

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian mengenai *Optic Disk* yang terdapat pada citra fundus retina mata telah dilakukan dengan beberapa teknik *preprocessing* dan metode segmentasi antara lain adalah Penelitian yang berjudul “*Segmentasi Optic Disk pada Penderita Diabetic Retinopathy Menggunakan GVF Snake*”. Segmentasi *optic disk* pada fundus menggunakan metode *GVF Snake* terdapat dua langkah. Langkah pertama adalah tahap *preprocessing* citra. Pada *preprocessing* dilakukan konversi citra RGB ke citra *grayscale HSI*, dilakukan penipisan menggunakan filter median untuk menghilangkan *noise* dan *morfologi closing* untuk menghilangkan pembuluh darah dengan structuring element berupa ‘*disk*’ dengan radius 8 piksel . Langkah kedua adalah segmentasi citra dengan metode *GVF Snake* dengan data input dari hasil *preprocessing*. Dari proses tersebut diperoleh hasil akhir segmentasi *optic Disk* dari database *DRIVE* memperoleh nilai akurasi rata-rata 99,81% (Ulinuha et al., 2004).

Penelitian selanjutnya yang berjudul “*Automatic Detection Of Optic Disk Based On Principal Component Analisis (PCA) And Stochastic Watershed*”. Tahap pertama PCA digunakan untuk merubah citra RGB ke *grayscale*. Tahap kedua *Mathematical morphology* diaplikasikan pada hasil *grayscale* PCA sehingga terbentuk *image gradient* yang merupakan selisih dilasi dan erosi. Proses segmentasi menggunakan *watershed transformation* dengan *input image gradient*. Berdasarkan uji coba yang dilakukan pada database *DRION* dengan akurasi sebesar 80.6 % (Morales et al., 2012).

Penelitian yang berjudul “*Ekstraksi Fitur Berbasis Principal Component Analisis (PCA), Morphology Operator, dan Otsu Thresholding untuk Segmentasi Optic Disk Pada Citra Fundus*”. Segmentasi *Optic Dics* ini terdiri dari dua tahap, yaitu *preprocessing* dan *segmentasi*. Pada tahap *preprocessing* merubah citra RGB menjadi citra *grayscale* menggunakan ekstraksi fitur berbasis *Principal Component Analisis (PCA)*, nilai *grayscale* PCA diambil

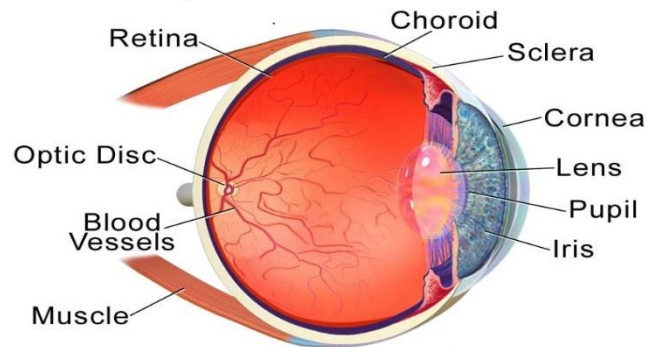
dari nilai *eigen vector* berdasarkan *eigen value* yang terbesar. Hasil citra *grayscale* PCA yang didapat memiliki kontras yang lebih baik dan tajam dalam mempresentasikan objek *optic disk*. Kemudian dilakukan penghapusan pembuluh darah dengan menggunakan *Morphology Operator*. Pada tahap segmentasi menggunakan metode *Otsu Thresholding* untuk menentukan nilai ambang segmentasi. Metode ini telah diujikan pada database Messidor yang terdiri dari 100 citra fundus. Dengan database ini, didapatkan rata-rata akurasi sebesar 99,11 (Khafit, 2018).

Tabel 2.1 Tabel Hasil Penelitian Sebelumnya

No	Metode	Database	Akurasi
1	<i>Segmentasi Optic Disk pada Penderita Diabetic Retinopathy Menggunakan GVF Snake</i>	<i>DRIVE</i>	99,81 %
2	<i>Automatic Detection Of Optic Disk Based On Principal Component Analisis (PCA) And Stochastic Watershed</i>	<i>DRION</i>	80,6 %
3	Ekstraksi Fitur Berbasis <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> , <i>Morphology Operator</i> , dan <i>Otsu Thresholding</i> untuk Segmentasi Optic Disk Pada Citra Fundus	<i>MESSIDOR</i>	99,11 %

2.2. Struktur Mata

Mata adalah organ yang berhubungan dengan penglihatan. Mata terletak di soket tulang atau orbit dan dilindungi oleh kelopak mata dari udara luar. Berikut gambar struktur mata manusia.



Gambar 2.1 Struktur mata manusia

Keterangan:

- Sclera: lapisan berwarna putih, pelindung yang mempertahankan bentuk bulat
- Iris: bagian yang mengontrol tingkat cahaya
- Kornea: bagian transparan yang menutupi iris dan pupil, berfungsi untuk merefleksikan cahaya dan membantu mata untuk tetap fokus
- Lensa: bagian transparan yang berbentuk bikonveks, berfungsi untuk membantu memfokuskan mata
- Pupil: permukaan yang terletak di pusat iris, berfungsi mengontrol jumlah cahaya yang masuk kemata
- Choroid: terletak antara retina dan sclera, terdiri dari lapisan pembuluh darah yang mensuplai makanan ke mata bagian dalam dan mensuplai pasokan darah ke retina
- Syaraf optik: syaraf yang mengirimkan informasi visual dari retina ke otak
- Retina: lapisan bagian belakang mata, bertindak seperti film kamera. Cahaya harus terfokus dengan tepat ke retina
- Optic Disk: lokasi dimana akson sel ganglion keluar dari mata untuk membentuk syaraf optik. Tidak ada cones yang peka cahaya untuk merespon stimulus cahaya pada titik ini. Karena itu, disk optik disebut juga blind spot (titik buta)
- Blood Vessels: pembuluh darah yang mengalirkan darah ke mata
- Muscle: otot mata, otot yang menggerakkan bola mata

Cahaya yang masuk ke mata melewati pupil akan difokuskan pada retina, jumlah cahaya yang masuk dikontrol oleh iris mata. Lensa berfungsi untuk memfokuskan gambar dari jarak yang berbeda. Bagian luar mata disebut konjungtiva, otot ciliary di ciliary body berfungsi untuk mengontrol fokus lensa secara otomatis. Choroid pada lapisan pembuluh darah berfungsi untuk mensuplai nutrisi ke seluruh bagian mata. Gambar yang terbentuk pada retina ditransmisikan ke otak melalui saraf optik. Optic disk adalah bagian dari citra retina yang berbentuk lingkaran, bagian yang dekat dengan pusat retina dengan bentuk oval disebut macula. Didekat macula terdapat fovea, yang bertanggung jawab atas keakuratan penglihatan. Retina merupakan jaringan sensorik berlapis yang melapisi bagian belakang mata.

2.3. Pengolahan Citra Digital

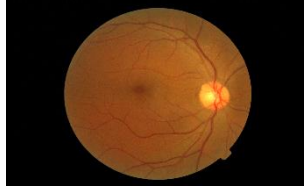
Citra merupakan fungsi dua dimensi $f(x,y)$. X dan y merupakan koordinat spasial dan f pada koordinat (x,y) merupakan *intensity* atau *level* citra pada koordinat tersebut. Citra digital adalah x , y dan f bernilai diskrit citra. Sehingga pemrosesan citra digital dengan *digital computer* merupakan pengolahan citra digital. Proses pengolahan citra digital sampai dengan pengenalan objek mencakup *input* dan *outputnya* adalah citra dan proses mengekstrak atribut dari citra (Purnomo and Muntasa, 2010).

Pada penelitian ini menggunakan citra fundus mata. Citra fundus mata adalah permukaan bagian mata. Penderita yang terkena gangguan *Diabetic Retinopathy* (DR) terjadi perubahan bentuk *optic disk* maupun munculnya bercak pada fundus mata.

2.4. Messidor DB

Messidor Database yang berisi kumpulan gambar retina mata untuk mendukung sebuah penelitian. *Database* tersebut terdiri dari 1200 gambar retina mata beserta gambar segmentasi *Optic Disk* secara manual (*Ground Truth*). Gambar tersebut disimpan menggunakan format TIFF dengan resolusi 2240x1488 pixel yang masing-masing ukuran filenya 9 MB.

Contoh gambar fundus dari database *messidor* dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Contoh gambar *fundus* retina database *messidor*

2.5. Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan tahap perubahan warna RGB menjadi *grayscale*. Citra *grayscale* dapat diperoleh dengan beberapa metode, antara lain: 1. Citra *grayscale* diperoleh dari nilai rata-rata dari *channel* RGB. 2. Citra *grayscale* menggunakan metode *Principal Component Analisis* (PCA).

Pemilihan citra *grayscale* karena lebih mudah untuk proses pengolahan citra digital dibandingkan dengan citra RGB.

2.5.1. Citra *Grayscale* menggunakan nilai rata-rata setiap *channel*

Pada citra RGB terdiri dari tiga *channel*, yaitu *red*, *green*, dan *blue*. Pada setiap *channel* terdiri dari nilai-nilai dengan rentang 0 hingga 255, nilai tersebut merepresentasikan level atau intensitas warna pada tiap-tiap *channel*.

Citra *grayscale* yaitu citra derajat keabu-abuan dengan nilai 0 hingga 255 disetiap koordinatnya. Citra *grayscale* (*s*) diperoleh dengan mengambil nilai rata-rata pada 3 *channel* (*Red*, *Green*, *Blue*) yang ditulis pada Persamaan 2.1.

$$s = \frac{R + G + B}{3} \quad (2.1)$$

Dimana :

s = Citra *grayscale*

R = *Channel red*

G = *Channel green*

B = *Channel blue*

Citra *grayscale* menggunakan nilai rata-rata pada *channel* citra fundus mata RGB, ditunjukkan seperti pada Gambar 2.3.

2.5.2. Citra *Grayscale* dengan *Principal Component Analysis (PCA)*

Citra *grayscale* merupakan langkah awal dalam proses pengolahan citra digital. Dalam memperoleh citra *grayscale* banyak metode dalam penerapannya salah satunya dengan metode *Principal Component Analysis (PCA)*. Citra *grayscale* yang dihasilkan dengan metode *Principal Component Analysis (PCA)* dipilih karena memiliki tingkat kontras yang baik sehingga mempermudah untuk pemrosesan tahap selanjutnya. Jika citra *grayscale* menggunakan nilai rata-rata cenderung memiliki kontras yang lebih rendah.

Pada proses *Principal Component Analysis (PCA)* data *input* yaitu citra RGB. Langkah pertama yaitu mencari nilai rata-rata dari masing-masing *channel* RGB dengan Persamaan 2.2 .

$$\mu_i = \frac{(x_{1,i} + x_{2,i} + x_{3,i} + \dots + x_{m,i})}{m} \quad (2.2)$$

Dimana :

μ_i = Nilai rata-rata *channel*

x_l = Intensitas pada level ke i

m = Total piksel pada *channel* citra

Nilai rata-rata dari masing-masing *channel*, selanjutnya mencari matrik *covarian*. Adapun rumus untuk mencari matrik *covarian* dapat dilihat dengan Persamaan 2.3 .

$$C = \frac{1}{m-1} (x_{j,i} - \mu_i)^T (x_{j,i} - \mu_i) \quad (2.3)$$

Dimana :

C = Matrik *Covarian*

μ_i = Nilai rata-rata *channel*

$x_{j,i}$ = Intensitas pada level ke i

m = Total piksel pada *channel* citra

Selanjutnya menghitung *eigen value* dan *eigen vector* didefinisikan dengan Persamaan 2.4 .

$$C\Lambda = \lambda I\Lambda \quad (2.4)$$

Dimana :

$$C\Lambda = \lambda I\Lambda$$

C = Matrik Kovarian.

$$\Lambda = \textit{eigen Value}$$

I = *eigen Vector*

Pada tahapan ini yaitu melakukan konversi untuk merubah citra RGB ke *Grayscale PCA*. Citra RGB memiliki susunan *channel* ditulis pada Persamaan 2.5 :

$$f(x) = (fR(x); fG(x); fB(x)). \quad (2.5)$$

Dimana :

$f(x)$ = Citra RGB

$fR(x)$ = nilai level pada *channel Red*

$fG(x)$ = nilai level pada *channel Green*

$fB(x)$ = nilai level pada *channel Blue*

Sedangkan susunan citra *grayscale PCA* diperoleh tulis dengan Persamaan 2.6.

$$g = \alpha'f = \alpha RfR + \alpha GfG + \alpha BfB \quad (2.6)$$

Dimana :

g = Citra *grayscale PCA*

αR = *Eigen vector channel red.*

αG = *Eigen vector channel Green.*

αB = *Eigen vector channel Blue.*

fR = nilai level pada *channel Red*

fG = nilai level pada *channel Green*

fB = nilai level pada *channel Blue*

Dimana αR , αG , αB adalah nilai dari *eigen vector* yang diurutkan nilainya berdasarkan nilai *eigen value* dari matrik covarian yang dipilih berdasarkan nilai maksimal atau yang terbesar.

Berikut citra *grayscale* menggunakan proses *principal component analysis* (PCA) ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 (a).citra *grayscale* menggunakan nilai rata-rata dari channel RGB. (b). citra *grayscale* dari proses PCA

Dari pengamatan masing-masing proses *grayscale*, citra *grayscale* menggunakan proses PCA terlihat lebih tajam dan lebih baik untuk mendeteksi *optic disk*.

2.6. Morphology Operator

Operasi morfologi digunakan untuk memperbaiki citra dari proses *preprocessing* yang sebelumnya telah dilakukan, dengan *structuring element* sebagai *mask*-nya. Penggunaan *structuring element* bertujuan untuk mendapatkan citra baru dengan ukuran citra yang sama. *Structuring element* merupakan matrik *mask* dengan suatu nilai yang berpusat di tengah yang nantinya akan dikonvolusi dengan citra (Pratama, 2015).

Structuring element terdiri dari beberapa tipe bentuk diantaranya *line* pada Gambar 2.4, *disk* pada Gambar 2.5, *diamond* pada Gambar 2.6, dan lain

sebagainya. Berikut ini adalah contoh dari *structuring element* pada Gambar 2.4, 2.5, dan 2.6, yaitu:

1	1	1
---	---	---

Gambar 2.4 *Structuring element Line* dengan panjang = 3

0	0	0	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	0	0	0

Gambar 2.5 *Structuring element Disk* dengan panjang = 7

0	1	0
1	1	1
0	1	0

Gambar 2.6 *Structuring Element Diamond* dengan panjang dari titik tengah 2

Morfologi merupakan operasi pemrosesan citra yang berdasarkan dari bentuk. Operasi morfologi menggunakan *Structuring element* sebagai matrik *mask*-nya. Ada dua operasi morfologi dasar, yakni dilasi dan erosi, dan operasi *opening* dan *closing* yang merupakan pengembangan dari operasi dasar yang telah disebutkan. Berikut penjelasan tentang operasi morfologi :

a. Dilasi

Dilasi merupakan operasi untuk membuat objek lebih tebal dengan menambah lapisan disekeliling objek menggabungkan titik (0) menjadi bagian dari objek (1) sesuai dengan *structuring element* yang digunakan.

Dilasi menambahkan piksel pada batas objek dari citra. Proses dilasi didefinisikan pada Persamaan 2.7 :

$$D(x, y) = f(x, y) \oplus h(x, y) \quad (2.7)$$

Dimana :

$D(x,y)$ = Citra hasil dilasi.

$f(x,y)$ = Citra asal.

$h(x,y)$ = *Structuring element*.

Citra dilasi diperoleh dari citra awal ditranslasikan terhadap *structuring element* terlebih dahulu. kemudian hasil setiap translasi, anggotanya akan digabung (*union* atau gabungan yang disimbolkan dengan \cup). Dimisalkan sebuah citra $f(x,y)$ berukuran 6x6 seperti Gambar 2.6 dan *structuring element* bentuk *line* dengan ukuran 3 seperti Gambar 2.7.

	1	2	3	4	5	6
1						
2						
3						
4						
5						
6						

Gambar 2.7 Citra *Square* ukuran 6x6

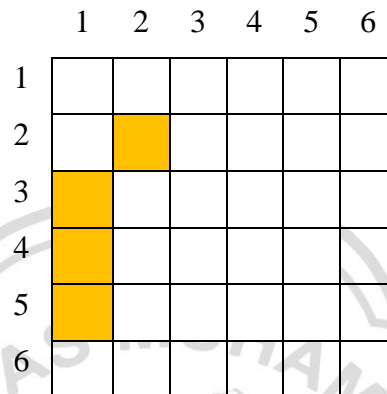
	-1	0	1
0	1	1	1

Gambar 2.8 *Structuring element line* ukuran 3.

Piksel pada gambar yang berwarna kuning akan ditranslasikan terhadap *structuring element* pada Gambar 2.8. Pixel warna kuning pada Gambar 2.7 berada dikoordinat (2,3), (3,2), (3,3), (3,4), (3,5), (4,2), (4,3), (4,4), dan (5,3). Sedangkan pada *structuring element* yang

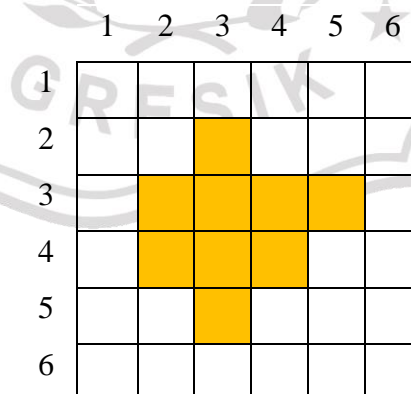
memiliki nilai =1 terdapat pada koordinat (0,-1), (0,0), dan (0,1) sehingga prosesnya sebagai berikut :

1. Untuk translasi *structuring element* (0,-1) pada Gambar 2.7 menghasilkan koordinat baru, yaitu : (2,2), (3,2), (4,1), (5,1). Koordinat baru ditampilkan seperti Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Translasi (0,-1) pada proses dilasi

2. Untuk translasi *structuring element* (0,0) pada Gambar 2.7 menghasilkan koordinat baru, yaitu (2,3), (3,2), (3,3), (3,4), (3,5), (4,2), (4,3), (4,4), dan (5,3). Karena *structuring element* berada pada koordinat pusat (0,0), posisi citra tidak berubah. Citra aslinya pada Gambar 2.6 sama seperti hasil pada Gambar 2.10.



Gambar 2.10 Translasi (0,0) pada proses dilasi

3. Untuk translasi *structuring element* (0,1) pada Gambar 2.7 menghasilkan koordinat baru, yaitu : (2,4), (2,5), (3,4), (3,5), (3,6), (4,4), (4,5), (5,4), dan (5,5). Koordinat baru ditampilkan seperti Gambar 2.11.

	1	2	3	4	5	6
1						
2						
3						
4						
5						
6						

Gambar 2.11 Translasi (0,1) pada proses dilasi

Pada proses 1, 2, dan 3 digabungkan koordinat-koordinatnya dan menghasilkan suatu citra baru yang ditampilkan pada Gambar 2.12.

	1	2	3	4	5	6
1						
2						
3						
4						
5						
6						

Gambar 2.12 Hasil Dilasi.

b. Erosi

Erosi merupakan kebalikan dari proses dilasi. Pada proses erosi ukuran objek diperkecil dengan mengurangi lapisan sekelilingnya sesuai dengan ukuran *structuring element* menghapus nilai (1) dan menjadi bagian objek (0). Proses erosi didefinisikan dengan Persamaan 2.8 .

$$D(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) \quad (2.8)$$

Dimana :

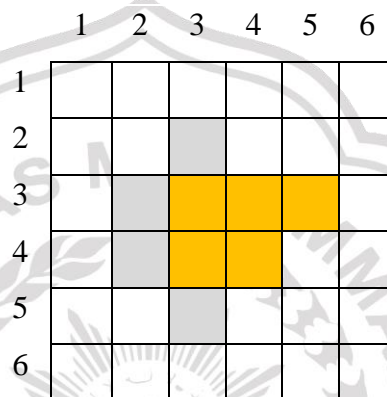
$D(x, y)$ = Citra hasil dilasi.

$f(x, y)$ = Citra asal.

$h(x, y)$ = *Structuring element*.

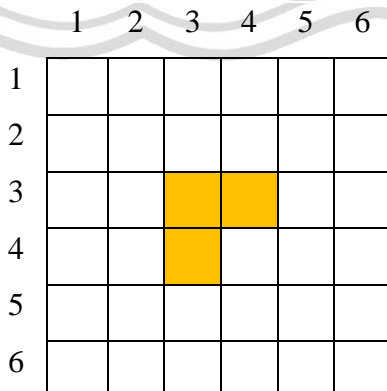
Citra erosi diperoleh dari citra awal ditranslasikan terhadap *structuring element* terlebih dahulu. kemudian hasil setiap translasi, anggotanya akan diiris sesuai *structuring element*. Dimisalkan sebuah citra $f(x,y)$ berukuran 6x6 seperti Gambar 2.7 dan *structuring element* bentuk line dengan ukuran 3 seperti gambar 2.8. proses erosi sebagai berikut :

1. Translasi *Structuring element* (0,-1) pada Gambar 2.7 menghasilkan koordinat baru, yaitu : (3,3), (3,4), dan (4,3). Koordinat baru ditampilkan seperti Gambar 2.13.



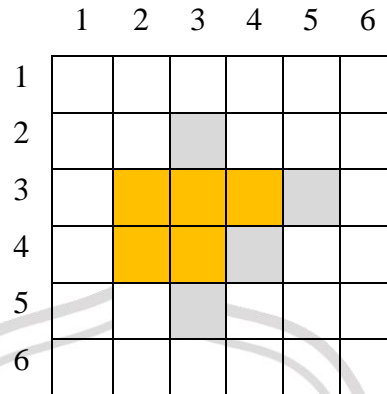
Gambar 2.13 Warna abu-abu adalah irisan dari translasi *structuring element* (0,-1)

2. Untuk translasi *structuring element* (0,0) pada Gambar 2.7 menghasilkan koordinat baru, yaitu (3,3), (3,4), dan (4,3). Karena berada pada koordinat pusat maka dapat dikatakan sebagai hasil akhir seperti Gambar 2.14.



Gambar 2.14 Warna abu-abu adalah irisan dari translasi *structuring element* (0,-1)

3. Untuk translasi *structuring element* (0,1) pada Gambar 2.7 menghapus koordinat, yaitu (2,3), (3,5), (4,4), dan (5,3). Hasil proses seperti Gambar 2.15 .



Gambar 2.15 Warna abu-abu adalah irisan dari translasi *structuring element* (0,1).

c. Morfolofi Closing

Operasi morfologi *closing* dihasilkan dari dua morfologi dasar, yaitu morfologi dilasi dan erosi. Untuk penerapan morfologi *closing* proses *dilasi* dilakukan terlebih dahulu kemudian dilanjutkan proses erosi. *Morfologi Closing* digunakan bertujuan untuk menutup atau menghilangkan lubang kecil, menggabungkan objek yang berdekatan, serta menghaluskan tanpa mengubah objek secara signifikan. yang terdapat pada citra sesuai dengan ukuran *structuring element* yang digunakan

Secara umum *morfologi closing* didefinisikan pada Persamaan 2.9.

$$A.B = (f(x,y) \oplus h(x,y)) \otimes h(x,y) \quad (2.9)$$

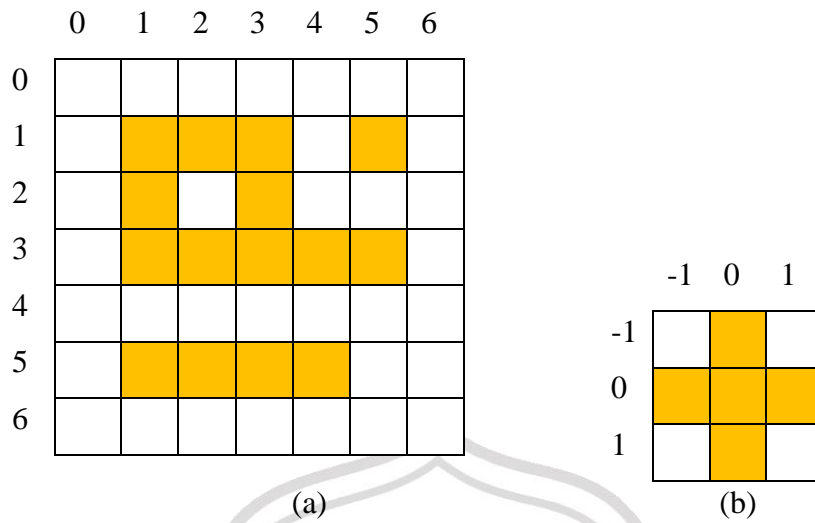
Dimana :

$A.B$ = matrik *closing*.

$f(x,y)$ = Citra awal.

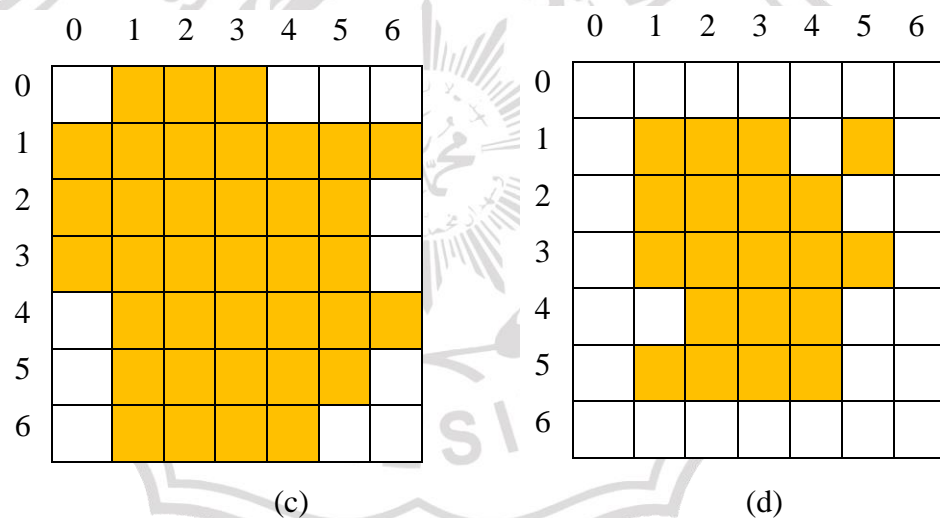
$h(x,y)$ = *structuring element*.

Berikut ini penjelasan dari proses dilasi ditunjukkan pada Gambar 2.16.



Gambar 2.16 (a) Matrik Citra dan (b) *structuring element*

Hasil dari operasi morfologi *closing* ditunjukkan pada Gambar 2.17.



Gambar 2.17 (a) Hasil dilasi dan (b) hasil proses erosi sekaligus hasil akhir morfologi *Closing*

Pada Gambar 2.16 menunjukkan Gambar 2.16 (a) adalah matrik dari citra awal, sedangkan 2.16(b) adalah *structuring element* bentuk *diamond* dengan panjang = 1. Pada Gambar 2.17 (a) adalah hasil proses dari operasi pertama yaitu dilasi, citra dilasi yang dihasilkan akan dilakukan tahap erosi

yang merupakan langkah terakhir dari morfologi *closing*. Citra hasil akhir ditunjukkan Gambar 2.17(b) .

d. Morfologi *Opening*

Proses Morfologi *Opening* merupakan kebalikan dari proses Morfologi *Closing*. Perbedaan pada Morfologi *Opening* melakukan proses erosi lebih dulu kemudian dilanjutkan dengan proses dilasi. Morfologi *opening* akan memutu bagian-bagian dari objek yang mempunyai rentang tipis pada objek lainnya dan menghaluskan batas dari objek besar tanpa mengubah area objek secara signifikan.

Secara umum morfologi *closing* didefinisikan pada persamaan 2.10.

$$A.B = (f(x,y) \otimes h(x,y)) \oplus h(x,y) \quad (2.10)$$

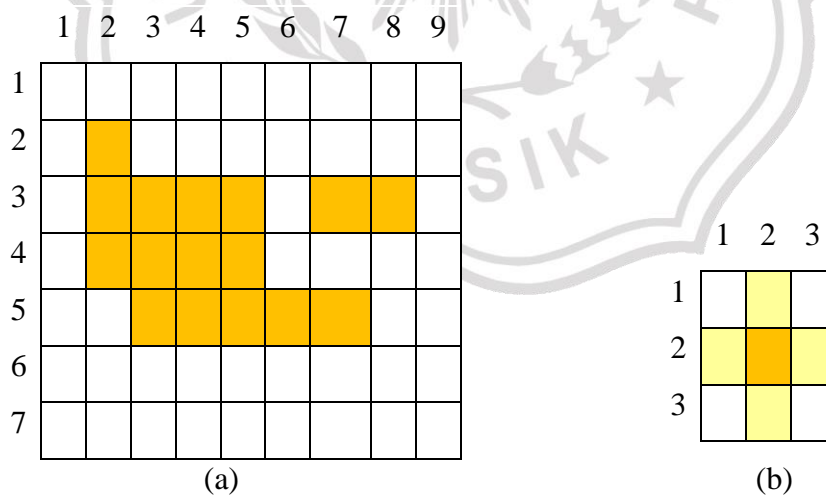
Dimana :

$A.B$ = matrik *closing*

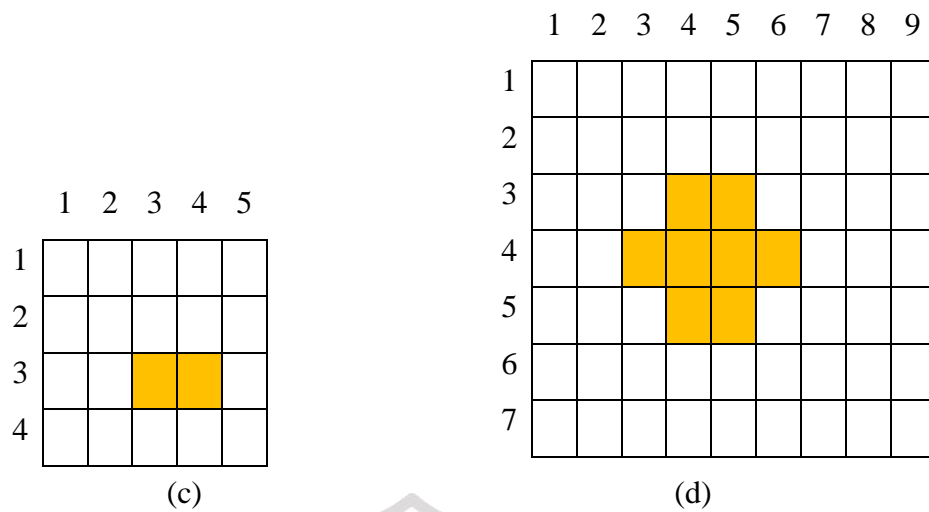
$f(x,y)$ = Citra awal

$h(x,y)$ = *structuring element*

Berikut ini penjelasan dari proses *morfologi opening* ditunjukkan Gambar 2.18.



Gambar 2.18 (a) adalah matrik citra asli dan (b) *structuring element*



Gambar 2.19 (c) hasil proses erosi dan (d) hasil proses dilasi sekaligus hasil akhir dari proses *morfologi opening*

Proses morfologi *opening* ditunjukkan seperti proses pada Gambar 2.18, dan 2.19. Gambar 2.18(a) adalah gambar citra awal, sedangkan pada Gambar 2.18(b) adalah *structuring element* bentuk *diamond* dengan panjang =1. *Morfologi opening* dilakukan dengan dua proses. Pertama proses erosi yang ditunjukkan pada Gambar 2.19(c) dan pada Gambar 2.19(d) adalah proses kedua yaitu proses dilasi yang sekaligus merupakan hasil akhir dari morfologi *opening*. Berikut contoh citra dengan operasi morfologi ditunjukkan pada Gambar 2.20.



(a). Citra Asli



(b). Citra Dilasi



(c). Citra Erosi

(d). Citra *Closing*(e). Citra *Opening*

Gambar 2.20 (a). Citra Asli. (b). Citra hasil morfologi dilasi. (c). Citra hasil morfologi Erosi. (d). Citra hasil morfologi *closing*. (e). Citra hasil morfologi *opening*

2.7. Segmentasi

2.7.1 Maksimum Entropy thresholding

Seperti yang telah kita ketahui, telah banyak ditemukan berbagai macam metode untuk mengukur kemampuan segmentasi atau *thresholding* dari suatu citra, seperti metode *Otsu*, *Entropy*, dan metode lainnya. Metode *Maksimum Entropy* adalah suatu metode untuk mencari suatu nilai (*thresholding*) atau suatu ukuran informasi yang dikandung dalam suatu citra dan nilai tersebut digunakan untuk mengukur kemampuan dari segmentasi suatu citra.

Metode *Maksimum Entrophhy* sering digunakan untuk proses kompresi citra. Hal ini dikarenakan hasil keluaran dari sebuah proses *Maksimum Entropy* berupa citra biner yang mempunyai nilai 0, sebagai tolak ukur suatu piksel citra yang memiliki derajat keabuan lebih kecil dari batas yang ditentukan dan nilai 1, sebagai tolak ukur suatu piksel citra yang memiliki derajat keabuan yang lebih besar dari batas yang ditentukan. Namun dalam sistem ini memanfaatkan metode ini untuk proses segmentasi

citra fundus. Dalam metode *Maksimum Entropy* untuk mendapatkan nilai biner pada suatu citra diperlukan nilai ambang atau *tresholding*. Nilai ambang ini digunakan untuk membandingkan dengan piksel citra yang ada, sehingga didapatkan citra dengan nilai piksel biner.

Dalam sistem ini dijelaskan untuk mendapatkan nilai ambang atau *tresholding* yang optimal dengan menggunakan *Maksimum Entropy tresholding*.

Pertama mencari histogram pada suatu citra yang diinginkan. Kemudian mencari nilai normalisasi histogram $h(i)$ pada citra yang diinginkan, nilai i didapatkan dari nilai 0 sampai 255. Persamaan normalisasi histogram citra adalah :

$$hn(i) = h(i)/n_{pixel} \quad (2.11)$$

Dengan :

$h(i)$ = Histogram pada citra

$hn(i)$ = Normalisasi histogram pada citra

n_{pixel} = jumlah keseluruhan piksel dari citra

Mencari *Entropy* atau range dari piksel – piksel nilai probabilitas rendah dengan persamaan sebagai berikut:

$$H_B(t) = - \sum_{i=0}^t \frac{hn(i)}{\sum_{j=0}^t hn(j)} \log \frac{hn(i)}{\sum_{j=0}^t hn(j)} \quad (2.12)$$

Dengan :

$H_B(t)$ = Entropy dari histogram dengan nilai probabilitas rendah

$hn(i)$ = Normalisasi histogram pada citra

Mencari *Entropy* atau range dari piksel – piksel nilai probabilitas tinggi dengan persamaan sebagai berikut:

$$H_W(t) = - \sum_{i=t+1}^{i_{max}} \frac{hn(i)}{\sum_{j=t+1}^{i_{max}} hn(j)} \log \frac{hn(i)}{\sum_{j=t+1}^{i_{max}} hn(j)} \quad (2.13)$$

Dengan :

$H_w(t)$ = Entropy dari histogram dengan nilai probabilitas tinggi

$hn(i)$ = Normalisasi *histogram* pada citra

Maksimum Entropy didapatkan dengan memaksimalkan dari *Entropy* dari piksel dengan probabilitas nilai *histogram* berwarna putih dan hitam dengan persamaan sebagai berikut:

$$H_{max} = \text{Arg Max } H_B(t) + H_w(t) \quad (2.14)$$

$$t = 0, \dots, i_{max}$$

Dengan :

H_{max} = *Maksimum Entropy* optimal

$H_B(t)$ = *Entropy* dari piksel dengan nilai probabilitas rendah

$H_w(t)$ = *Entropy* dari piksel dengan nilai probabilitas tinggi

Setelah didapatkan nilai optimal dari *Entropy* selanjutnya dapat mencari nilai ambang dari citra tersebut. Nilai ambang didapatkan dari mencari nilai probabilitas tertinggi dari nilai *Entropy* optimal (Meethongjan and Dzulkifli, 2007).

2.8 Perhitungan akurasi

Untuk perhitungan tingkat akurasi, akan digunakan *balance accuracy* untuk menghindari kenaikan kinerja pada data yang tidak seimbang. *Balance accuracy* ini diperoleh dari rata-rata *sensitivity* dan *specificity*. *Balance accuracy* dituliskan pada Persamaan 2.15.

$$\text{Balance Accuracy} = \frac{\text{SENSITIVITY} + \text{SPECIFICITY}}{2} \quad (2.15)$$

Sensitivity diperoleh dari kemampuan mendeteksi *groundtuth* berdasarkan rasio antara *true positive* piksel terhadap jumlah kelas positif. Sedangkan *Specificity* merupakan kemampuan mendeteksi yang bukan tergolong objek. *Sensitivity* dituliskan dengan Persamaan 2.16, *specificity* dituliskan dengan Persamaan 2.17 dan akurasi dituliskan dengan Persamaan 2.18.

$$SENSITIVITY = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.16)$$

$$SPECIFICITY = \frac{TN}{TN+FP} \quad (2.17)$$

$$AKURASI = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (2.18)$$

21	32	13	54
25	61	7	8
9	10	11	12
93	74	35	6

Gambar 2.21 Citra *Groundtruth*

TN	←	21	32	13	54	
		25	61	7	8	→ FN
FP	←	9	10	11	12	
		93	74	35	6	→ TP

Gambar 2.22 Citra *Segmentasi*

TP (*True Positive*) adalah jumlah piksel benar yang terdeteksi sebagai objek (*Groundtruth*) baik terdapat pada citra *groundtruth* pada Gambar 2.22 dan citra segmentasi pada Gambar 2.23. pada Gambar 2.23, TP ditunjukkan pada nomor 11, 35, dan 74.

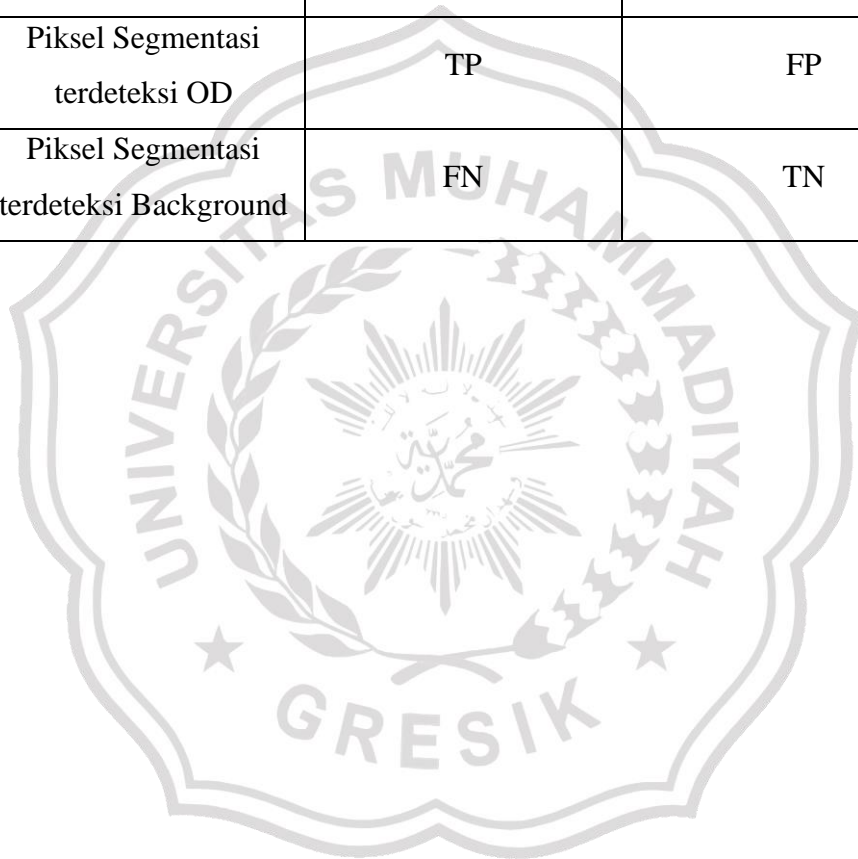
TN (*True Negative*) adalah jumlah piksel benar yang dideteksi sebagai *background* baik terdapat pada citra *groundtruth* pada Gambar 2.22 dan citra segmentasi pada Gambar 2.23. Pada Gambar 2.23, TN ditunjukkan pada nomor 21, 32, ,13, 54, 25, 61, 8, 10, 12, 93, dan 6.

FN (*False Negative*) adalah jumlah piksel yang salah terdeteksi sebagai *background* pada citra segmentasi. Akan tetapi pada citra *groundtruth*, piksel tersebut merupakan objek. Pada Gambar 2.23, FP ditunjukkan pada nomor 7.

FP (*False Positive*) adalah jumlah piksel yang salah terdeteksi sebagai objek (*groundtruth*) pada citra segmentasi. Akan tetapi pada citra *groundtruth*, piksel tersebut merupakan *background*. Pada Gambar 2.23, FN ditunjukkan pada nomor 9. TP, TN, FP, dan FN dijelaskan pada Table 2.2 .

Tabel 2.2 Kategori TN, TP, FN, dan FP

Keterangan	Piksel <i>groundtruth</i> terdeteksi <i>optic discs</i>	Piksel <i>groundtruth</i> terdeteksi bakground
Piksel Segmentasi terdeteksi OD	TP	FP
Piksel Segmentasi terdeteksi Background	FN	TN



DAFTAR PUSTAKA

- Khafit, A., 2018. Ekstraksi Fitur Berbasis Principal Component Analysis (PCA), Morphology Operator, dan Otsu Thresholding untuk Segmentasi Optic Disk Pada Citra Fundus.
- Meethongjan, K., Dzulkifli, M., 2007. Maximum Entropy-based Thresholding algorithm for Face image segmentation.
- Morales, S., Valery, N., Pérez, D., Navea, A., Alcaniz, M., 2012. Automatic Detection Of Optic Disk Based On Principal Component Analisis (PCA) And Stochastic Watershed. Presented at the European Signal Processing Conference.
- Pratama, Batra Yudha, 2015. Operasi Morfologi pada Citra. IlmuKomputer.
- Purnomo, M.H., Muntasa, A., 2010. Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur. Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Ulinuha, M.A., Purnama, Ketut, E., Hariadi, M., 2004. Segementasi Optic Disk pada Penderita Diabetic Retinopathy Menggunakan GVF Snake.