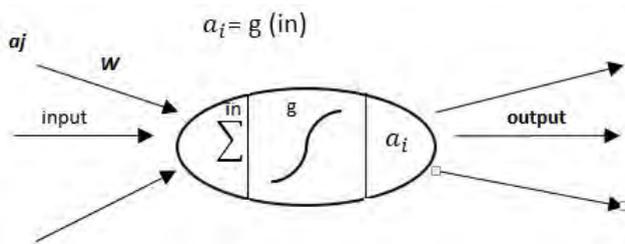
luaran, setiap neuron memiliki akson, sedangkan bagian penerima sinyal disebut sinapsis. Penjelasan lebih rinci tentang neuron dapat diperoleh dari disiplin ilmu biologi molekuler[7]. Struktur dasar jaringan saraf sebagai berikut:



Gambar 2.9: Struktur dasar jaringan syaraf tiruan dan struktur sederhana sebuah neuron[7].

Secara umum jaringan saraf terbentuk dari jutaan struktur dasar neuron yang saling terhubung dan terintegrasi antara satu dengan yang lain sehingga dapat melaksanakan aktifitas secara teratur dan terus menerus sesuai dengan kebutuhan

Jaringan saraf tiruan (JST) atau sering dikenal juga sebagai *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan suatu program komputer yang dibuat berdasarkan otak manusia. Dari segi fungsi, JST ditujukan untuk merancang suatu computer sehingga dapat difungsikan untuk melakukan proses pelatihan dari suatu contoh. Sedangkan dari struktur rancangan, JST adalah suatu rancangan alat kalkulasi yang ditujukan untuk dapat melakukan proses serupa dengan apa yang dapat dilakukan manusia [7]. Struktur model tiruan sebuah neuron ditunjukkan pada gambar ditunjukkan pada gambar 2.10. dengan x sebagai masukan dan y sebagai keluaran.



Gambar 2.10: Model tiruan sebuah neuron[7] .

1. a_j =nilai aktivasi dari unit j
2. w =bobot (weight) dari unit j ke unit i
3. in =penjumlahan bobot dan masukan ke unit i.
4. g = fungsi aktivasi
5. a_i = Nilai aktivasi dari unit i

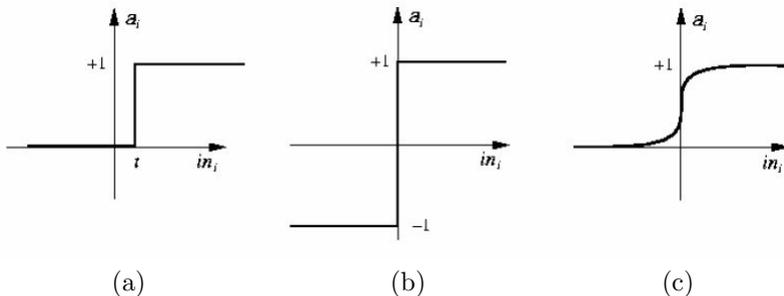
misalkan ada n buah sinya masukan dan n buah penimbang, fungsi keluaran dari neuron adalah seperti berikut:

$$in_i = \sum W_{ji} * a_j \quad (2.12)$$

1. in_i =input pada sebuah neuron.
2. W_{ji} =bobot (*weight*) dari unit j ke i.
3. a_j =Nilai aktivasi dari unit i.

Kumpulan dari neuron dibuat menjadi sebuah jaringan yang akan berfungsi sebagai alat komputasi. Jumlah neuron dan struktur untuk setiap jaringan untuk dapat menyelesaikan problema akan berbeda-beda.

Mengaktifkan jaringan saraf tiruan berarti mengaktifkan setiap neuron yang dipakai pada jaringan tersebut. Banyak fungsi yang dapat dipakai sebagai pengaktif seperti fungsi *unit step*, *impulse*, *sigmoid*, dan lain sebagainya seperti pada gambar 2.11, tetapi yang sering digunakan pada jaringan saraf tiruan adalah fungsi *sigmoid* .



Gambar 2.11: Fungsi pengaktif[7]. (a) *Unit step* (b) *impulse* (c) *sigmoid*

1. Fungsi pengaktif.

(a) $\text{Step}(x) = 1$ if $x \geq t$ else 0

(b) $\text{Sign}(x) = 1$ if $x \geq 0$ else -1

(c) $\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

2.6 Receiver Operating Charateristic (ROC)

Masing-masing hasil pengujian akan diperoleh empat kemungkinan hasil output. Masing-masing adalah *true positive*, *false negative*, *false positive*, dan *true negative*. *True Positive* (TP) menunjukkan citra jenis dan fase dari parasit malaria yang teridentifikasi secara tepat sesuai kelasnya(T). *False Positive*(FP) merupakan citra jenis dan fase dari malaria yang seharusnya teridentifikasi dengan tepat pada kelasnya tetapi ternyata dalam proses identifikasi salah dalam mengidentifikasi. *True Negative*(TN) adalah merupakan citra yang bukan anggota kelas tersebut diidentifikasi bukan anggota kelas tersebut(F). *False Negative*(FN) adalah jika bukan anggota dari kelas tetapi diidentifikasi termasuk anggota kelas[3]. Tabel 2. 2 berikut adalah confusion matrix

Tabel 2.2: Confusion Matrix[3]

		Target	
		T	F
Hasil Identifikasi	T	TP	FP
	F	FN	TN

Berdasarkan keempat nilai tersebut diperoleh nilai true positive rate (TPR) yang dikenal dengan istilah sensitivity yaitu citra yang teridentifikasi secara benar berdasarkan persamaan :

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.13)$$

False positive rate (FPR) atau specificity adalah nilai yang menunjukkan tingkat kesalahan dalam melakukan identifikasi yang diperoleh berdasarkan persamaan 2.14. Sedangkan nilai yang menunjukkan keakuratan dan identifikasi (accuracy) diperoleh dari persamaan 2.15.

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (2.14)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} * 100\% \quad (2.15)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

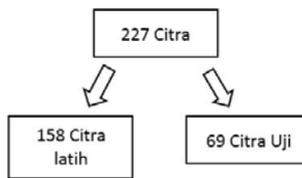
METODE PENELITIAN

Pada bab ini, akan dibahas mengenai metode yang dilaksanakan dalam pelaksanaan tugas akhir . Desain sistem dari pelaksanaan tugas akhir ini akan digambarkan melalui blok diagram alur kerja, sehingga alur kerja menjadi sistematis dalam menjelaskan jalan kerja tiap proses dari pra-proses sampai keluar hasil keluaran.

3.1 Data Penelitian

Citra yang digunakan adalah citra dari preparat darah tebal yang terinfeksi parasit malaria. Citra didapat dengan menggunakan kamera DSLR yang terhubung secara langsung dengan mikroskop. Terdapat 2 jenis data yaitu data latih dan data uji. Pada penelitian ini terdapat 158 data latih dan 69 data uji dengan ukuran piksel yang bermacam-macam seperti pada gambar 3.2 sebagai contoh yang digunakan untuk proses latih.

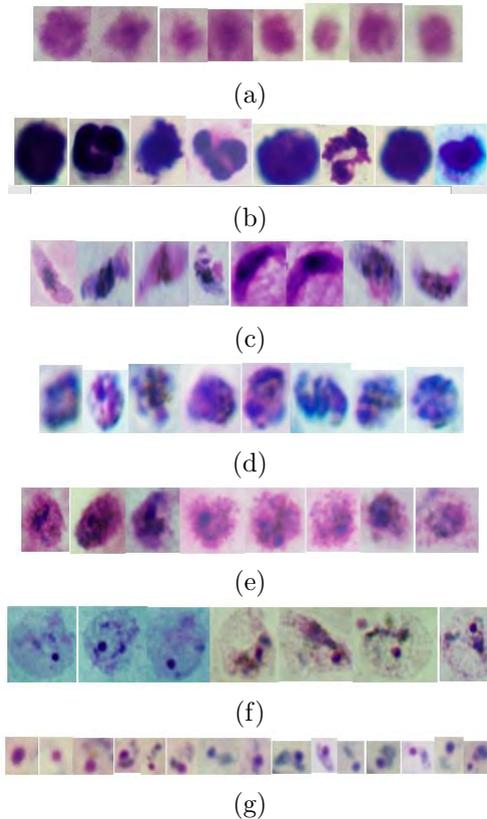
Pada proses percobaan dan pengujian, data latih yang berjumlah 158 digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan terlebih dahulu setelah itu weight didapatkan, setelah itu data latih diverifikasi. Dengan demikian data uji siap untuk dimasukkan ke jaringan syaraf tiruan untuk didapatkan keluaran data dan bisa diamati sebaran datanya.



Gambar 3.1: *Skema data penelitian*

Pada citra latih, citra tiap kelas dipisahkan dulu antara sampel bukan parasit dan sampel parasit secara manual, dengan memasukkan ke folder file sesuai dengan nama kelasnya. Untuk citra uji citra dimasukkan tanpa harus diklasifikasi, sebab jaringan saraf tiruanlah yang bekerja mengklasifikasikan tiap citra pada 69 citra

uji. Pada gambar 3.2 merupakan contoh citra latih yang digunakan untuk membentuk basis untuk klasifikasi. Fitur dari citra latih tersebut diumpangkan secara acak dan berulang pada jaringan syaraf tiruan sehingga pola dari sebaran data tersebut dapat diketahui, dari pola tersebut citra dapat diklasifikasi.



Gambar 3.2: Citra parasit (a) Bukan parasit :platelet (b) bukan parasit: sel darah putih (c) *plasmodium falcifarum* gametosit (d) *plasmodium malarie* thropozoit (e) *plasmodium ovale* thropozoit (f) *plasmodium vivax* thropozoit (f) Fase ring parasit

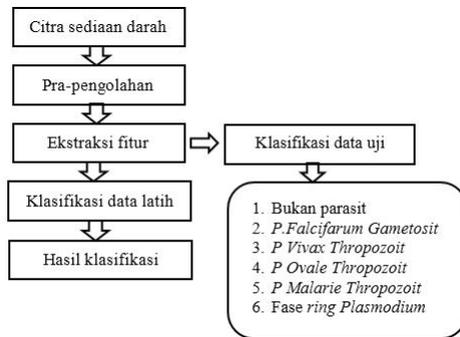
3.2 Parameter uji coba

Parameter uji yang digunakan pada percobaan menggunakan parameter seperti berikut untuk masukan data, Ukuran piksel citra, jumlah data latih, Jumlah data uji, Metode ANN, fitur masukan, jumlah layer, fungsi aktivasi, perhitungan galat, learning rate, dan alpha. Tipe Citra yang digunakan pada percobaan adalah citra JPG/JPEG, sebelum melalui proses pra pengolahan semua citra asli yang berukuran 1840 x 1232 diubah ukuran dari citra tersebut menjadi 800x600. dari citra yang sudah melalui pra pengolahan tersebut, citra parasit dan bukan parasit di-*crop* secara manual untuk selanjutnya dipisahkan antara citra latih dan citra uji. Citra latih berjumlah 158 buah dan citra uji berjumlah 69 buah. Untuk Metode klasifikasi yang digunakan *Feed Forward Backpropagation Neural Network*. Untuk fungsi *learning* menggunakan *Gradient Descent*. Perhitungan galat menggunakan MSE (*Mean Square Error*). jumlah layer adalah 3, 1 layer masukan, 1 *hidden layer*, dan 1 layer keluaran. Jumlah fitur masukan adalah 12 fitur. fungsi aktivasi menggunakan fungsi logistik. *learning rate* yang digunakan bernilai 0.1. faktor momentum yang digunakan atau yang disimbolkan dengan *alpha* memiliki nilai 0.1.

3.3 Desain Sistem

Masukkan pada sistem adalah citra dari sediaan darah tebal. Sebelum diolah citra tersebut harus melewati pra-pengolahan sebelum diolah lebih lanjut. Pada penentuan color space yang digunakan adalah RGB dan *grayscale*. Ciri khusus pada citra diekstrak pada proses ekstraksi fitur, dari fitur-fitur tersebutlah citra diklasifikasi. Pada klasifikasi data uji untuk percobaan pertama akan diklasifikasi dengan kelas parasit dan bukan parasit. Perbedaan fase parasit yang akan diklasifikasikan adalah *plasmodium falcifarum* fase gametosit, *plasmodium vivax* fase thropozoit, *plasmodium ovale* fase thropozoit, *plasmodium malarie* fase thropozoit, dan fase ring malaria. Pada fase ring tidak dibedakan oleh genus karena pada fase ring sangat susah untuk diidentifikasi karena fase ring merupakan fase awal sebelum menginfeksi darah merah. Untuk fase *schizont* tidak digunakan karena citra yang tersedia untuk fase tersebut tergolong sedikit. Sehingga pola tidak bisa terekognisi. Untuk Ekstraksi fitur yang digunakan secara garis besar adalah fitur sta-

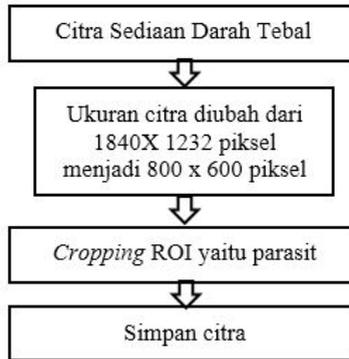
tistik dari intensitas citra dan fitur statistik dari GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Setelah didapatkan ke-12 fitur . fitur tersebut akan melalui proses normalisasi *minmax*.Setelah itu, dimasukkan ke dalam jaringan syaraf tiruan. Metode jaringan syaraf tiruan yang digunakan adalah *feed forward backpropagation*. Dengan metode tersebut fitur yang didapat akan diklasifikasi untuk setiap kelas masing-masing. Untuk klasifikasi pertama adalah untuk membedakan citra yang parasit dan citra yang bukan. selanjutnya pengklasifikasian jenis dari malaria tersebut. Desain sistem secara umum untuk identifikasi parasit malaria pada sediaan darah tebal terdapat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3: Blok diagram klasifikasi parasit Malaria

3.4 Pra-pengolahan

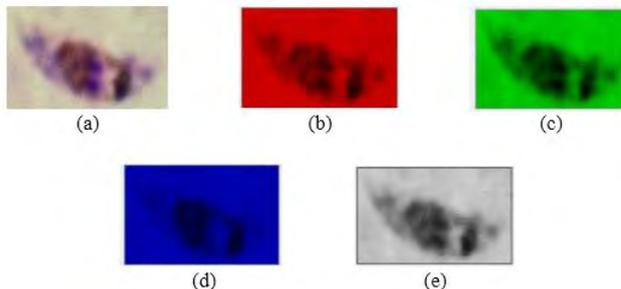
Pra-pengolahan pada citra sediaan darah tebal bertujuan untuk mempersiapkan citra sebelum diolah secara lebih lanjut. Berikut pada gambar 3.4 adalah proses pengolahan pra-pengolahan yang mana citra asli semua berukuran 1840 x 1232 piksel diubah ukurannya menjadi 800 x 600 piksel, setelah Region of Interest (ROI) di-crop dari citra hasil dari pra-pengolahan.



Gambar 3.4: Blok diagram prapengolahan

3.5 Pendekatan Model Warna

Pendekatan model warna yang digunakan adalah RGB dengan komponen R, RGB dengan komponen G, RGB dengan komponen B. untuk ekstraksi fitur GLCM menggunakan citra grayscale. Kemudian didapatkan histogramnya dari setiap citra tersebut. Pada citra RGB memiliki luas matrix 3 kali lebih lebar daripada citra grayscale, sehingga pada pengambilan fitur intensitas piksel dari 3 channel warna memiliki 3 nilai, dari 3 nilai tersebut maka diambil rata-ratanya. Perhitungan histogram memudahkan ekstraksi fitur dari intensitas piksel. Gambar 3.6 menunjukkan citra dari tiga komponen RGB dan grayscale dari hasil *cropping* citra parasit.



Gambar 3.5: (a) Citra asli (b) Citra RGB komponen *red* (c) Citra RGB komponen *green* (d) Citra RGB komponen *blue* (e) Citra *grayscale*.

3.6 Ekstraksi fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses untuk mendapat ciri yang unik dari obyek atau citra, ciri tersebut akan dilatih dan diuji sehingga citra dapat dikenali. Pendekatan ekstraksi fitur pada penelitian ini dengan menggunakan pendekatan statistik dari citra yang berupa mean, standar deviasi, median, variance, kurtosis, skewness, entropy. Untuk matriks GLCM fitur statistik yang akan didapat adalah energy, contrast, correlation, homogeneity, entropy[3].

1. *Mean*

Mean menunjukkan ukuran sebaran dari citra. Mean atau nilai rata-rata intensitas memiliki formula sebagai berikut:

$$mean = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.1)$$

2. *Standar Deviasi*

Standar deviasi adalah ukuran sebaran yang mengukur bagaimana nilai distribusi sebaran dari data, data tersebut berupa piksel tingkat red, green, blue dari citra yang tersebar. Standar deviasi didefinisikan dengan formula sebagai berikut:

$$\sigma = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu)^2) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.2)$$

3. *Variance*

Standar deviasi adalah akar kuadrat dari varians oleh karena itu varians adalah kuadrat dari standar deviasi. Varians merupakan salah satu ukuran variabilitas yang paling sering digunakan. Untuk mencari varians persamaan sebagai berikut:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu)^2) \quad (3.3)$$

4. *Entropi*

Entropi berfungsi untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas matriks yang didefinisikan sebagai berikut:

$$Entropy = - \sum_i p(i) \log p(i) \quad (3.4)$$

5. *Skewness*

Skewness (ukuran kemencengan adalah derajat ketidaksime-

trisan distribusi warna dari citra parasit malaria. Jika kurva frekuensi distribusi memiliki ekor yang memanjang ke kanan (dilihat dari mean) maka dikatakan menceng kanan (positif) dan jika sebaliknya maka dikatakan menceng kiri (negatif) seperti pada gambar 2.13. Secara perhitungan, skewness adalah momen ketiga terhadap mean. Persamaan adalah sebagai berikut:

$$skewness = \frac{3*(\mu - median)}{\sigma} \quad (3.5)$$

6. Kurtosis

Ukuran keruncingan atau ketinggian puncak distribusi dinamakan kurtosis. Kurva yang lebih runcing dari distribusi normal dinamakan leptokurtik, kurva yang lebih datar dari distribusi normal disebut mesokurtik. Kurtosis dihitung dari momen keempat terhadap mean. Distribusi normal memiliki kurtosis = 0, sementara distribusi leptokurtik memiliki nilai > 0, dan platikurtik memiliki nilai < 0. Kurtosis dapat didefinisikan dengan:

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right)^2} - 3 \quad (3.6)$$

7. Median

Median atau nilai tengah adalah salah satu ukuran pemusatan data, jika sekelompok data diurutkan dari yang terkecil hingga yang terbesar atau terbesar sampai terkecil.

8. GLCM (*Gray-Level Co-Occurance Matrix.*)

Metode statistik yang digunakan untuk memeriksa tekstur. GLCM berfungsi untuk memberi ciri khas karakter pada tekstur sebuah citra dengan menghitung seberapa sering piksel yang bernilai spesifik berpasangan. Dari pasangan piksel tersebut terbentuklah GLCM. Tiap elemen (i,j) matrik glcm adalah jumlah dari piksel dengan nilai i bertemu dengan dengan piksel nilai j pada citra masukkan[1]. Fitur statistik matriks GLCM adalah sebagai berikut:

(a) *Energy*

Elemen kuadrat pada GLCM yang mempunyai sebaran $range = [0 \ 1]$. Jika $Energy = 1$ maka citra memiliki se-

baran yang konstan.

$$Energy = \sum_{i,j} P(i,j)^2 \quad (3.7)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks $i \times j$.

(b) *Contrast*

Perhitungan perbedaan antar piksel yang berdekatan dengan seluruh citra.

$$Contrast = \sum_{i,j} |i-j|^2 P(i,j) \quad (3.8)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks $i \times j$.

(c) *Correlation*

Korelasi adalah nilai yang menunjukkan kekuatan dan arah hubungan linier antara 2 peubah acak.

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3.9)$$

μ = rata-rata dari matriks glcm

σ_i = standar deviasi dari baris ke-i

σ_j = standar deviasi dari baris ke-j

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks $i \times j$.

(d) *Homogeneity*

Homogeneity (kemiripan) mengukur kedekatan dari distribusi elemen pada matriks glcm.

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (3.10)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks $i \times j$.

(e) *Entropy*

Entropy pada sistem mewakili keberadaan ketidak-beraturan. Semakin tinggi nilai entropy tingkat distribusi dari suatu data tersebut semakin tidak beratur, sebaliknya semakin nilai entropy mendekati 0 maka data tersebut menjadi teratur.

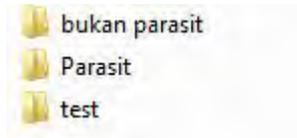
$$Entropy = - \sum_{i,j} p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (3.11)$$

$P(i,j)$ = nilai matriks glcm baris ke-i kolom ke-j dibagi luas matriks $i \times j$.

Dari ke-12 fitur tersebut akan didapat array dari fitur tersebut, sebelum dimasukkan ke dalam jaringan syaraf tiruan 1 proses harus dilakukan terlebih dahulu, proses tersebut adalah proses normalisasi. Agar dapat diketahui sebaran data secara dengan rentang 0 (nol) sampai 1 (satu). Salah satu metode normalisasi adalah metode *minmax*, yang akan dijelaskan pada halaman berikut.

9. Normalisasi

Citra dipisahkan antara citra latih dan citra uji. Citra uji diambil secara acak dari sampel dan dimasukkan kedalam folder test.



Gambar 3.6: folder data latih dan folder data uji.

Dari tiga folder tersebut, semua citra diambil 12 fitur statistiknya yaitu *mean, standard deviation, variance, kurtosis, skewness, entropy, median, GLCM energy, GLCM contrast, GLCM correlation, GLCM homogeneity, dan GLCM entropy*. Hasil yang didapat disimpan dalam bentuk .txt dalam format seperti berikut:

```
{mean standard_deviation variance entropy skewness
kurtosis median glcm_entropy glcm_energy glcm_contrast
  glcm_correlation glcm_homogeneity}0 0 @namafile.jpg
```

Kode 3.1: Array data fitur

Jika *output* yang diharapkan bernilai 0 0 maka citra tersebut bukan parasit, sebaliknya jika *output* yang diharapkan bernilai 1 1 maka citra tersebut parasit. Untuk menentukan kelas dari citra uji, nilai *output* akan dilihat apakah mendekati nilai 0 atau mendekati nilai 1. Sebelum { array input } dimasukkan ke jaringan syaraf tiruan, data dinormalisasi terlebih dahulu

untuk setiap formula sebagai berikut:

$$Normalized = \frac{e_i - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (3.12)$$

E_{min} = nilai minimum

E_{max} = nilai maksimum

e_i = nilai input.

Berikut adalah contoh salah satu array data latih sebelum dan sesudah dinormalisasi untuk masukkan jaringan syaraf tiruan.

```
{ 133.769 30.1932 911.631 1.9897 -1.01651 -1.03728
  144 7.70638 0.000608185 61.2703 0.976835 0.162048
}0 0 @F1010015-3.jpg
```

Kode 3.2: Data latih sebelum normalisasi

```
{ 0.503153 0.226554 0.0959449 0.728302 0.635652
  0.0438671 0.448485 0.776141 0.022327 0.177137
  0.839334 0.194224 }0 0 @F1010015-3.jpg
```

Kode 3.3: Data latih sesudah normalisasi

Berikut adalah contoh salah satu data uji sebelum dan sesudah dinormalisasi untuk masukan jaringan syaraf tiruan.

```
{ 56.0123 47.7799 2282.92 1.87817 -2.38517 -1.05626
  94 6.57011 0.0147141 36.5304 0.99166 0.398185 }
@F1010014-1.jpg
```

Kode 3.4: Data uji sebelum normalisasi

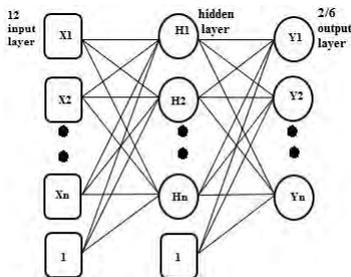
```
{ 0 0.458006 0.272978 0.585662 0.443205 0.0426455
  0.145455 0.421876 1 0.0504148 0.963414 0.999999 }
@F1010014-1.jpg
```

Kode 3.5: Data uji sesudah normalisasi

3.7 Klasifikasi

Model jaringan syaraf tiruan yang digunakan adalah *Feed Forward* Backpropagation, algoritma jaringan syaraf tiruan ini merupakan algoritma pembelajaran yang terbimbing dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot yang terhubung dengan neuron yang ada pada hidden layer. Feed forward backpropagation menggunakan *error* dari *output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (forward propagation) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid transfer function*. Fungsi aktivasi berguna untuk menentukan hasil keluaran suatu neuron[6].

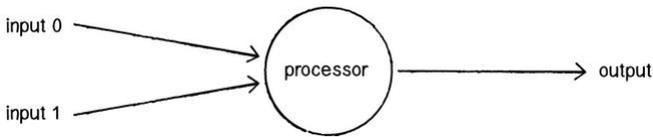
Contoh struktur jaringan saraf tiruan yang terdiri dari tiga layer di dalamnya yakni *input layer*, *Hidden Layer*, dan *output layer*. Pada penelitian kali ini terdapat dua belas masukan untuk *input layer*, masukan untuk *hidden layer*, dan dua keluaran untuk *output layer*. Untuk Klasifikasi enam kelas menggunakan enam *output layer*. Masukan berupa dua belas fitur statistik yaitu *mean, standard deviation, variance, kurtosis, skewness, entropy, median, GLCM energy, GLCM contrast, GLCM correlation, GLCM homogeneity, dan GLCM entropy*. 12 fitur tersebut dinormalisasi baru dimasukkan ke dalam jaringan syaraf tiruan. Untuk klasifikasi terlihat dari keluarannya[6].



Gambar 3.7: Topologi *neural network* yang digunakan, Untuk klasifikasi dua kelas memiliki dua *output*, dan Klasifikasi enam kelas memiliki enam *output*.

3.7.1 *Perceptron*

Perceptron adalah salah satu metode jaringan syaraf tiruan yang sederhana yang digunakan pada langkah pertama untuk training. Terdiri dari neuron tunggal dengan bobot yang diatur dengan menggunakan fungsi aktivasi. Sebuah perceptron mengikuti dari model *feed forward* yang artinya input dikirim ke sebuah neuron lalu di dalam neuron tersebut diproses dengan fungsi aktivasi sehingga menghasilkan *output*[7].



Gambar 3.8: Perceptron

Pada gambar 3.9 adalah contoh salah satu dari subset pada suatu jaringan syaraf tiruan. jaringan syaraf tiruan sendiri terdiri dari banyak perceptron. Langkah pertama pemrosesan dengan perceptron sebagai berikut:

1. *Input*

mari menentukan sebuah perceptron dengan dua buah input yaitu x_1 dan x_2 .

Input 0: $x_1 = 12$

input 1 : $x_2 = 4$

2. *Weight Input*

Sebelum *input* dikirim ke neuron, *input* tersebut dikalikan dengan beban dari koneksi jaringan dengan rentang nilai 0.0 sampai 1.0. Dalam membuat perceptron seperti biasa ditentukan nilai beban secara acak untuk sebuah awalan, kali ini beban ditentukan dengan nilai sebagai berikut

Weight 0: 0.5

Weight 1 : 1

langkah selanjutnya adalah dikalikannya nilai *input* dengan nilai beban.

$Input\ 0 * Weight\ 0 = 12 * 0.5 = 6$

$$\text{Input } 1 * \text{Weight } 1 = 4 * 1 = 4$$

3. *Sum Input*

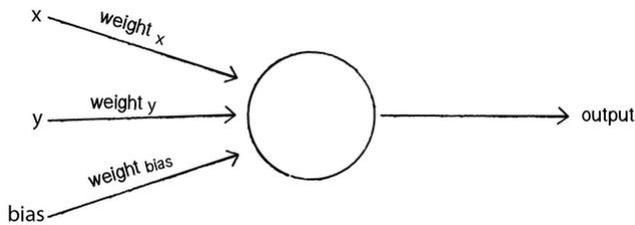
setelah *input* dan *weight* dikalikan, hasil dijumlahkan semua lalu dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi untuk hasil *output*.

$$\text{sum} = 6 + 4 = 10$$

$$\text{output} = \text{sigmoid}(\text{sum})$$

4. *Bias Neuron*

setelah output didapatkan masih terdapat masalah, yang mana input jika dimisalkan *input* $x = 0$ dan *input* $y = 0$, berapapun beban diubah hasil dari sum pasti akan tetap 0. Untuk menghindari hal tersebut perceptron membutuhkan inputan ke $N+1$ yang mempunyai inputan tetap yang bernilai 1. gambar 3.15 adalah contoh perceptron dengan *bias neuron*.



Gambar 3.9: Perceptron dengan *input* dari *bias neuron*

input sebagai berikut:

$$0 * \text{weight} \text{ untuk } x = 0$$

$$0 * \text{weight} \text{ untuk } y = 0$$

$$1 * \text{weight} \text{ untuk bias} = \text{weight} \text{ untuk bias}$$

3.8 Metode Latih

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *supervised training*. Metode tersebut adalah strategi pelatihan yang mana yang mengajarkan lebih tahu daripada jaringan saraf itu sendiri. Contoh untuk mengidentifikasi citra malaria, pengajar memberikan beberapa citra wajah yang mana pengajar sudah mengetahui jenis dari tiap citra yang akan diajarkan, Setelah itu diberikan nilai target

output. Pada proses pembelajaran, jaringan mencoba menebak dan membandingkan sumber jawaban yang sudah ditentukan sejak awal. jika output dari jaringan salah, jaringan tersebut dapat belajar dari kesalahan dengan menyesuaikan beban dari koneksi[7]. Proses pembelajaran sebagai berikut:

1. *Input* disiapkan untuk perceptron dengan *output* yang sudah ditentukan.
2. Proses input melalui perceptron sehingga keluar hasil output.
3. Kalkulasi *error*.
4. Penyesuaian beban koneksi sesuai dengan *error*.
5. Kembali ke langkah nomor 1 dan ulangi.

perceptron error dapat didefinisikan sebagai perbedaan antara jawaban yang dikehendaki dan jawaban hasil tebakan jaringan syaraf.

$$\Delta \text{ error} = \text{output yang dikehendaki} - \text{output tebakan}$$

Perhitungan error yang digunakan MSE(*Mean Square Error*). Menggunakan formula sebagai berikut:

$$rms = \frac{1}{2 * n} \sum_{i=1}^n error^2$$

n = jumlah layer *output*

Pada kasus ini output hanya memiliki 2 kemungkinan jawaban antara 0 atau 1. jika perceptron menebak jawaban yang benar maka *error* bernilai 0. *Error* yang menentukan faktor tentang bagaimana beban harus disesuaikan. perubahan beban biasa disebut $\Delta weight$.

$$\text{new weight} = \text{weight} + \Delta \text{weight}$$

untuk memperbarui beban untuk penyesuaian beban koneksi yang baru menggunakan formula sebagai berikut :

$$\Delta \text{weight} = \text{learning rate} * \text{output} * \text{gradient} + (\text{alpha} * \Delta \text{old weight})$$

Gradien adalah turunan dari *transfer function* yang digunakan. Learning rate adalah tingkat pembelajaran yang bisa diberi nilai dengan rentang nilai 0.0 - 1.0. *Output* adalah nilai keluaran jaringan syaraf tiruan. *alpha* adalah momentum faktor pengali untuk Δ beban lama dapat diberi nilai dengan rentang 0.0 -1.0 . Untuk menghitung gradien pada *output layer* digunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Gradien} = \text{sigmoidderivative}(\text{output}) * \text{delta}$$

Untuk gradien pada *hidden layer* digunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Gradien} = (\sum \text{weight} * \text{gradien}) * \text{Sigmoid derivative}(\text{output})$$

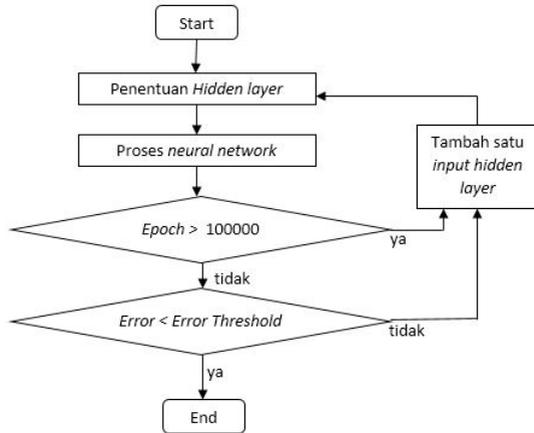
Sigmoid derivative adalah turunan dari fungsi aktivasi yaitu fungsi logistic yang mempunyai persamaan sebagai berikut:

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}$$

$$\text{Sigmoid derivative}(x) = \frac{e^{-x}}{(1+e^{-x})^2}$$

Penyesuaian beban ini terjadi saat *backpropagation* yang mana beban koneksi melakukan penyesuaian sampai *error* menjadi kecil, sebab semakin kecil *error* semakin mendekati hasil output dengan hasil yang dikehendaki.

Untuk mencari topologi yang efektif untuk klasifikasi, *hidden layer* ditambahkan setiap kali iterasi melewati *epoch* karena batas *error* yang dicapai tidak terpenuhi langkah mencari topologi yang sesuai terdapat pada diagram blok sebagai berikut:



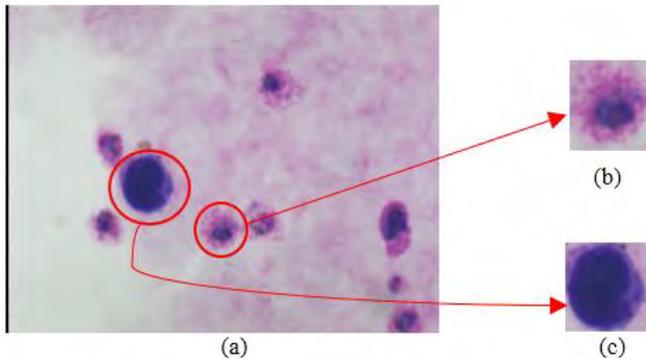
Gambar 3.10: Penentuan jumlah *input* dari *hidden layer*

Jika proses *neural network* memiliki *epoch* (iterasi) lebih dari 100000 maka *input* dari *hidden layer* ditambah satu. Perlakuan yang sama dilakukan jika *error* tidak sanggup kurang dari *error threshold* maka *input* dari *hidden layer* ditambah satu. *error threshold* ditentukan bernilai 0.003.

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini akan dibahas dan dievaluasi tentang hasil dari metode yang digunakan dalam identifikasi terhadap parasit. Untuk percobaan pertama adalah percobaan dalam mengidentifikasi citra apakah citra tersebut adalah citra parasit atau bukan. Citra parasit terdiri dari ke-empat spesies yaitu *plasmodium falcifarum*, *plasmodium ovale*, *plasmodium vivax*, *plasmodium malarie*. Citra bukan parasit terdiri dari sel darah putih dan *platelet* (keping darah). Citra dari data latih berjumlah 158 buah dan data uji berjumlah 69 buah.



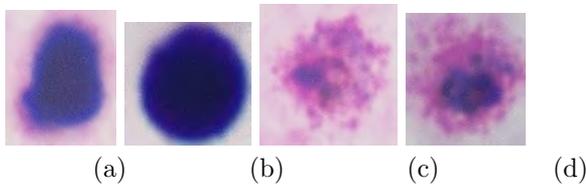
Gambar 4.1: Citra Sediaan darah tebal (a) Citra asli (b) Plasmodium Ovale fase Thropozyoit (c) Sel darah putih

4.1 Hasil ekstraksi fitur

Pada tabel 4.1 adalah contoh dari fitur-fitur yang telah didapatkan dari histogram citra dan matriks GLCM. Fitur-fitur berfungsi sebagai deskriptor yang akan dimasukkan ke dalam *neural network*. *Mean* menunjukkan rata-rata dari sebaran piksel pada citra. Standar deviasi adalah ukuran yang mengukur nilai distribusi sebaran dari data, data tersebut berupa nilai RGB piksel dari citra. Variansi merupakan salah satu ukuran variabilitas dari piksel citra. Entropi berfungsi untuk mengukur nilai acak dari distribusi piksel pada

citra. *Skewness* adalah ukuran derajat ketidaksimetrisan distribusi warna RGB pada histogram dari citra parasit malaria. Kurtosis adalah Ukuran keruncingan atau ketinggian puncak distribusi piksel pada histogram. Median atau nilai tengah adalah salah satu ukuran pemusatan data pada histogram citra. GLCM *energy* adalah Elemen kuadrat pada GLCM yang mempunyai sebaran range = [0 1]. Jika Energy = 1 maka citra memiliki sebaran yang konstan. GLCM *contrast* adalah Perhitungan perbedaan antar piksel yang berdekatan dengan seluruh citra. GLCM *correlation* adalah nilai yang menunjukkan kekuatan dan arah hubungan linier antar piksel. GLCM *Homogeneity* (kemiripan) mengukur kedekatan dari distribusi elemen pada matriks GLCM. GLCM *Entropy* pada sistem mewakili keberadaan ketidak-beraturan, Semakin tinggi nilai *entropy* tingkat distribusi dari suatu data tersebut semakin tidak teratur.

Citra berikut adalah contoh citra bukan parasit dan fitur-fitur yang didapat:



Gambar 4.2: (a) Bukan parasit (b) Bukan parasit (c) parasit (d) parasit

Pada tabel 4.1 dapat terlihat kedekatan nilai fitur pada citra yang membedakan antara kelas parasit dan bukan parasit. pada citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai *mean* lebih tinggi dari pada citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b). Pada citra 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai *mean* 193.107 dan 165.314 lebih besar daripada nilai *mean* citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) yang memiliki nilai 156.173 dan 151.255. Pada citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai standar deviasi lebih rendah daripada citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b). citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai standar deviasi 27.2014 dan 33.6882, sedangkan citra parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki nilai 51.7098 dan 67.1186. Pada citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki nilai variansi lebih tinggi dibandingkan

Tabel 4.1: Hasil ekstraksi fitur

fitur	(a)Bukan parasit	(b)Bukan parasit	(c)Parasit	(d)Parasit
<i>Mean</i>	156.173	151.255	193.107	165.314
Standar Deviasi	51.7098	67.1186	27.2014	33.6882
Variansi	2673.9	4504.91	739.916	1134.89
entropi	2.03622	2.05324	1.80431	2.00103
Skewness	-2.02053	0.68187	-2.08364	-1.04067
Kurtosis	-1.48283	-1.44704	1.17875	-0.0236
Median	191	136	212	177
GLCM entropy	7.71568	7.24579	7.17738	7.86309
GLCM energy	0.000760244	0.00197144	0.00183261	0.000483
GLCM contrast	51.3058	101.03	27.8073	41.2056
GLCM correlation	0.991556	0.990187	0.986639	0.98486
GLCM homogeneity	0.203771	0.219536	0.276142	0.179637

citra bukan parasit 4.2(c) dan 4.2(d). Citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki nilai variansi 2673.9 dan 4504.91 sedangkan citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai variansi 739.916 dan 1134.89. Nilai entropi citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki nilai lebih tinggi dibanding citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d). citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki nilai entropi 2.03622 dan 2.05324, sedangkan citra parasit 4.2(c) dan 4.2(d) memiliki nilai 1.80431 dan 2.00103. Nilai kurtosis citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) memiliki kedekatan dengan nilai kurtosis -1.48283 dan -1.44704. Nilai GLCM *correlation* dari citra bukan parasit 4.2(a) dan 4.2(b) juga memiliki nilai kedekatan dengan nilai 0.991556 dan 0.990187. Fitur GLCM *homogeneity* citra juga memiliki kedekatan antar nilai yaitu 0.203771 dan 0.219536.

4.2 Penentuan Jumlah *Input* dari *Hidden Layer*

Dengan menggunakan metode pada sub bab 3.8. Topologi jumlah input hidden layer ditambah jika nilai *epoch* lebih dari 100000 dan jika *error* tidak bisa kurang dari *error threshold*. Hasil pengujian adalah sebagai berikut :

Tabel 4.2: Jumlah *Hidden Layer* topologi

Kelas	Jumlah <i>hiddenlayer</i>
Citra parasit dan bukan	16 <i>hiddenlayer</i>
Citra <i>plasmodium falcifarum</i> fase Gametosit dan bukan	100 <i>hiddenlayer</i>
Citra <i>plasmodium ovale</i> Fase Thropozoit dan bukan	27 <i>hiddenlayer</i>
Citra Fase ring dan bukan	74 <i>hiddenlayer</i>
Citra <i>plasmodium vivax</i> Fase Thropozoit dan bukan	31 <i>hiddenlayer</i>
Citra <i>plasmodium malarie</i> Fase Thropozoit dan bukan	15 <i>hidden layer</i>
Klasifikasi enam kelas	100 <i>hidden layer</i>

Setelah topologi ditentukan langkah selanjutnya adalah pengujian dengan menggunakan data latih dan data uji.

4.3 Skenario Uji coba

Skenario uji coba merupakan proses yang dilakukan pada saat pengujian diantaranya adalah:

1. Klasifikasi citra parasit dan bukan
2. Klasifikasi citra parasit fase ring dan bukan
3. Klasifikasi citra *plasmodium falcifarum* Fase Gametosit dan bukan
4. Klasifikasi citra *plasmodium ovale* Fase Thropozoit dan bukan
5. Klasifikasi citra *plasmodium vivax* Fase Thropozoit dan bukan
6. Klasifikasi citra *plasmodium malarie* Thropozoit dan bukan

Untuk uji coba selanjutnya menggunakan enam kelas untuk klasifikasi, enam kelas tersebut sebagai berikut:

1. klasifikasi citra bukan parasit
2. klasifikasi citra parasit fase ring
3. klasifikasi citra parasit *Plasmodium Falcifarum* Fase Gametosit.
4. klasifikasi citra parasit *Plasmodium Ovale* Fase Thropozoit.
5. klasifikasi citra parasit *Plasmodium Malarie* Fase Thropozoit.
6. klasifikasi citra parasit *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit.

pada skenario ini jumlah citra latih berjumlah 158 dan jumlah citra uji berjumlah 69. tabel gambar sebagai berikut:

4.4 Pengujian dengan metode *feed forward backpropagation neural network* (data latih 158 dan data uji 69)

4.4.1 Pengujian dengan dua macam kelas

1. Klasifikasi citra parasit dan bukan.

Pada percobaan klasifikasi parasit menggunakan *feed forward backpropagation neural network* hasil pada tabel 4.3.

Tabel 4.3: Hasil output kelas parasit dan bukan parasit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	40	26	2	1

dari tabel 4.3 maka didapatkan nilai TPR (*True Positive Rate*) FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi sebagai berikut :

$$TPR = \frac{40}{40+1} = 0.9756 \quad FPR = \frac{2}{26+2} = 0.07142$$
$$Accuracy = \frac{40+26}{40+26+2+1} * 100\% = 95.6521\%$$

Untuk klasifikasi antara dua kelas yaitu parasit dan bukan parasit memiliki *sensitivity* sebesar 0.9767 dan *specificity* sebesar 0.07142 sehingga memiliki akurasi klasifikasi 95.7746%.

2. Klasifikasi Citra Plasmodium Falcifarum Gametosit dan bukan

Pada percobaan klasifikasi gametosit Falcifarum menggunakan *feed forward backpropagation neural network* hasil pada tabel 4.4.

Tabel 4.4: Hasil output kelas gametosit Plasmodium Falcifarum

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	6	55	8	0

dari tabel 4.4 maka didapatkan nilai TPR (*True Positive Ra-*

te) FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi sebagai berikut :

$$TPR = \frac{6}{6+0} = 1 \quad FPR = \frac{8}{8+55} = 0.1269$$

$$Accuracy = \frac{6+55}{6+55+8+0} * 100\% = 88.4057\%$$

Untuk klasifikasi Plasmodium Falcifarum Fase gametosit memiliki *sensitivity* sebesar 1 dan *specificity* sebesar 0.1269 sehingga memiliki akurasi klasifikasi 88.4057%.

3. Klasifikasi Citra *Plasmodium Ovale* Fase Thropozoit dan bukan

Pada percobaan klasifikasi Thropozoit Ovale menggunakan *feed forward backpropagation neural network* hasil pada tabel 4.5.

Tabel 4.5: Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Ovale

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	5	58	3	3

dari tabel 4.5 maka didapatkan TPR (*True Positive Rate*) FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{5}{5+3} = 0.625 \quad FPR = \frac{3}{3+58} = 0.0491$$

$$Accuracy = \frac{5+58}{5+58+3+3} * 100\% = 91.304$$

Untuk klasifikasi antara dua kelas yaitu Thropozoit Ovale memiliki *sensitivity* sebesar 0.625 dan *spesificity* sebesar 0.0491 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 91.304%

4. Klasifikasi Citra *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit dan bukan

Pada percobaan klasifikasi Thropozoit Plasmodium Vivax menggunakan *Feed Forward Backpropagation Neural Network* mendapatkan hasil pada tabel 4.6.

Tabel 4.6: Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Vivax

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	3	66	0	0

Dari tabel 4.6 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{3}{3+0} = 1 \quad FPR = \frac{0}{66+0} = 0$$

$$Accuracy = \frac{3+66}{3+66+0+0} * 100\% = 100\%$$

Untuk klasifikasi antara dua kelas yaitu Thropozoit Vivax memiliki *sensitivity* sebesar 1 dan *spesificity* sebesar 0 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 100%

5. Klasifikasi Citra *Plasmodium Malarie* Thropozoit dan bukan

Pada percobaan klasifikasi *plasmodium malarie* fase thropozoit menggunakan *feed forward backpropagationneural network* hasil pada tabel 4.7.

Tabel 4.7: Hasil output kelas Thropozoit Plasmodium Malarie

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	3	63	0	3

Dari tabel 4.7 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{3}{3+3} = 0.5 \quad FPR = \frac{0}{0+63} = 0$$

$$Accuracy = \frac{3+63}{3+63+0+3} * 100\% = 95.652\%$$

Untuk klasifikasi antara dua kelas yaitu *plasmodium malarie* fase thropozoit memiliki *sensitivity* sebesar 0.5 dan *spesificity* sebesar 0 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 95.652%

6. Klasifikasi Citra Fase ring parasit fase ring dan bukan

Pada percobaan klasifikasi fase ring malaria menggunakan *feed forward backpropagationneural network* hasil pada tabel 4.8.

Dari tabel 4.8 didapatkan TPR (True Positive Rate) , FPR

Tabel 4.8: Hasil output kelas fase ring

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	13	55	1	0

(False Positive Rate), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{13}{13+0} = 1 \quad FPR = \frac{1}{55+1} = 0.0178$$

$$Accuracy = \frac{13+55}{13+55+1+0} * 100\% = 98.550\%$$

Untuk klasifikasi antara dua kelas yaitu fase ring memiliki *sensitivity* sebesar 1 dan *spesificity* sebesar 0.0178 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 98.550%

4.4.2 Pengujian dengan enam macam kelas

1. Klasifikasi Citra bukan parasit

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.9

Tabel 4.9: Hasil output bukan parasit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	27	41	0	1

Dari tabel 4.9 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{27}{27+1} = 0.9642 \quad FPR = \frac{0}{41+0} = 0$$

$$Accuracy = \frac{27+41}{27+41+0+1} * 100\% = 98.550\%$$

Untuk klasifikasi citra bukan parasit memiliki *sensitivity* sebesar 0.9642 dan *spesificity* sebesar 0 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 98.5507%

2. Klasifikasi Citra Parasit fase ring.

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.10.

Tabel 4.10: Hasil output parasit fase ring

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	13	55	1	0

Dari tabel 4.10 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{13}{13+0} = 1 \quad FPR = \frac{1}{55+1} = 0.017857$$

$$Accuracy = \frac{13+55}{13+55+1+0} * 100\% = 98.5507\%$$

Untuk klasifikasi citra parasit malaria fase ring memiliki *sensitivity* sebesar 1 dan *specificity* sebesar 0.017857 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 98.5507%

3. Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium Falcifarum* Fase Gametosit

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.11

Tabel 4.11: Hasil output parasit *Plasmodium Falcifarum* Fase Gametosit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	3	63	0	3

Dari tabel 4.11 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{3}{3+3} = 0.5 \quad FPR = \frac{0}{63+0} = 0$$

$$Accuracy = \frac{3+63}{3+63+0+3} * 100\% = 95.6521\%$$

Untuk klasifikasi citra parasit *Plasmodium Falcifarum* fase gametosit memiliki *sensitivity* sebesar 0.5 dan *specificity* sebesar 0 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 95.6521%

4. Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium Ovale* Fase Trophozoit

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.12

Tabel 4.12: Hasil output parasit *Plasmodium Ovale* Fase Trophozoit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	5	59	2	3

Dari tabel 4.12 didapatkan TPR (*True Positive Rate*), FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{5}{5+3} = 0.625 \quad FPR = \frac{2}{59+2} = 0.0327$$

$$Accuracy = \frac{5+59}{5+59+2+3} * 100\% = 92.7536\%$$

Untuk klasifikasi citra parasit *Plasmodium Ovale* Fase Trophozoit memiliki *sensitivity* sebesar 0.625 dan *specificity* sebesar 0.0327 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 92.7536%

5. Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium Malarie* Fase Trophozoit.

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.13

Tabel 4.13: Hasil output parasit *Plasmodium Malarie* Fase Trophozoit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	7	60	1	1

Dari tabel 4.13 didapatkan TPR (*True Positive Rate*), FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{7}{7+1} = 0.875 \quad FPR = \frac{1}{1+60} = 0.01639$$

$$Accuracy = \frac{7+60}{7+60+1+1} * 100\% = 97.1014\%$$

Untuk klasifikasi citra Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium*

Malarie Fase Thropozoit memiliki *sensitivity* sebesar 0.875 dan *spesificity* sebesar 0.01639 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 97.1014%

6. Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit.

Pada percobaan kali ini menggunakan *feed forward backpropagation neural network* memiliki hasil pada tabel 4.14.

Tabel 4.14: Hasil output parasit *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit

-	True Positive	True Negative	False Positive	False Negative
RGB	3	63	3	0

Dari tabel 4.14 didapatkan TPR (*True Positive Rate*) , FPR (*False Positive Rate*), dan akurasi dengan hasil sebagai berikut :

$$TPR = \frac{3}{3+0} = 1 \quad FPR = \frac{3}{3+63} = 0.04545$$

$$Accuracy = \frac{3+63}{3+63+3+0} * 100\% = 95.6521\%$$

Untuk klasifikasi citra Klasifikasi Citra Parasit *Plasmodium Malarie* Fase thropozoit memiliki *sensitivity* sebesar 1 dan *spesificity* sebesar 0.04545 sehingga memiliki akurasi klasifikasi sebesar 95.6521%

Dari hasil yang didapatkan pada klasifikasi dua kelas, hasil perhitungan akurasi didapatkan sebagai berikut Dari tabel 4.15

Tabel 4.15: Akurasi klasifikasi dua kelas

Kelas	Akurasi
Citra parasit dan bukan	95.6521 %
Citra <i>plasmodium falcifarum</i> fase Gametosit dan bukan	88.4057 %
Citra <i>plasmodium ovale</i> Fase Thropozoit dan bukan	91.304 %
Citra Fase ring dan bukan	98.550 %
Citra <i>plasmodium vivax</i> Fase Thropozoit dan bukan	100 %
Citra <i>plasmodium malarie</i> Fase Thropozoit dan bukan	95.652 %

bisa dilihat akurasi klasifikasi citra parasit bernilai 95% klasifikasi untuk citra *plasmodium falcifarum* fase gametosit memiliki akurasi 88.4057, klasifikasi fase ring memiliki akurasi 98.550%, dan klasifikasi citra *plasmodium ovale* fase Thropozoit memiliki akurasi 91.304% . Akurasi citra *plasmodium vivax* fase thropozoit memiliki akurasi 100% . Akurasi citra *plasmodium malarie* fase Thropozoit memiliki akurasi 95.652%.

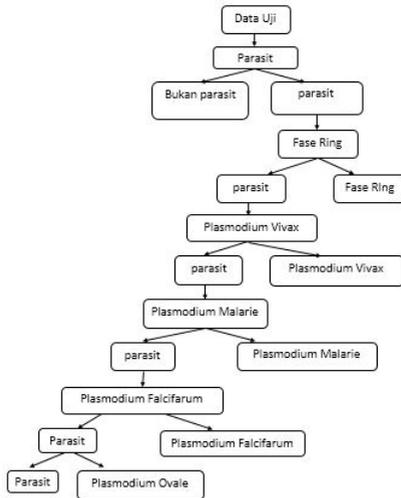
Pada klasifikasi enam kelas memiliki akurasi seperti pada tabel 4.16 berikut:

Tabel 4.16: Akurasi klasifikasi enam kelas

Kelas	Akurasi
Citra bukan parasit	98.550 %
Citra parasit fase ring	98.5507 %
Citra parasit <i>Plasmodium Falcifarum</i> Fase gametosit	95.6521 %
Citra parasit <i>Plasmodium Ovale</i> Fase Thropozoit	92.7536 %
Citra parasit <i>Plasmodium Malarie</i> Fase Thropozoit	92.1014 %
Citra parasit <i>Plasmodium Vivax</i> Fase Thropozoit	95.6521 %

Hasil Pengujian terhadap 158 citra latih dan 69 latih uji dengan pengujian enam kelas. Klasifikasi Citra bukan parasit memiliki akurasi 98.550 %. Klasifikasi citra parasit fase ring memiliki akurasi 98.5507%. Klasifikasi parasit *plasmodium falcifarum* fase gametosit memiliki akurasi 95.6521%. Klasifikasi *Plasmodium Ovale* fase Thropozoit memiliki akurasi 92.7536%. Klasifikasi parasit *Plasmodium Malarie* Fase Thropozoit 92.1014%. Klasifikasi *plasmodium vivax* fase Thropozoit memiliki akurasi 95.6521%.

Citra diklasifikasikan menjadi enam kelas secara langsung dengan menggunakan *artificial neural network* secara langsung dengan jumlah enam *output* didapatkan akurasi seperti pada tabel 4.16. Pada gambar 4.3 adalah Diagram blok klasifikasi dengan menggunakan metode *Binary cascade* yang penentuan keputusannya Menggunakan jaringan klasifikasi dua kelas kemudian dibandingkan dengan metode *artificial neural network* dengan output enam kelas secara langsung. Pada metode *binary cascade* metode *artificial neural network* berfungsi sebagai pengambil keputusan dalam pemberian kelas-kelas pada tiap citra parasit.



Gambar 4.3: Diagram blok klasifikasi enam kelas dengan *Binary cascade*

Pada metode *Binary Cascade* digunakan metode ANN dengan dua *output*. Dua *output* tersebut adalah parameter pengambilan keputusan untuk mengklasifikasi Citra. jika *output* melebihi nilai batasan maka citra tersebut tergolong dari salah satu kelas tersebut. Selain dengan menggunakan metode *Binary Cascade* digunakan pula Metode *Artificial Neural Network* yang mana ke-12 fitur statistik histogram dan GLCM dimasukkan ke dalam *neural network* dengan keluaran enam *output* yang mana jika salah satu *output* tersebut lebih besar dari *output* yang lain maka citra termasuk adalah termasuk kelas yang memiliki *output* paling besar.

Tabel 4.17: Perbandingan dua metode secara keseluruhan

Metode	Akurasi
<i>Binary Cascade</i>	86.95652 %
<i>Artificial Neural Network</i>	89.70588 %

Akurasi metode secara keseluruhan, dengan metode *binary cascade* memiliki akurasi 86.95652 % dan metode *Artificial Neural Network* memiliki akurasi 89.70588 %.

BAB 5

PENUTUP

Dalam bab akhir penelitian ini dimuat sesuatu kesimpulan dari hasil pengujian dan pengembangan untuk penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini menggabungkan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi jenis parasit malaria. fitur yang diekstrak dari citra adalah *mean*, standar Deviasi, Variansi, entropi, *skewness*, Kurtosis, Median, *GLCM entropy*, *GLCM energy*, *GLCM contrast*, *GLCM correlation*, dan *GLCM homogeneity*. pemilihan *color space* yaitu RGB. Metode klasifikasi menggunakan *Feed Forward Backpropagation Neural Network*. Fitur tersebut dipilih karena dari fitur bentuk dari sel parasit yang abstrak dan tidak menentu sehingga pada penelitian kali ini digunakanlah fitur histogram RGB dan fitur statistik dari matriks GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) yang tidak tergantung oleh bentuk dari parasit melainkan tergantung dari intensitas nilai piksel pada citra.

Hasil Pengujian terhadap 158 citra latih dan 69 citra uji dengan pengujian dua kelas klasifikasi. Klasifikasi citra parasit memiliki akurasi sebesar 95.6546% , klasifikasi citra *plasmodium falcifarum* fase gametosit memiliki akurasi sebesar 88.4057% , klasifikasi citra *plasmodium ovale* fase thropozoit memiliki sebesar 91.304%, klasifikasi citra fase ring memiliki akurasi 98.550%, Klasifikasi citra *plasmodium vivax* fase thropozoit memiliki akurasi 100% untuk pengujian citra berjumlah 69, Klasifikasi citra *plasmodium malarie* fase thropozoit memiliki akurasi 95.652%.

Hasil Pengujian terhadap 158 citra latih dan 69 latih uji dengan pengujian enam kelas. Klasifikasi Citra bukan parasit memiliki akurasi 98.550 % . Klasifikasi citra parasit fase ring memiliki akurasi 98.5507%. Klasifikasi parasit *plasmodium falcifarum* fase gametosit memiliki akurasi 95.6521%. Klasifikasi *Plasmodium Ovale* fase Thropozoit memiliki akurasi 92.7536%. Klasifikasi parasit *Plasmodium Malarie* Fase Thropozoit 92.1014%. Klasifikasi *plasmodium vivax* fase Thropozoit memiliki akurasi 95.6521%.

Hasil akurasi secara keseluruhan dengan metode *binary casca-*

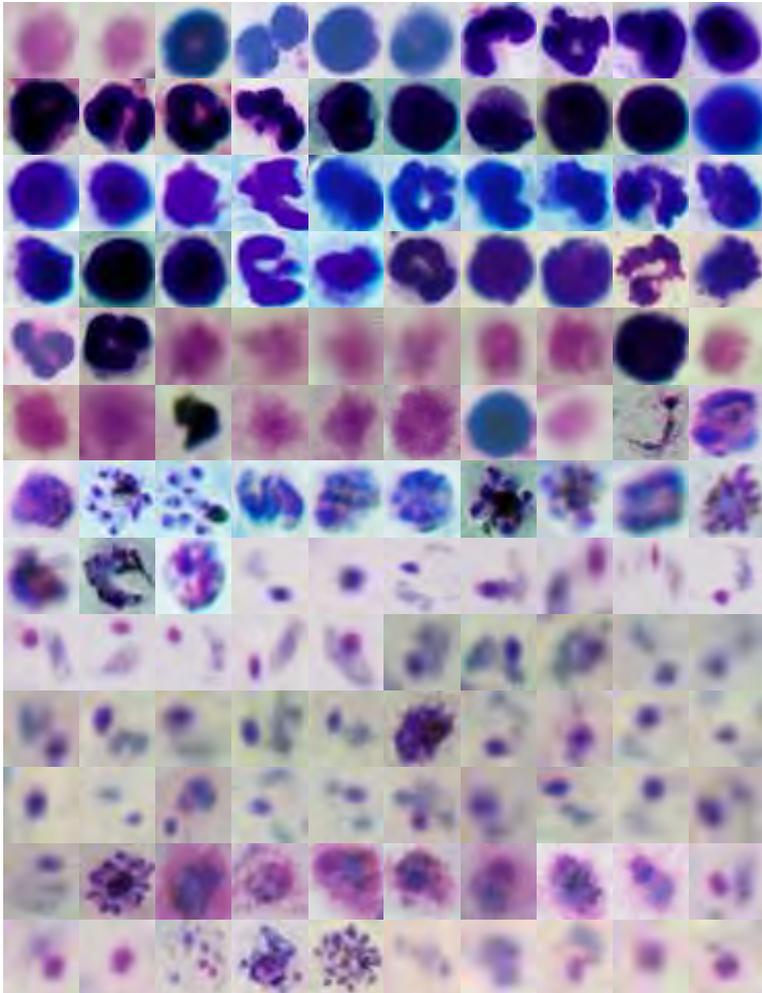
de adalah 86.95652%, dengan menggunakan metode *Backpropagation Artificial Neural Network* secara langsung untuk enam kelas memiliki akurasi 89.79588%. Dengan menggunakan fitur histogram dari RGB dan fitur GLCM dapat digunakan untuk mengidentifikasi citra parasit malaria.

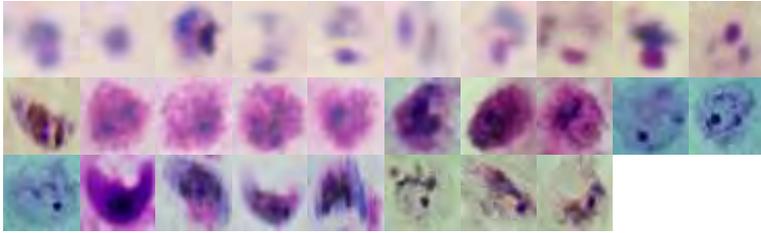
5.2 Penelitian Selanjutnya

Dengan penambahan bahan sampel itu jenis malaria yang lain dapat meningkatkan akurasi untuk klasifikasi ke-3 jenis malaria yaitu plasmodium Ovale, plasmodium Vivax, dan Plasmodium Malarie. Serta penggabungan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dengan proses segmentasi secara otomatis sehingga *cropping* citra dapat dilakukan secara otomatis.

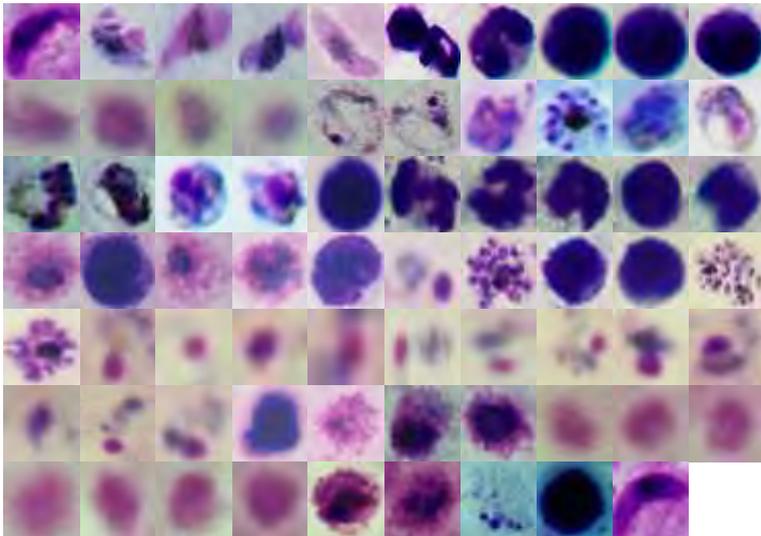
LAMPIRAN

158 Citra Latih terdiri dari Bukan parasit, fase ring, *Plasmodium Falcifarum* Fase Gametosit, *Plasmodium Ovale* Fase Thropozoit, *Plasmodium Malarie* Fase Thropozoit, dan *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit





69 Citra Uji terdiri dari Bukan parasit, fase ring, *Plasmodium Falcifarum* Fase Gametosit, *Plasmodium Ovale* Fase Thropozoit, *Plasmodium Malarie* Fase Thropozoit, dan *Plasmodium Vivax* Fase Thropozoit



DAFTAR PUSTAKA

- [1] Pusarawati,S. Ideham,B.Kusmartisnawati. Tantular,Indah S. Basuki, Sukmawati .*Atlas Parasitologi Kedokteran*. Penerbit Buku Kedokteran EGC, Jakarta, 2009.
- [2] Rahmad, Ayda, Purnomo .*Atlas Diagnostik Malaria*. Penerbit Buku Kedokteran EGC, Jakarta, 2010.
- [3] Rahmanti, Farah Zakiyah.*Identifikasi Parasit Malaria pada Thick – Blood Film menggunakan Artificial Neural Network*. ITS, Surabaya, 2013.
- [4] Permata, Endi . *Klasifikasi Jenis dan Fase Parasit Malaria Plasmodium Falciparum dan Plasmodium Vivax dalam Sel Darah Merah Menggunakan Support Vector Machine*. ITS, Surabaya, 2013.
- [5] Hadidjaja, Pinardi (1992), *Penuntun Praktikum Parasitologi Kedokteran*, FKUI, Jakarta.
- [6] Safar, Rosdiana (2009), *Parasitologi Kedokteran Protozoologi Helmintologi Entomologi*, Yrama Widya, Bandung.
- [7] Mauridhi, H.P., Agus, K. *Supervised Neural Network dan Aplikasinya*. Graha Ilmu, Yogyakarta, 2006.
- [8] Miller,David,www.neural2d.net.2015
- [9] World Health Organization (2010), *Basic Malaria Microscopy Part I Learner's Guide*, Second Edition, WHO Library Cataloguing in Publication Data, Switzerland.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIOGRAFI PENULIS



Catra Adhyatmaka Dutono lahir di Surabaya pada tanggal 8 Juni 1992. Menyelesaikan pendidikan dasarnya di SD Islam Al-Azhar 11 Surabaya pada tahun 2004, kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Islam Al-Azhar 13 Surabaya pada tahun 2007, lalu melanjutkan pendidikan tingkat menengah atasnya di SMA Negeri 16 Surabaya hingga 2010. Pada pendidikan tinggi ia memilih Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (ITS) pada tahun 2010. Dalam perjalanan akademiknya di kampus ITS, Setelah melihat berbagai macam perkembangan teknologi riset . Pada tahun 2013, bidang studi Teknik Komputer dan Telematika dipilih untuk melanjutkan studi lebih lanjut.

Selama berkuliah di ITS, penulis tergabung aktif ke dalam UKM Robotika Pada bagian Event pada periode 2011/2012. Sempat berpartisipasi pada kepanitian KRI/KRCI 2012 regional IV yang berlangsung di ITS. Selain aktif dalam kegiatan kemahasiswaan penulis juga aktif untuk mengembangkan studi di bidang *neural network* untuk pengklasifikasian citra. Penulis mengikuti penelitian tersebut sesuai dengan minatnya akan bidang visi komputer dan teknologi biomedik.

Halaman ini sengaja dikosongkan