KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN DIABETIC RETINOPATHY BERDASARKAN DETEKSI OBJEK (MICROANEURYSMS, HEMORRHAGES, DAN HARD EXUDATES) MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI MATEMATIKA DAN BACKPROPAGATION

SKRIPSI

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S. Mat)



OLEH FIFI DIAH ROSALINA NIM.H72214014

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

JURUSAN SAINS

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA

SURABAYA

2018

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan dibawah ini:

Nama

: Fifi Diah Rosalina

NIM

: H72214014

Program Studi: Matematika

Angkatan

: 2014

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul: Klasifikasi Tingkat Keparahan Diabetic Retinopathy Berdasarkan Deteksi Objek (Microaneurysms, Hemorrhages, Dan Hard Matematika Dan Morfologi Menggunakan Metode Exudates) Backpropagation. Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya akan menerima sanksi yang telah ditetapkan. Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surahava 3 Agustus 2018

NIM. H72214014

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN DIABETIC RETINOPATHY BERDASARKAN DETEKSI OBJEK (MICROANEURYSMS, HEMORRHAGES, DAN HARD EXUDATES) MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI MATEMATIKA DAN BACKPROPAGATION

Disusun oleh Fifi Diah Rosalina NIM.H72214014

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji Pada tanggal 20 Juli 2018 Dan dinyatakan telah memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Dewan Penguji .

Penguji I

Rini N. M. Kom

NIP. 198511242014032001

Penguji III

NIP. 198701272014031002

Penguji II

Ahmad Hanif Asyhar, M.Si

NIP. 198601232014031001

Penguji IV

Nurissaidah Ulinnuha, M. Kom

NIP. 199011022014032004

Mengesahkan Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Ampel Surabaya

6512211990022001



KEMENTERIAN AGAMA UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA **PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300 E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawan ini, saya:
Nama : FIFI DIAH ROSALIMA
NIM : H72214014
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
NIM : H72214014 Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA E-mail address : fifid.rosalina@gmail.com
Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah: Sekripsi
BERDASARKAN DETEKSI OBJEK (MICROANEURYSMS, HEMORRHAGES,
DAN HARD EXUDATES) MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI MATE MATIKA DAN BACK PROPAGATION
MATE MATIKA DAN BACK PROPAGATION
beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara <i>fulltext</i> untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.
Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.
Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.
Surabaya, Oa Agustus 2018
Penulis
(FIFI DIAH R.)

KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN *DIABETIC RETINOPATHY*BERDASARKAN DETEKSI OBJEK (*MICROANEURYSMS*, *HEMORRHAGES*, DAN *HARD EXUDATES*) MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI MATEMATIKA DAN BACKPROPAGATION

ABSTRAK

Nilai fantastis estimasi secara global penyandang diabetes pada orang dewasa tahun 2014 menurut WHO mencapai 422 juta jiwa. Kasus terbanyak penderita diabetes di dunia adalah diabetes tipe 2 terhadap komplikasi serius pada organ vital seperti mata, ginjal, dan jantung hingga menyebabkan kematian. Komplikasi Diabetic Retinopathy (DR) dari penderita diabetes mellitus memungkinkan untuk tidak disadari selama beberapa tahun dan dapat menyebabkan kebutaan permanen. Kemunculan microaneurysms menjadi tanda awal diabetic retinopathy, kondisi lebih buruk terjadi ketika microaneurysms semakin bertambah dan menyebabkan beberapa pembuluh darah retina mengalami iskemia. Kondisi ini dapat berkembang hingga menyebabkan pendarahan yang ditandai dengan kemunculan hard exudates hingga pertumbuhan pembuluh darah baru yang cepat dan rapuh. Deteksi dini tingkat keparahan diabetic retinopathy dilakukan terhadap adanya objek microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates. Lima klasifikasi tingkat keparahan DR yang meliputi normal, mild-nonproliferative DR, moderate-nonproliferative DR, severe-nonproliferative DR, dan proliferative DR dilakukan menggunakan metode backpropagation. Metode deteksi adanya fitur microaneurysms dan hemorrhages didasarkan pada metode morfologi opening disk dan diamond, sedangkan deteksi fitur hard exudates didasarkan pada metode rekonstruksi morfologi dan daerah minimal citra. Area dan perimeter masing-masing fitur berlaku sebagai inputan backpropagation yang dilakukan dengan 80% data training dan 20% data testing dari jumlah data sebanyak 53 data citra. 4 inputan dengan 150 hidden layer tersusun sebagai struktur jaringan yang mampu menghasilkan nilai MSE sebesar 0.000190 dengan iterasi sebanyak 300.0000 dan tingkat akurasi sebesar 90,90%.

Kata kunci : Diabetic retinopath, morfologi matematika, backpropagation

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSEMBAHAN vii KATA PENGANTAR vii ABSTRAK ix ABSTRACT x DAFTAR ISI xi DAFTAR TABEL xiii DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A Latar Belakang 1 B Rumusan Masalah 9 C Tujuan 9 D Batasan Masalah 10 E Manifaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A Diabetes Mellitus 14 2 Diabetic Retinopathy 17 a Normal 19 c Moderate-NPDR 19 c Moderate-NPDR 20 d Severe-NPDR 20 d Severe-	PERNYATAAN KEASLIAN	iv
KATA PENGANTAR vii ABSTRAK ix ABSTRACT x DAFTAR ISI xi DAFTAR TABEL xiii DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mid-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28	HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
ABSTRACT		
ABSTRACT	ABSTRAK	ix
DAFTAR TABEL xiii DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 c. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 32 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 <t< th=""><th></th><th></th></t<>		
DAFTAR TABEL xiii DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 <t< th=""><th>ABSTRACT</th><th> X</th></t<>	ABSTRACT	X
DAFTAR TABEL xiii DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 <t< th=""><th>DAFTAR ISI</th><th>xi</th></t<>	DAFTAR ISI	xi
DAFTAR LAMPIRAN xvi BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 <	DAFTAR TABEL	xiii
BAB I PENDAHULUAN 1 A. Latar Belakang 1 B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
A. Latar Belakang		
B. Rumusan Masalah 9 C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
C. Tujuan 9 D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	A. Latar Belakang	1
D. Batasan Masalah 10 E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
E. Manfaat 10 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 13 A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
A. Diabetes 13 1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	BAB II TINJAUAN PUSTAKA	13
1. Diabetes Mellitus 14 2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	A Diabetes	13
2. Diabetic Retinopathy 17 a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	1. Diabetes Mellitus	14
a. Normal 19 b. Mild-NPDR 19 c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
c. Moderate-NPDR 20 d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
d. Severe-NPDR 20 e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	b. <i>Mild</i> -NPDR	19
e. Proliferative Diabetic Retinopathy 21 B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
B. Citra Digital 21 1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
1. Jenis Citra 24 a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
a. Citra RGB 24 b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
b. Citra Gray scale 25 c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
c. Citra Biner 26 C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
C. Pre-processing Citra 27 1. Pengambilan Layer G 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
1. Pengambilan Layer G. 28 2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
2. Histogram Equalization (HE) 29 3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
3. Adaptive Histogram Equalization (AHE) 32 4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41	•	
4. Citra Negatif 33 D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
D. Segmentasi Citra 34 1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
1. Operasi Morfologi 35 2. Rekonstruksi Morfologi 39 3. Thresholding 40 E. Ekstraksi Fitur 41		
2. Rekonstruksi Morfologi393. Thresholding40E. Ekstraksi Fitur41		
3. Thresholding40 E. Ekstraksi Fitur41	<u>. </u>	
E. Ekstraksi Fitur41		
	S .	

2. Perimeter	44
F. Artificial Neural Network (ANN)	
BAB III METODE PENELITIAN	52
A. Jenis Penelitian	52
B. Lokasi Penelitian	
C. Sumber Data	
D. Rancangan Sistem	
E. Teknik Analisis Data	
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	60
A. Analisis Data	
B. Identifikasi Microaneurysms dan Hemorrhages	
1. Pre-processing	
2. Segmentasi Citra	
3. Binerisasi	82
4. Ekstraksi Fitur	83
C. Identifikasi Hard Exudates	85
1. Pre-processing	86
2. Segmentasi Citra	93
3. Ekstraksi Fitur	
D. Klasifikasi <i>Neural <mark>Net</mark>work</i>	101
E. Diskusi	119
BAB V PENUTUP	122
DAD VIENCICI	
A. Kesimpulan	122
B. Saran	123
DAFTAR PUSTAKA	124
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel skala keabuan	. 25
Tabel 2.2 Perhitungan area kode vektor	. 43
Tabel 4.1 Skala keabuan komponen penyusun <i>layer</i> G	. 63
Tabel 4.2 Blok sampel citra perhitungan AHE	. 65
Tabel 4.3 Level keabuan sampel citra (blok 1)	
Tabel 4.4 (a) Rata-rata nilai keabuan sampel citra	. 68
Tabel 4.4 (b) Rata-rata nilai keabuan sampel citra	. 68
Tabel 4.4 (c) Rata-rata nilai keabuan sampel citra	. 69
Tabel 4.5 Nilai keabuan baru proses HE	
Tabel 4.6 Keabuan baru sampel citra	
Tabel 4.7 Intensitas piksel citra negatif	
Tabel 4.8 Matriks sampel citra negatif	
Tabel 4.9 Intensitas perhitungan opening diamond	. 76
Tabel 4.10 Hasil erosi <i>disk</i> sampel citra	
Tabel 4.11 Hasil dilasi disk sampel citra	. 78
Tabel 4.12 Matriks perhitungan opening 2	. 78
Tabel 4.13 Hasil erosi diamond sampel citra	. 79
Tabel 4.14 Hasil dilasi diamond sampel citra	. 79
Tabel 4.15 Pengurangan morfologi disk dan diamond	
Tabel 4.16 Hasil morfologi gradien opening	. 81
Tabel 4.17 Intensitas biner sampel citra	. 82
Tabel 4.18 (a) Perhitungan luas area objek	. 84
Tabel 4.18 (b) Perhitungan luas area objek (lanjutan)	. 84
Tabel 4.19 Skala keabuan komponen penyusun layer green	. 87
Tabel 4.20 Intensitas sampel citra AHE	. 90
Tabel 4.21 Sebaran piksel sampel citra peningkatan intensitas	. 92
Tabel 4.22 Hasil ekstraksi fitur data training	103
Tabel 4.23 Nilai bobot random	104
Tabel 4.24 Training testing backpropagation	110
Tabel 4.25 Training testing 5 klasifikasi	112
Tabel 4.26 Kode biner	
Tabel 4.27 Ekstraksi fitur data testing	113
Tabel 4.28 Nilai keluaran klasifikasi data testing	114
Tabel 4.29 Perbandingan hasil klasifikasi1	115

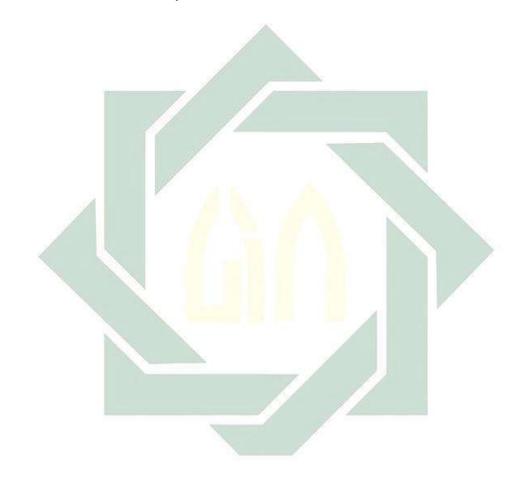
DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>Hard exudates</i> pada citra fundus	18
Gambar 2.2 (a) Mata normal, (b) Mild NPDR	20
Gambar 2.3 (a) Moderate NPDR, (b) Severe NPDR	20
Gambar 2.4 PDR (panah putih)	21
Gambar 2.5 Koordinat (x, y) pada citra digital	22
Gambar 2.6 (a) Citra RGB	24
Gambar 2.6 (b) Pengambilan layer R-layer G-layer B	25
Gambar 2.7 Contoh citra gray scale	26
Gambar 2.8 Contoh citra biner	27
Gambar 2.9 Histogram equalization derajat keabuan citra	30
Gambar 2.10 Intensitas citra negatif	34
Gambar 2.11 Teknik dilasi	36
Gambar 2.12 Teknik erosi	37
Gambar 2.13 Teknik pembukaan (operator opening)	38
Gambar 2.14 Teknik penutupan (operator closing)	38
Gambar 2.15 Perbandingan citra asli dan hasil <i>thresholding</i>	38
Gambar 2.16 Kode rantai	42
Gambar 2.17 Objek dengan k <mark>od</mark> e ra <mark>ntai</mark> : 07 <mark>7 0</mark> 76 <mark>45</mark> 5 453 012 334 201	42
Gambar 2.18 Struktur jaring <mark>an</mark> syaraf <mark>tir</mark> ua <mark>n</mark>	45
Gambar 2.19 Struktur backp <mark>ro</mark> pagation	47
Gambar 3.1 Citra medis optik retina (fundus)	53
Gambar 3.2 Rancangan sistem	54
Gambar 3.3 Pre-processing citra	55
Gambar 3.4 Segmentasi <i>microaneurysms</i> dan <i>hemorrhages</i>	
Gambar 3.5 Segmentasi hard exudates	56
Gambar 3.6 Klasifikasi backpropagation	57
Gambar 4.1 Pengambilan sampel citra	62
Gambar 4.2 Pengambilan <i>layer</i> G	63
Gambar 4.3 Histogram citra AHE	
Gambar 4.4 Hasil perbaikan kontras AHE	71
Gambar 4.5 Peningkatan intensitas citra	72
Gambar 4.6 Histogram hasil peningkatan intensitas citra	72
Gambar 4.7 Citra negatif	74
Gambar 4.8 Sampel segmentasi citra	74
Gambar 4.9 Struktur elemen citra	75
Gambar 4.10 Hasil morfologi <i>opening disk</i> dan <i>diamond</i>	80
Gambar 4.11 Hasil pengurangan dua morfologi opening	82
Gambar 4.12 Hasil identifikasi microaneurysms dan hemorrhages (biner)	82
Gambar 4.13 Penerapan metode kode rantai	
Gambar 4.14 Perimeter identifikasi microaneurysms dan hemorrhages	
Gambar 4.15 Sampel citra identifikasi hard exudates	
Gambar 4.16 Pengambilan layer green	
Gambar 4.17 Histogram perbaikan menggunakan AHE	88
Gambar 4.18 Perbandingan kualitas citra menggunakan AHE	89

Gambar 4.19 Perbandingan kualitas citra dengan peningkatan intensitas	90
Gambar 4.20 Histogram perbaikan peningkatan intensitas	91
Gambar 4.21 Intensitas citra negatif	92
Gambar 4.22 Histogram perbaikan citra negatif	93
Gambar 4.23 Citra hasil erosi disk	94
Gambar 4.24 Penerapan morfologi erosi	94
Gambar 4.25 Citra hasil rekonstruksi morfologi	
Gambar 4.26 Transformasi h-maxima	96
Gambar 4.27 Extended minima transform	97
Gambar 4.28 Regional minima	98
Gambar 4.29 Komplemen citra	99
Gambar 4.30 Transformasi h-maxima 2	
Gambar 4.31 Perimeter objek hard exudates	
Gambar 4.32 Perimeter objek hard exudates pada citra asli	101
Gambar 4.33 Struktur klasifikasi backpropagation	
Gambar 4.34 Grafik MSE backpropagation	116
Gambar 4.35 Grafik hasil training backpropagation	116
Gambar 4.36 Gradien target keluaran	118

DAFTAR LAMPIRAN

A. Data Citra Fundus Normal	
B. Data Citra Fundus <i>Mild</i> -NPDR	
C. Data Citra Fundus <i>Moderate</i> -NPDR	
D. Data Citra Fundus Severe-NPDR	129
E. Data Citra Fundus <i>Proliferative</i>	130



BABI

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Prevalensi jenis penyakit dibedakan atas dua tipe yaitu penyakit menular dan penyakit tidak menular. Sekilas, penyakit menular terkesan lebih agresif ketika seseorang berdekatan dengan penderita penyakit menular dan akan direspon buruk ketika sistem imun tubuh menurun, tentu individu tersebut akan mudah tertular. Berbeda dengan penyakit menular yang bergantung pada sistem imun, penyakit tidak menular bergantung pada sistem metabolik.

Sistem metabolik manusia didasarkan pada pertukaran, pembentukan dan penguraian zat dalam tubuh dimana sistem tersebut juga bergantung pada pola hidup sehat masing-masing individu. Apabila pola hidup individu tidak sehat akibatnya berbagai komplikasi penyakit tidak menular ini dapat menyerang sistem metabolik hingga lebih parah dan menjadi penyebab kematian terbanyak di Indonesia. Hal ini tentu berakibat pada pemeliharaan kesehatan secara global yang menunjukkan bahwa kesadaran akan pola hidup sehat masyarakat Indonesia masih minim.

Suatu hal yang dapat membangkitkan suasana dan menyuarakan suatu tindakan akan selalu menarik untuk diteliti hingga dapat menjadi suatu kebaruan informasi di berbagai bidang ilmu pengetahuan. Tidak hanya penyakit menular, studi terhadap suatu penyakit tidak menular juga selalu menarik untuk diteliti dari segi penyebab, deteksi, karakteristik, hingga klasifikasinya.

Contoh penyakit tidak menular diataranya adalah stroke, hipertensi, diabetes, kanker, penyakit paru obstruktif kronis, dan lain sebagainya. Meskipun penyakit-penyakit tersebut tidak menular namun kasus kematian terbanyak di Indonesia disebabkan oleh penyakit tidak menular. Penyakit tidak menular akan cenderung dipengaruhi oleh perbedaan karakteristik kondisi metabolik pada masing-masing individu seperti pola hidup sehat, konsumsi buah dan sayur, hingga kelebihan berat badan. Tentunya, studi tentang penyakit tidak menular ini memiliki cakupan yang luas dan bervariatif dengan melibatkan koherensi antara solusi komputasi, analisis, dan pengetahuan dalam bidang kedokteran. Diantara penyakit tidak menular tersebut, diabetes menjadi salah satu penyebab kematian tertinggi di dunia dan telah mendapat perhatian khusus oleh *World Health Organization* (WHO) yang mencanangkan pembangunan berkelanjutan yang diagendakan pada tahun 2030.

Pembangunan berkelanjutan yang dicanangkan oleh WHO ditujukan untuk menurunkan angka kematian yang telah terjadi pada tahun 2012 sebanyak 1,5 juta kematian dan mengestimasi secara global bahwa sebanyak 422 juta orang dewasa tahun 2014 akan mengalami diabetes (WHO, 2016). Faktor lain penyakit diabetes diprioritaskan oleh WHO adalah penyakit ini dapat berkembang menjadi komplikasi serius terhadap beberapa organ vital lainnya seperti serangan jantung, stroke, gagal ginjal, amputasi kaki, kehilangan penglihatan, kerusakan syaraf hingga kematian janin pada ibu hamil. Diabetes termasuk ke dalam kelompok penyakit metabolik yang ditandai dengan hiperglikemia akibat kerusakan sekresi insulin, reaksi insulin, atau keduanya (American Diabetes Assosiation, 2010).

Faktor risiko kelebihan berat badan menjadi faktor utama yang menyebabkan terjadinya penyakit diabetes. Kondisi ini diperparah oleh meningkatnya pertumbuhan diabetes yang dipengaruhi oleh faktor genetik yang dapat mengalami kondisi diabetes lebih parah. Beberapa dekade terakhir terdapat satu pernyataan tentang prevalensi global (usia-standar) bahwa penyakit diabetes menyerang 4,7% hingga 8,5% populasi orang dewasa (WHO, 2016). Komplikasi hilangnya penglihatan pada penderita diabetes tipe dua akan menjadi pokok bahasan dalam penelitian ini. Hal mendasar yang dapat ditinjau sebagai solusi adalah *screening* awal citra digital. Citra medis optik retina (fundus) berperan penting untuk melakukan *screening* awal terhadap kondisi *microaneurysms*, *hemorrhages*, *hard exudates*, fovea, dan makula dalam meminimalisir hilangnya penglihatan seseorang dengan melakukan analisis terhadap citra yang dikaji.

Visualisasi objek pada citra digital memicu munculnya berbagai macam pengolahan citra baik untuk perbaikan kualitas citra, peningkatan analisis, hingga pengamanan. Pengamanan dengan penyembunyian informasi pada penelitian tentang "Watermarking Citra Digital menggunakan Metode Discrete Cosine Transform" mampu memberikan pengamanan watermark yang tahan terhadap berbagai serangan (Fanani & Ulinnuha, 2016). Pengolahan lain untuk peningkatan analisis dalam suatu citra yang menggambarkan kondisi penyakit telah banyak dilakukan pada berbagai kasus. Bidang ini melibatkan studi gambar digital dengan tujuan menerapkan solusi komputasi yang akan digunakan dalam membantu kuantifikasi dan visualisasi patologi serta struktur anatomis seseorang. Jenis-jenis citra yang menjadi objek analisis akan memiliki perilaku komputasi yang

bervariasi bergantung pada objek yang akan diamati (Naam, dkk., 2017). Perbedaan tersebut bergantung pada jenis citra yang merupakan suatu metode dalam citra medis yang memiliki format berbeda seperti *Computed Tomography Scan* (CT-Scan) dengan tipe format *Windows bitmap* (bmp), *Chest X-Ray* dengan tipe format *Joint Photographic Experts Group* (jpg) dan *Panoramic X-Ray* dengan tipe format *Portable Network Graphics* (png) yang mana masing-masing akan menghasilkan karakteristik citra yang beragam (Naam, dkk., 2017)

Mencegah lebih baik daripada mengobati. Hal inilah yang menjadi pedoman penting untuk meminimalisir kejadian yang lebih buruk pada beberapa organ tubuh yang mungkin akan mengalami kondisi abnormal hingga menyebabkan komplikasi. Tentu kebiasaan atau gaya hidup tidak sehat menjadi faktor utama penyebab berbagai macam penyakit terutama penyakit tidak menular seperti diabetes. Kondisi ini akan muncul ketika terdapat gangguan metabolik yang melibatkan struktur kerja jaringan antara pankreas, insulin dan kontrol kadar gula dalam darah tidak bekerja maksimal.

Deteksi, identifikasi, dan *screening* awal merupakan peringatan yang perlu dilakukan untuk meminimalisir kondisi yang lebih buruk yang dapat terjadi pada penderita diabetes mellitus sebelum penyakit tersebut menyebabkan komplikasi yang lebih parah hingga meyebabkan kematian. Kasus komplikasi diabetes mellitus yang menyerang jaringan mikrovaskular mata seperti *diabetic retinopathy* memungkinkan untuk tidak disadari selama beberapa tahun hingga menyebabkan kondisinya semakin parah. *Diabetic retinopathy* terjadi akibat kelainan pada mata yang dapat menyebabkan hilangnya penglihatan atau kebutaan

seseorang (Manullang, Rares, & Sumual, 2015). Hal ini diperparah ketika *diabetic* retinopathy tidak dapat dilihat secara kasat mata sehingga penderita memungkinkan untuk mengalami tingkat yang lebih parah ketika penyakit tersebut tidak disadari. Sesungguhnya Rasulullah SAW bersabda dalam Mushannaf Ibnu Abi Syaibah yang diriwayatkan oleh Ibnu Umar yang berbunyi:

Artinya:

Ibnu Umar meriwayatkan bahwa Rasulullah SAW bersabda, "Hal yang paling Allah sukai dari sesuatu yang diminta oleh hamba-Nya adalah kesehatan" (HR. Ibnu Abi Syaibah)

Seraya memohon kepada Allah SWT manusia tetap harus berusaha karena Allah tidak akan merubah keadaan hamba-Nya ketika ia juga tidak mencoba berusaha untuk sehat. Sedangkan keadaan terburuk yang dapat dialami oleh penderita diabetic retinopathy adalah kebutaan permanen. Peringatan sebagai deteksi dini terhadap adanya fitur atau objek yang mencirikan diabetic retinopathy perlu dilakukan untuk mempertimbangkan pengobatan dalam mencegah kemungkinan yang lebih buruk. Sesungguhnya Allah SWT berfirman dalam QS. Al-A'la ayat 9 yang artinya: "Oleh sebab itu berikanlah peringatan, karena peringatan itu bermanfaat". Peringatan dini terhadap terjadinya komplikasi diabetic retinopathy berkontribusi sebagai pemberi peringatan mengingat jumlah penderita diabetes mellitus terus mengalami peningkatan yang signifikan dan berpengaruh terhadap pemeliharaan kesehatan secara global pada suatu negara. Pengambilan tindakan dengan melakukan deteksi dini merupakan perbuatan yang diajarkan oleh Rasulullah SAW sebagaimana beliau bersabda:

خَيْرُ الناسِ أَنْفَعُهُمْ لِلناسِ

Artinya:

"Sebaik-baik manusia adalah yang paling bermanfaat bagi orang lain".

Diabetic retinopathy menjadi lebih parah ketika tidak dilakukan screening awal terhadap citra medis optik retina (fundus). Diabetic retinopathy merupakan akibat yang berkesinambungan terhadap sitem kerja pankreas yang tidak cukup mampu mengeluarkan hormon insulin yang berfungsi mengendalikan kadar gula dalam darah sehingga pembuluh darah pada retina kekurangan oksigen dan menyebabkan pembengkakan pada syaraf—syaraf retina mata (Yun, dkk., 2008). Kondisi ini dipengaruhi oleh pembuluh darah mikro pada retina yang bersifat kronik progresif yang mengancam sistem kerja mata.

Perkembangan yang muncul dalam mendeteksi dan analisis penyakit diabetic retinopathy telah dilakukan dalam suatu penelitian yang mengkaji tentang "Optical Coherence Tomography Angiography in Diabetic Retinopathy: A Prospective Pilot Study" oleh (Ishibazawa, dkk., 2015) dan "Detection of Microvascular Changes in Eyes of Patients with Diabetes But Not Clinical Diabetic Retinopathy using Optical Coherence Tomography Angiography" oleh (Carlo, dkk., 2015) sebagai evaluasi terhadap Optical Coherence Tomography (OCT) Angiography untuk menggambarkan kondisi klinis dari penderita diabetic retinopathy. Hasil dari Optical Coherence Tomography (OCT) Angiography ini mampu memvisualisasikan microaneurysms dan area non-perfused untuk mengevaluasi kondisi microvascular dan efek dari terapi pengobatan pada diabetic retinopathy. Kedua penelitian tersebut memiliki kesamaan pada Optical Coherence Tomography (OCT) Angiography yang menjadi fokus penelitian.

Objek analisis citra yang berbeda yaitu citra fundus dilakukan oleh A. Budai, R. Bock, A. Maier, J. Hornegger and G. Michelson tentang "Robust Vessel Segmentation in Fundus Images" dan menerapkan algoritma frangi dalam proses penyelesaiannya menggunakan hessian matrix untuk menghitung masing-masing posisi piksel x_0 beserta skalanya (Budai, dkk., 2013). Resolusi hirarki yang digunakan dimulai dengan skala 0,5 yang selanjutnya dilakukan proses ekstraksi menggunakan hessian matrix hingga didapatkan hasil keluaran berupa gambar syaraf retina dalam bentuk biner.

Identifikasi diabetic retinopathy dapat dilakukan dengan mendeteksi adanya fitur-fitur atau objek microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates seperti yang dilakukan oleh Neera Singh dan Ramesh Chandra Tripathi tentang "Automated Early Detection of Diabetic Retinopathy using Image Analysis Techniques" menggunakan konsep morfologi matematika dan menerapkan metode fuzzy clustering dalam mendapatkan ekstraksi fitur dari pembuluh atau syaraf pada retina.

Beberapa penelitian diatas terletak pada satu hal yang sama yaitu pembelajaran tentang karakteristik seperti yang dilakukan oleh Swasti Gupta dan Karandikar AM dalam melakukan pembelajaran mesin untuk menyelesaikan permasalahan diagnosis *diabetic retinopathy* (Gupta & AM, 2015). Ketiga penelitian diatas memiliki fokus objek dan metode penyelesaian yang bervariasi.

Penelitian terkait yang akan dilakukan penulis mengacu pada penelitian yang mengkaji tentang "Identification of Different Stages of Diabetic Retinopathy using Retinal Optical Images" dengan menerapkan metode backpropagation ke

dalam empat klasifikasi yaitu normal, severe NPDR, moderate NPDR dan proliferative DR yang mampu menghasilkan nilai sensitivitas sebesar 91,7% dan spesifisitas sebesar 100% serta keakuratan prediksi mencapai 84% (Yun, dkk., 2008). Penelitian lain dilakukan oleh Handayani Tjandrasa, dkk tentang "Classification of Non-Proliferative Diabetic Retinopathy Based on Hard Exudates using Soft Margin SVM" dimana metode rekonstruksi morfologi yang diterapkan mampu menghasilkan segmentasi objek dengan baik (Tjandrasa, dkk., 2013).

Terkait dengan penelitian yang dilakukan oleh Handayani Tjandrasa yang mampu memberikan hasil segmentasi dengan baik terhadap identifikasi hard exudates dan Wong Li Yun yang mampu memberikan hasil prediksi sebesar 84% menggunakan klasifikasi backpropagation, maka penelitian yang akan dilakukan penulis adalah "Klasifikasi Tingkat Keparahan Diabetic Retinopathy berdasarkan Deteksi Objek (Microaneurysms, Hemorrhages, dan Hard Exudates) menggunakan Metode Morfologi Matematika dan Backpropagation". Dua hal yang difokuskan pada penelitian tersebut adalah kemunculan objek-objek pada berbagai tingkatan diabetic retinopathy ke dalam lima klasifikasi yaitu normal, mild-NPDR, moderate-NPDR, severe-NPDR, dan proliferative menggunakan metode backpropagation. Hasil pengolahan citra yang berlaku sebagai inputan pada metode backpropagation adalah area dan perimeter objek dari proses pengolahan citra dalam mendeteksi microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates.

B. Rumusan Masalah

Beberapa permasalahan yang diambil pada penelitian ini disebutkan sebagai berikut:

- 1. Bagaimana proses pengolahan citra medis optik retina (fundus) dalam mendeteksi adanya *microaneurysms* dan *hemorrhages* yang dilakukan dalam mendeteksi objek sebagai ciri atau kelainan pada penyakit *diabetic* retinopathy?
- 2. Bagaimana proses pengolahan citra terhadap deteksi adanya *hard exudates* yang memiliki proses pengolahan citra berbeda dengan deteksi terhadap *microaneurysms* dan *hemorrhages*?
- 3. Bagaimana hasil klasifikasi terhadap lima tingkat keparahan *diabetic* retinopathy menggunakan metode backpropagation?

C. Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah tersebut tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini meliputi:

- Melakukan proses pengolahan citra medis optik retina (fundus) untuk mendeteksi adanya microaneurysms dan hemorrhages yang digunakan dalam mengidentifikasi objek sebagai ciri atau kelainan pada penyakit diabetic retinopathy
- 2. Melakukan proses pengolahan citra untuk deteksi adanya *hard exudates* yang memiliki proses pengolahan citra berbeda dengan deteksi terhadap *microaneurysms* dan *hemorrhages*

3. Mengklasifikasikan lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy* yang didasarkan pada hasil ekstraksi fitur objek menggunakan metode backpropagation

D. Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah yang diambil dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan *diabetic retinopathy* dituliskan sebagai berikut:

- 1. Citra yang digunakan pada klasifikasi tingkat keparahan *diabetic* retinopathy untuk mendapatkan kualitas objek yang dideteksi hingga mendapatkan gambar yang lebih jelas terhadap deteksi objek dalam citra medis hanya dilakukan pada citra medis optik retina (fundus).
- 2. Hasil klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy yang dilakukan tidak berujung pada analisis perawatan laser yang digunakan untuk mencegah kebutaan
- 3. Pada proses pengolahan citra dalam mendeteksi objek *hard exudates* tidak dilakukan eliminasi *optic disk*, dimana *optic disk* akan terhitung dalam ekstraksi fitur area dan perimeter objek yang dideteksi

E. Manfaat

Adapun manfaat dalam penelitian ini yang dapat diambil, ditinjau dari dua sisi yaitu manfaat teoritis dan manfaat praktis yang dituliskan sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

a. Memahami aplikasi teori metode morfologi matematika yang digunakan untuk mendeteksi objek suatu citra medis, dimana citra medis yang digunakan adalah citra medis optik retina (fundus)

- b. Metode morfologi matematika dinilai memiliki hasil keluaran yang cukup baik untuk mempelajari struktur geometri objek secara lebih jelas dimana penggunaan metode tersebut dapat dengan mudah mendeteksi suatu objek yang termuat pada data medis
- c. Metode backpropagation dapat diterapkan dengan baik untuk mengklasifikasikan lima tingkat keparahan diabetic retinopathy yang didasarkan pada empat inputan ekstraksi fitur dari dua proses pengolahan citra

2. Manfaat praktis

1. Bagi Peneliti

- a. Memahami proses pengolahan citra sebelum digunakan dalam pengujian klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy
- b. Memahami alur penyelesaian dalam pengolahan citra, terutama citra suatu penyakit atau kelainan pada tubuh manusia
- Sebagai bahan pembelajaran dalam memahami dan mempraktikkan suatu metode pada perbaikan dan pengolahan citra dengan menggunakan konsep matematis
- d. Untuk meningkatkan wawasan dan kemampuan penulis dalam melakukan penelitian, pengamatan, dan mengeksplor ide-ide yang dapat bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan

2. Bagi universitas

a. Untuk memberikan informasi tentang penerapan metode matematis dibidang keilmuan lain seperti bidang kedokteran

- Sebagai bahan pembelajaran dan masukan dalam melakukan pengembangan pada penelitian selanjutnya yang mungkin akan dilakukan oleh peneliti lain
- c. Sebagai media pembelajaran dalam memahami metode morfologi matematika dan metode backpropagation yang mampu diterapkan dalam mengklasifikasikan lima tingkat keparahan diabetic retinopathy

3. Bagi bidang kedokteran

- Memperbaiki dan mempertajam kualitas citra terhadap objek yang diamati
- 2. Untuk meminimalisir *diabetic retinopathy* yang lebih parah yang nantinya dapat digunakan untuk mempertimbangkan pengobatan laser dan sebagainya dalam mencegah hilangnya penglihatan seseorang
- 3. Meningkatkan analisis citra dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan *diabetic retinopathy* yang dilakukan dengan sistem komputasi

BABII

TINJAUAN PUSTAKA

A. Diabetes

Faktor utama yang disebutkan oleh *World Health Organization* (WHO) terhadap penyebab penyakit diabetes dipengaruhi oleh kondisi metabolik masingmasing individu seperti pola hidup sehat, konsumsi buah dan sayur, hingga kelebihan berat badan. Menurut WHO dalam (Resolution 66/2, 2011)penyakit diabetes menjadi salah satu prioritas dari empat *Non-Communicable Diseases* (NCDs) atau penyakit tidak menular yang ditargetkan oleh beberapa tokoh dunia pada *Political Declaration of the High-Level Meeting of the General Assembly on The Prevention and Control of Noncommunicable Diseases*.

Hal pendukung lain yang menunjukkan bahwa penyakit diabetes diprioritaskan adalah diabetes dapat membebankan ekonomi suatu negara terhadap sistem pemeliharaan kesehatan secara global dan jangkauan ekonomi secara global (WHO, 2016). Satu pernyataan tentang jumlah fantastis penderita diabetes yang diperkirakan selama 15 tahun kedepan terhitung sejak tahun 2015 akan mengalami kenaikan yang signifikan. Prevalensi dari estimasi penderita diabetes pada tahun 2030 mencapai angka 7,7% di seluruh dunia dimana pada tahun 2010 terdapat setidaknya 285 juta orang menderita diabetes mellitus yang diestimasikan sebanyak 6,4% didominasi oleh negara berkembang atau negara berpenghasilan menengah (Nentwich & Ulbig, 2015). Faktor utama yang dipertimbangkan pada penyakit diabetes, penyakit ini dapat menyebabkan komplikasi serius pada organ tubuh vital hingga menyebabkan kematian.

Di Indonesia, penyakit diabetes menjadi salah satu penyakit pembunuh tertinggi urutan tiga yang diungkapkan oleh *Sample Registration Survey* 2014. Sementara, data *International Diabetic Federation* (IDF) menunjukkan jumlah penyandang diabetes di Indonesia diperkirakan sebesar 10 juta yang menempati urutan ketujuh tertinggi di dunia. Pernyataan tersebut dilatarbelakangi oleh berbagai komplikasi yang berkembang menyerang anggota tubuh lain seperti mata, ginjal, dan jantung hingga menyebabkan kematian.

Komplikasi diabetes mellitus cenderung tidak disadari oleh penderita hingga menyebabkan kondisinya menjadi rentan dan semakin parah. Secara garis besar, komplikasi diabetes dibagi menjadi dua yaitu pada mikrovaskular (pembuluh darah kecil) dan makrovaskular (pembuluh darah besar). Beberapa komplikasi yang termasuk ke dalam komplikasi mikrovaskular diantaranya neuropathy, nephropathy, dan retinopathy. Sedangkan komplikasi makrovaskular meliputi penyakit cardiovascular, stroke, dan Peripheral Artery Disease (PAD) (Papatheodorou, dkk., 2018).

1. Diabetes Mellitus

Diabetes mellitus disebut sebagai *silent killer* karena penyakit ini sering tidak disadari dan baru diketahui ketika penderita mengalami komplikasi di bagian tubuh lain (Kementerian Kesehatan RI, 2014). Diabetes mellitus terjadi ketika kondisi tubuh mengalami gangguan metabolik menahun yang diakibatkan oleh meningkatnya kadar gula dalam darah. Menurut Nani Suryani dalam (Wilson, 2005), diabetes mellitus merupakan penyakit multifaktorial yang dipengaruhi oleh

sindroma hiperglikemia kronis dan gangguan metabolisme seperti lemak, karbohidrat, dan protein yang disebabkan oleh infusiensi sekresi insulin, reaksi insulin atau bahkan keduanya. Kondisi ini terjadi ketika pankreas tidak mampu menghasilkan hormon insulin atau tubuh tidak dapat menggunakan insulin yang diproduksi secara efektif untuk mengontrol kadar gula darah.

Kondisi diabetes mellitus menyebabkan tubuh tidak dapat merubah glukosa dalam darah menjadi sumber energi bagi sel. Karena sel-sel pada tubuh kekurangan energi maka penderita diabetes mellitus akan mudah merasa lemas hingga meresponnya dengan rasa lapar dan haus yang berlebihan. Apabila konsumsi karbohidrat dalam tubuh banyak sedangkan hormon insulin yang mengontrol kadar gula dalam darah tidak dapat diproduksi semestinya maka penumpukan glukosa dalam darah juga akan semakin meningkat. Hal inilah yang melatarbelakangi timbulnya penyakit diabetes mellitus atau kencing manis.

Faktor risiko penyebab penyakit diabetes mellitus ada pada dua sisi yaitu faktor keturunan dan faktor lingkungan. Beberapa faktor lingkungan yang memicu timbulnya penyakit diabetes mellitus diantaranya:

- 1. Gaya hidup
- 2. Resistensi insulin
- 3. Usia
- 4. Obesitas

- 5. Pola makan
- 6. Aktivitas fisik
- 7. Gaya hidup

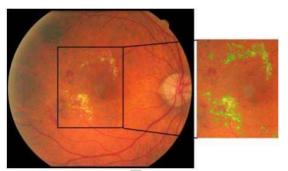
Secara global, diabetes mellitus dibedakan atas dua tipe. Diabetes tipe 1 (T1D) terjadi ketika sistem imun mengalami kerusakan fatal pada sel beta di endokrin pankreas yang menyebabkan hormon insulin kekurangan vitamin (Stitt, dkk., 2015). Faktor penyebab T1D dipicu oleh faktor lingkungan individu yang mana secara genetik memiliki predisposisi (Ekoe, dkk., 2013). Meskipun menurut (WHO, 2016) penyebab pasti T1D tidak diketahui dan tidak dapat dicegah sehingga harus mendapat pemberian insulin secara intensif namun, T1D dapat diidentifikasi dengan melakukan *screening* terhadap *Glutamic Acid Decarboxylase Antibodies* (GADAs) and *Islet Antigen-2 Antibodies* (IA-2As) pada masa kanak-kanak. *Screening* awal tersebut dapat mengembangkan penyakit T1D selama 27 tahun kedepan yang memberikan sensitivitas sebesar 61% pada selang kepercayaan 95% (Ekoe, dkk., 2013).

Diabetes tipe 2 (T2D) menurut (WHO, 2016) disebabkan oleh kondisi upnormal dari pankreas yang tidak dapat menghasilkan hormon insulin dalam mengontrol kadar gula darah. Seperti yang disebutkan oleh (WHO, 2016), (Nentwich & Ulbig, 2015), dan (Kementerian Kesehatan RI, 2014) menyatakan bahwa penderita T2D mendominasi kasus terbanyak penyakit diabetes di dunia. *Diabetic retinopathy*

menjadi komplikasi *neurovascular* yang dapat terjadi pada penderita diabetes tipe 1 dan 2. Komplikasi ini terjadi pada rentang usia 20-74 tahun yang banyak terjadi pada negara berkembang (Solomon, dkk., 2017). Tidak hanya itu, menurut (Hu G, 2004) pada (Ekoe, dkk., 2013) sindrom metabolik yang diderita oleh pre-diabetes terutama pada kondisi *Oral Glucose Tolerance Test* (OGTT) atau *Glycated Hemoglobin* (A1C) mencapai 6,0% hingga 6,4% yang tidak hanya berpeluang menderita T2D namun juga meningkatkan risiko terhadap komplikasi *macrovascular*.

2. Diabetic Retinopathy

Diabetic retinopathy akan muncul sebagai risiko dalam jangka panjang akibat kondisi pankreas yang tidak mampu mengontrol kadar gula dalam darah. Penyakit ini merupakan komplikasi jangka panjang yang terjadi pada penderita diabetes mellitus atau kencing manis. Komplikasi ini terjadi pada pembuluh darah kecil atau mikrovaskular khususnya mata. Risiko tersebut akan menunjukkan kondisi abnormal pada bagian dan anatomi mata yang dapat mengganggu fungsi-fungsi struktur mata hingga menyebabkan hilangnya penglihatan. Tentunya langkah screening awal dapat dilakukan untuk mempertimbangkan pengobatan laser dan sebagainya yang disesuaikan dengan komplikasi yang terjadi. Visualisasi komplikasi pada struktur mata yang mengakibatkan hilangnya penglihatan ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Hard exudates pada citra fundus Sumber: (Zhang, dkk., 2014)

Identifikasi kemunculan microaneurysms menjadi tanda awal Kondisi diabetic retinopathy. lebih buruk terjadi ketika microaneurysms semakin bertambah dan menyebabkan beberapa pembuluh darah retina mengalami iskemia. Kondisi ini dapat berkembang hingga menyebabkan pendarahan yang ditandai dengan kemunculan hard exudates hingga pertumbuhan pembuluh darah baru yang cepat dan rapuh. Deteksi dini tingkat keparahan diabetic retinopathy dilakukan terhadap adanya objek microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates yang kemudian diklasifikasikan ke dalam lima tingkat keparahan diabetic retinopathy.

Kemunculan *hard exudates* pada struktur mata seperti Gambar 2.1 ditunjukkan oleh objek berwarna putih atau kuning yang mengidentifikasi terjadinya penyakit *diabetic retinopathy*. Kondisi ini terjadi pada tipe *Non-Proliferative Diabetic Retinopathy* (NPDR) atau belum menandakan komplikasi pada stadium lanjut. Namun, ketika *hard exudates* berukuran kecil dan terlihat memiliki struktur yang halus maka ia akan terlihat sebagai *microaneurysms* yang mengidentifikasi awal *diabetic retinopathy*.

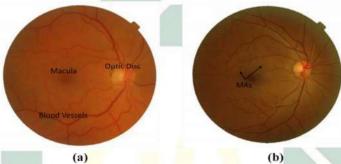
Beberapa tanda yang menunjukkan komplikasi *diabetic* retinopathy ditandai dengan adanya microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates yang dapat mengganggu suplai oksigen pada syarafsyaraf mata.

Secara global, penderita diabetic retinopathy diklasifikasikan ke dalam dua tipe yaitu Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR) dan Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR). Sedangkan dalam penelitian ini dua tipe diabetic retinopathy tersebut dibedakan ke dalam lima tingkatan diantaranya normal, mild Non-Proliferative Diabetic retinopathy (mild-NPDR), moderate Non-Proliferative Diabetic retinopathy (moderate-NPDR), severe Non-Proliferative Diabetic retinopathy (severe-NPDR), dan Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR). Lima tingkatan diabetic retinopathy tersebut dijabarkan sebagai berikut (Yun, dkk., 2008):

- a. Normal: kondisi mata tidak mengalami gangguan dan berfungsi secara semestinya sehingga pada mata normal struktur mata tidak mengandung unsur *microaneurysms*, *hemorrhages* maupun *hard exudates*.
- b. *Mild*-NPDR: pada tahap ini akan terdapat pembengkakan kecil pada *microvaskular* retina yang disebut dengan *microaneurysms* seperti pada Gambar 2.2 b.

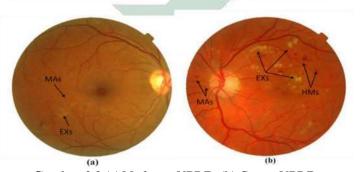
Struktur mata yang ditandai oleh kondisi awal kemunculan dari *microaneurysms* ini dapat ditujukan untuk mendeteksi atau

diagnosa awal terhadap kondisi penglihatan penderita *diabetic* retinopathy. Keakuratan dalam mendeteksi kemunculan microaneurysms ini merupakan langkah kritis yang menentukan dalam mendeteksi penyakit diabetic retinopathy karena kondisi abnormal pertama kali yang dialami pada struktur mata adalah kemunculan microaneurysms (Akram, dkk., 2013).



Gambar 2.2 (a) Mata normal, (b) Mild NPDR Sumber: (Akram, dkk., 2013)

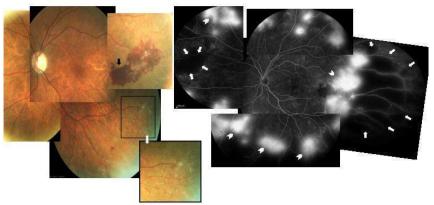
c. *Moderate*-NPDR: kondisi abnormal mulai berkembang akibat *microvaskular* retina yang berfungsi untuk memberi nutrisi terhambat karena *microaneurysms* pada beberapa pembuluh darah kecil retina semakin berkembang.



Gambar 2.3 (a) Moderate NPDR, (b) Severe NPDR

d. Severe-NPDR: banyaknya microaneurysms yang terbentuk menyebabkan area pada retina tidak mendapatkan suplai darah dan menyebabkan tanda iskemia atau kekurangan oksigen

seperti pendarahan pada pembuluh darah dan kondisi abnormal atau kelainan pada *microvascular* intraretinal. Kondisi ini ditandai dengan adanya *hemorrhages* sebagai ciri dari pendarahan pada pembuluh darah di sekitar area retina.



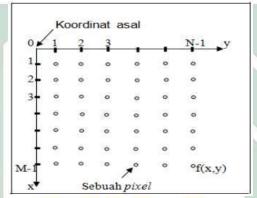
Gambar 2.4 PDR (panah putih) Sumber: (Stitt, dkk., 2015)

e. *Proliferative Diabetic Retinopathy*: tahapan ini berada pada stadium lanjut yang ditandai dengan vasoproliferatif yang dihasilkan oleh retina hingga menyebabkan pertumbuhan pembuluh darah baru yang abnormal dan rapuh.

B. Citra Digital

Secara umum, pembentukan citra dibedakan atas dua tipe yaitu citra kontinu dan citra diskrit. Pembentukan pada citra kontinu didasarkan pada hasil sistem optik yang menerima sinyal analog, sedangkan citra diskrit dihasilkan melalui proses digitalisasi terhadap citra kontinu. Proses digitalisasi diartikan sebagai perubahan nilai pada citra kontinu menjadi nilai-nilai dalam bentuk diskrit yang membuat citra tersebut dapat diolah lebih lanjut. Contoh dari citra diskrit diantaranya kamera digital atau *scanner* dimana citra digital termasuk ke dalam jenis citra diskrit.

Data dalam bentuk teks dan citra tentu memiliki karakteristik yang berbeda dimana dalam data citra memuat banyak informasi yang mampu memvisualisasikan suatu keadaan seperti pada bidang kedokteran (Apriliani & Murinto, 2013). Dalam konteks ini, citra fundus juga memiliki karakteristik objek lebih dari satu, yakni citra tersebut dapat memvisualisasikan objek microaneurysms, hemorrhages, hard exudates, dan lain sebagainya.



Gambar 2.5 Koordinat (x, y) pada citra digital Sumber: (Nafi'iyah, 2015)

Citra digital f[m,n] dapat diartikan sebagai suatu fungsi intensitas cahaya atau tingkat keabuan yang terbentuk dalam ruang 2D yang dianalogikan sebagai f(x,y) dimana x sebagai posisi baris dan y sebagai posisi kolom serta f sebagai fungsi intensitas citra pada koordinat (x,y) (Zaini, 2014) (Nafi'iyah, 2015). Penampakan citra digital terhadap ukuran matriks tertentu yang didasarkan pada koordinat (x,y) seperti pada Gambar 2.5.

Elemen-elemen citra digital diantaranya kecerahan, kontras, kontur, warna, bentuk, dan tekstur biasa digunakan untuk memanipulasi, mengolah, dan mengeksplor informasi tertentu. Citra digital dalam dunia kedokteran difungsikan untuk memvisualisasikan suatu kondisi pada tubuh yang digunakan untuk meningkatkan analisis terhadap kondisi abnormal yang mungkin terjadi pada

beberapa organ vital. Analisis citra tersebut selanjutnya digunakan untuk memutuskan tindakan khusus dalam proses pengobatan yang didasarkan pada kriteria tertentu. Beberapa jenis citra digital yang digunakan dalam bidang kedokteran meliputi *Computed Tomography Scan* (CT-Scan) dengan tipe format *Windows bitmap* (bmp), *Chest X-Ray* dengan tipe format *Joint Photographic Experts Group* (jpg) dan *Panoramic X-Ray* dengan tipe format *Portable Network Graphics* (png) yang menghasilkan karakteristik citra yang beragam. Interpretasi citra digital yang dikonversikan ke dalam bentuk matriks dituliskan pada Persamaan 2.1.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,n-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,n-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(m-1,0) & f(m-1,1) & \cdots & f(m-1,n-1) \end{bmatrix}$$
(2.1)

Dimana fungsi tersebut dibentuk oleh nilai dari m sebagai tinggi, n sebagai lebar, dan l sebagai derajat keabuan piksel-piksel komponen citra digital yang dituliskan ke dalam Persamaan 2.2.

$$f(x,y) = \begin{cases} 0 \le x \le m \\ 0 \le y \le n \\ 0 \le f \le l \end{cases}$$
 (2.2)

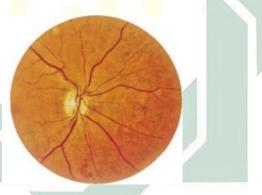
Nilai-nilai yang menyatakan posisi (x, y) pada citra digital disebut sebagai piksel yang memiliki nilai intensitas beragam baik itu citra $gray\ scale$, citra biner, maupun citra RGB. Nilai intensitas tersebut akan memberikan interpretasi pada citra dan menyusun secara keseluruhan piksel-piksel citra digital sebagai sistem koordinat.

1. Jenis Citra

Tiga jenis citra dibedakan pada nilai intensitas piksel masingmasing citra yang akan mempengaruhi proses pengolahan citra. Tiga jenis citra tersebut diantaranya citra RGB atau citra warna, citra *gray scale*, dan citra biner.

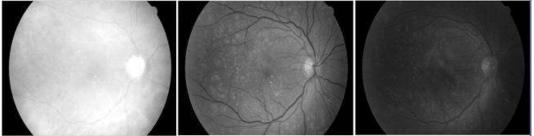
a. Citra RGB

Citra RGB merupakan jenis citra yang disajikan dalam 3 komponen warna yaitu R (merah), G (hijau), dan B (biru) dimana setiap komponen warna disajikan dalam 8 bit yang nilainya berkisar antara 0-255.



Gambar 2.6 (a) Citra RGB

Citra RGB dibentuk oleh 3 matriks *gray scale* yang memiliki sebaran nilai intensitas piksel 0-255 sehingga apabila dilakukan pengambilan *layer* terhadap *layer* R, *layer* G, dan *layer* B maka citra yang terbentuk akan memiliki sebaran intensitas piksel seperti citra *gray scale*. Contoh citra digital warna ditunjukkan pada Gambar 2.6 (a) dan pengambilan *layer* R, G, dan B ditunjukkan pada Gambar 2.6 (b).



Gambar 2.6 (b) Pengambilan layer R-layer G-layer B

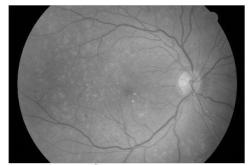
Berdasarkan Gambar 2.6 (b) menunjukkan bahwa *layer* G memiliki penampakan yang lebih bagus dibandingkan *layer* R dan *layer* B sehingga dalam penelitian ini peningkatan analisis citra yang digunakan untuk pengolahan dalam mendeteksi objek *microaneurysms, hemorrhages,* dan *hard exudates* pada *diabetic retinopathy* digunakan citra *layer* G untuk selanjutnya dilakukan *pre-processing,* segmentasi citra, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

b. Citra Gray scale

Berbeda dengan citra RGB, citra *gray scale* disajikan dalam sebaran dua warna yaitu putih dan hitam yang memiliki nilai intensitas 256 warna keabuan dengan tingkat keabuan yang berkisar antara 0 hingga 255 dimana nilai 0 sebagai warna hitam dan nilai 255 sebagai putih.

Tabel 2.1 Tabel skala keabuan

Skala keabuan	Rentang nilai keabuan	Ke dalaman piksel
21	0,1	1 bit
2 ²	0 hingga 7	2 bit
23	0 hingga 15	3 bit
28	0 hingga 255	8 bit



Gambar 2.7 Contoh citra gray scale

Tingkat keabuan pada citra digital merupakan jumlah dari pangkat 2, yaitu $l=2^{\beta}$ dimana nilai β merupakan jumlah bit yang merepresentasikan tingkat kecerahan suatu citra seperti pada Tabel 2.1.

Perhitungan yang digunakan untuk mengubah citra RGB menjadi citra *gray scale* dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata dari ketiga warna tersebut pada setiap *layer* R, *layer* G, dan *layer* B. Persamaan matematisnya dituliskan sebagai berikut.

$$s = \frac{R+G+B}{3} \tag{2.3}$$

Dimana:

s: nilai gray scale

R: nilai intensitas piksel *layer* R

G: nilai intensitas piksel layer G

B: nilai intensitas piksel *layer* B

c. Citra Biner

Citra biner dapat diartikan sebagai suatu citra yang memiliki sebaran warna antara hitam dan putih dimana warna putih diinisialisasikan dengan angka 1 dan warna hitam yang diinisialisasikan dengan angka 0. Pada Gambar 2.8 warna putih menandakan sebagai objek dan warna hitam sebagai latar belakang citra.



Gambar 2.8 Contoh citra biner Sumber: (Ranamuka & Meegama, 2013)

C. Pre-processing Citra

Pemrosesan awal atau *pre-processing* pada pengolahan citra dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra sebelum digunakan dalam proses segmentasi dan ekstraksi fitur. Beberapa pengolahan citra yang dilakukan dalam *pre-processing* menentukan hasil perbaikan citra dan keberhasilan metode pengolahan citra selanjutnya. *Pre-processing* pada satu citra dengan citra yang lain akan memiliki perlakuan yang berbeda yang bergantung pada jenis objek yang akan diamati. Teknik pengolahan perbaikan citra dibedakan atas dua kelompok yaitu teknik pada domain spasial dan domain frekuensi. Perbedaan teknik tersebut terlihat pada manipulasi piksel yang dilakukan secara langsung pada citra domain spasial sedangkan pada domain frekuensi dilakukan manipulasi terhadap transformasi fourier suatu citra. Pemrosesan pada domain spasial dinyatakan ke dalam Persamaan 2.4.

$$g(x,y) = T[f(x,y)]$$
(2.4)

Dimana:

f(x,y): Citra input

g(x, y): Citra hasil

T: Operator terhadap f yang didefinisikan terhadap ketetanggaan dari (x, y)

Beberapa jenis pengolahan perbaikan citra diantaranya:

- 1. Perbaikan kontras, perbaikan ini dilakukan untuk memberbaiki kualitas citra untuk lebih mudah diinterpretasikan
- 2. Mengubah citra menjadi *gray scale*, citra *gray scale* ini merupakan perbaikan citra yang sering dilakukan karena citra RGB memilki sebaran hingga 16 juta warna. Namun, apabila citra dikonversikan ke dalam dua skala warna yaitu hitam dan putih maka tingkat interpretasi pada citra tersebut akan lebih mudah untuk dianalisis
- 3. Penapisan derau, dilakukan untuk menghilangkan derau pada citra yang akan mempengaruhi kualitas perbaikan citra sebagai pemrosesan awal
- 4. Transformasi berfungsi untuk menghasilkan citra digital yang memiliki kekontrasan lebih tinggi dibandingkan dengan citra asli. Tranformasi ini mengacu pada perbaikan intensitas piksel pada citra masukan dan akan memperbaiki intensitas piksel pada citra keluaran di lokasi yang sama

1. Pengambilan Layer G

Pengambilan *layer* G merupakan salah satu langkah yang dilakukan dalam *pre-processing* pada permasalahan tentang klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* dimana pengambilan *layer* G ini

dapat merubah jenis citra RGB ke dalam citra yang berada pada skala keabuan 0-255. Pengambilan *layer* G merupakan satu dari tiga komponen matriks keabu-abuan yang membentuk citra jenis RGB. *Preprocessing* yang dilakukan dengan pengambilan *layer* G memiliki tingkat kejelasan yang lebih baik dibandingkan merubah citra RGB menjadi *gray scale*.

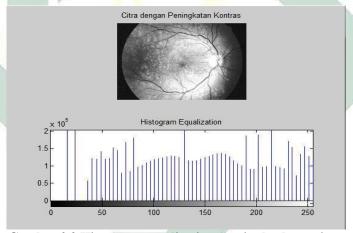
Perubahan citra jenis RGB ke dalam citra *gray scale* akan memiliki kualitas citra keabuan yang berbeda. Hal ini dilatarbelakangi oleh sebaran nilai intensitas yang berbeda pula. Perubahan citra jenis RGB menjadi *gray scale* dilakukan menggunakan Persamaan 2.3 dimana perubahan nilai intensitas dari citra awal RGB didasarkan pada perhitungan dari ketiga komponen nilai intensitas piksel pada masingmasing *layer*.

2. Histogram Equalization (HE)

Histogram merupakan tampilan bentuk grafis yang digunakan untuk menunjukkan distribusi data secara visual atau seberapa sering suatu nilai yang berbeda itu terjadi dalam suatu kumpulan data (Kho, 2018). Histogram juga dapat diartikan sebagai suatu grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas piksel. Manfaat dari penggunaan histogram adalah memberikan informasi mengenai variasi dalam proses dan membantu manajemen dalam membuat keputusan sebagai upaya dalam peningkatan proses yang berkesinambungan (Murinto d., 2008). Manfaat dari penggunaan histogram adalah untuk

memberikan informasi mengenai variasi dalam suatu bentuk grafis dimana informasi tersebut akan digunakan untuk proses selanjutnya yang membutuhkan data secara visual. Data yang dimaksud adalah citra yang akan diproses dengan beberapa metode.

Histogram memiliki banyak penggunaan dan manfaat dalam proses pengolahan citra seperti menentukan parameter digitalisasi dan pemilihan batas ambang. Puncak histogram pada suatu citra menunjukkan intensitas piksel yang menonjol dimana lebar puncak menunjukkan rentang kontras dari Gambar.



Gambar 2.9 Histogram equalization derajat keabuan citra

Suatu citra yang memiliki kontras lebih terang atau terlalu gelap maka citra tersebut memiliki histogram yang sempit dimana histogramnya terlihat hanya menggunakan setengah daerah derajat keabuan. Suatu citra dikatakan baik apabila daerah derajat keabuannya memiliki distribusi yang merata pada setiap nilai intensitas piksel secara penuh yang ditunjukkan pada Gambar 2.9.

Peningkatan kualitas citra merupakan proses yang sangat penting yang menentukan hasil segmentasi pada proses selanjutnya. Pada kasus perbaikan kontras citra fundus yang memiliki tekstur objek *diabetic retinopathy* berukuran kecil seperti *microaneurysms, hemorrhages*, dan *hard exudates* dapat menerapkan metode HE dengan hasil yang efektif dalam meningkatkan kualitas citra hingga mampu meningkatkan bagian tekstur citra (Hadinegoro, Ahmad, & Arifyanto, 2012).

Menurut pengertian lain, HE digunakan untuk memperoleh sebaran histogram (diagram) yang merata untuk mendapatkan sebaran tingkat keabuan dengan jumlah piksel yang relatif sama (Munir, 2004). Proses dari normalisasi histogram ini dilakukan dengan membagi jumlah piksel dalam citra yang memiliki tingkat keabuan dengan jumlah piksel dalam citra. Perhitungan HE dituliskan pada Persamaan 2.5 hingga 2.7 berikut (Woods, Gonzalez, & Richard, 2004).

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n}$$
, dengan $r_k = \frac{k}{L}$ (2.5)

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k P_r(r_j)$$
 (2.6)

$$= \sum_{j=0}^{k} \frac{n_j}{n} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$$

$$S_k = S_k + P_r(r_k) (2.7)$$

Dimana:

k : Rentang nilai derajat keabuan

L : Derajat keabuan terbesar

 r_k : Rata-rata derajat keabuan awal

 $P_r(r_k)$: Ekualisasi awal histogram

 n_k : Jumlah seluruh piksel

 S_k : Rata-rata derajat keabuan baru (frekuensi kumulatif)

 $P_s(S_k)$: Ekualisasi akhir histogram

Apabila telah dilakukan pemerataan histogram sebagai *pre- processing* maka citra yang berada pada skala keabuan tersebut tidak
memiliki kecondongan pada intensitas citra yang rendah atau tinggi.

Proses HE dalam perbaikan kualitas citra dapat dilakukan sekali pada
keseluruhan citra (*global histogram equalization*) atau dilakukan
beberapa kali pada setiap blok citra (Lusiana, Hartono, & Veronica,
2014).

3. Adaptive Histogram Equalization (AHE)

Adaptive Histogram Equalization (AHE) merupakan pengembangan metode perbaikan kualitas citra HE yang diperkenalkan oleh Pizer (1987) untuk diterapkan pada citra natural dan citra medis yang mampu memberikan kejelasan objek lebih baik (Lusiana, Hartono, & Veronica, 2014). Proses perbaikan kontras AHE memiliki dasar yang sama dengan metode HE. Apabila HE melakukan perhitungan ekualisasi histogram sebanyak satu kali untuk seluruh citra pada setiap blok, maka pada metode AHE ekualisasi histogram dilakukan beberapa kali untuk masing-masing blok citra berukura $n \times n$.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Lusiana, Hartono, & Veronica, 2014) yang mengkaji tentang "Pengaruh Pra-Proses Perbaikan Kontras pada Hasil Pencarian Citra" menunjukkan bahwa proses pembelajaran terhadap adanya fitur pada citra memberikan hasil pencarian citra yang lebih baik dibandingkan dengan metode HE dengan perbandingan 53,33% untuk metode AHE dan 46,67% untuk metode HE.

4. Citra Negatif

Citra negatif terbentuk dari sebaran nilai intensitas piksel asli yang dioperasikan dengan nilai intensitas maksimum dari citra. Apabila nilai maksimum intensitas citra bernilai 255 maka nilai intensitas piksel 18 dari citra asli akan berubah menjadi 207. Hasil nilai intensitas dari citra negatif akan selalu berkebalikan dari citra asli karena setiap piksel pada citra negatif diperoleh dari hasil pengurangan nilai maksimum citra dengan nilai intensitas citra sebelumnya. Proses pengolahan citra negatif dapat dijadikan pedoman untuk meningkatkan detail fitur putih pada citra yang memilki latar belakang hitam lebih dominan dari suatu citra. Penerapan citra negatif ini mampu menghasilkan visualisasi yang lebih baik dari suatu fitur pada citra medis. Representasi perubahan nilai intensitas piksel citra negatif tersebut ditunjukkan pada Gambar 2.10 menggunakan Persamaan 2.8 berikut.

$$I' = 255 - I \tag{2.8}$$

Dimana:

I': nilai intensitas citra negatif

I : nilai intensitas citra sebelumnya

255	45	123	Complement	0	210	132
200	18	67	Complement	55	237	188
145	111	232	→	110	144	23
0	23	43		255	232	212
150	55	255		105	200	0

Gambar 2.10 Intensitas citra negatif

D. Segmentasi Citra

Pengolahan citra digital yang dilakukan dalam penelitian ini mencakup aspek segmentasi citra dan ekstraksi fitur. Segmentasi citra menurut Gonzales dan Wintz tahun 1987 diartikan sebagai proses pembagian citra ke dalam beberapa wilayah yang homogen yang didasarkan pada kriteria tingkat intensitas keabuan suatu piksel dengan ketetanggaannya. Hasil pemrosesan segmentasi citra dapat digunakan untuk proses klasifikasi dan identifikasi. Beberapa proses segmentasi citra yang dapat digunakan adalah *thresholding, region growing, region splitting,* dan *merging* (Wijaya & Tjiharjadi, 2009).

Proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur yang digunakan untuk mengidentifikasi bentuk-bentuk dari suatu objek pada citra. Hasil ekstraksi fitur ini dapat berupa perimeter dan area yang dalam hal ini ditunjukan pada perimeter dan area objek *microaneurysms, hemorrhages,* dan *hard exudates*. Selanjutnya hasil ekstraksi fitur dapat digunakan sebagai proses klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* ke dalam kelas-kelas objek untuk mengurangi keambiguan terhadap analisis citra yang dikaji. Beberapa metode yang akan digunakan dalam

proses segmentasi citra untuk identifikasi objek yang mencirikan *diabetic* retinopathy dipaparkan sebagai berikut.

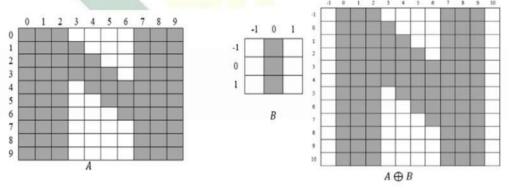
1. Operasi Morfologi

Operasi morfologi merupakan suatu proses dalam pengolahan citra yang didasarkan pada proses modifikasi setiap titik sesuai dengan kebutuhan. Macam-macam operasi modifikasi citra dibedakan atas beberapa jenis diantaranya operasi titik, operasi global, operasi geometrik, operasi temporal, operasi banyak titik bertetangga, dan operasi morfologi. Operasi morfologi sendiri diartikan sebagai operasi yang didasarkan pada segmen atau bagian dalam citra yang menjadi perhatian (Ekanita, 2004). Bagian citra yang menjadi perhatian pada penelitian ini adalah microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates.

Teknik yang sering digunakan dalam operasi morfologi meliputi operasi dilasi, operasi erosi, operasi pembukaan (*opening*), dan operasi penutupan (*closing*). Struktur elemen dalam operasi morfologi menjadi dasar yang menentukan ketepatan hasil pengenalan objek yang terkandung pada citra. Struktur elemen diartikan sebagai suatu himpunan berupa *sub-image* kecil yang difungsikan untuk mengenali bentuk-bentuk objek pada citra (Prasetyo, 2012). Macam-macam bentuk struktur elemen diantaranya *octagon, rectangle, diamond, pair, periodicline, line, disk, square*, dll. Setiap macam bentuk dari struktur elemen dengan nilai R (jarak atau jumlah piksel dari titik pusat) tertentu mengindikasikan bahwa komponen nilai yang terbentuk pada struktur

elemen tersebut bernilai 1 dimana titik origin struktur elemen berada pada pusat simetri.

Operasi morfologi dilasi merupakan suatu proses atau teknik yang dilakukan untuk memperbesar objek pada citra dengan menambah lapisan disekeliling objek. Teknik dilasi ini dapat dilakukan pada jenis citra biner dan citra *gray scale*. Teknik ini berpedoman atas 2 prinsip yaitu mengubah semua titik latar yang bertetangga dengan titik batas menjadi titik objek atau lebih mudahnya adalah menetapkan setiap titik yang bertetangga menjadi titik objek. Cara yang kedua adalah mengubah semua titik sekeliling titik batas menjadi titik objek dengan menetapkan semua titik tetangga sebuah titik objek menjadi titik objek. Visualisasi teknik dilasi ini ditunjukkan pada Gambar 2.11.



Gambar 2.11 Teknik dilasi

Teknik dilasi yang ditunjukkan pada gambar 2.12 didasarkan atas himpunan elemen yang diinisialisasikan sebagai A dan ruang dimensi Euclid yang didefinisikan sebagai E^N . $A,B\subseteq E^N$ menyatakan dilasi biner dari A oleh B yang dinyatakan dengan Persamaan 2.9 berikut.

$$A \oplus B = \{c \in E^N | c = a + b, a \in A, b \in B\}$$
 (2.9)

Dimana:

A : Menyatakan himpunan elemen citra biner yaitu dimensi *N* dalam warna hitam dan putih

B: Menyatakan himpunan lain elemen citra biner yaitu dimensi *N* dalam warna hitam dan putih

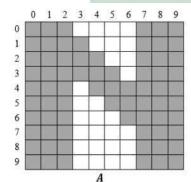
 E^N : Himpunan vektor (koordinat) dalam ruang Euclid E^N

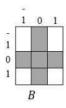
Teknik yang selanjutnya adalah teknik erosi. Erosi atau pengikisan adalah kebalikan dari dilasi yaitu teknik yang bertujuan untuk memperkecil atau mengikis tepi objek. Teknik erosi ini ditunjukkan pada Gambar 2.13. Teknik perhitungan morfologi erosi dinyatakan ke dalam Persamaan 2.10.

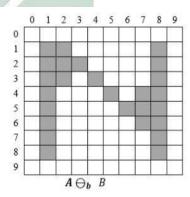
$$A \ominus B = \{ x \in E^N | x + b \in A \text{ untuk } b \in B \}$$
 (2.10)

Dimana Persamaan tersebut ekuivalen dengan

$$A \ominus_b B = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b} \tag{2.11}$$





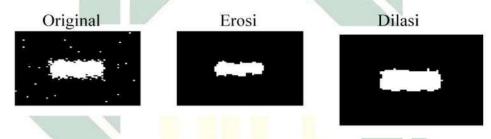


Gambar 2.12 Teknik erosi

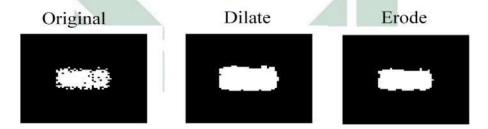
Proses erosi dapat dipandang sebagai tempat kedudukan semua pusat c yang sedemikian sehingga translasi $(B)_c$ termuat didalam himpunan A yang dituliskan ke dalam Persamaan 2.12.

$$A \ominus_b B = \{ c \in E^N; \ (B)_c \subseteq A \}$$
 (2.12)

Opening adalah proses erosi yang diikuti dengan dilasi. Dimulai dengan melakukan erosi pada citra kemudian dilanjutkan dengan operasi dilasi. Opening biasanya digunakan untuk menghilangkan noise, membuat batas obyek lebih halus, dan mampu mempertahankan ukuran obyek sama dengan ukuran sebenarnya sebelum dilakukan proses operasi morfologi. Teknik pembukaan atau opening ditunjukkan pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Teknik pembukaan (operator opening)



Gambar 2.14 Teknik penutupan (operator closing)

Closing merupakan kebalikan dari opening. Prosesnya citra terlebih dahulu dilakukan dilasi yang kemudian dilanjutkan dengan erosi. Closing bertujuan untuk memperbaiki retakan atau celah pada obyek dengan noise sekecil mungkin dan tidak berpengaruh signifikan terhadap perubahan ukuran obyek yang ditunjukkan pada Gambar 2.14.

2. Rekonstruksi Morfologi

Dasar dari pengolahan citra yang dilakukan dalam mendeteksi adanya hard exudates dalam penelitian ini menerapkan konsep rekonstruksi morfologi yang dilakukan dalam proses segmentasi untuk membedakan objek yang diamati dengan objek lainnya. Rekonstruksi dapat diartikan sebagai transformasi dari pembelajaran struktur atau bentuk objek yang didasarkan pada dua buah citra beserta dengan satu struktur elemen (Prasetyo, 2012). Dua buah citra yang dimaksud dalam konsep ini adalah sebuah marker atau penanda atau acuan sebagai titik awal dalam proses transformasi. Citra selanjutnya berlaku sebagai mask atau penutup terhadap penyelesaian kendala dari proses transformasi. Struktur elemen berlaku untuk mendefinisikan konektivitas atas dua buah citra sebagai proses rekonstruksi.

Citra yang berlaku sebagai mask diinisialisasikan sebagai g sedangkan f menginisialisasikan citra marker dimana rekonstruksi morfologi g dari f dinyatakan sebagai $R_g(f)$ yang didefinisikan dengan tahap-tahap sebagai berikut (Prasetyo, 2012):

- a. Inisialisasi h_1 menjadi marker citra f
- b. Tentukan struktur elemen B yang akan diterapkan
- c. Ulangi perhitungan Persamaan 2.13

$$h_{k+1} = (h_k \oplus B) \cap g \tag{2.13}$$

d. Hingga diperoleh hasil seperti Persamaan 2.14

$$h_{k+1} = h_k (2.14)$$

 $Mask\ g$ harus memuat $marker\ f$ atau marker citra f harus menjadi bagian dari g yang didefiniskan dengan Persamaan 2.15

$$f \subseteq g \tag{2.15}$$

Citra yang berlaku sebagai *mask* dan *marker* dapat berupa citra biner atau citra *gray scale*. Ketepatan dalam menentukan citra yang berlaku sebagai *mask* dan *marker* berperan penting terhadap hasil yang diperoleh dalam melakukan rekonstruksi morfologi atas dua buah citra yang berbeda.

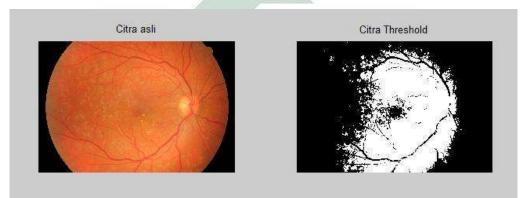
3. Thresholding

Thresholding adalah suatu proses yang digunakan untuk mengatur atau menghitung jumlah derajat keabuan pada citra. Penggunaan thresholding maka derajat keabuan bisa diubah sesuai keinginan, misalkan diinginkan menggunakan derajat keabuan 16, maka tinggal membagi nilai derajat keabuan dengan 16 (Wijaya & Tjiharjadi, 2009). Proses thresholding ini pada dasarnya adalah proses pengubahan kuantisasi pada citra, sehingga untuk melakukan thresholding dengan derajat keabuan dituliskan ke dalam Persamaan 2.16 berikut.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, jika \ f(x,y) > T \\ 0, jika \ f(x,y) \le T \end{cases}$$
 (2.16)

Persamaan 2.16 merupakan persamaan yang digunakan untuk melakukan *threshold* secara global. Sedangkan untuk *threshold* secara lokal atau regional maka berlaku jika T bergantung pada ketetanggaan dari (x, y).

Pada *thresholding* yang tinggi tidak tampak perbedaan karena keterbatasan mata, tetapi untuk *thresholding* tingkat rendah seperti 2, 4, 8, 16 tampak sekali perbedaannya. Penentuan nilai *threshold* ini akan sangat berpengaruh terhadap kualitas tingkat keabu-abuan citra yang akan dilakukan dalam proses pengolahan citra untuk mendeteksi suatu objek tertentu.



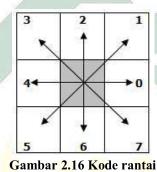
Gambar 2.15 Perbandingan citra asli dan hasil thresholding

E. Ekstraksi Fitur

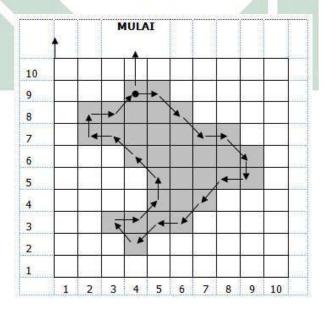
Ekstraksi fitur atau pengambilan ciri bentuk dari objek *microaneurysms*, hemorrhages, dan hard exudates didasarkan pada area dan perimeter objek. Perimeter dari objek merupakan batas terluar atau keliling yang merepresentasikan bentuk objek. Area merupakan luasan objek pada citra. Pengambilan ciri bentuk area dan perimeter dilakukan pada jenis citra biner menggunakan metode *chain code* dengan berdasar pada arah kode rantai yang ditentukan seperti pada Gambar 2.16.

Pengambilan ciri bentuk perimeter diperoleh dari perhitungan jumlah piksel yang ada di pinggiran pembuluh darah, sedangkan perhitungan area diperoleh dari jumlah piksel hitam yang ada di dalam pembuluh darah (Yun, dkk.,

2008). Ekstraksi fitur inilah yang akan digunakan dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan *diabetic retinopathy* sebagai inputan pada struktur backpropagation. Penerapan metode kode rantai untuk perhitungan area objek disusun dengan menentukan piksel pertama untuk menentukan kode arah posisi piksel pertama hingga posisi piksel terakhir yang menandakan objek dengan berdasarkan pada kode rantai yang ditunjukkan pada Gambar 2.16.



Pembacaan kode rantai dari suatu objek pada citra dilakukan berdasarkan arah jarum jam yang dicontohkan pada objek seperti Gambar 2.17.



Gambar 2.17 Objek dengan kode rantai: 077 076 455 453 012 334 201

1. Area

Perhitungan luas area objek yang ditunjukkan pada Gambar 2.17 dinyatakan berdasarkan kode rantai sebagai berikut (Putra, 2010):

Kode 0 : Area = Area + Y

Kode 1 : Area = Area + (Y + 0.5)

Kode 2 : Area = Area

Kode 3 : Area = Area -(Y + 0.5)

Kode 4 : Area = Area - Y

Kode 5 : Area = Area - (Y - 0.5)

Kode 6: Area = Area

Kode 7 : Area = Area + (Y - 0.5)

Perhitungan luas area untuk kode rantai 077 076 455 453 012 334 201 dijabarkan sebagai berikut.

Tabel 2.2 Perhitungan area kode vektor

Kode vektor	0	7	7	0	7	6	4	5	5	4
Ordinat	9	9	8	7	7	6	5	5	4	3
Area	9.0	8.5	7.5	7.0	6.5	0.0	-5.0	- 4.5	-3.5	-3.0

Yang dilanjutkan pada Tabel berikut:

Kode vektor	5	3	0	1	2	3	3	4	2	0	1
Ordinat	3	2	3	3	4	5	6	7	7	8	8
Area	-2.5	-2.5	3.0	3.5	0.0	-5.5	-6.5	- 7.0	0.0	8.0	8.5

Sehingga total luas area objek adalah $\sum Area = 21.5 \text{ units}$.

2. Perimeter

Ekstraksi fitur perimeter adalah perhitungan dari keliling objek pada citra. Perimeter dari suatu objek pada citra menyatakan panjang dari kerangka yang dihasilkan yang merupakan keliling objek. Persamaan matematisnya dituliskan pada Persamaan 2.17.

Maka nilai perimeter untuk contoh kasus objek pada Gambar 2.18 dengan kode rantai 077 076 455 453 012 334 201 panjang kerangkanya adalah

$$P = 10 + 11\sqrt{2} = 25.56 unit$$

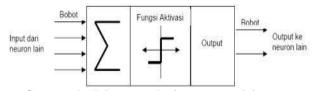
F. Artificial Neural Network (ANN)

Metode *Artificial Neural Network* yang selanjutnya disebut dengan ANN merupakan suatu metode sistem cerdas komputer yang menerapkan struktur kerja jaringan syaraf manusia. Salah satu contoh permasalahan yang menerapkan metode neural network tentang "Klasifikasi Menggunakan Metode *Hybrid Bayessian-Neural Network* (Studi Kasus: Identifikasi Virus Komputer)" mampu menghasilkan akurasi sebesar 94,12% (Rini, Farida, & Puspitasari, 2016). Sistem jaringan syaraf manusia sendiri terdiri atas milyaran neuron sebagai sel syaraf biologis dan memiliki koneksi dengan jutaan sel syaraf neuron yang lain dimana sinyal-sinyal yang didapatkan antar sel syaraf tersebut adalah sinapsis. Neuron sendiri terdiri atas tiga komponen yaitu inti sel, dendrit dan axon.

Struktur kerja neuron dimulai ketika sel syaraf tersebut mendapatkan rangsangan dari luar yang diteruskan melalui dendrit sebagai penghubung neuron

yang satu dengan yang lainnya dan meneruskannya ke inti sel untuk memproses sinyal yang masuk. Setiap satu neuron memiliki tepat satu inti sel yang disebut sebagai soma dimana ketika sinyal yang masuk melalui dendrit akan dikirim ke inti sel atau soma untuk pemrosesan sinyal, setelah diproses oleh soma maka sinyal tersebut selanjutnya dikirimkan melalui axon yang mana sinyal tersebut akan diteruskan ke dendrit pada sel saraf neuron yang lain, dan begitu seterusnya.

Jaringan syaraf tiruan memiliki struktur yang terdiri dari lapisan-lapisan yang saling berhubungan yaitu input, pembobotan, fungsi aktivasi, dan jumlah keluaran atau nilai keluaran. Proses dalam metode jaringan syaraf tiruan ini akan menghasilkan nilai keluaran yang sesuai dimana nilai bobot yang digunakan dapat dimodifikasi dengan serangkaian inputan sistem yang akan digunakan. Dalam metode jaringan syaraf tiruan ini, meskipun inputan yang digunakan lebih dari satu namun, hasil keluaran yang didapatkan juga tidak hanya menghasilkan satu keluaran melainkan dapat berupa lima hasil keluaran yang didapatkan dari proses fungsi aktivasi yang dihitung secara matematis. Struktur jaringan syaraf tersebut dapat divisualisasikan seperti Gambar 2.19 (Sasmita, Johan, & Sherwin, 2017).



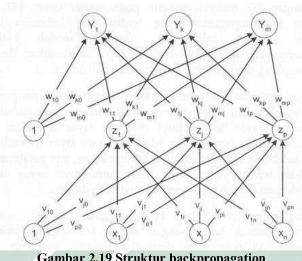
Gambar 2.18 Struktur jaringan syaraf tiruan

1. Backpropagation

Jaringan syaraf tiruan backpropagation merupakan struktur jaringan syaraf tiruan *multilayer* yang merupakan perkembangan dari struktur jaringan syaraf tiruan *single layer* dimana pada penggunaan

struktur jaringan syaraf tiruan satu *layer* ini mengalami kemunduran karena dianggap memiliki keterbatasan dalam pengenalan pola. Metode backpropagation pertama kali diperkenalkan oleh Paul Werbos sekitar tahun 1974, yang kemudian dikemukakan oleh David Parker pada tahun 1982 dan selanjutnya dipopulerkan oleh Rumelhart dengan Mc Celland pada tahun 1986. Setelah dikembangkannya struktur jaringan syaraf tiruan multilayer ini, berbagai persoalan yang berkaitan dengan identifikasi, prediksi, pengenalan pola dan sebagainya membuat metode backpropagation diminati banyak orang. Bahkan, saat ini metode backpropagation telah dikembangkan menjadi metode Adaptive Neighborhood *Modified* Backpropagation (ANMBP) dengan menggabungkan dua nilai error yaitu error linier dan error non linier (Novitasari, 2015).

Stuktur jaringan syaraf tiruan backpropagation memiliki cara kerja yang sama dengan struktur jaringan syaraf tiruan yang lain, namun stuktur kerja jaringan syaraf tiruan backpropagation memiliki proses pelatihan untuk mendapatkan keseimbangan pada kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan dan mampu memberikan respon yang tepat pada pola masukan dengan pola yang digunakan selama pelatihan, sehingga pada proses pelatihan tersebut pembobotan yang dilakukan berfungsi sebagai faktor penggali dari pola masukan yang lain.



Gambar 2.19 Struktur backpropagation

Struktur kerja jaringan syaraf tiruan multilayer pada dasarnya memiliki prinsip kerja yang sama dengan struktur kerja jaringan syaraf tiruan single layer, namun pada struktur kerja jaringan syaraf tiruan multilayer terdap<mark>at</mark> hidden layer yang biasa disebut hidden layer sebagai lapisan pembobot yang lain dan terletak diantara *input layer*dan output layer seperti pada Gambar 2.19. Adanya hidden layer dalam struktur kerja multilayer ini memiliki keunggulan dalam proses penyelesaiannya dimana struktur kerja multilayer mampu menangani masalah yang lebih kompleks dibandingkan dengan single layer namun waktu yang dibutuhkan akan lebih lama.

Langkah dalam membangun algoritma backpropagation adalah sebagai berikut:

a. Inisialisasi Jaringan

Penentuan jumlah unit hidden layer dan fungsi aktivasi yang ditunjukan oleh Persamaan 2.18. Hal ini dilakukan karena nilai keluaran yang dituju berada pada range 0-1 sehingga fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid biner.

Fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0,1) dimana *x* merupakan hasil perhitungan nilai input dengan nilai bobot pada *hidden layer* ditunjukkan pada Persamaan 2.18.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \tag{2.18}$$

Inisialisasi bobot dipilih secara random antara nilai -0,3 hingga 0,3.

- b. Propogasi maju
 - 1. Unit masukan $(X_i = 1, 2, 3, \ldots, n)$ menerima sinyal x_i kemudian memancarkan sinyal tersebut ke semua unit pada lapian tersembuyi.
 - 2. Setiap unit tersembunyi ($z_{i} = 1, 2, 3, ..., p$) menjumlahkan bobot sinyal masukan yang ditunjukkan dengan Persamaan 2.19 dimana v_{j0} merupakan bobot bias pada unit lapisan tersembunyi dan x_{i} sebagai nilai masukan

$$Z_{net j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ji}$$
 (2.19)

Dan fungsi aktivasi diterapkan untuk menghitung sinyal keluaran seperti Persamaan 2.20 menggunakan fungsi aktivasi pada Persamaan 2.18.

$$Z_j = f(Z_{net j}) (2.20)$$

Kemudian mengirim sinyal tersebut ke semua unit keluaran.

3. Setiap unit keluaran (Y_k , k = 1, 2, 3, ..., m) menjumlahkan bobot sinyal input dengan Persamaan 2.21 dimana w_{k0} merupakan bobot bias pada node keluaran dan z_j merupakan nilai pada unit lapisan tersembunyi

$$y_{net_{k}} = w_{k0} + \sum_{j=1}^{p} z_{j} w_{kj}$$
 (2.21)

Dan menerapkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal keluaran yang juga menerapkan Persamaan 2.18 pada Persamaan 2.22.

$$y_k = f(y_n e t_k) \tag{2.22}$$

- c. Propogasi mundur
 - 1) Setiap unit keluaran $(Y_k, k = 1, 2, 3, ..., m)$ menerima pola target yang sesuai dengan pola input pelatihan, kemudiaan hitung nilai *error* yang ditunjukan oleh Persamaan 2.23.

$$\delta_{k} = (t_{k} - y_{k})f'(y_{n}et_{k})$$

$$= (t_{k} - y_{k})y_{k}(1 - y_{k})$$
(2.23)

f' adalah turunan dari fungsi aktivasi.

Sedangkan perhitungan korelasi bobot, ditunjukkan dengan Persamaan 2.24 dimana α merupakan nilai learning rate yang ditentukan, δ_k merupakan nilai error, dan z_j yang merupakan unit keluaran .

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \tag{2.24}$$

Selanjutnya menghitung koreksi bias yang berpedoman pada nilai learning rate yaitu α dengan nilai error yaitu δ_k seperti pada Persamaan 2.25.

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \tag{2.25}$$

Dan mengirim δ_k ke unit-unit yang ada di lapisan paling kanan.

2) Setiap unit tersembunyi $(z_j, j = 1, 2, 3, ..., p)$ menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di kanannya) dengan Persamaan 2.26.

Persamaan 2.26 merupakan perhitungan faktor dari δ_k yang merupakan nilai error pada unit tersembunyi yang didasarkan pada kesalahan di tiap unit tersembunyi

$$\delta_{-net_j} = \sum_{k=1}^{m} \delta_k w_{kj}$$
 (2.26)

Untuk menghitung informasi error, diperlukan proses pengalian nilai Persamaan 2.26 sebagai faktor kesalahan δ unit tersembunyi dengan turunan dari fungsi aktivasinya seperti pada Persamaan 2.27.

$$\delta_{j} = \delta_{_net_{j}} f'(z_{_net_{j}}) = \delta_{_net_{j}} (1 - z_{j})$$
 (2.27)

Kemudian hitung koreksi bobot menggunakan Persamaan 2.28 dengan mengalikan nilai $learning\ rate$ dengan faktor kesalahan δ dan nilai masukan x

$$\Delta v_{ii} = \alpha \delta_i x_i \tag{2.28}$$

Setelah itu, hitung juga koreksi bias dengan mengalikan nilai *learning rate* dan nilai *error* pada unit keluaran menggunakan Persamaan 2.29.

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \tag{2.29}$$

d. Perubahan bobot

1) Setiap unit keluaran $(Y_k, k=1, 2, 3, \ldots, m)$ dilakukan perubahan bobot dan bias $(j=0,1, 2, \ldots, p)$, ditunjukan dengan Persamaan 2.30.

$$w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj}$$
 (2.30)

Setiap unit tersembunyi (z_j , j=1,2,3,...,p) dilakukan perubahan bobot dan bias (i=0,1,2,3,...,n), ditunjukan oleh Persamaan 2.31.

$$v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}$$
 (2.31)

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam golongan penelitian kuantitatif, hal ini ditunjukkan karena masalah yang diteliti merupakan masalah yang lebih umum dan memiliki wilayah yang luas serta tingkat variasi yang kompleks. Proses identifikasi dan klasifikasi yang dilakukan pada pengolahan citra digital diabetic retinopathy bersifat sistematis dan terstruktur dengan jelas. Jenis penelitian kuantitatif ini juga didukung oleh tahap-tahap penyelesaian yang melibatkan solusi matematis dengan banyak menuntut penggunaan angka, seperti nilai-nilai piksel citra yang disusun dalam bentuk matriks, pre-processing citra, dan penerapan metode matematis dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan diabetic retinopathy.

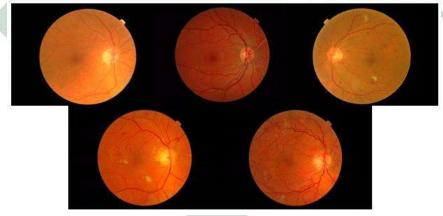
B. Lokasi Penelitian

Penyelesaian tahap-tahap *pre-processing*, segmentasi citra hingga ekstraksi fitur pengolahan citra fundus yang ditujukan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan *diabetic retinopathy* dilakukan di UIN Sunan Ampel Surabaya.

C. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra medis optik retina (fundus) yang diperoleh dari website DIARETDB. Penelitian tentang *diabetic* retinopathy ini dilakukan dengan konsentrasi penelitian yang berfokus pada fitur-fitur diantaranya microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates. Data citra digital yang digunakan dalam training dan testing berjumlah 53 data dimana 80%

data digunakan dalam proses *training* dengan jumlah 42 data untuk mendapatkan pola pada proses klasifikasi. 20% data *testing* dengan jumlah 11 data citra digunakan untuk menguji ketepatan suatu sistem yang dirancang. Proses pengujian klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* merupakan data *images* kondisi retina normal hingga yang mengalami *diabetic retinopathy proliferative* atau berkembangnya pembengkakan dan pendarahan pada syaraf mata. Selanjutnya data diklasifikasikan ke dalam lima tahapan dengan format citra tif yang fleksibel dan biasa disimpan sebagai 8 bit atau 16 bit tiap warna R, G, B. Contoh citra fundus yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Citra medis optik retina (fundus)

D. Rancangan Sistem

Deteksi terhadap kemunculan objek *microaneurysms, hemorrhages*, dan *hard exudates* didasarkan pada metode morfologi matematika yang melakukan studi tentang bentuk dan sifat-sifat suatu objek pada citra. Morfologi Matematika akan memeriksa struktur geometri citra dan mampu menghilangkan *noise* yang dapat mempengaruhi kualitas dari proses segmentasi dan hasil ekstraksi. Hal ini akan menghasilkan citra yang lebih baik sebagai pedoman dalam

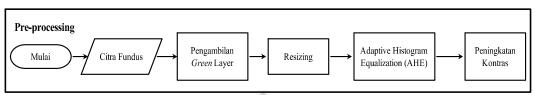
mengklasifikasikan tingkat keparahan yang didasarkan pada lima tahapan dalam diabetic retinopathy yaitu normal, mild-NPDR, moderate-NPDR, severe-NPDR, dan PDR.

Identifikasi terhadap tiga objek yang dikaji memiliki sifat citra yang berbeda. Proses pengolahan citra yang dilakukan dalam penelitian ini dibedakan atas dua proses untuk segmentasi citranya. Proses pertama dilakukan menggunakan operasi morfologi *opening*. Proses kedua menerapkan metode rekonstruksi morfologi dan daerah minimal citra yang diterapkan untuk mengidentifikasi objek *hard exudates*. Secara umum algoritma penyelesaian untuk kedua proses tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Penjabaran dari beberapa tahap yang ditunjukkan pada Gambar 3.2 dijelaskan masing-masing pada Gambar 3.3 sampai Gambar 3.5. Gambar 3.3 merupakan *pre-processing* citra yang berlaku untuk proses segmentasi *micoraneurysms* dan *hemorrhages* serta untuk proses segmentasi *hard exudates*. Tahap segmentasi yang dilakukan untuk objek *microaneurysms*, *hemorrhages* dengan *hard exudates* dilakukan dengan cara yang berbeda karena objek *hard exudates* memiliki intensitas warna yang sama dengan *optic disk* sehingga yang terdeteksi bukan objeknya melainkan pendarahan yang diakibatkan oleh

kemunculan *hard exudates* hingga menyebabkan syaraf retina mata kekurangan oksigen.

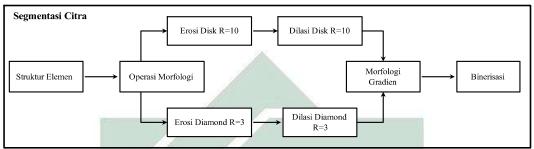


Gambar 3.3 Pre-processing citra

Tahap-tahap pada Gambar 3.3 dijabarkan sebagai berikut:

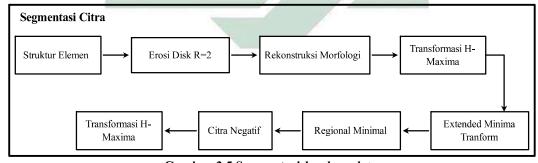
- Citra fundus yang berlaku sebagai inputan merupakan citra jenis RGB yang memiliki format data .tif
- 2. Perbaikan pertama dilakukan dengan pengambilan *layer* G untuk mendapatkan intensitas warna yang lebih sempit ke dalam rentang 0-255. Pengambilan *layer* G memiliki tingkat kejelasan objek yang lebih baik dibandingkan merubah citra RGB ke dalam *gray scale* yang melakukan pembagian nilai pada *layer* R, G, dan B dengan 3 seperti pada Persamaan 2.3.
- 3. Resizing dilakukan karena data citra fundus yang digunakan memiliki ukuran piksel yang berbeda-beda sehingga apabila tetap dilakukan maka perhitungan nilai area dan perimeter objek tidak seragam
- 4. Pemerataan kekontrasan citra dilakukan untuk mendapatkan tingkat kejelasan objek yang dilakukan pada *pre-processing* mempengaruhi proses segmentasi yang dilakukan untuk membedakan objek dengan objek yang tidak diamati

5. karena kekontrasan citra sudah merata maka selanjutnya adalah peningkatan intensitas warna untuk lebih menonjolkan intensitas piksel yang menandakan objek



Gambar 3.4 Segmentasi microaneurysms dan hemorrhages

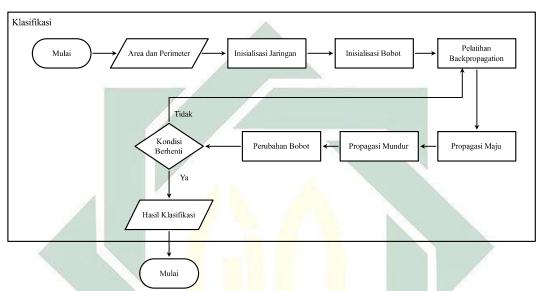
Proses segmentasi citra yang ditunjukkan pada Gambar 3.4 didasarkan pada metode operasi morfologi *opening*. Dua proses operasi *opening* akan dikurangi untuk memberikan kejelasan pada tepi objek yang lebih baik dan melakukan binerisasi untuk mendapatkan hasil segmentasi ke dalam warna hitam dan putih dimana warna putih menandakan objek sedangkan hitam menandakan latar belakang citra. Nilai area dan perimeter dari hasil segmentasi ini merupakan proses ekstraksi fitur yang berlaku sebagai inputan pada backpropagation.



Gambar 3.5 Segmentasi hard exudates

Segmentasi citra yang digunakan untuk mengidentifikasi objek *hard* exudates didasarkan pada metode rekonstruksi morfologi yang bergantung pada dua buah citra. Dua buah citra yang dipilih menentukan ketepatan hasil segmentasi yang dilakukan. Citra yang berlaku sebagai *marker* merupakan citra

hasi perbaikan kontras menggunakan AHE sedangkan citra yang berlaku sebagai *mask* adalah citra hasil erosi. Setelah proses segmentasi dilakukan, nilai area dan perimeter dari hasil segmentasi berlaku sebagai inputan pada metode backpropagation.



Gambar 3.6 Klasifikasi backpropagation

Beberapa tahap klasifikasi backpropagation dijelaskan sebagai berikut:

- 1. Inisialisasi jaringan yang dimaksud meliputi jumlah hidden layer, epoch, learning rate, fungsi aktivasi, hingga jumlah keluaran yang akan digunakan dalam proses pelatihan dalam mendapatkan pola jaringan dengan bobot terbaik yang mengacu pada nilai target. Jumlah keluaran yang digunakan dalam struktur jaringan ini berjumlah lima yang mengartikan hasil keluaran jaringan akan digunakan sebagai klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy.
- Inisialisasi bobot tidak ditentukan dalam pemrograman yang diselesaikan menggunakan software MATLAB 2013a mengingat jumlah inputan yang banyak, sehingga bobot akan diinisialisasi secara random oleh MATLAB

3. Backpropagation yang diterapkan dalam struktur jaringan ini merupakan metode *feedforward* yang akan berulang dalam mendapatkan pola terbaik dari suatu sistem yang dibangun. Apabila jumlah iterasi atau *epoch* yang telah ditentukan sudah terpenuhi maka sistem akan menghasilkan inputan yang telah terklasifikasi, namun jika tidak maka sistem akan terus berjalan hingga jumlah iterasi telah terpenuhi

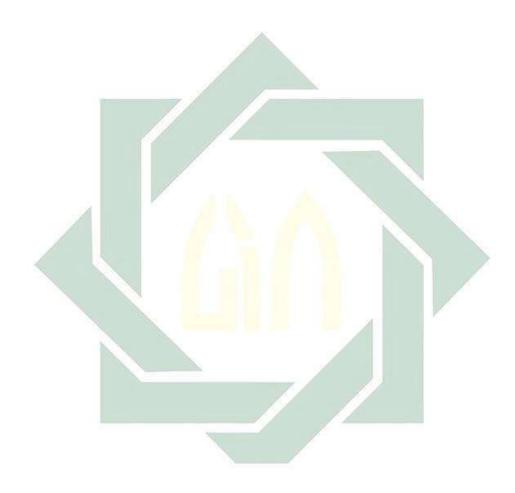
E. Teknik Analisis Data

Metode analisis yang dimaksud dalam bab ini merupakan metode yang diterapkan dalam klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy dimana metode analisis yang digunakan adalah metode backpropagation. Proses awal pengolahan citra tersebut dimulai dengan penerapan metode morfologi matematika dalam menghasilkan citra yang lebih baik dimana pada metode tersebut hasil keluaran yang diperoleh berupa kejelasan objek-objek pada mata yang mengandung unsur microanuerysm, hemorrhages, dan hard exudates.

Hasil ekstraksi fitur area dan perimeter objek citra akan diproses menggunakan metode backpropagation dimana dalam metode backpropagation tersebut citra medis optik retina atau citra fundus akan diklasifikasikan ke dalam lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy*. Lima tingkat keparahan yang diklasifikasikan meliputi normal, *mild-NPDR*, *moderate-NPDR*, *severe-NPDR*, dan PDR.

Hasil deteksi objek terhadap klasifikasi tingkat keparahan *diabetic* retinopathy tersebut dapat diterapkan untuk menghasilkan solusi komputasi citra digital yang lebih baik dibandingkan dengan analisis konvensional. Hasil

klasifikasi tersebut dapat digunakan untuk merencanakan pengobatan laser pada penderita *diabetic retinopathy* dalam meminimalisisr hilangnya penglihatan pada pasien.



BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Data

Identifikasi dan klasifikasi terhadap adanya objek seperti *microaneurysms*, hemorrhages, dan hard exudates pada citra medis optik retina atau citra fundus disajikan dalam jenis citra RGB yang tersusun atas tiga komponen warna yaitu Red, Green, dan Blue. Citra ini dapat memvisualisasikan perbedaan warna antara struktur mata dan objek yang menjadi kondisi abnormal yang mencirikan terjadinya diabetic retinopathy.

Identifikasi yang dilakukan pada citra fundus secara kasat mata dalam mendeteksi beberapa objek yang mencirikan terjadinya diabetic retinopathy akan memiliki kelemahan pada tingkat ketelitian dan keakuratannya. Hal ini dikarenakan setiap akuisisi citra fundus yang dihasilkan memiliki tingkat kecerahan yang berbeda-beda yang berdampak pada tingkat kejelasan objek yang diamati. Sistem komputasi terhadap pengolahan citra fundus dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, melakukan segmentasi citra dan ekstraksi fitur untuk membedakan objek yang diamati dengan objek lainnya. Pengolahan data citra fundus yang dilakukan dengan sistem komputasi dapat bekerja secara efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan berbagai tahapan tingkat keparahan diabetic retinopathy.

Pengolahan citra fundus yang dilakukan dengan program Matlab 2013a untuk mendeteksi tiga objek yaitu *microaneurysms, hemorrhages,* dan *hard exudates* dilakukan atas dua proses pengolahan yang berbeda. Hal ini

dilatarbelakangi oleh ciri objek yang berbeda pula. Pengolahan citra pertama dilakukan untuk mendeteksi adanya *microaneurysms* dan *hemorrhages* menggunakan dua operasi morfologi *opening*. Sedangkan pengolahan citra yang kedua dilakukan untuk mendeteksi adanya *hard exudates* dengan didasarkan pada proses rekonstruksi morfologi. Perbedaan proses ini dilakukan karena objek *hard exudates* memiliki warna yang sama dengan *optic disk* sehingga apabila dilakukan bersamaan dengan pengolahan citra deteksi *microaneurysms* dan *hemorrhages* maka hasilnya bukan objek *hard exudates* yang terdeteksi melainkan pendarahan pada pembuluh darah yang terjadi akibat iskemia atau kekurangan oksigen. Tanda iskemia tersebut akan lebih mudah terdeteksi dibandingkan *hard exudates* karena memiliki nilai intensitas piksel yang lebih tinggi dibandingan nilai intensitas dari *hard exudates*.

B. Identifikasi Microaneurysms dan Hemorrhages

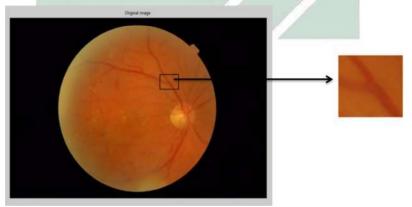
Objek *microaneurysms* dan *hemorrhages* yang dilakukan pada proses pengolahan citra pertama dipilih karena kedua objek memiliki ciri yang sama dibandingan dengan objek *hard exudates*. Deteksi *microaneurysms dan hemorrhages* yang dilakukan tidak menghilangkan syaraf mata untuk memisahkan objek dengan selain objek yang tidak diamati karena hal ini membutuhkan metode yang lebih. Pengolahan citra pada penelitian ini terbagi ke dalam tiga tahapan yaitu *pre-processing* yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra agar penerapan metode selanjutnya dapat menghasilkan kualitas citra yang lebih baik, selanjutnya adalah segmentasi citra yang dilakukan untuk memisahkan latar belakang dan objek yang di deteksi menggunakan operasi morfologi *opening disk*

dan *diamond*. Selanjutnya adalah ekstraksi fitur area dan perimeter masingmasing objek sebagai inputan pada metode backpropagation.

1. Pre-processing

Pre-processing citra dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra agar penerapan metode selanjutnya mampu memberikan hasil yang lebih baik dalam tingkat kejelasan objek. Teori morfologi matematika yang digunakan dalam penelitian ini sejatinya hanya dapat diterapkan pada jenis citra gray scale dan citra biner. Perubahan citra gray scale dan beberapa metode perbaikan kualitas citra yang digunakan dijabarkan ke dalam tahap pre-processing berikut:

a. Pengambilan *layer* G. Berdasarkan Gambar 2.7 (b) pada Bab II menunjukkan bahwa pengambilan *layer* G memiliki tingkat kejelasan objek yang lebih baik dibandingkan pengambilan *layer* R, dan *layer* B.



Gambar 4.1 Pengambilan sampel citra

Contoh komponen matriks *layer* G dari sebagian citra yang diambil berdasarkan Gambar 4.1 disajikan ke dalam matriks ukuran 10×10 seperti pada Tabel 4.1. Nilai matriks intensitas

citra yang terbentuk akan berada pada range 0-255 sebagai berikut.

Tabel 4.1 Skala keabuan komponen penyusun layer G

	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	248	183	178	181	183	247	255	255
STATE OF THE PARTY	255	255	237	87	64	75	84	235	255	255
	255	255	236	90	69	75	93	237	255	255
	255	255	237	88	68	63	92	237	255	255
	255	255	238	100	85	66	82	238	255	255
STORES THE	255	255	238	107	97	89	84	237	255	255
SECTION OF	255	255	253	235	235	234	233	252	255	255
Marie Control of the	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	40.00									

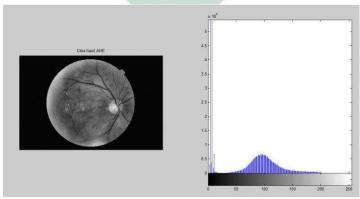
Distribusi sebaran nilai intensitas piksel yang membentuk citra *gray scale* dari pengambilan *layer* G ditunjukkan dengan histogram citra seperti pada Gambar 4.2. Histogram tersebut selanjutnya digunakan untuk memutuskan tahap selanjutnya yang digunakan untuk perbaikan citra.

Gambar 4.2 Pengambilan layer G

Histogram yang ditunjukkan pada Gambar 4.2 mengartikan bahwa citra dari pengambilan *layer* G merupakan jenis citra dengan kekontrasan rendah sehingga perbaikan kualitas citra perlu dilakukan untuk menyeragamkan sebaran intensitas citra.

b. Tahap selanjutnya, karena data citra fundus yang digunakan memiliki ukuran piksel yang berbeda-beda maka citra akan diperkecil dengan ukuran 744 × 1120 tanpa menghilangakan informasi objek citra. Apabila perbedaan ukuran tetap digunakan untuk perhitungan proses-proses metode pengolahan citra seperti morfologi matematika, dan lain sebagainya maka nilai ekstraksi fitur yang diambil menjadi tidak seragam dan akan mengurangi keakuratan klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy.

c. Metode AHE diterapkan pada tahap selanjutnya untuk memperlebar range tingkat keabuan atau setiap derajat keabuan akan memiliki jumlah piksel yang relatif sama sehingga hasilnya dapat memperbaiki kekontrasan citra yang ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Histogram citra AHE

Ekualisasi histogram pada Gambar 4.3 menunjukkan rentang nilai intensitas citra 0-200 dimana kecondongan level putih yang mengindikasikan fitur objek *diabetic retinopathy* tidak seragam dan sebaran intensitas level hitam lebih dominan.

Hasil perbaikan kontras menggunakan AHE diatas termasuk ke dalam tipe citra gelap dimana histogram tersebut sedikit condong ke sisi sebelah kiri. Perhitungan matematis AHE yang dicontohkan berikut dilakukan pada sebagian citra dengan ukuran blok 8 × 8 sebanyak 1 blok. Blok yang terbentuk dari piksel berukuran 10 × 10 dapat saling tumpang tindih dengan piksel dari blok lainnya dalam proses perhitungan

Tabel 4.2 Blok sampel citra perhitungan AHE

						0		
	255	255	255	255	255	255	255	255
В	255	255	248	183	178	181	183	247
L	255	255	237	87	64	75	84	235
0	255	255	236	90	69	75	93	237
К	255	255	237	88	68	63	92	237
	255	255	238	100	85	66	82	238
1	255	255	238	107	97	89	84	237
	255	255	253	235	235	234	233	252

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa sebaran intensitas piksel berada pada 23 level keabuan. Perhitungan yang akan dicontohkan berikut akan memperbaiki level keabuan dari blok 1 yang diperkecil menggunakan metode AHE.

Blok 1: Perhitungan AHE pertama

Perhitungan ini didasarkan pada perhitungan HE yang dilakukan beberapa kali sehingga disebut sebagai perbaikan

kontras AHE. Namun dalam contoh ini perhitungannya hanya dilakukan 1 kali.

$$r_k = \frac{k}{L} = \begin{bmatrix} 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 248 & 183 & 178 & 181 & 183 & 247 \\ 255 & 255 & 236 & 90 & 69 & 75 & 93 & 237 \\ 255 & 255 & 238 & 100 & 85 & 66 & 82 & 238 \\ 255 & 255 & 238 & 107 & 97 & 89 & 84 & 237 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 25$$

Setelah dilakukan perhitungan untuk nilai intensitas r_k dengan nilai keabuan terbesar L, selanjutnya adalah perhitungan jumlah piksel citra dengan nilai intensitas r_k . Perhitungannya adalah menghitung banyaknya nilai intensitas tertentu yaitu n_k dan membaginya dengan jumlah keseluruhan piksel yaitu $n \times n$. Sebaran intensitas dari ukuran piksel 8×8 yang dicontohkan

ditunjukkan pada Tabel 4.3 beserta dengan banyaknya nilai intensitas tertentu yang muncul.

Tabel 4.3 Level keabuan sampel citra (blok 1)

k	63	64	66	68	69	75	82	84	85	87	88
	1	1	1	1	1	2	1	2	1	1	1
n_k	1	1	1	1	1	2	1	2	l	l	1
k	89	90	92	93	97	100	107	178	181	183	233
n_k	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1
					1						
k	234	235	236	237	238	247	248	252	253	255	
n_k	1	3	1	5	3	1	s 1	1	1	22	

Perhitungan jumlah piksel Gambar dengan nilai intensitas r_k .

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} = \begin{bmatrix} \frac{22}{64} & \frac{2}{64} &$$

Perhitungan selanjutnya adalah perhitungan dengan fungsi transformasi untuk mendapatkan nilai rata-rata derajat keabuan baru S_k dengan perhitungan yang ditunjukan pada Tabel 4.4 sebagai berikut.

Tabel 4.4 (a) Rata-rata nilai keabuan sampel citra

k	63	64	66	68	69	75	82	84	85	87	88
$P_r(r_k)$	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	0,01	0,01
$= n_k/n$	6	6	6	6	6	1	6	1	6	6	6
				Fun	gsi Trar	sformas	si				
S_k	0,01	0,03	0,04	0,06	0,07	0,10	0,12	0,15	0,17	0,18	0,20
$S_k = T(r_k)$	6	1	7	3	8	9	5	6	2	8	3
$= s_k$											
$+P_r(r_k)$											
$S_k \approx r_k$	63	63	63	63	63	63	63	63	63	63	63
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
				8	8						

Tabel diatas merupakan rata-rata nilai keabuan untuk nilai intensitas piksel 63 hingga 88 dimana S_k diperoleh dari kumulatif $P_r(r_k)$. Nilai derajat keabuan baru untuk masing-masing intensitas piksel S_k diperoleh dengan melihat nilai yang terdekat dengan r_k . Apabila nilai k=89 memiliki nilai S_k sebesar 0,219 maka nilai r_k yang mendekati 0,219 adalah piksel dengan intensitas 63 yang memiliki nilai r_k sebesar 0,247 sehingga intensitas piksel 89 akan memiliki derajat keabuan baru yaitu 63.

Tabel 4.4 (b) Rata-rata nilai keabuan sampel citra

				,				_			
k	89	90	92	93	97	100	107	178	181	183	233
$P_r(r_k)$	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,03	0,01
$= n_k/n$	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1	6
				Fun	gsi Tran	sformas	si				
S_k	0,21	0,23	0,25	0,26	0,28	0,29	0,31	0,32	0,34	0,37	0,39
$=T(r_k)$	9	4	0	6	1	7	3	8	4	5	1
$= s_k$											
$+P_r(r_k)$											
$S_k \approx r_k$	63	63	63	64	68	69	75	82	84	88	97
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255

Perhitungan derajat keabuan baru menggunakan AHE juga dilakukan untuk intensitas piksel seperti Tabel 4.4 (b) diatas yang tersebar ke dalam intensitas piksel 89 hingga 233.

	Tabel 4.4 (c) Rata-rata nilai keabuan sampel citra										
k	234	235	236	237	238	247	248	252	253	255	
$P_r(r_k)$	0,016	0,047	0,016	0,078	0,047	0,016	0,016	0,016	0,016	0,344	
$= n_k/n$											
				Fungs	i Transfo	rmasi					
S_k	0,406	0,453	0,469	0,547	0,594	0,609	0,625	0,641	0,656	1,000	
$=T(r_k)$											
$= s_k$											
$+P_r(r_k)$					2062						
$S_k \approx r_k$	100	100	107	107	107	178	178	178	178	255	
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	

Tabel 4.4 (c) merupakan sebaran intensitas piksel 234 hingga 255 dimana perhitungannya digunakan untuk menentukan derajat keabuan yang baru. Nilai keabuan baru dari intensitas k ditunjukkan sebagai berikut.

$$S_k = \begin{bmatrix} 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 248 & 183 & 178 & 181 & 183 & 247 \\ 255 & 255 & 237 & 87 & 64 & 75 & 84 & 235 \\ 255 & 255 & 236 & 90 & 69 & 75 & 93 & 237 \\ 255 & 255 & 237 & 88 & 68 & 63 & 92 & 237 \\ 255 & 255 & 238 & 100 & 85 & 66 & 82 & 238 \\ 255 & 255 & 238 & 107 & 97 & 89 & 84 & 237 \\ 255 & 255 & 253 & 235 & 235 & 234 & 233 & 252 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0,625 & 0,375 & 0,328 & 0,344 & 0,375 & 0,609 \\ 1 & 1 & 0,547 & 0,188 & 0,031 & 0,109 & 0,156 & 0,453 \\ 1 & 1 & 0,469 & 0,234 & 0,078 & 0,109 & 0,266 & 0,547 \\ 1 & 1 & 0,547 & 0,203 & 0,063 & 0,016 & 0,250 & 0,547 \\ 1 & 1 & 0,594 & 0,297 & 0,172 & 0,047 & 0,125 & 0,594 \\ 1 & 1 & 0,594 & 0,313 & 0,281 & 0,219 & 0,156 & 0,547 \\ 1 & 1 & 0,656 & 0,453 & 0,453 & 0,406 & 0,391 & 0,641 \end{bmatrix}$$

Setelah diperoleh nilai rata-rata derajat keabuan baru yang disimbolkan dengan S_k perhitungan selanjutnya yang dilakukan adalah membandingkan nilai derajat keabuan baru S_k dengan r_k yaitu rata-rata derajat keabuan awal dimana nilai intensitas keabuan yang baru diperoleh dengan melihat nilai yang paling dekat dengan rata-rata derajat keabuan awal. Derajat keabuan baru yang memiliki kedekatan dengan derajat keabuan awal ditunjukkan pada matriks berikut.

Pada matriks S_k baris 2 kolom 3 menunjukkan nilai 0,625 yang memiliki kedekatan dengan nilai matriks r_k sebesar 0,973. Nilai r_k 0,973 mengarah pada nilai intensitas keabuan 178, sehingga nilai S_k 0,625 yang dimiliki oleh nilai intensitas keabuan 248 akan digantikan dengan nilai intensitas keabuan 178. Cara yang sama dilakukan untuk memperoleh perubahan nilai intensitas keabuan baru hingga didapatkan hasil seperti pada matriks berikut.

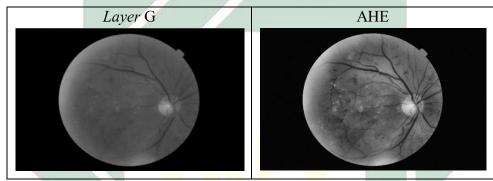
$$= \begin{bmatrix} 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 178 & 183 & 82 & 84 & 88 & 178 \\ 255 & 255 & 107 & 63 & 63 & 63 & 63 & 100 \\ 255 & 255 & 107 & 63 & 63 & 63 & 64 & 107 \\ 255 & 255 & 107 & 63 & 63 & 63 & 63 & 107 \\ 255 & 255 & 107 & 69 & 63 & 63 & 63 & 107 \\ 255 & 255 & 107 & 75 & 68 & 63 & 63 & 107 \\ 255 & 255 & 178 & 100 & 100 & 100 & 97 & 178 \end{bmatrix}$$

Tabel 4.5 Nilai keabuan baru proses HE

	255	255	255	255	255	255	255	255
Н	255	255	178	183	82	84	88	178
Α	255	255	107	63	63	63	63	100
S	255	255	107	63	63	63	64	107
I	255	255	107	63	63	63	63	107
L	255	255	107	69	63	63	63	107
	255	255	107	75	68	63	63	107
	255	255	178	100	100	100	97	178

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa level keabuannya tersebar ke dalam 13 level. Hal ini tentu menunjukkan hasil perbaikan sebaran histogram citra lebih merata sebagai perbaikan kontras. Hasil perbaikan kontras untuk keseluruhan citra ditunjukkan pada Gambar 4.4.

histo = adapthisteq (resizing



Gamb<mark>ar 4.4 Hasil p</mark>erbaikan kontras AHE

d. Penyesuaian nilai intensitas citra dilakukan sebagai perbaikan kualitas citra selanjutnya. Prosesnya adalah memetakan nilai intensitas ke dalam citra hasil AHE "histo" pada nilai baru dalam "intensitas" sehingga 1% dari data jenuh berada pada sebaran intensitas rendah dan tinggi.

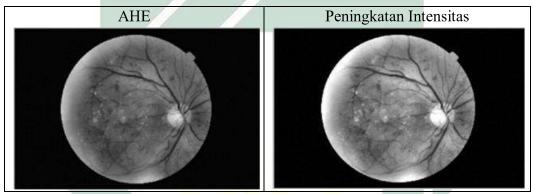
Tabel 4.6 Keabuan baru sampel citra



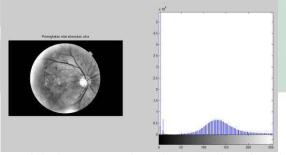
1 ab	CI 7.U I	cabua	n varu	sampe	ı cıtı a				
255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	182	164	182	182	218	200	255	255
255	255	110	73	37	37	110	183	255	255
255	255	73	110	73	73	183	200	255	255
255	255	182	110	37	0	182	218	255	255
255	255	182	128	73	0	110	218	255	255
255	255	182	146	110	146	182	183	255	255
255	255	182	165	218	200	183	200	255	255
255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	255	255	255	255

Sebaran nilai intensitas keabuan baru yang dicontohkan pada sampel citra ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Hasil perbaikan intensitas untuk keseluruhan citra ditunjukkan pada Gambar 4.5 dan pemerataan histogram yang ditunjukkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.5 Peningkatan intensitas citra



Gambar 4.6 Histogram hasil peningkatan intensitas citra

Hasil histogram telah menunjukkan sebaran nilai intensitas yang seragam baik pada level putih maupun level hitam. Setelah citra memiliki kualitas perbaikan dengan intensitas seragam maka proses segmentasi citra dapat dilakukan.

e. Mengkonversikan citra hasil peningkatan intensitas menjadi citra negatif dilakukan untuk memberikan visualisasi objek yang

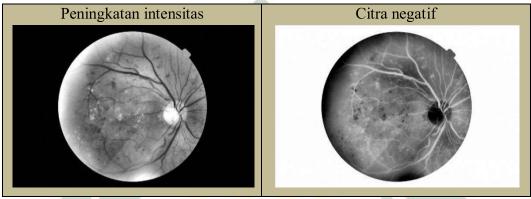
lebih baik. Langkah ini dilakukan untuk meningkatkan detail fitur putih pada citra yang memilki latar belakang hitam lebih dominan sehingga objek yang berada pada level warna putih terlihat lebih jelas untuk mengidentifikasi adanya objek yang diamati. Penerapan citra negatif dalam memberikan kejelasan pada objek berpengaruh pada ketepatan metode selanjutnya.

	Tabe	14.7 In	itensita	s piks	el citra	negati	f			
I	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
THE RESIDENCE AND ADDRESS.	255	255	182	164	182	182	218	200	255	255
COMPANY OF THE PARK OF THE PAR	255	255	110	73	37	37	110	183	255	255
C10000 C0000000	255	255	73	110	73	73	183	200	255	255
W- 1000001	255	255	182	110	37	0	182	218	255	255
11 THE R. P. LEWIS CO., LANSING, LANSIN	255	255	182	128	73	0	110	218	255	255
APR 1939 38 MINE	255	255	182	146	110	146	182	183	255	255
Control of the Contro	255	255	182	165	218	200	183	200	255	255
EL COURT	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
			I'=2	25 <mark>5 –</mark>	· I					
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
(SEE	0	0	73	91	73	73	37	55	0	0
	0	0	145	182	218	218	145	72	0	0
	0	0	182	145	182	182	72	55	0	0
	0	0	73	145	218	255	73	37	0	0
	0	0	73	127	182	255	145	37	0	0
	0	0	73	109	145	109	73	72	0	0
	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Perbandingan kedua citra yang menunjukkan sebelum dan sesudah perubahan menjadi citra negatif ditunjukkan pada Tabel 4.7. Berdasarkan percobaan pengolahan citra yang dilakukan oleh penulis, konversi citra menjadi citra negatif yang digunakan pada proses metode selanjutnya mampu memberikan hasil ekstraksi fitur yang lebih baik dalam menghasilkan objek yang dideteksi sebagai area dan perimeter.

comp = imcomplement(intensitas);

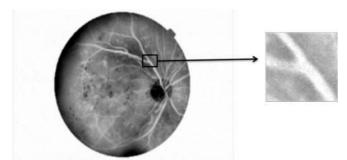
Perbandingan citra hasil AHE dengan citra yang selanjutnya diproses menggunakan citra negatif ditunjukkan pada Gambar 4.7 yang juga tersaji dalam citra jenis *gray scale*.



Gambar 4.7 Citra negatif

2. Segmentasi Citra

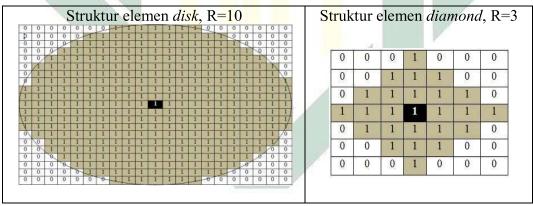
Proses pembagian citra ke dalam beberapa wilayah berdasarkan tingkat intensitas keabuan suatu piksel dengan ketetanggaannya dilakukan menggunakan metode operasi morfologi *opening*. Operasi morfologi *opening* digunakan untuk meningkatkan kualitas garis-garis bentuk objek, membuang bagian-bagain yang sempit hingga menghilangkan pelebaran objek-objek yang tipis (Prasetyo, 2012).



Gambar 4.8 Sampel segmentasi citra

Morfologi *opening disk* dan *diamond* digunakan dalam pengenalan struktur objek dimana operasi morfologi pertama digunakan strel bentuk *disk* sedangkan morfologi *opening* kedua menggunakan strel bentuk *diamond*. Representasi struktur elemen yang terbentuk ditunjukkan pada Gambar 4.9.

Struktur elemen bentuk *diamond* dengan R=3 akan digunakan untuk operasi morfologi dilasi dan dilanjutkan dengan erosi (*opening*). Morfologi ini akan digunakan pada jenis citra *gray scale* dimana perhitungannya dicontohkan pada sampel citra dengan ukuran matriks 10×10 dari hasil pengolahan citra terakhir yaitu citra negatif seperti pada Tabel 4.8.



Gambar 4.9 Struktur elemen citra

Persamaan operasi morfologi erosi untuk citra *gray scale* dituliskan pada Persamaan 4.1 dan operasi morfologi dilasi pada Persamaan 4.2 (Putra, 2010):

$$D_G(A,B) = \max_{[j,k] \subset B} \{a[m-j,n-k] - b[j,k]\}$$
 (4.1)

$$D_G(A,B) = \max_{[j,k] \in B} \{a[m-j,n-k] + b[j,k]\}$$
 (4.2)

Tabel 4.8 Matriks sampel citra negatif

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	73	91	73	73	37	55	0	0
0	0	145	182	218	218	145	72	0	0
0	0	182	145	182	182	72	55	0	0
0	0	73	145	218	255	73	37	0	0
0	0	73	127	182	255	145	37	0	0
0	0	73	109	145	109	73	72	0	0
0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	100								

Tabel 4.9 Intensitas perhitungan opening diamond

						- A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	F	erh	itun	ıgan	1 /	P	0	0	73	91	73	73	37	55	0	0
					167		0	0	145	182	218	218	145	72	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	182	145	182	182	72	55	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	73	145	218	255	73	37	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0	0	73	127	182	255	145	37	0	0
1	1	1	1	1	1	1	0	0	73	109	145	109	73	72	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Struktur elemen pada kolom kiri akan berjalan dari arah kiri ke kanan yang berlaku untuk setiap piksel. Struktur elemen dan matriks 10×10 akan menjadi satu himpunan dimana setiap piksel dari matriks 10×10 akan dikurangkan dengan setiap nilai pada struktur elemen yang bersesuaian untuk proses erosi dan dilanjutkan dengan menjumlahkan matriks hasil erosi dengan setiap nilai pada struktur elemen yang bersesuaian pula.

Kolom yang berwarna ungu merupakan matriks ukuran 10×10 yang akan dioperasikan dengan struktur elemen *diamond* R=3, sedangkan warna oranye menandakan nilai matriks yang akan diinputkan sebagai hasil dari proses erosi.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 73 & 91 & 73 & 73 & 37 \\ 0 & 0 & 145 & 182 & 218 & 218 & 145 \\ 0 & 0 & 182 & 145 & 182 & 182 & 72 \\ 0 & 0 & 73 & 145 & 218 & 255 & 73 \\ 0 & 0 & 73 & 127 & 182 & 255 & 145 \\ 0 & 0 & 73 & 109 & 145 & 109 & 73 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$Citra asli$$
Struktur elemen

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 72 & 90 & 72 & 73 & 37 \\ 0 & -1 & 144 & 181 & 217 & 217 & 145 \\ -1 & -1 & 181 & 144 & 181 & 181 & 71 \\ 0 & -1 & 72 & 144 & 217 & 254 & 73 \\ 0 & 0 & 72 & 126 & 181 & 255 & 145 \\ 0 & 0 & 73 & 108 & 145 & 109 & 73 \\ \end{bmatrix}$$

Hasil pengurangan citra dengan SE

$$\begin{bmatrix} & & -1 & & & & \\ & 72 & 90 & 72 & & \\ -1 & 144 & 181 & 217 & 217 & \\ -1 & -1 & 181 & 144 & 181 & 181 & 71 \\ -1 & 72 & 144 & 217 & 254 & \\ & & 108 & & & & \end{bmatrix}$$

Hasil e<mark>ro</mark>si g*ray sca<mark>le</mark>*

Tabel	4.10	Hasil	erosi a	lisk	sam	pel	citra

			Labe	1 1110	LIGHTII (CI OSI W	DIV SWI	iipei ei	VA 44		
	Н	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0
700	A	0	0	72	90	72	0	0	55	0	0
	S	0	-1	144	181	217	217	0	72	0	0
	L	-1	-1	181	144	181	181	71	55	0	0
	L	0	-1	72	144	217	254	0	37	0	0
	Е	0	0	72	126	181	0	0	37	0	0
	R	0	0	0	108	0	0	0	72	0	0
	O	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
	S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Proses erosi yang dilanjutkan dengan proses dilasi atau morfologi

opening dijabarkan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 72 & 90 & 72 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 144 & 181 & 217 & 217 & 0 \\ -1 & -1 & 181 & 144 & 181 & 181 & 71 \\ 0 & -1 & 72 & 144 & 217 & 254 & 0 \\ 0 & 0 & 72 & 126 & 181 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 108 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 Citra asli

$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	0 0 0 0 0 0 0	0 73 145 182 73 73 0 Iasil r	0 91 182 144 145 127 109 natrik	0 73 218 182 218 182 0 s dilas	0 0 218 182 255 0 0	0 0 0 72 0 0 0	0	0 0 0	73 145 182 73 73	0 91 182 144 145 127 109 lasi <i>gr</i>	73 218 182 218 182 ray sc	218 182 255 ale	72
---	---------------------------------	---	--	---	---------------------------------------	----------------------------------	---	-------------	------------------------------	--	--	--------------------------	----

Tabel 4.11 Hasil dilasi disk sampel citra

				N	Morfol	ogi <i>Op</i>	ening				
	Н	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	A	0	0	73	91	73	0	0	55	0	0
	S	0	0	145	182	218	218	0	72	0	0
	L	0	0	182	144	182	182	72	55	0	0
		0	0	73	145	218	255	0	37	0	0
	D	0	0	73	127	182	0	0	37	0	0
	I	0	0	0	109	0	0	0	72	0	0
	L	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
	A S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	Ĩ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabel 4.12 Matriks perhitungan opening 2

- 2	40		- 0		1 ab	ei 4.12	Mai	TIKS	permi	ungan	openii	ng z	N 70			
-							0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	F	Perh	itur	igan	2		0	0	73	91	73	0	0	55	0	0
_		4		1			0	0	145	182	218	218	0	72	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	182	144	182	182	72	55	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	73	145	218	255	0	37	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0	0	73	127	182	0	0	37	0	0
1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	109	0	0	0	72	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 73 & 91 & 73 & 0 & 0 & 55 \\ 0 & 145 & 182 & 218 & 218 & 0 & 72 \\ 0 & 182 & 144 & 182 & 182 & 72 & 55 \\ 0 & 73 & 145 & 218 & 255 & 0 & 37 \\ 0 & 73 & 127 & 182 & 0 & 0 & 37 \\ 0 & 0 & 109 & 0 & 0 & 0 & 72 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 Citra asli

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 73 & 90 & 72 & -1 & 0 & 55 \\ 0 & 144 & 181 & 217 & 217 & -1 & 72 \\ -1 & 181 & 143 & 181 & 181 & 71 & 54 \\ 0 & 72 & 144 & 217 & 254 & -1 & 37 \\ 0 & 73 & 126 & 181 & -1 & 0 & 37 \\ 0 & 0 & 109 & -1 & 0 & 0 & 72 \end{bmatrix}$$

Hasil pengurangan citra dengan SE

Tabel 4.13 Hasil erosi diamond sampel citra

		DUI.					amper			
Н	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
A	0	0	73	90	72	-1	0	55	0	0
S	0	0	144	181	217	217	-1	72	0	0
l t	0	-1	181	143	181	181	71	54	0	0
L	0	0	72	144	217	254	-1	37	0	0
Е	0	0	73	126	181	-1	0	37	0	0
R	0	0	0	109	-1	0	0	72	0	0
O	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 90 & 72 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 144 & 181 & 217 & 217 & -1 & 0 \\ -1 & 181 & 143 & 181 & 181 & 71 & 54 \\ 0 & 72 & 144 & 217 & 254 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 126 & 181 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 Citra asli

Γ0	0	0	0	0	0	0]	Γ		0			1
0	0	91	73	0	0	0		91	73	0		
0	145	182	218	218	0	0		182		218	0	
	182	144	182	182	72	55		144			72	55
0	73	145	218	255	0	0	73	145		255	0	
0	0	127	182	0	0	0		127	182	0		
Γ0	0	0	0	0	0	0.1	L /		0			J

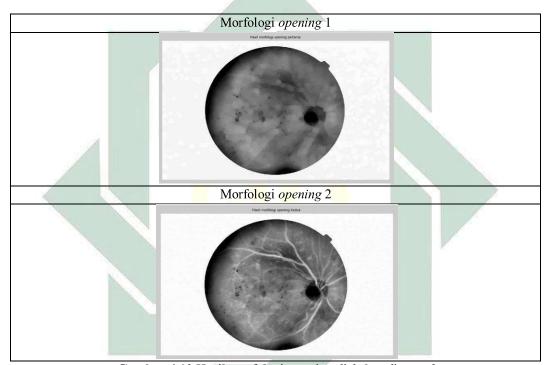
Hasil penjumlahan citra dengan SE Hasil dilasi gray scale

Tabel 4.14 Hasil dilasi diamond sampel citra

			N	Morfol (ogi <i>Op</i>	ening				
Н	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
A	0	0	74	91	73	0	0	55	0	0
S	0	1	145	182	218	218	0	72	0	0
L	1	0	182	144	182	182	72	5	0	0
	0	1	73	145	218	255	0	37	0	0
D	0	0	74	127	182	0	0	37	0	0
I	0	0	0	110	0	0	0	72	0	0
L	0	0	73	90	37	55	72	55	0	0
A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S I	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Perhitungan morfologi *opening* seperti dua contoh diatas berlaku untuk setiap piksel yang dilakukan dengan cara yang sama hingga didapatkan hasil proses dilasi untuk keseluruhan piksel citra.

SE2 = strel('diamond', 3); morph2 = imopen(comp, SE2);



Gambar 4.10 Hasil morfologi opening disk dan diamond

Pengurangan terhadap dua operasi morfologi *opening disk* dan *diamond* merupakan hasil morfologi gradien yang terbentuk dari dua morfologi *opening* yang mampu memberikan hasil segmentasi terhadap tingkat kejelasan fitur yang diamati seperti pembuluh darah mata dan fitur objek yang memiliki intensitas level putih lebih tinggi dibandingkan latar belakang citra.

Operasi pengurangan yang dilakukan pada matriks yang terbentuk dari hasil dua operasi morfologi dilakukan pada setiap nilai matrik yang bersesuaian seperti terlihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Pengurangan morfologi disk dan diamond

1400					5.	aun w	umonu			
Opening 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
The second second	0	0	5	59	65	71	71	6	0	0
AND THE STATE OF	0	0	15	143	157	169	171	19	0	0
THE PARTY OF THE P	0	0	18	149	170	170	152	17	0	0
77596 36000	0	0	17	158	190	194	152	17	0	0
	0	0	16	150	158	173	163	15	0	0
PERSONAL TRANSPORT	0	0	14	138	145	143	164	15	0	0
3000 300 A	0	0	1	16	18	17	19	1	0	0
**************************************	0	0	-0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	Aorfolo	gi gradi	ien = o	penin	g 2 - o	pening	<i>y</i> 1			
Opening 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	6	78	78	76	79	8	0	0
AND THE STREET, STREET	0	0	17	162	202	176	185	22	0	0
PROBLEM TO SERVICE	0	0	23	167	197	183	162	21	0	0
	0	0	19	178	206	220	162	19	0	0
	0	0	17	158	16 <mark>5</mark>	201	185	15	0	0
	0	0	19	154	158	156	195	17	0	0
	0	0	2	20	20	19	24	2	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Hasil matriks yang terbentuk dari operasi pengurangan terhadap dua operasi morfologi *opening* ditunjukkan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Hasil morfologi gradien opening

I	Morfold	gi grad	lien = a	penir	ıg 2 —	openir	g 1			
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	1	19	13	5	8	2	0	0
AL 700 GO S.	0	0	2	19	45	7	14	3	0	0
	0	0	5	18	27	13	10	4	0	0
	0	0	2	20	16	26	10	2	0	0
William Cont.	0	0	1	8	7	28	22	0	0	0
	0	0	5	16	13	13	31	2	0	0
	0	0	1	4	2	2	5	1	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
- W. S. S. S. S. S. S.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Hasil morfologi gradien yang merepresentasikan keseluruhan citra ditunjukkan pada Gambar 4.11.

subtracted = minus (morph2, morph1);



Gambar 4.11 Hasil pengurangan dua morfologi opening

3. Binerisasi

Proses binerisasi yang dibangun berdasarkan *threshold* dalam mengatur dan mengubah derajat keabuan citra berada pada kedalaman 1 bit yang menunjukkan hasil dari proses binerisasi akan berada pada nilai intensitas 0 dan 1. Perhitungannya dilakukan dengan membagi setiap nilai piksel dengan nilai derajat keabuan yang tentukan.

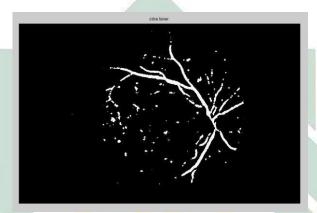
Apabila hasil pembagiannya mendekati 0 maka nilai piksel akan diubah ke nilai intensitas 0, namun apabila nilainya mendekati 1 maka akan diubah menjadi 1 yang ditunjukkan pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Intensitas biner sampel citra

		Sam	pel Ma	ıtriks E	Binerisa	si				
	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
-	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
200	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
3000 M 3000	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
200000000000000000000000000000000000000	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

level = graythresh(subtracted);
biner = im2bw(subtracted, level);

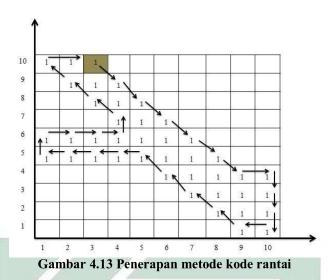
Sebaran nilai intensitas 0 dan 1 yang terbentuk dari proses *threshold* pada citra hasil morfologi gradien ditunjukkan pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Hasil identifikasi microaneurysms dan hemorrhages (biner)

4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi ciri bentuk berdasarkan luasan area yang merupakan luasan objek dari citra diperoleh menggunakan kode rantai dengan 7 arah kode rantai seperti pada tinjauan pustaka bab II dimana perhitungannya berpedoman pada nilai ordinat dan nilai area berdasarkan 7 arah kode rantai yang dilakukan mengikuti arah jarum jam. Sedangkan perhitungan perimeter atau keliling objek pada citra dilakukan dengan Persamaan 2.17 yang menunjukkan jumlah kode genap dan kode ganjil dari ekstrkasi ciri pada objek. Nilai ekstraksi fitur ini berlaku sebagai nilai masukan pada struktur backpropagation yang ditentukan.



Penerapan kode rantai yang digunakan dalam perhitungan area dan perimeter dilakukan pada nilai citra yang dibentuk dari piksel bernilai 1 yang menandakan sebagai objek dan direpresentasikan seperti pada Gambar 4.13 dimana kotak yang berwarna cokelat menandakan titik awal atau piksel pertama untuk pembacaan kode rantai 7777 7706 6643 3334 4442 0002 3330.

Perhitungan luas area untuk kode rantai 7777 7706 6643 3334 4442 0002 3330 seperti pada penjelasan di Bab II dijabarkan sebagai berikut:

Tabel 4.18 (a) Perhitungan luas area objek

Kode vektor	7	7	7	7	7	7	0	6	6	6	4	3	3	3
Ordinat	10	9	8	7	6	5	4	4	3	2	1	1	2	3
Area	9,5	8,5	7,5	6,5	5,5	4,5	4	0	0	0	-1	-1,5	-2,5	-3,5

Tabel 4.18 (b) Perhitungan luas area objek (lanjutan)

Kode vektor	3	4	4	4	4	2	0	0	0	2	3	3	3	0
Ordinat	4	5	5	5	5	5	6	6	6	6	7	8	9	10
Area	-4,5	-5	- 5	-5	-5	0	6	6	6	0	-7,5	-8,5	-9,5	10

Total luas area objek pada Gambar 4.12 adalah 15,5 unit yang diperoleh dari hasil penjumlahan keseluruhan nilai area dari kode rantai yang terbentuk. Sedangkan untuk nilai perimeternya dihitung berdasarkan Persamaan 2.17 yang menunjukkan perimeter dari objek yang diekstraksi seperti pada Gambar 4.13.

 $= 15 + 13\sqrt{2}$ = 33,382Perimeter citra Fundus

 $P = \text{jumlah kode genap} + \text{jumlah kode ganjil}\sqrt{2}$

Gambar 4.14 Perimeter identifikasi microaneurysms dan hemorrhages

C. Identifikasi Hard Exudates

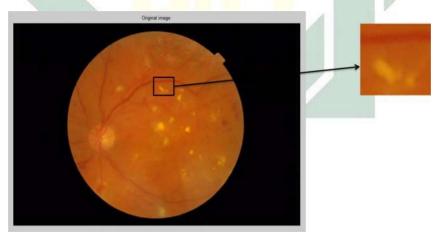
Deteksi adanya objek *hard exudates* yang dilakukan dalam penelitian ini tidak mengilangkan *optic disk* yang memiliki intensitas warna yang sama dengan objek *hard exudates*. Hal ini membutuhkan lebih metode yang mampu diterapkan untuk berbagai macam kualitas citra yang beragam dan kompleks. Pada beberapa kasus data citra yang memiliki kekontrasan rendah penerapan metode tertentu dalam deteksi *optic disk* menghasilkan segmentasi yang cukup baik, namun ketika kekontrasan data citra yang diuji tidak merata maka hasilnya menunjukkan *hard*

exudates tersegmentasi bersamaan dengan optic disk sehingga apabila dilakukan eliminasi maka objek hard exudates juga akan tereliminasi.

1. Pre-processing

Perbaikan kualitas citra yang dilakukan dalam mendeteksi adanya objek *hard exudates* dilakukan dengan tahap yang sama dengan perbaikan kualitas citra *microaneurysms* dan *hemorrhages*. Namun, proses segmentasinya memiliki tahapan dan penggunaan metode yang berbeda. Berikut adalah preprocessing pada kasus citra yang mengandung objek *hard exudates*.

a. Citra jenis RGB yang juga digunakan dalam mengidentifikasi hard exudates dilakukan dengan mengambil layer G yang menjadi komponen terbentuknya citra RGB.



Gambar 4.15 Sampel citra identifikasi hard exudates

Sebaran intensitas nilai keabuan dari pengambilan *layer* G pada sampel citra diatas ditunjukkan pada Gambar 4.15. Untuk menguji seberapa handal ketepatan sistem dalam mendeteksi adanya fitur *hard exudates* maka data citra yang digunakan

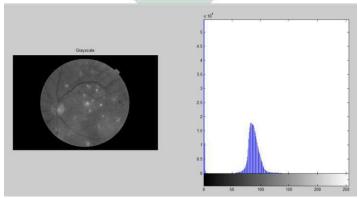
dalam proses adalah data pada tingkat keparahan severe-NPDR yang mengandung unsur hard exudates.

Tabel 4.19 Skala keabuan komponen penyusun layer green

							·			
	0	0	0	12	48	47	10	0	0	0
	0	0	10	70	90	89	78	16	0	0
	0	0	47	84	81	81	88	46	0	0
	0	4	70	84	84	90	86	69	2	0
	0	12	77	85	95	97	92	78	7	0
	0	11	84	101	95	103	90	80	8	0
	0	4	72	93	94	89	98	79	2	0
407	0	0	51	97	93	88	109	55	0	0
	0	0	14	- 88	97	89	81	10	0	0
	0	1	0	15	54	51	11	0	0	0

Histogram pada Gambar 4.16 menunjukkan sebaran intensitas piksel pada keseluruhan citra yang berada pada nilai intensitas 0-255. Karena telah disebutkan bahwa perbaikan kualitas citra dalam mendeteksi objek hard exudates sama perbaikan kualitas dengan citra microaneurysms dan hemorrhages maka perbaikan selanjutnya dilakukan menggunakan metode AHE.

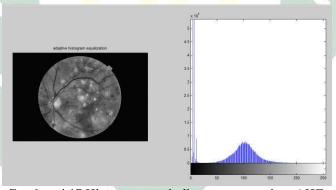
$$h_G = h_DR(:,:,2);$$



Gambar 4.16 Pengambilan layer green

b. Tahap selanjutnya, juga dilakukan resizing citra dengan memperkecil ukurannya menjadi 744 × 1120 tanpa menghilangakan informasi objek citra agar inputan hasil ekstraksi fitur kedua proses memiliki ukuran citra yang seragam.

c. Sebaran intensitas yang tidak seragam pada pengujian citra kedua berada pada level 80-95. Histogram berikut menunjukkan bahwa hasil pengambilan *layer* G memiliki tingkat kekontrasan yang rendah sehingga akan diterapkan metode AHE untuk perbaikan kontras citra.

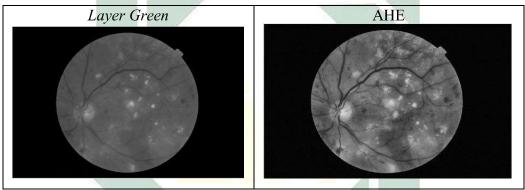


Gambar 4.17 Histogram perbaikan menggunakan AHE

Ekualisasi histogram diatas menunjukkan bahwa sebaran nilai intensitas level putih yang merepresentasikan adanya objek *hard exudates* masih sangat rendah dan didominasi oleh level hitam. Hasil perbaikan kontras menggunakan metode AHE pada citra fundus ditunjukkan pada Gambar 4.17 menunjukkan citra tipe gelap.

Perbandingan tingkat kekontrasan citra hasil pengambilan layer G dengan metode AHE ditunjukkan pada Gambar 4.18 dimana perhitungannya dilakukan dengan cara yang sama seperti perhitungan AHE pada identifikasi microaneurysms dan hemorrhages yang juga berpedoman pada tiap blok yang berukuran $n \times n$.

h_histo = adapthisteq (h_resizing);



Gambar 4.18 Perbandingan kualitas citra menggunakan AHE

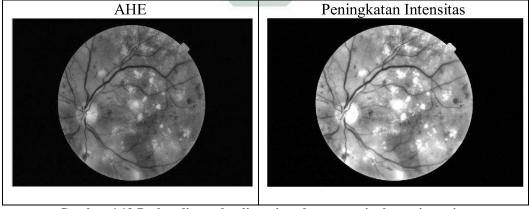
d. Penyesuaian nilai intensitas citra selanjutnya dilakukan. Prosesnya adalah memetakan nilai intensitas ke dalam citra hasil AHE "h_histo" pada nilai baru dalam "h_intensitas" sehingga 1% dari data jenuh berada pada sebaran intensitas rendah dan tinggi. Perbaikan intensitas citra ini difokuskan untuk mempertajam objek yang terkandung pada citra dalam membedakan objek yang diamati dengan objek lainnya. Nilai intensitas sampel citra yang akan diproses untuk peningkatan intensitas ditunjukkan pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Intensitas sampel citra AHE										
AHE	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	191	128	192	176	160	207	255	255
	255	255	128	64	128	128	64	192	255	255
	255	255	160	96	96	96	160	207	255	255
	255	255	191	128	255	192	191	223	255	255
	255	255	191	112	255	207	128	207	255	255
	255	255	128	96	191	160	64	192	255	255
	255	255	191	144	223	207	192	207	255	255
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
Hasil peningkatan intensitas										
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
	255	255	170	85	171	150	128	191	255	255
	255	255	85	0	85	85	0	171	255	255
	255	255	128	43	43	43	128	191	255	255
	255	255	170	85	255	171	170	212	255	255
	255	255	170	64	255	191	85	191	255	255
Andrew Cold Cold Cold Cold Cold Cold Cold Cold	255	255	85	43	170	128	0	171	255	255
	255	255	170	107	212	191	171	191	255	255
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
TO SEE SEE SEE SEE SEE SEE SEE SEE	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
							1			

Perbandingan nilai intensitas awal dengan hasil peningkatan intensitas ditunjukkan pada Tabel 4.20.

h_intensitas = imadjust (h_histo);

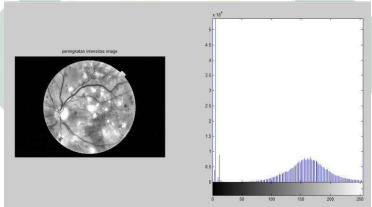
Hasil perbandingan perbaikan AHE dengan peningkatan intensitas ditunjukkan pada Gambar 4.19 berikut.



Gambar 4.19 Perbandingan kualitas citra dengan peningkatan intensitas

Hasil histogram dari peningkatan intensitas tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.20 yang menunjukkan sebaran nilai intensitas yang seragam baik pada level putih maupun level hitam untuk selanjutnya dilakukan proses segmentasi.

Analisis berbeda pada hasil dari perbaikan kualitas citra menggunakan peningkatan nilai intensitas menunjukkan hasil bahwa intensitas citra pada level putih yang mencirikan sebagai objek terlihat lebih menonjol dibandingkan latar belakang dan syaraf retina mata.



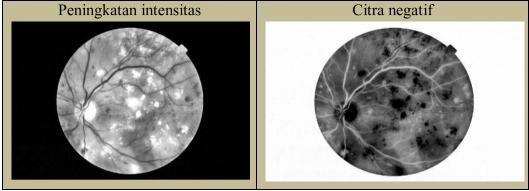
Gambar 4.20 Histogram perbaikan peningkatan intensitas

e. Mengkonversikan citra menjadi citra negatif juga dilakukan untuk memberikan visualisasi objek yang lebih baik yang disajikan pada level rendah yaitu hitam. Citra negatif ini cocok dilakukan ketika citra memiliki level hitam lebih dominan dibandingkan level putih yang menandakan sebagai objek yang diamati. Deteksi objek hard exudates yang terlihat pada Tabel 4.21 berada pada level hitam.

Tabel 4.21 Sebaran piksel sampel citra peningkatan intensitas											
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	
	255	255	170	85	171	150	128	191	255	255	
	255	255	85	0	85	85	0	171	255	255	
	255	255	128	43	43	43	128	191	255	255	
	255	255	170	85	255	171	170	212	255	255	
	255	255	170	64	255	191	85	191	255	255	
	255	255	85	43	170	128	0	171	255	255	
	255	255	170	107	212	191	171	191	255	255	
文作的	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	
	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	
		$I^{'}$	= 255	- I							
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Control of the Contro	0	0	85	170	84	105	127	64	0	0	
(Section 1)	0	0	170	255	170	170	255	84	0	0	
	0	0	127	212	212	212	127	64	0	0	
	0	0	85	170	0	84	85	43	0	0	
	0	0	85	191	0	64	170	64	0	0	
	0	0	170	212	85	127	255	84	0	0	
The same way to be a second	0	0	85	148	43	64	84	64	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Commence of the Commence of th	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

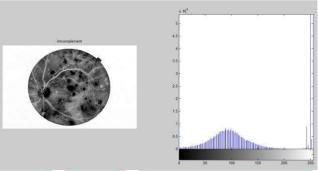
Perbandingan kedua citra yang menunjukkan sebelum dan sesudah perubahan menjadi citra negatif ditunjukkan pada Gambar 4.21. Konversi citra menjadi citra negatif ini mampu memberikan hasil ekstraksi fitur yang lebih baik dalam menghasilkan objek yang dideteksi sebagai area dan perimeter.

 $h_comp = imcomplement (h_intensitas);$



Gambar 4.21 Intensitas citra negatif

Distribusi sebaran intensitas piksel dari proses perubahan citra menjadi citra negatif ditunjukkan pada Gambar 4.22.

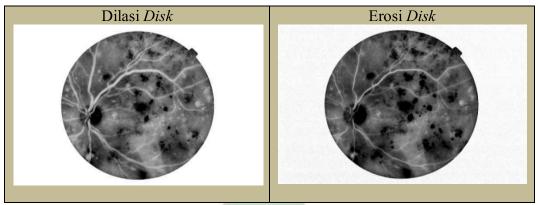


Gambar 4.22 Histogram perbaikan citra negatif

Hasil citra negatif yang menunjukkan level hitam berlaku sebagai objek *hard exudates* dimana segmentasi citra yang dilakukan selanjutnya berpedoman pada objek dengan level hitam hingga tereliminasinya syaraf retina mata sebagai objek yang tidak diamati.

2. Segmentasi Citra

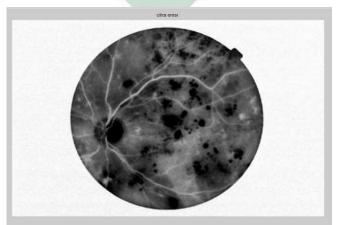
Rekonstruksi morfologi dan daerah minimal citra menjadi fokus dalam proses segmentasi objek hard exudates berikut. Identifikasi hard exudates yang dilakukan berusaha untuk menghilangkan syaraf-syaraf retina mata sehingga hasil perhitungan ekstraksi fitur terhadap area dan perimeter menunjukkan area dan perimeter dari objek yang diamati. Namun eliminasi optic disk pada penelitian ini tidak dilakukan karena membutuhkan metode yang lebih sehingga penelitian dalam identifkasi hard exudates ini terbatas pada eliminasi optic disk. Optic disk yang tidak dieliminasi akan terhitung sebagai area dan perimeter hard exudates.



Gambar 4.23 Citra hasil erosi disk

Tahap awal segmentasi citra yang dilakukan menerapkan metode erosi dengan struktur elemen *disk* dengan R=2. Hasil morfologi erosi ini akan melakukan pengikisan tepi objek dan menonjolkan level hitam hasil *pre-processing* sehingga objek yang dikaji tetap akan terlihat. Namun, apabila dilakukan morfologi dilasi maka penambahan piksel akan mengurangi ketajaman objek pada level hitam. Perbandingan penggunaan morfologi dilasi dan erosi untuk segmentasi citra ditunjukkan pada Gambar 4.23.

h_se = strel('disk', 2); h_erosi = imerode(h_comp, h_se);

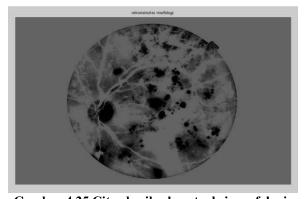


Gambar 4.24 Penerapan morfologi erosi

Tahap selanjutnya adalah penerapan metode rekonstruksi morfologi yang juga dilakukan menggunakan software MATLAB 2013a. Morfologi *filtering* metode rekonstruksi morfologi yang dilakukan pada penelitian ini berpedoman pada dua citra yang menentukan ketepatan hasil *filtering* terhadap objek yang diamati.

Pemilihan dua buah citra dan struktur elemen yang diterapkan dilakukan dengan berulang kali percobaan untuk mempelajari ketepatan pemilihan citra dalam melakukan segmentasi. Dua buah citra yang diterapkan pada rekonstruksi morfologi adalah hasil perbaikan kualitas citra menggunakan AHE dengan citra hasil erosi. Citra AHE berlaku sebagai *marker* dan citra hasil erosi berlaku sebagai *mask* beserta struktur elemen dengan 8 ketetanggaan. *Marker* citra AHE dipilih karena memiliki kejelasan objek yang baik yang dapat menjadi titik awal transformasi dengan citra hasil erosi yang menampilkan level hitam objek dan mampu menghilangkan syaraf-syaraf retina mata.

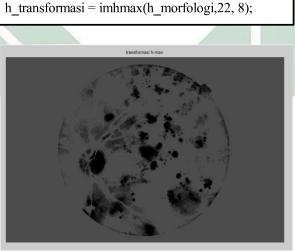
h morfologi = imreconstruct(h histo,h erosi2,8);



Gambar 4.25 Citra hasil rekonstruksi morfologi

Hasil rekonstruksi morfologi ini memberikan visualisasi dari eliminasi beberapa syaraf retina mata sehingga akan memudahkan proses ekstraksi terhadap adanya bentuk yang mencirikan objek *hard exudates*. Tahap selanjutnya yang dilakukan adalah transformasi h-maxima atau perubahan terhadap intensitas citra khususnya pada level gelap yang juga berpedoman pada intensitas citra yang tingginya kurang dari 22 dengan ketetanggaan 8.

Transformasi h-*maxima* citra yang dimaksud dalam tahap ini adalah citra dengan intensitas piksel pada level hitam. Seperti pada Gambar 4.25 level hitam menunjukkan adanya objek *hard exudates*. Prosesnya dilakukan dengan kode berikut hingga didapatkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 4.26.



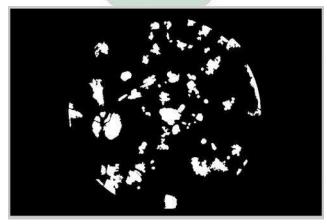
Gambar 4.26 Transformasi h-maxima

Karena hasil segmentasi menggunakan transformasi h-*maxima* memberikan visualisasi objek yang lebih baik maka tahap selanjutnya adalah perluasan terhadap objek pada level hitam karena level hitam

pada Gambar 4.26 menandakan adanya objek *hard exudates*. Hasilnya perluasan terhadap objek pada level minima atau level hitam ditunjukkan pada Gambar 4.27.

Perluasan terhadap citra dengan intensitas rendah yang ditentukan atas nilai h intensitas citra dilakukan secara subjektif, hal ini bergantung pada jenis citra yang dikaji. Nilai h intensitas citra yang dipilih adalah 33 yang diujikan pada citra yang memiliki objek hard exudates dengan ukuran kecil dan mampu mengidentifikasi dengan baik. Apabila nilai h yang dipilih terlalu kecil maka citra yang tidak termasuk ke dalam objek yang diamati akan terbawa dalam proses segmentasi, namun apabila nilainya terlalu besar maka objek hard exudates yang berukuran kecil memungkinkan untuk tidak teridentifikasi. Penerapan extended minima transform akan memberikan hasil citra dalam bentuk biner dari citra asli gray scale seperti pada Gambar 4.27.

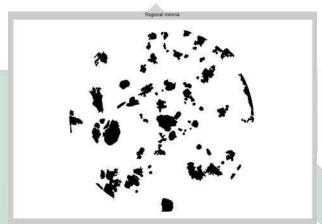
h_bw = imextendedmin(h_transformasi,33,8);



Gambar 4.27 Extended minima transform

Regional minimal dari hasil perluasan transformasi minima dilakukan untuk mendapatkan objek pada level rendah. Hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.28.

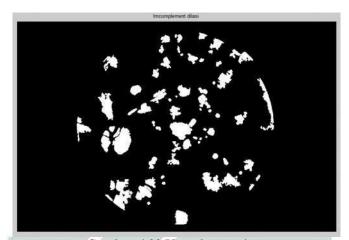
h_rmin = imregionalmin(h_bw,8);



Gambar 4.28 Regional minima

Tahap selanjutnya yang dilakukan dengan perhitungan dari regional minima menghasilkan keluaran citra jenis biner dari hasil citra sebelumnya dimana nilai satu yang mengindikasikan intensitas piksel level putih berkorespondensi dengan piksel hasil *extended minima transform* yang termasuk ke dalam daerah minimal citra. Nilai intensitas piksel selain daerah minima citra maka piksel akan bernilai 0 seperti pada Gambar 4.28. Hasil matriks regional minima merupakan komponen piksel ketetanggaan 8 dengan nilai intensitas yang tetap dan begitu pula untuk semua batas terluar dari piksel yang memiliki nilai intensitas yang tinggi.

h_comp2 = imcomplement(h_rmin2);



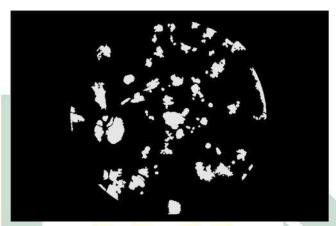
Gambar 4.29 Komplemen citra

Komplemen citra atau citra negatif dilakukan untuk merubah nilai intensitas piksel yang berbanding terbalik dengan hasil citra regional minima. Citra negatif yang ditunjukkan pada Gambar 4.29 menunjukkan bahwa nilai piksel 1 telah mengindikasikan objek yang tersegmentasi sedangkan intensitas 0 merepresentasikan latar belakang citra yang berada pada level hitam. Hal ini dilakukan karena perhitungan area dan perimeter didasarkan pada intensitas piksel yang bernilai 1.

Transformasi h-*maxima* kedua setelah diperoleh hasil biner dilakukan untuk lebih menonjolkan objek yang telah tersegmentasi atau untuk menahan semua nilai intensitas maksimal piksel. Nilai matriks yang terbentuk dari tahap ini memiliki nilai intensitas piksel yang tetap begitu pula untuk batas terluar dari piksel yang memiliki nilai intensitas rendah. Namun, berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 4.30 dengan Gambar 4.29 tidak menunjukkan hasil yang signifikan karena citra yang ditransformasikan memiliki nilai intensitas citra biner

sehingga tidak berpengaruh terhadap nilai intensitas piksel h yang ditentukan.

 $h_{I2} = imhmax(h_{skala,25});$

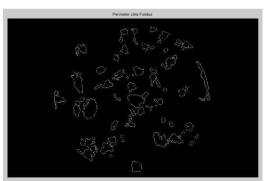


Gambar 4.30 Transformasi h-maxima 2

3. Ekstraksi Fitur

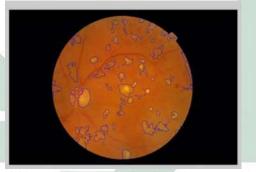
Hal yang sama dilakukan pada ekstraksi fitur identifikasi *hard* exudates dengan pengambilan ciri dari area dan perimeter. Karena batasan dalam penelitian ini tidak menghilangkan optic disk yang memiliki intensitas citra yang sama dengan objek maka optic disk juga akan terhitung sebagai nilai area dan perimeter dari proses ekstraksi fitur. Perhitungan area dan perimeter dilakukan dengan cara yang sama menggunakan Persamaan 2.17 sehingga diperoleh hasil yang terlihat pada Gambar 4.31.

h_areaperim(n)= bwarea(h_perimeter); h_area(n) = bwarea(h_I2);



Gambar 4.31 Perimeter objek hard exudates

Berdasarkan Gambar 4.31 terlihat bahwa objek kecil dari *hard* exudates terdeteksi dengan baik, namun apabila diperhatikan objek soft exudates juga terdeteksi sebagai hasil dari proses pengolahan citra yang dilakukan namun terdapat juga hasil deteksi yang bukan menunjukkan objek hard exudates.



Gambar 4.32 Perimeter objek hard exudates pada citra asli

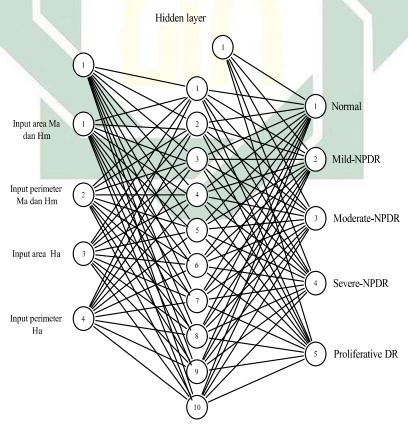
Gambar 4.32 menunjukkan hasil ekstraksi fitur objek yang dibandingkan dengan citra asli sebelum dilakukan proses pengolahan citra yang menunjukkan deteksi objek yang bersesuaian.

D. Klasifikasi Neural Network

Tahap klasifikasi yang didasarkan dari hasil ekstraksi fitur dua proses pengolahan citra dilakukan menggunakan metode backpropagation yang tersusun atas lebih dari satu *hidden layer*. Penerapan metode backpropagation diterapkan

untuk mempelajari pola inputan dan target yang dituju dengan berdasar pada jumlah *hidden layer, learning rate,* hingga jumlah iterasi yang ditentukan. Kuantisasi dari ekstraksi fitur area dan perimeter objek *microaneurysms, hemorrhages,* dan *hard exudates* berlaku sebagai inputan dengan jumlah keluaran sebanyak lima seperti pada Gambar 4.33.

Klasifikasi terhadap lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy* yang dilakukan pada 53 data citra terbagi atas dua himpunan data yaitu 80% data *training* dan 20% data *testing*. Data *training* sebanyak 42 citra digunakan untuk mempelajari dan menemukan pola terbaik yang diterapkan terhadap pengenalan klasifikasi *diabetic retinopathy*.



Gambar 4.33 Struktur klasifikasi backpropagation

Selanjutnya 11 data *testing* digunakan untuk menguji ketepatan sistem yang dibangun. Apabila pengenalan sistem yang dibangun terhadap klasifikasi dari data *testing* memiliki keakuratan yang baik terhadap pengenalan tingkat keparahan *diabetic retinopathy* maka ia dapat diterapkan untuk klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* ke dalam lima tingkat keparahan. Sampel hasil ekstraksi fitur pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 4.22.

Tabel 4.22 Hasil ekstraksi fitur data training

No.	Area Microaneurysms	Perimeter Microaneurysms	Area Hard	Perimeter
	dan Hemorrhage	dan hemorrhages	exudates	Hard exudates
1	9059,5	31223,38	5257,75	30431
2	7570,25	26949,25	9382,875	61498,63
3	11210	39447,75	11248,75	54594,13
4	6390,5	22949,13	11575	69434,63
5	8091,625	30487,13	11578,13	67396,75
6	10744,63	36146,63	5936,375	35353,63
7	6952,375	23471,63	5182,875	35567
8	8349,5	32047,5	10387,13	59171
9	8346,625	28196 <mark>,1</mark> 3	7090,875	36577,38
10	9958,25	34952,5	5981,875	31508,25

Pencarian sistem terbaik dalam klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy dilakukan dengan bermacam percobaan mulai dari hasil deteksi objek microaneurysms dan hemorrhages yang digunakan untuk tiga klasifikasi tingkat keparahan yaitu normal, NPDR, dan PDR. Dua objek tersebut juga dilakukan uji klasifikasi terhadap lima tingkat keparahan yaitu normal, mild-NPDR, moderate-NPDR, severe-NPDR, dan PDR. Pencarian sistem terbaik dalam klasifikasi juga dilakukan dengan menerapkan hasil deteksi tiga objek yaitu microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates yang diklasifikasikan ke dalam tiga tingkat keparahan yaitu normal, NPDR, dan PDR. Klasifikasi lima tingkat keparahan juga dilakukan dengan hasil deteksi tiga objek tersebut yang meliputi normal, mild-NPDR, moderate-NPDR, severe-NPDR, dan PDR.

Perhitungan manual yang dilakukan dalam proses klasifikasi dicontohkan dengan inputan dari data pertama pada Tabel 4.21 dengan *hidden layer* sebanyak satu, node sebanyak 5 dan *Learning Rate* (LR) 0.1. LR 0,1 yang dipilih didasarkan pada beberapa *training* yang dilakukan penulis untuk mendapatkan pola terbaik dari sistem komputasi yang digunakan dimana semakin kecil nilai LR maka nilai MSE juga semakin kecil dan estimasi nilai MSE ini akan berpengaruh terhadap hasil *testing* untuk klasifikasi.

Langkah 0. Inisialisasi bobot yang digunakan berada pada range -0,3 hingga 0,3 yang berlaku untuk pembobotan dari input ke *hidden layer* dan bobot dari *hidden layer* ke unit keluaran yang ditunjukkan pada Tabel 4.23.

Tabel 4.23 Nilai bobot random

-	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
X_1	0,1	0,2	-0,1	0,1	0,3
X_2	0,1	-0,1	0,1	0,2	-0,1
<i>X</i> ₃	0,3	0,1	0,2	-0,2	0,2
X_4	-0,1	0,2	0,3	0,1	0,1
1	0,2	0,2	0,3	0,2	0,1

-						000
		Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
	Z_1	0,2	0,1	-0,3	0,2	0,2
	Z_2	0,2	-0,1	0,1	-0,1	0,2
	Z_3	- 0,1	0,2	0,2	0,2	0,3
	Z_4	0,1	0,1	0,1	0,3	-0,2
	Z_5	0,1	-0,2	-0,2	0,2	0,1
	1	0,3	0,1	0,2	0,1	- 0,1
	1.	7	1-60			

Langkah 1. Lakukan langkah 2 hingga 9 sampai kondisi penghentian terpenuhi,
apabila belum terpenuhi maka langkah 2 hingga 9 akan terus berulang.
Langkah 2. Untuk setiap pasang dari data pelatihan, lakukan langkah 3 sampai langkah 8

Fase I: Propagasi Maju

Langkah 3. Setiap nilai pada node input merupakan sinyal masukan yang kemudian diteruskan ke *hidden layer*

Langkah 4. Menghitung semua nilai keluaran di node tersembunyi (Z_j) dengan menjumlahkan bobot sinyal input menggunakan Persamaan 2.19

$$Z_{net \, 1} = v_{10} + \sum_{i=1}^{4} x_i v_{ji} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14}$$

$$= 0,2 + 9059,5 \cdot 0,1 + 31223,38 \cdot 0,1 + 5257,75 \cdot 0,3 + 30431 \cdot (-0,1)$$

$$= 2562,713$$

$$Z_{net \, 2} = v_{10} + \sum_{i=1}^{4} x_i v_{ji} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14}$$

$$= 0,2 + 9059,5 \cdot 0,2 + 31223,38 \cdot (-0,1) + 5257,75 \cdot 0,1 + 30431 \cdot 0,2$$

$$= 5301,737$$

$$Z_{net \, 3} = v_{10} + \sum_{i=1}^{4} x_i v_{ji} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14}$$

$$= 0,3 + 9059,5 \cdot (-0,1) + 31223,38 \cdot 0,1 + 5257,75 \cdot 0,2 + 30431 \cdot 0,3$$

$$= 12397,54$$

$$Z_{net \, 4} = v_{10} + \sum_{i=1}^{4} x_i v_{ji} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14}$$

$$= 0,2 + 9059,5 \cdot 0,1 + 31223,38 \cdot 0,2 + 5257,75 \cdot (-0,2) + 30431.0,1$$

$$= 9142,376$$

$$Z_{net \, 5} = v_{10} + \sum_{i=1}^{4} x_i v_{ji} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14}$$

$$= 0,1 + 9059,5 \cdot 0,3 + 31223,38 \cdot (-0,1) + 5257,75 \cdot 0,2 + 30431 \cdot 0,1$$

$$= 3690,262$$

Penerapan fungsi aktivasi sigmoid biner diterapkan untuk perhitungan nilai input dengan bobot pada *hidden layer* yang diperoleh dengan menggunakan Persamaan 2.18.

$$Z_{2} = f(Z_{net 2}) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{2}{1 + e^{-5301,737}} - 1 = 1$$

$$Z_{3} = f(Z_{net 3}) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{2}{1 + e^{-12397,538}} - 1 = 1$$

$$Z_{4} = f(Z_{net 4}) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{2}{1 + e^{-9142,376}} - 1 = 1$$

$$Z_{5} = f(Z_{net 5}) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{2}{1 + e^{-3690,262}} - 1 = 1$$

Langkah 5. Setelah diperoleh nilai pada unit *hidden layer* langkah selanjutnya yang dilakukan adalah menghitung semua jaringan di unit keluaran (y_k) menggunakan Persamaan 2.22

$$\begin{aligned} y_{net_1} &= w_{10} + \sum_{j=1}^4 z_j w_{kj} = w_{10} + Z_1 w_{11} + Z_2 w_{12} + Z_3 w_{13} + Z_4 w_{14} + Z_5 w_{15} \\ &= 0.3 + 1.0.2 + 1.0.2 + 1.(-0.1) + 1.0.1 + 1.0.1 \\ &= 0.8 \\ y_{net_2} &= w_{20} + \sum_{j=1}^4 z_j w_{kj} = w_{20} + Z_1 w_{21} + Z_2 w_{22} + Z_3 w_{23} + Z_4 w_{24} + Z_5 w_{25} \\ &= 0.1 + 1.0.1 + 1.(-0.1) + 1.0.2 + 1.0.1 + 1.(-0.2) \\ &= 0.2 \\ y_{net_3} &= w_{30} + \sum_{j=1}^4 z_j w_{kj} = w_{30} + Z_1 w_{31} + Z_2 w_{32} + Z_3 w_{33} + Z_4 w_{34} + Z_5 w_{35} \\ &= 0.2 + 1.(-0.3) + 1.0.1 + 1.0.2 + 1.0.1 + 1.(-0.2) \\ &= 0.1 \\ y_{net_4} &= w_{40} + \sum_{j=1}^4 z_j w_{kj} = w_{40} + Z_1 w_{41} + Z_2 w_{42} + Z_3 w_{43} + Z_4 w_{44} + Z_5 w_{45} \\ &= 0.1 + 1.0.2 + 1.(-0.1) + 1.0.2 + 1.0.3 + 1.0.2 \\ &= 0.9 \\ y_{net_5} &= w_{50} + \sum_{j=1}^4 z_j w_{kj} = w_{50} + Z_1 w_{51} + Z_2 w_{52} + Z_3 w_{53} + Z_4 w_{54} + Z_5 w_{55} \\ &= -0.1 + 1.0.2 + 1.0.2 + 1.0.3 + 1.(-0.2) + 1.0.1 \\ &= 0.5 \end{aligned}$$

Selanjutnya adalah perhitungan nilai keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang dilakukan dengan Persamaan 2.23 seperti berikut

$$y_1 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{0.8}} = 0.31$$

$$y_2 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{0.2}} = 0.45$$

$$y_3 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{0.1}} = 0.48$$

$$y_4 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{0.9}} = 0.29$$

$$y_5 = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{0.5}} = 0.38$$

Fase II: Propagasi Mundur

Langkah 6. Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai *error* pada setiap unit keluaran menggunakan Persamaan 2.24 dan 2.25

$$\begin{split} \delta_1 &= (0-0.31)0.31(1-0.31) = -0.07 \\ \Delta w_{10} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{11} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{12} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{13} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{14} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{15} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{15} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \Delta w_{15} &= \alpha \delta_1(1) = 0.1.(-0.07).(1) = -0.007 \\ \delta_2 &= (0-0.45)0.45(1-0.45) = -0.11 \\ \Delta w_{20} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{21} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{22} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{23} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{24} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{25} &= \alpha \delta_2(1) = 0.1.(-0.11).(1) = -0.011 \\ \Delta w_{30} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.12).(1) = -0.012 \\ \Delta w_{31} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.12).(1) = -0.012 \\ \Delta w_{32} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.12).(1) = -0.012 \\ \Delta w_{33} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.12).(1) = -0.012 \\ \Delta w_{34} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.12).(1) = -0.012 \\ \Delta w_{35} &= \alpha \delta_3(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{40} &= \alpha \delta_4(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{41} &= \alpha \delta_4(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{42} &= \alpha \delta_4(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{43} &= \alpha \delta_4(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{44} &= \alpha \delta_4(1) = 0.1.(-0.06).(1) = -0.006 \\ \Delta w_{45} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{51} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{52} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{53} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{54} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_5(1) = 0.1.(-0.09).(1) = -0.009 \\ \Delta w_{55} &= \alpha \delta_$$

Langkah 7. Menghitung faktor δ di unit tersembunyi yang didasarkan pada

kesalahan pada setiap unit tersembunyi menggunakan Persamaan 2.27

$$\begin{split} &\delta_net_1 = \delta_1.w_{11} = (-0.07).0.2 = -0.014 \\ &\delta_net_2 = \delta_1.w_{12} = (-0.07).0.2 = -0.014 \\ &\delta_net_3 = \delta_1.w_{13} = (-0.07).(-0.1) = 0.007 \end{split}$$

$$\begin{split} &\delta_{-}net_{4} = \delta_{1}.w_{14} = (-0.07).0.1 = -0.007 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{1}.w_{15} = (-0.07).0.1 = -0.007 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{1}.w_{15} = (-0.07).0.1 = -0.007 \\ &\delta_{-}net_{1} = \delta_{2}.w_{21} = (-0.11).0.1 = -0.011 \\ &\delta_{-}net_{2} = \delta_{2}.w_{22} = (-0.11).(-0.1) = 0.011 \\ &\delta_{-}net_{3} = \delta_{2}.w_{23} = (-0.11).0.2 = -0.022 \\ &\delta_{-}net_{4} = \delta_{2}.w_{24} = (-0.11).0.1 = -0.011 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{2}.w_{25} = (-0.11).(-0.2) = 0.022 \\ &\delta_{-}net_{1} = \delta_{3}.w_{31} = (-0.12).(-0.3) = 0.036 \\ &\delta_{-}net_{2} = \delta_{3}.w_{32} = (-0.12).0.1 = -0.012 \\ &\delta_{-}net_{3} = \delta_{3}.w_{33} = (-0.12).0.2 = -0.024 \\ &\delta_{-}net_{4} = \delta_{3}.w_{34} = (-0.12).(-0.2) = 0.024 \\ &\delta_{-}net_{4} = \delta_{3}.w_{35} = (-0.12).(-0.2) = 0.024 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{3}.w_{35} = (-0.12).(-0.2) = 0.024 \\ &\delta_{-}net_{1} = \delta_{4}.w_{41} = (-0.06).0.2 = -0.012 \\ &\delta_{-}net_{2} = \delta_{4}.w_{42} = (-0.06).(-0.1) = 0.006 \\ &\delta_{-}net_{3} = \delta_{4}.w_{43} = (-0.06).0.2 = -0.012 \\ &\delta_{-}net_{4} = \delta_{4}.w_{44} = (-0.06).0.3 = -0.018 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{4}.w_{45} = (-0.06).0.2 = -0.012 \\ &\delta_{-}net_{1} = \delta_{5}.w_{51} = (-0.09).0.2 = -0.018 \\ &\delta_{-}net_{2} = \delta_{5}.w_{52} = (-0.09).0.2 = -0.018 \\ &\delta_{-}net_{3} = \delta_{5}.w_{53} = (-0.09).0.3 = -0.027 \\ &\delta_{-}net_{4} = \delta_{5}.w_{54} = (-0.09).(-0.2) = 0.018 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{5}.w_{55} = (-0.09).0.1 = -0.009 \\ &\delta_{-}net_{5} = \delta_{5}.w_{55}$$

Sedangkan untuk menghitung faktor kesalahan δ pada unit tersembunyi dilakukan menggunakan Persamaan 2.28 sehingga diperoleh nilai berikut.

$$\delta_1 = \delta_- net_1 \ z_1(1-z_1) = (-0.014). \ 1(1-1) = 0$$

Karena nilai z_1 hingga z_5 adalah 1 dan perhitungan faktor kesalahan untuk $z_1(1-z_1)$ bernilai 0 maka ketika dikalikan berapa pun nilai δ_j juga akan bernilai 0. Maka dapat disimpulkan bahwa faktor kesalahan δ unit tersembunyi bernilai 0 semua. Karena nilai δ_j bernilai 0 maka kondisi ini akan berakibat pada perhitungan koreksi bobot pada unit tersembunyi yang berdasar pada perkalian antara δ_j , α , dan x_i dimana nilainya akan menjadi 0 semua.

Fase III untuk perubahan bobot

Langkah 8. Untuk melakukan perubahan bobot dari garis yang menuju unit keluaran yang dilakukan dengan Persamaan 2.31 sedangkan Persamaan 2.32 untuk perubahan bobot di unit tersembunyi atau *hidden layer*

```
\begin{split} w_{10}(baru) &= w_{10}(lama) + \Delta w_{10} = 0,3 - 0,014 = 0,286 \\ w_{11}(baru) &= w_{11}(lama) + \Delta w_{11} = 0,2 - 0,014 = 0,186 \\ w_{12}(baru) &= w_{12}(lama) + \Delta w_{12} = 0,2 - 0,007 = 0,193 \\ w_{13}(baru) &= w_{13}(lama) + \Delta w_{13} = -0,1 - 0,007 = -0,093 \\ w_{14}(baru) &= w_{14}(lama) + \Delta w_{14} = 0,1 - 0,007 = 0,093 \\ w_{15}(baru) &= w_{15}(lama) + \Delta w_{15} = 0,1 - 0,007 = 0,093 \end{split}
```

Untuk unit keluaran selanjutnya dilakukan dengan cara yang sama menggunakan cara diatas dengan masing-masing unit keluaran memiliki unit pembobotan sebanyak lima. Sedangkan untuk perhitungan perubahan bobot pada unit tersembunyi dilakukan sebagai berikut

```
\begin{split} V_{10}(baru) &= V_{10}(lama) + \Delta V_{10} = 0.2 - 0 = 0.2 \\ V_{20}(baru) &= V_{20}(lama) + \Delta V_{20} = 0.1 - 0 = 0.1 \\ V_{30}(baru) &= V_{30}(lama) + \Delta V_{30} = 0.1 - 0 = 0.1 \\ V_{40}(baru) &= V_{40}(lama) + \Delta V_{40} = 0.3 - 0 = 0.3 \\ V_{50}(baru) &= V_{50}(lama) + \Delta V_{50} = -0.1 - 0 = -0.1 \end{split}
```

Karena semua nilai perubahan bobot di unit tersembunyi bernilai 0 maka pembobotan baru merupakan nilai itu sendiri. Kondisi ini akan berbeda ketika diterapkan dengan penyelesaian menggunakan MATLAB2013a sesuai dengan struktur yang ditentukan karena pembobotan yang dilakukan diambil secara acak dan dilakukan sampai kondisi terpenuhi yang dilihat dari sisi jumlah iterasi yang ditentukan. Perhitungan diatas hanya merupakan gambaran untuk lebih menujukkan dan memberikan pemahaman kepada pembaca bagaimana perhitungan backpropagation yang dilakukan untuk lima keluaran dalam klasifikasi.

Klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini dibedakan atas tiga model dari hasil ekstraksi fitur tiga objek yang dideteksi. Perbedaan klasifikasi yang dilakukan ini hanya merupakan variasi untuk klasifikasi *diabetic retinopathy* yang memiliki permasalahan cukup kompleks.

Tabel 4.24 Training testing backpropagation

Data training (80%)	Data testing(20%)	Fitur inputan	Jumlah klasifikasi	LR	Akurasi terbesar (%)	
42 data	11 data	2 objek	3 kelas	0,01	63,64	
	1//	3 objek	3 kelas	0,01	72,72	
		3 objek	3 kelas	0,001	63,64	
		3 objek	5 kelas	0,1	54,55	
	1	3 objek	5 kelas	0,01	72,72	
		3 objek	5 kelas	0,001	90,90	

Pola klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 4.24 dimana dua fitur yang dimaksud adalah *microaneurysms* dan *hemorrhages* yang diperoleh dari hasil pengolahan pertama. Sedangkan tiga objek yang dimaksud adalah *microaneurysms*, *hemorrhages*, dan *hard exudates* yang diperoleh dari dua proses pengolahan. Perbedaan nilai LR pada Tabel 4.24 menentukan perbedaan hasil nilai akurasi yang diperoleh. Proses *training* yang dilakukan untuk semua pola pada Tabel 4.24 dilakukan dengan iterasi sebanyak 300.000 dan nilai momentum sebesar 0,9.

Proses *training* dan *testing* yang dilakukan pada Tabel 4.24 menunjukkan nilai akurasi terbesar pada proses identifikasi tiga objek untuk lima klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* dengan nilai akurasi sebesar 90,90%. Karena penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap lima tingkat keparahan maka penjabaran terhadap hasil *training* dan *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 4.24 hanya sebagai acuan dari berbagai proses *training* yang dilakukan. Hasil

klasifikasi terbaik terhadap lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy* diperoleh pada pembentukan struktur jaringan backpropagation dengan tiga nilai inputan hasil ekstraksi fitur dan jumlah LR sebesar 0,001. Satu hal yang dapat disimpulkan dari proses *training* pada Tabel 4.24 menunjukkan bahwa semakin kecil nilai LR maka nilai akurasi yang didapat juga semakin baik. Pada kasus *training* tiga objek lima klasifikasi dengan LR 0,01 hanya menghasilkan nilai akurasi terbesar 72,72. Perubahan bobot yang dilakukan secara random memberikan pengaruh besar terhadap tercapainya nilai keluaran backpropagation dengan nilai target yang ditentukan.

Karena penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap lima tingkat keparahan maka akan ditunjukkan hasil *training* dan *testing* yang diperoleh dari 80% data *training* dan 20% data *testing* seperti pada Tabel 4.25. Perubahan *hidden layer* dan nilai LR berlaku sebagai pedoman untuk mendapatkan pengenalan pola terbaik yang dihasilkan dari struktur backpropagation yang ditentukan. Struktur backpropagation dan hasil dari proses *training testing* tiga objek untuk lima klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 4.25.

Berdasarkan hasil *training* dan *testing* seperti pada Tabel 4.25 menunjukkan bahwa semakin banyak *hidden layer* yang digunakan maka nilai *error* yang diperoleh dari hasil *training* juga semakin kecil, namun nilai *error* yang kecil dari hasil *training* tidak selalu menentukan bahwa hasil akurasi *testing* yang diperoleh juga semakin baik. Kasus ini terjadi pada *training* dengan LR sebesar 0,1 dengan jumlah *hidden layer* 175 yang menghasilkan nilai *error* sebesar 0,000059 dibandingkan dengan nilai *error* yang diperoleh dari hasil

training dengan LR 0,1 dan hidden layer 150 dengan nilai error sebesar 0,000783 yang memiliki nilai akurasi lebih tinggi yaitu 54,54% dibandingkan dengan hidden layer 75 yang hanya memperoleh akurasi sebesar 36,36%.

Tabel 4.25 Training testing 5 klasifikasi

Data	Data	LR	HL	MSE	Akurasi
training	testing				(%)
(80%)	(20%)	- 4			
42 data	11 data	0,1	25	0,0901	45,45
		A. Carrie	50	0,0410	45,45
	7/		75	0,0288	45,45
			100	0,0281	45,45
			125	0,00683	54,55
	- 7		150	0,000783	54,55
		0,01	50	0,0326	45,45
1.A		4.5	75	0,00756	45,45
1			100	0,00305	72,72
		7.13	125	0,00397	45,45
			150	0,000792	54,54
		0,001	25	0,0854	36,36
			75	0,00826	36,36
			100	0,00405	45,45
			125	0,0205	72,72
			150	0,000190	90,90

Klasifikasi citra yang ditentukan dari hasil *training* dan *testing* struktur backpropagation dengan jumlah keluaran sebanyak lima ditentukan berdasarkan kode biner. Kode biner yang dibentuk untuk klasifikasi lima tingkat keparahan dituliskan pada Tabel 4.26. Kode biner tersebut berlaku sebagai target dari struktur backpropagation yang menghasilkan lima nilai keluaran yang berbeda.

Tabel 4.26 Kode biner

	Kode Biner						
<i>Mild</i> -NPDR	1	0	0	0	0		
Moderate-NPDR	0	1	0	0	0		
Normal	0	0	1	0	0		
Proliferative	0	0	0	1	0		
Severe-NPDR	0	0	0	0	1		

Nilai keluaran yang diperoleh dari struktur backpropagation tidak akan bernilai 1 atau 0 namun berupa nilai desimal yang berada pada rentang 0 hingga 1, penentuan klasifikasinya adalah dimulai dengan menentukan nilai terbesar atau yang paling mendekati angka 1 dari 5 keluaran dimana nilai terbesar tersebut akan dibulatkan ke angka 1 sedangkan lainnya 0. Maka nilai biner yang terbentuk dapat mengklasifikasikan tingkat keparahan citra yang diuji yang berpedoman pada kode biner di Tabel 4.26.

Klasifikasi citra fundus yang diuji dengan data *testing* sebanyak 11 terhadap nilai area dan perimeter dari objek *microaneurysms*, *hemorrhages*, dan *hard exudates* ditunjukkan pada Tabel 4.27. Klasifikasinya dilakukan menggunakan struktur backpropagation yang memiliki nilai akurasi terbaik berdasarkan Tabel 4.25 untuk lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy*. Pengujiannya dibangun menggunakan struktur backpropagation dengan LR 0,01 dan HL sebesar 100 yang memiliki akurasi sebesar 72,72%.

Tabel 4.27 Ekstraksi fitur data testing

Data	Area	Perimeter	Area hard	Perimeter
ke-	micoaneurysms &	micoaneurysms &	exudates	hard exudates
	hemorrhages	hemorrhages		
1.	11787,88	40464,38	8154,125	37608
2.	10639,75	38750,5	15636	72963,5
3.	7543,375	25661,38	8665,125	62351,25
4.	10511,5	35558,38	10387,75	54897,75
5.	12070,88	41090,75	9392,5	53086,13
6.	6952,25	24545,75	10598	59353,38
7.	10163,13	35290,13	11198,5	58259,38
8.	18838,13	62336,38	4402,375	30125,75
9.	15663,75	52780	9078,375	47795
10.	18075	57218,13	8783,625	49808,38
11.	16557,13	55028,5	9729,5	57949,75

Nilai input yang ditunjukkan pada Tabel 4.27 akan menghasilkan lima nilai keluaran dari struktur backpropagation yang disusun dengan menghasilkan nilai-nilai yang ditunjukkan pada Tabel 4.28. Lima nilai keluaran tersebut berpedoman untuk menentukan klasifikasi citra yang diuji dengan berdasarkan pada kode biner di Tabel 4.26. Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, kode biner dengan nilai 1 diperoleh dari nilai terbesar hasil keluaran backpropagation sehingga nilainya akan berbentuk 0 dan 1 yang nantinya disesuaikan dengan kode biner pada Tabel 4.26 sebagai hasil klasifikasi dari citra yang di uji. Nilai keluaran yang dihasilkan dari 11 data *testing* ditunjukkan pada Tabel 4.28 beserta dengan kode biner yang terbentuk dan hasil klasifikasinya.

Tabel 4.28 Nilai keluaran klasifikasi data testing

Data	Keluaran Backp <mark>rop</mark> agation			Kode Biner				Hasil Klasifikasi			
ke-	1										1/2
1.	0,590	0,078	0,001	0,028	0,005	1	0	0	0	0	<i>Mild</i> -NPDR
2.	0,996	0,000	0,004	0,000	0,006	1	0	0	4 0	0	<i>Mild-</i> NPDR
3.	0,009	0,984	0,011	0,001	0,001	0	1	0	0	0	Moderate-NPDR
4.	0,003	0,977	0,032	0,000	0,005	0	1	0	0	0	Moderate-NPDR
5.	0,003	0,998	0,000	0,001	0,005	0	1	0	0	0	Moderate-NPDR
6.	0,899	0,029	0,006	0,000	0,000	1	0	0	0	0	<i>Mild</i> -NPDR
7.	0,014	0,015	0,977	0,001	0,003	0	0	1	0	0	Normal
8.	0,002	0,012	0,008	0,987	0,013	0	0	0	1	0	Proliferative
9.	0,013	0,002	0,000	0,973	0,020	0	0	0	1	0	Proliferative
10.	0,000	0,002	0,010	0,033	0,996	0	0	0	0	1	Severe-NPDR
11.	0,003	0,008	0,001	0,002	0,974	0	0	0	0	1	Severe-NPDR

Hasil klasifikasi yang terbentuk berdasarkan Tabel 4.28 diperoleh 1 citra normal, 3 citra klasifikasi mid-NPDR, 3 citra *moderate*-NPDR, 2 citra *severe*-NPDR, dan 2 citra *proliferative*. Namun, dari hasil tersebut belum diketahui apakah hasil klasifikasinya benar dengan klasifikasi sebenarnya atau tidak sehingga akan dilakukan perbandingan hasil klasifikasi backpropagation dengan klasifikasi sebenarnya pada setiap citra. Perbandingan dari hasil klasifikasi

menggunakan backpropagation dengan klasifikasi citra sebenarnya ditunjukkan pada Tabel 4.29. Hasil perbandingan pada Tabel 4.29 akan menunjukkan seberapa banyak citra yang terklasifikasi benar dan salah. Apabila citra yang terklasifikasi benar cukup banyak maka struktur backpropagation yang disusun dapat diterapkan dengan baik untuk menentukan klasifikasi dari tingkat keparahan diabetic retinopathy.

Persentase tingkat kebenaran atau akurasi dari keputusan tingkat keparahan diabetic retinopathy diperoleh dengan membagi data yang terklasifikasi benar terindikasi diabetic retinopathy dengan jumlah keseluruhan citra yang diuji.

Tabel 4.29 Perbandingan hasil klasifikasi

Citra ke-	Klasifik <mark>asi</mark>	Klasifikasi	Validasi	
	Sebener <mark>nya</mark>	Backpropagation	- J.	
1	Mild-NPDR	<i>M</i> ild-NPDR	Benar	
2	Mild-NPDR	Mild-NPDR	Benar	
3	Moderate-NPDR	Moderate-NPDR	Benar	
4	Moderate-NPDR	Moderate-NPDR	Benar	
5	Moderate-NPDR	Moderate-NPDR	Benar	
6	Normal	Mild-NPDR	Salah	
7	Normal	Normal	Benar	
8	Proliferative —	Proliferative	Benar	
9	Proliferative \ \ \	Proliferative	Benar	
10	Severe-NPDR	Severe-NPDR	Benar	
11	Severe-NPDR	Severe-NPDR	Benar	

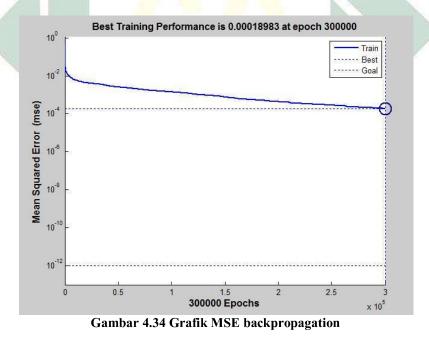
Jumlah citra klasifikasi benar : 10

Jumlah citra terklasifikasi salah: 1

Maka, nilai akurasi yang diperoleh sebesar

$$Akurasi = \frac{10}{11} \times 100\% = 90,90\%$$

Perbandingan klasifikasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.28 terhadap data testing yang digunakan hanya berjumlah 11 sehingga apabila ada satu saja citra yang terklasifikasi salah maka nilai akurasinya akan berkurang hingga 9% untuk setiap citra. Nilai akurasi yang diperoleh dinilai cukup besar untuk menguji citra dalam menentukan tingkat keparahan diabetic retinopathy terhadap lima tingkat keparahan. Berdasarkan hasil pada Tabel 4.28, yang jadi pertimbangan adalah pada proses pengolahan citra yang diterapkan dalam penelitian ini baik itu preprocessing, segmentasi hingga ekstraksi fitur. Jika diperhatikan hasil MSE pada Gambar 4.34 menunjukkan nilai error yang cenderung turun selama proses training dengan iterasi sebanyak 300.000.

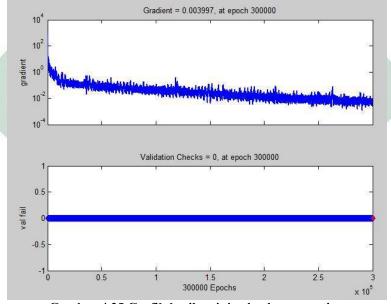


Nilai MSE yang cenderung turun menandakan bahwa pembelajaran struktur yang disusun dengan HL sebanyak 150 dan LR sebesar 0,001 dengan iterasi sebanyak 300.000 menghasilkan pengenalan pola yang baik dalam melakukan pembobotan dan perubahan pembobotan dengan sistem *feedforward*

untuk mendapatkan *error* keluaran yang sesuai atau mendekati nilai *error* target.

Nilai MSE menandakan tingkat *error* yang dicapai sistem dari keseluruhan nilai *error* antara nilai keluaran backpropagation dengan nilai target yang ditentukan.

Analisis lain yang dapat ditinjau untuk melihat hasil struktur backpropagation selain memperhatikan dari nilai MSE yang semakin turun, hasil terbaik dari sistem yang disusun juga dapat dilihat berdasarkkan penurunan nilai gradien yang merupakan kecenderungan nilai *error* backpropagation dengan nilai *error* target yang ditunjukkan berdasarkan Gambar 4.35 berikut.

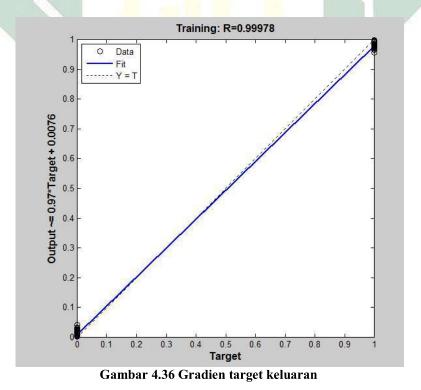


Gambar 4.35 Grafik hasil training backpropagation

Grafik yang cenderung turun menandakan bahwa nilai kecenderungan *error* keluaran dengan *error* target memperoleh performa terbaik terhadap struktur backpropagation yang disusun sesuai dengan jumlah iterasi yang ditentukan. Grafik gradien pada Gambar 4.35 juga menunjukkan nilai *error* yang mendekati angka 10⁻⁴ dari nilai *error* target sebesar 10⁻¹² yang mengartikan

bahwa pola pembelajaran yang disusun berdasarkan struktur yang ditentukan menghasilkan pembelajaran pola terbaik untuk mencapai nilai target.

Grafik yang semakin turun menandakan bahwa nilai gradien dari sistem yang disusun semakin mendekati target dimana gradien dari grafik tersebut berkesinambungan dengan grafik gradien pada Gambar 4.36. Grafik gradien pada Gambar 4.35 merupakan nilai gradien dari iterasi 300.000 dengan hasil nilai gradien sebesar 0,003397. Jika Gambar 4.35 menunjukkan nilai gradien untuk setiap iterasi maka pada Gambar 4.36 menunjukkan gradien akhir dari keseluruhann proses *training* citra yang juga menunjukkan kecenderungan nilai dari hasil keluaran backpropagation dengan nilai target yang telah ditentukan untuk proses identifikasi citra terhadap tingkat keparahan *diabetic retinopathy*.



Garis putus-putus yang terdapat pada Gambar 4.36 menunjukkan nilai target yang ingin dicapai sedangkan garis berwarna biru menandakan hasil

keluaran yang didapatkan. Apabila garis putus-putus dengan garis berwarna biru berhimpitan maka nilai keluaran memiliki hasil yang sesuai dengan target maka dapat dipastikan bahwa struktur backpropagation telah memperoleh hasil terbaik.

Proses segmentsi citra yang digunakan untuk klasifikasi sangat berpengaruh terhadap nilai-nilai dari area dan perimeter objek yang digunakan sebagai inputan pada struktur backpropagation sehingga ketepatan hasil identifikasi tingkat keparahan suatu citra sangat bergantung pada hasil preprocessing dan segmentasi citra untuk mendapatkan area dan perimeter objek yang menjadi pembeda antara citra dengan tingkat keparahan satu dengan yang lainnya.

E. Diskusi

Permasalahan yang penulis temukan dalam proses klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy ini berdasar pada citra yang digunakan sebagai pelatihan dan pengujian. Citra yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kendala tidak hanya pada kekontrasan citra namun juga pada struktur citra yang tidak merata. Dalam penelitian ini tidak ada data citra yang tereduksi untuk mendapatkan hasil klasifikasi terbaik sehingga hasil ekstraksi fitur area dan perimeter yang digunakan sebagai inputan backpropagation memungkinkan kelas mild berada pada jangkauan dari area dan perimeter kelas moderate. Hal ini juga berlaku untuk klasifikasi kelas yang lain. Hal ini juga dapat dilihat dari hasil segmentasi citra yang memiliki kemiripan antar kelas sehingga akan berpengaruh pada hasil klasifikasi. Karena tidak ada data citra yang direduksi, penelitian ini

berfokus pada ketepatan sistem yang dibangun untuk mengenali citra-citra yang mengandung objek *diabetic retinopathy*.

Selain dari struktur citra yang kurang baik, proses segmentasi yang ditujukan untuk membedakan objek yang dikaji dengan latar belakang dinilai memiliki hasil yang kurang baik terutama pada proses segmentasi *hard exudates* yang tidak menghilangkan *optic disk*. Pada proses segmentasi *microaneurysms* dan *hemorrhages* memiliki kekurangan dimana syaraf mata terhitung sebagai area dan perimete objek, begitu pula dengan segmentasi *hard exudates* yang tidak menghilangkan *optic disk* sehingga akan terhitung sebagai nilai area dan perimeter objek yang diamati.

Pada beberapa penelitian tentang klasifikasi atau identifikasi terhadap komplikasi diabetic retinopathy cenderung dilakukan yang berfokus pada satu jenis objek seperti microaneurysms atau hard exudates saja. Apabila klasifikasi tingkat keparahan diabetic retinopathy didasarkan pada tiga objek seperti microaneurysms, hemorrhages, dan hard exudates maka hal yang harus dilakukan adalah melakukan segmentasi yang hanya akan menghasilkan objek yang dideteksi tanpa melibatkan optic disk, syaraf mata dan objek lainnya yang tidak diamati maka hasil terbaik dari proses klasifikasi terhadap tingkat keparahan diabetic retinopathy akan mencapai hasil yang maksimal.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil identifikasi terhadap adanya objek *microaneurysms* dan *hemorrhages* dengan hasil identifikasi hard exudate hingga klasifikasi tiga objek terhadap lima tingkat keparahan *diabetic retinopathy* dituliskan ke dalam tiga poin berikut:

- 1. Hasil identifikasi objek *microaneurysms* dan *hemorrhages* yang dilakukan menggunakan metode morfologi matematika *disk* dengan R=10 dan *diamond* dengan R=3 mampu menghasilkan segmentasi yang baik yang mampu memvisualisasikan objek yang diamati dengan hasil segmentasi yang dinilai baik. Penerapan metode morfologi matematika dari dua operasi morfologi *opening* dinilai cocok untuk melakukan segmentasi pada permasalahan tersebut.
- 2. Segmentasi terhadap adanya objek *hard exudates* yang didasarkan pada metode rekonstruksi morfologi mampu menghasilkan identifikasi objek yang diamati dengan kriteria level hitam. Namun, setelah dilakukan tahap selanjutnya menggunakan regional minima hasilnya menunjukkan daerah yang bukan merupakan objek *hard exudate* tersegmentasi sebagai objek pada citra biner yang dihasilkan dari proses regional minima. Kesimpulan yang dapat diambil adalah penerapan metode rekonstruksi morfologi dapat diterapkan untuk membedakan objek yang diamati dengan latar belakang,

- namun tahap regional minima dapat digantikan dengan metode lain yang memiliki hasil lebih baik untuk memvisualisasikan objek *hard exudates*.
- 3. Hasil akurasi terbaik yang berbanding lurus dengan banyaknya citra teridentifikasi benar diperoleh pada struktur backpropagation yang dibangun dengan *hidden layer* sebanyak 150, LR sebesar 0,001, dengan jumlah iterasi sebanyak 300.000 dan mampu mencapai akurasi sebesar 90,90%. Nilai akurasi terbesar tersebut menghasilkan 10 citra yang terklasifikasi benar dari 11 citra yang diuji.

B. Saran

Perbaikan proses segmentasi citra yang dapat dilakukan oleh peneliti lain dapat lebih menitikberatkan pada objek yang diamati dengan menghilangkan objek lainnya seperti syaraf retina mata dan *optic disk*. Hasil segmentasi ini akan berpengaruh terhadap nilai area dan perimeter yang berlaku sebagai inputan pada struktur backpropagation, sehingga klasifikasi tingkat keparahan benar-benar mengklasifikasikan banyak objek yang terdeteksi dari suatu citra. Klasifikasi tingkat keparahan *diabetic retinopathy* memungkinkan mencapai hasil yang lebih maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

- American Diabetes Assosiation. (2010). Diagnosis and Classification of Diabetes Mellitus. *Diabetes Care*, *33*(1), 562.
- Apriliani, D., & Murinto. (2013). Analisis Perbandingan Teknik Segmentasi Citra Digital Menggunakan Metode Level-Set Chan & Vese Dan Lankton. *Jurnal Sarjana Teknik Informatika*, 1(1), 234.
- Ekanita, D. (2004). Operasi morfologi pada suatu berkas citra monokrok*.BMP menggunakan perangkat lunak Matlab versi 6.5. Dalam *Skripsi* (hal. 33-35). Yogyakarta: Universitas Sanata Darma.
- Fanani, A., & Ulinnuha, N. (2016). Watermarking Citra Digital menggunakan Metode Discrete Cosine Transform. *Jurnal Mantik*, 1.
- Gupta, S., & AM, K. (2015). Diagnosis of Diabetic Retinopathy using Machine Learning. *Research and Development*, 3(2), 1.
- Hadinegoro, Ahmad, N., & Arifyanto. (2012). Metode Histogram Equalization untuk Perbaikan Citra Digital. *Semantik*, 440.
- Hu G, dkk. (2004). Prevalence of the metabolic syndrome and its relation to all-cause and cardiovascular mortality in nondiabetic European men and women. *DECODE Study Group*, 164, 513.
- Kementerian Kesehatan RI. (2014). *Situasi dan Analisis Diabetes*. Jakarta Selatan: Pusat data dan informasi kementerian kesehatan RI.
- Kho, B. (2018, Januari). Ilmu Management Industri. *Pengertian Histogram dan Cara Membuatnya*, hal. 1-2.
- Lusiana, Hartono, B., & Veronica. (2014). Analisa Teknik Adaptive Histogram Equalization dan Contrast Stretching untuk Perbaikan Kualitas Citra. *Teknologi Informasi Dinamik*, 3.
- Manullang, Y. R., Rares, L., & Sumual, V. (2015). Prevalensi Retinopati Diabetik Pada Penderita Diabetes Melitus Di Balai Kesehatan Mata Masyarakat (Bkmm) Propinsi Sulawesi Utara Periode Januari – Juli 2014. 1.

- Munir. (2004). Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Logaritmik. Bandung: Informatika.
- Murinto, d. (2008). Analisis perbandingan histogram equalization dena model logarithmic image processing (LIP) untuk image enhancement. *Informatika*, 2(2), 4-6.
- Nafi'iyah, N. (2015). Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasia ASIA (JITIKA)*, 9(2), 50.
- Nentwich, M. M., & Ulbig, M. W. (2015). Diabetic retinopathy ocular complications of diabetes mellitus. *World Journal of Diabetes (WJD)*, 6(3), 489.
- Novitasari, D. C. (2015). Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM) Dan Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation (ANMBP). *Jurnal Mantik*, 34.
- Prasetyo, E. (2012). Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya menggunakan Matlab. Teknik Informatika.
- Putra, D. (2010). Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: ANDI.
- Ranamuka, N. G., & Meegama, R. G. (2013). Detection of hard exudates from diabetic retinopathy images using fuzzy logic. *The Institution of Engineering and Technology (IET)*, 7(2), 125.
- Resolution 66/2. (2011). Political Declaration of the High-Level Meeting of the General Assembly on the Prevention and Control of Noncommunicable Diseases. In Sixty-sixth session of the United Nations General Assembly. New York: United Nations.
- Rini, D. C., Farida, Y., & Puspitasari, D. (2016). Klasifikasi Menggunakan Metode Hybrid Bayessian-Neural Network (Studi Kasus: Identifikasi Virus Komputer). *Jurnal Mantik*, 38.
- Sasmita, Johan, J., & Sherwin. (2017). Segmentasi Citra Spot dengan Menggunakan Pendekatan Fuzzy C-Means. *Universitas Bina Nusantara*.

- WHO. (2016). *GLOBAL REPORT ON DIABETES*. France: WHO Library Cataloguing-in-Publication Data.
- Wijaya, M. C., & Tjiharjadi, S. (2009). MENCARI NILAI THRESHOLD YANG TEPAT UNTUK PERANCANGAN PENDETEKSI KANKER TROFOBLAS. Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, 2-3.
- Wilson, P. d. (2005). *Patofisiologi: Konsep klinis proses-proses penyakit* (Edisi 6 ed.). Jakarta: EGC.
- Woods, Gonzalez, R. C., & Richard, E. (2004). *Digital Image Processing Second Edition*. New York: Prentice Hall.
- Zaini, S. Y. (2014). Pengolahan Citra Digital. Bandar Lampung: Aura Publishing.