

PERBANDINGAN TINGKAT PENGENALAN CITRA DIABETIC RETINOPATHY PADA KOMBINASI PRINCIPLE COMPONENT DARI 4 CIRI BERBASIS METODE SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE)

Sari AyuWulandari¹, Rudy Tjahyono², Dian Retno Sawitri¹

Abstract— Pattern recognition methods for image of diabetic retinopathy are influenced by differences in pigmentation. To help diabetic retinopathy image recognition is required a software. This paper presents the results of research on pattern recognition image of diabetic retinopathy. This study used the image of the yellow canal with Gabor filter. Characteristics that are taken from each image is characteristic of the mean, variance, skewness and entropy, followed by feature extraction with PCA (Principle Component Analysis). At PCA feature extraction, square matrix whose number of columns equal to the number of features is generated. There are four features used. These features are 4 PCs (Principle Component), ie, PC1, PC2, PC3 and PC4. From the combination of these features, we obtained six pairs that consist of two traits. By using a linear model of SVM will be selected the pair with the highest accuracy value. Based on the analysis, we obtained a couple PC1 and PC2 models that have the highest levels of learning (100%) and the fastest recognition time, which is explicitly indicated by the smallest amount of support vector.

Intisari — Metode pengenalan pola citra retinopati diabetik beserta setting poinnya dipengaruhi oleh perbedaan pigmentasi. Untuk membantu pengenalan citra retinopati diabetik dibutuhkan sebuah perangkat lunak. Makalah ini menyajikan hasil penelitian tentang pengenalan pola citra retinopati diabetik. Dalam penelitian tersebut digunakan citra kanal kuning (yellow), dengan filter Gabor. Ciri yang diambil dari tiap citra adalah ciri rerata (*means*), ragam (*varians*), *skewness* dan *entropy*, yang dilanjutkan dengan ekstraksi ciri PCA (*Principle Component Analysis*). Pada ekstraksi ciri PCA, dihasilkan matriks bujur sangkar, yang jumlah kolomnya, sama dengan jumlah ciri. Ada 4 ciri yang digunakan, yang merupakan 4 buah PC (*Principle Component*), yaitu, PC1, PC2, PC3 dan PC4. Keempat ciri tersebut dikombinasikan sehingga diperoleh 6 pasangan yang beranggotakan 2 ciri. Dengan menggunakan model linear dari SVM akan dipilih pasangan dengan nilai akurasi tertinggi. Berdasarkan hasil analisis diperoleh model pasangan PC1 dan PC2 yang memiliki tingkat pembelajaran tertinggi (100%) dan waktu pengenalan tercepat, yang secara eksplisit ditunjukkan dengan jumlah *support vector* terkecil.

Kata Kunci— Kanal Kuning, SVM, diabetic retinopathy, PCA

¹Dosen Teknik Elektro Fakultas Teknik, Universitas Dian Nuswantoro, Jl. Nakula I No. 5-11 Semarang (telp: 024-3555628; fax: 024-355628; e-mail: sari.wulandari@dsn.dinus.ac.id; drsawitri@gmail.com)

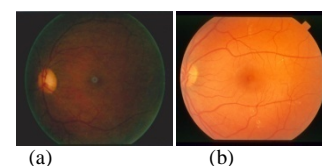
²Dosen Teknik Industri Fakultas Teknik, Universitas Dian Nuswantoro, Jl. Nakula I No. 5-11 Semarang (telp: 024-3555628; fax: 024-355628; rudytjahyono@yahoo.com)

Sari AyuWulandari: Perbandingan Tingkat Pengenalan Citra ...

I. PENDAHULUAN

Retinopati diabetik merupakan sebuah penyakit komplikasi yang berasal dari penyakit *Diabetes Militus* (untuk selanjutnya disingkat DM) [1]. Seseorang yang menderita DM akan terdapat kelainan pada retina-nya. Penderita lama-kelamaan akan mengalami kebutaan disebabkan oleh degradasi retina, baik kelainan pada pembuluh darahnya, pada *optic disk*, *exudates*, degradasi makula dan beberapa bagian retina yang lain.

Selama ini, pemeriksaan retinopati diabetik dilakukan dengan menggunakan bantuan citra retinopati, yang dihasilkan dari kamera fundus. Warna retina dipengaruhi oleh pigmentasi mata. Retina orang tropis akan berbeda dengan retina orang subtropis, yang dipengaruhi oleh intensitas mata terpapar matahari. Citra warna retina orang Indonesia cenderung gelap. Citra warnagelap yang dihasilkan oleh kamera fundus, menyebabkan sulitnya proses pendeteksian penyakit ini, ditambah dengan bagian retina yang halus dan kecil, menyebabkan terjadinya kesalahan dalam diagnosis. Selain itu, proses pendeteksian memakan waktu lama. Penelitian tentang system pengenalan pola citra retinopati diabetik telah dilakukan oleh beberapa peneliti dengan pendekatan yang berbeda-beda, yaitu dengan pengenalan *optic disk* [2-4], *exudates* [2,5,6,7], degradasi makula [8] dan pembuluh darah [9-11]. Metode yang dilakukan juga bervariasi, ada yang menggunakan pendekatan linear dengan menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) [12] dan pendekatan titik pusat dengan FCM (*Fuzzy C Means*) [2,13,14] serta K-Means [15]. Penelitian tersebut menggunakan retina yang berasal dari database DRIVE (retina dari orang sub tropis), namun ciri retina orang Indonesia (tropis) berbeda dengan database DRIVE. Perbedaan citra retina diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar1. Database Citra (a) Orang Indonesia, (b) Drive (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*)

Perbedaan pigmentasi akan mempengaruhi metode pengenalan pola citra retinopati diabetik beserta *setting poin*-nya. Untuk itu dibutuhkan sebuah perangkat lunak, yang mampu menjadi alat bantu pengenalan citra retinopati diabetik. Hal ini merupakan harapan baru bagi pengenalan citra retinopati diabetik. Penulis telah melakukan penelitian tentang pengenalan pola citra retinopati diabetik, dengan menggunakan citra kanal kuning (*Yellow*), dengan filter Gabor. Ciri yang

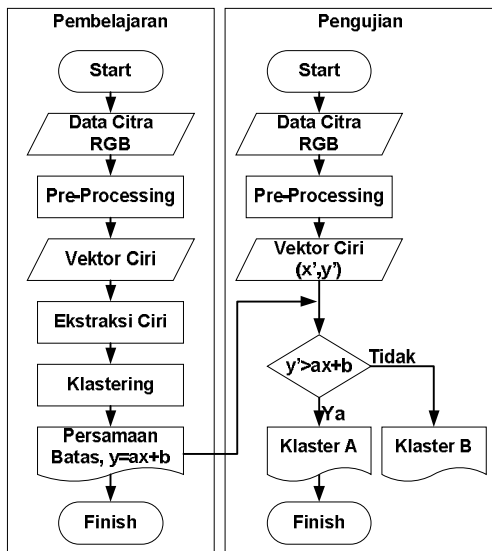
p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372



diambil dari tiap citra adalah ciri rerata (*Means*), ragam (*Varians*), *skewness* dan *entropy*, yang dilanjutkan dengan ekstraksi ciri PCA (*Principle Component Analysis*). Pada ekstraksi ciri PCA, Matriks hasil PCA merupakan matriks bujursangkar, yang jumlah kolomnya, sama dengan jumlah ciri. Penelitian dilakukan dengan menggunakan 4 ciri, sehingga, terdapat 4 buah PC (*Principle Component*) yang diberi nama PC1, PC2, PC3 dan PC4. Pada artikel ini akan dibahas mengenai tingkat akurasi tertinggi dari penggunaan pasangan PC. Tingkat akurasi, dihitung dengan menggunakan model linear dari SVM.

II. METODE PENELITIAN

Tingkat pengenalan citra retinopati diabetik, ditentukan melalui proses pembelajaran dan pengujian, ditunjukkan pada Gambar 2.

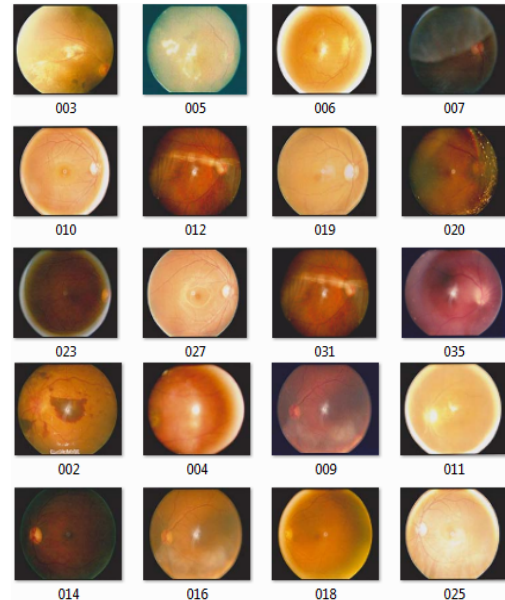


Gambar 2. Diagram Alir Pengenalan Citra

A. Database Citra

Database citra asli didapatkan dari database citra retina, *Eye Centre* Rumah Sakit Sultan Agung Semarang, yang berupa citra JPG dimensi 700x605 pixel, 8 bit. Citra tersebut, berasal dari kamera fundus *Non-Mydriatic Retinal Camera CR-DGi*. Contoh citra fundus diperlihatkan pada Gambar 3. Database citra retina dibagi menjadi 2 :

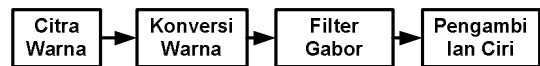
- a. Data Pelatihan : terdiri dari 30 citra retina dan 30 citra non-retinopathy. Hasil pelatihan adalah sebuah model yang akan digunakan untuk menguji citra pengujian.
- b. Data Pengujian : terdiri dari 30 citra retina dan 30 citra non-retinopati. Ke-60 citra pengujian merupakan citra diluar citra pelatihan atau bukan citra yang digunakan pada citra data pelatihan.



Gambar 3. Contoh Database Citra Retina

B. Pre-Processing

Tahap *pre-processing* merupakan tahap untuk melakukan penonjolan ciri dari citra retina. Penonjolan ciri dari penyakit diabetik dapat dilakukan dengan penonjolan bagian pembuluh darah, makula, eksudat ataupun *optic disk*. Pada artikel ini, dilakukan penonjolan pembuluh darah. Proses penonjolan ciri pembuluh darah diperlihatkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Blok Diagram Pre-Processing

Proses *pre-processing*, merupakan proses awal untuk menyiapkan vektor ciri (*feature vector*). Untuk mendapatkan warna kuning (Y), citra warna RGB harus dikonversi menjadi citra YCbCr. Citra 3 kanal YCbCr, kemudian diambil 1 kanal saja yaitu pada kanal Y.

R			G			B		
25	100	75	100	100	75	25	75	100
0	150	50	25	100	25	0	0	50
75	100	25	100	100	25	75	0	100

Gambar 5. Contoh Citra Warna RGB 3x3

Citra Y mempunyai kombinasi intensitas warna antara 0-255. Konversi citra RGB ke YCbCr menggunakan persamaan 1[16]. Contoh citra warna RGB 3x3, seperti yang terlihat pada Gambar 5.

$$\begin{aligned}
 Y &= 0,299R + 0,587G + 0,114B \\
 Cb &= -0,1687R - 0,3313G + 0,5B + 128 \\
 Cr &= 0,5R - 0,4187G - 0,0813B + 128
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Jika terdapat citra warna RGB seperti pada Gambar 4, maka hasil perhitungan konversi warna dari RGB ke YCbCr adalah sebagai berikut :

Kanal Y

$$\begin{aligned}
 Y(1,1) &= (0,299 \times 25) + (0,587 \times 100) + (0,114 \times 25) = 69,025 \\
 Y(1,2) &= (0,299 \times 100) + (0,587 \times 100) + (0,114 \times 75) = 97,15 \\
 Y(1,3) &= (0,299 \times 75) + (0,587 \times 75) + (0,114 \times 100) = 77,85 \\
 Y(2,1) &= (0,299 \times 0) + (0,587 \times 25) + (0,114 \times 0) = 14,675 \\
 Y(2,2) &= (0,299 \times 150) + (0,587 \times 100) + (0,114 \times 0) = 103,55 \\
 Y(2,3) &= (0,299 \times 50) + (0,587 \times 25) + (0,114 \times 50) = 35,325 \\
 Y(3,1) &= (0,299 \times 75) + (0,587 \times 100) + (0,114 \times 75) = 89,675 \\
 Y(3,2) &= (0,299 \times 100) + (0,587 \times 100) + (0,114 \times 0) = 88,6 \\
 Y(3,3) &= (0,299 \times 25) + (0,587 \times 25) + (0,114 \times 100) = 33,55
 \end{aligned}$$

Kanal Cb

$$\begin{aligned}
 Cb(1,1) &= (-0,1687 \times 25) - (0,3313 \times 100) + (0,5 \times 25) + 128 = 103,153 \\
 Cb(1,2) &= (-0,1687 \times 100) - (0,3313 \times 100) + (0,5 \times 75) + 128 = 115,5 \\
 Cb(1,3) &= (-0,1687 \times 75) - (0,3313 \times 75) + (0,5 \times 100) + 128 = 140,5 \\
 Cb(2,1) &= (-0,1687 \times 0) - (0,3313 \times 25) + (0,5 \times 0) + 128 = 119,7175 \\
 Cb(2,2) &= (-0,1687 \times 150) - (0,3313 \times 100) + (0,5 \times 0) + 128 = 69,565 \\
 Cb(2,3) &= (-0,1687 \times 50) - (0,3313 \times 25) + (0,5 \times 50) + 128 = 136,2825 \\
 Cb(3,1) &= (-0,1687 \times 75) - (0,3313 \times 100) + (0,5 \times 75) + 128 = 119,717 \\
 Cb(3,2) &= (-0,1687 \times 100) - (0,3313 \times 100) + (0,5 \times 0) + 128 = 78 \\
 Cb(3,3) &= (-0,1687 \times 25) - (0,3313 \times 25) + (0,5 \times 100) + 128 = 165,5
 \end{aligned}$$

Kanal Cr

$$\begin{aligned}
 Cr(1,1) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 96,5975 \\
 Cr(1,2) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 130,0325 \\
 Cr(1,3) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 125,9675 \\
 Cr(2,1) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 117,5325 \\
 Cr(2,2) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 161,13 \\
 Cr(2,3) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 138,4675 \\
 Cr(3,1) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 117,5325 \\
 Cr(3,2) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 136,13 \\
 Cr(3,3) &= (0,5 \times 25) - (0,42 \times 100) - (0,0813 \times 25) + 128 = 121,9025
 \end{aligned}$$

Kemudian hasil dari konversi warna RGB ke YCbCr diperlihatkan pada Gambar 5.

Y			Cb			Cr		
69.0 25	97.1 5	77.8 5	103. 1525	115. 5	140. 5	96.5 975	130. 0325	125. 9675
14.6 75	103. 55	35.3 25	119. 7175	69.5 65	136. 2825	117. 5325	161. 13	138. 4675
89.6 75	88.6	33.5 5	119. 7175	78	165, 5	117. 5325	136. 13	121. 9025

Gambar 6. Hasil Konversi RGB Ke YCbCr

Proses berikutnya adalah pengambilan nilai kuning (Y), yang selanjutnya dimasukkan pada filter Gabor. Filter Gabor merupakan proses yang mempertajam tepi-tepi objek, yang bertujuan untuk menandai daerah pembuluh darah retina. Persamaan fungsi gabor diperlihatkan pada Persamaan 2[17].

$$G(x, y, f, \theta) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left\{ \frac{x_{\theta n}^2}{\alpha_x^2} + \frac{y_{\theta n}^2}{\alpha_y^2} \right\} \right] \cos(2\pi f x) \quad (2)$$

Dimana :

$$\begin{bmatrix} x_{\theta n} \\ y_{\theta n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta_n & \cos \theta_n \\ -\cos \theta_n & \sin \theta_n \end{bmatrix}$$

Pada persamaan 2, σ_x dan σ_y adalah standard deviasi Gaussian Envelope sepanjang x dan y, sedangkan f adalah pusat frekuensi gelombang sinusoidal bidang, dan θ_n merupakan orientasi sudut. Rotasi bidang x-y oleh sudut θ_n akan menghasilkan filter Gabor pada orientasi θ_n . Sudut θ_n didefinisikan sebagai pada persamaan 3[17].

$$\theta_n = \left[\frac{\pi}{p} (n - 1) \right] \quad (3)$$

Pada persamaan 3 nilai n= 1, 2, 3...p, dimana p menunjukkan jumlah orientasi. Hasil dari citra gabor kemudian diambil nilai cirinya.

C. Vektor Ciri

Vektor ciri merupakan kumpulan ciri dari nilai komponen warna kuning (Y) pada citra GLCM (Gray Level Cooccurrent Matriks). Ciri yang diambil dari GLCM adalah ciri mean, variance, skewness dan entropy dari setiap citra.

1. Mean (μ) : merupakan rerata dari seluruh matriks segi empat dari GLCM [18].

$$\mu = I \times H^T \quad (4)$$

I = matriks intensitas dari 0 – 255

H = Frekuensi kemuculan Angka I

Variance (σ^2) : merupakan perhitungan variasi local dari GLCM.

$$\sigma^2 = (I - \mu)^2 \times H^T \quad (5)$$

2. Skewness (α^3) : merupakan perhitungan probabilitas bersama dari pasangan pixel dalam GLCM [18].

$$\alpha^3 = \frac{(I - \mu)^3 \times H^T}{(\sigma^2)^{1.5}} \quad (6)$$

3. Entropy (E) : merupakan perhitungan distribusi elemen dari GLCM dengan diagonalnya [18].

$$E = -H \times \log_2(H \times 2,22 \times 10^{-16})^T \quad (7)$$

Dari ke-4 elemen GLCM tersebut, kemudian terbentuklah 4 ciri dari masing-masing citra retinopathy. Berikutnya, vektor ciri akan dimasukan pada bagian ekstraksi ciri.

D. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan dengan menggunakan metode Principle Component Analysis (PCA). Metode ini mempunyai tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma metode PCA adalah sebagai berikut [19]:

1. Melakukan perhitungan nilai rerata dari setiap kolom ciri.
2. Membuat matriks baru yang dinamakan matriks reduksi, yaitu nilai matriks dikurangkan dengan rerata ciri tiap kolom.
3. Mencari nilai varian dan kovarian dari matriks reduksi, sehingga dihasilkan matriks baru yang berukuran 4x4 (matriks simetris dengan ukuran yang sesuai dengan jumlah ciri).



4. Matriks simetri tersebut kemudian dicari nilai *eigen value* dan *eigen vector*-nya.
5. Nilai *eigen vector* diurutkan berdasarkan urutan *eigen value* tertinggi ke yang terendah.
6. Matriks *eigen value* yang sudah urut, kemudian dikalikan dengan matriks awal yang sudah ditranspose.
7. Hasil dari perkalian tersebut adalah matriks 4 kolom, dimana 4 kolom tersebut diberi nama PC (*Principle Component*) PC1, PC2, PC3 dan PC4.

Pada penelitian ini, akan dicari, pasangan PC yang mempunyai nilai akurasi tertinggi.

E. Pengelompokan

Data vektor ciri akan di kelompokkan menjadi 2 kelompok, yaitu kelompok diabet dan kelompok non-diabet, dengan menggunakan metode SVM (*Support Vector Machines*).

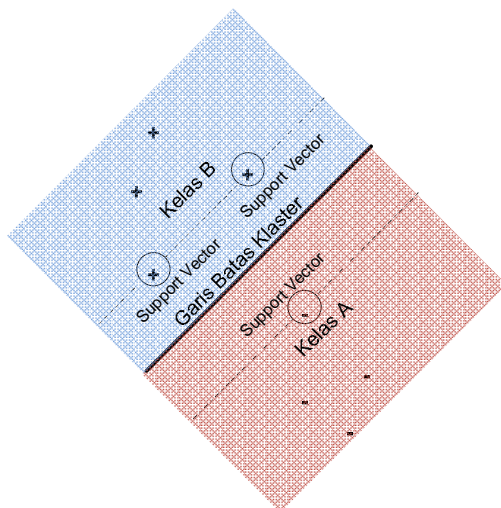
SVM merupakan salah satu metode pengelompokan yang mampu memilah data menjadi 2 kelompok. SVM memisahkan kelompok dengan mencari garis *hyperplane* (batas kelompok) terbaik. Dalam penelitian ini, garis batas yang dipilih adalah linear, karena garis linear sederhana dalam proses komputasi. Rumus umum dari SVM linear diperlihatkan pada persamaan 8 [20].

$$f(x) = w^T x + b \tag{8}$$

Dimana $f(x)=-1$ untuk kelompok A dan $f(x)=+1$ untuk kelompok B, sesuai dengan support vektor yang diperlihatkan pada Gambar 7. Margin antara 2 kelompok dihitung dengan mencari jarak dari kedua kelompok. Kecepatan dan akurasi dari pengenalan, dipengaruhi oleh jumlah *support vector* yang dilibatkan. Hal ini diperlihatkan pada persamaan 9 dan 10[20].

$$(wx_1+b=+1)-(wx_2+b=-1) \tag{9}$$

$$w(x_1-x_2)=2 \tag{10}$$



Gambar 7. Konsep Hyperplane pada SVM

F. Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yaitu metode yang menggunakan tabel untuk menganalisis, seberapa baik, sebuah pengenalan pola mampu

mengenali kelompok-kelompok berbeda, diperlihatkan pada Tabel 1.

TABEL I
CONFUSION MATRIX

		Hasil Deteksi	
		Retinopathy	Non-Retinopathy
Aktual	Retinopathy	TP	FN
	Non-retinopathy	FP	TN

Dimana, TP= *True Positive*, TN= *True Negative*, FP= *False positive*, FN= *False Negative*

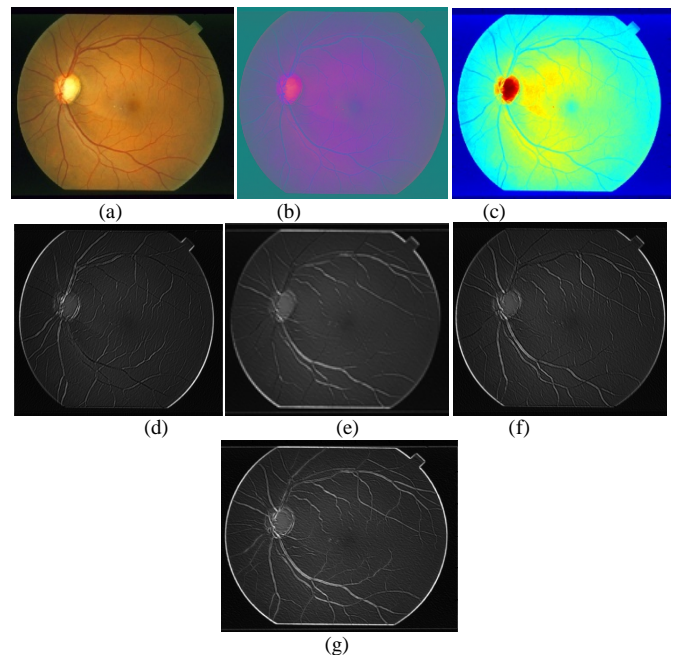
Dari Tabel 1, digunakan untuk mencari akurasi, sesuai dengan persamaan 11. Nilai akurasi sendiri merupakan nilai prosentase jumlah total prediksi dari citra diabet [21].

$$Akurasi = \frac{TP}{TP + FP}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pre-Processing

Pada tahap *pre-processing* dilakukan proses citra awal, yaitu mulai dari citra asli (RGB), yang diubah ke ranah YCbCr, lalu diambil kanal Y, kemudian dilakukan operasi gabor dengan sudut Θ 30°, 120° dan 150°. Hasil dari operasi gabor merupakan gabungan dari ke-3 sudut Θ , Gambar 8.



Gambar 8. (a) Citra Asli, (b)Citra YCbCr, (c) Citra Y, (d) Gabor 30°, (e) Gabor 120° dan (f) Gabor 150°, (g) Gabor Gabungan

B. Vektor Ciri

Nilai dari vektor ciri ditunjukkan pada Tabel 2. Dari Tabel 2, dapat dilihat bahwa nilai entropi mempunyai kisaran angka ratusan, mean mempunyai kisaran angka puluhan dan skewness pada kisaran satuan. Perbedaan antara diabet dan non diabet terletak pada perbedaan nilai varian. Pada citra diabet, nilai varian pada kisaran satuan sedangkan pada citra non-diabet, nilai varian pada kisaran puluhan.

TABEL 2
VEKTOR CIRI

Non-Diabet				Diabet			
μ	σ_2	σ_3	E	μ	σ_2	σ_3	E
39	6	3	653	6	39	3	526
49	6	2	734	6	45	2	648
40	6	3	543	6	34	3	614
43	6	2	690	6	36	3	625
39	6	3	553	6	36	3	606
48	6	2	953	5	34	4	581
36	6	3	632	6	36	3	463
35	6	3	628	5	35	4	526
29	5	4	441	5	34	4	583
39	6	3	560	5	35	4	562
33	6	3	547	6	53	2	645
39	6	2	688	6	47	2	663
26	5	4	428	6	37	4	510
33	5	4	521	6	36	2	564
32	5	4	535	6	36	3	594
35	6	3	591	6	46	2	815
41	6	2	732	5	32	4	538
41	6	3	700	5	33	4	586
35	6	3	477	5	33	4	484
37	6	4	620	5	32	4	576
36	6	3	416	6	38	3	631
37	6	2	593	6	38	3	657
34	6	3	579	5	32	4	530
38	5	4	462	5	32	4	578
45	6	3	584	6	37	3	477
47	6	2	634	6	28	4	391
39	6	3	577	6	38	3	615
40	6	3	506	6	33	4	446
34	6	3	548	6	38	3	541
36	6	3	457	5	31	4	516

C. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri yang paling menonjol, dan dapat digunakan sebagai pembeda utama dalam pengenalan pola. Dari 4 ciri yang diusulkan,

TABEL 3
HASIL PCA

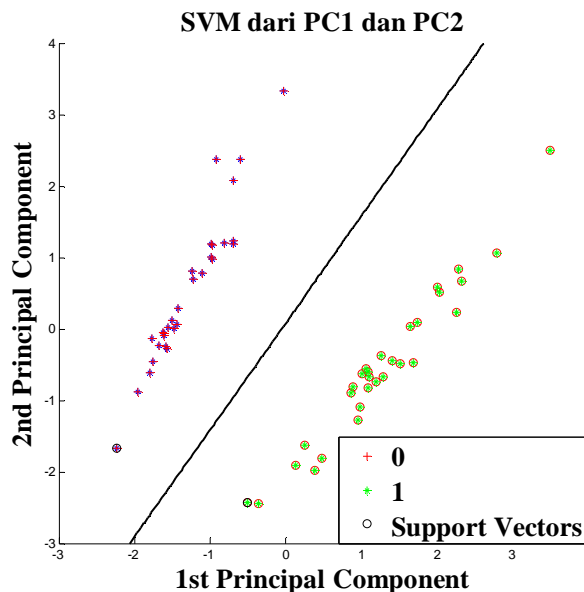
Non-Diabet				Diabet			
PC1	PC2	PC3	PC4	PC1	PC2	PC3	PC4
1.7	0.1	0.2	-0.1	-1.2	0.7	-0.8	0.0
2.8	1.1	0.0	0.2	-0.7	2.1	-0.5	0.1
1.5	-0.5	-0.8	0.0	-0.7	1.2	-0.2	-0.2
2.3	0.7	-0.1	0.0	-1.0	1.0	0.2	-0.1
1.3	-0.7	-0.4	0.0	-0.8	1.2	-0.3	-0.2
3.5	2.5	1.6	0.0	-1.6	0.0	0.8	0.0
1.3	-0.4	0.5	-0.1	-1.4	0.1	-1.1	0.0
1.1	-0.6	0.7	-0.1	-1.6	-0.1	0.1	0.0
-0.4	-2.4	0.4	0.0	-1.5	0.1	0.7	0.0
1.2	-0.7	-0.2	0.1	-1.4	0.3	0.2	0.0
1.0	-0.6	-0.4	-0.2	-0.9	2.4	-0.7	0.4
2.0	0.6	0.1	-0.1	-0.6	2.4	-0.6	0.1
-0.5	-2.4	0.2	-0.1	-1.8	-0.1	0.0	0.2
0.1	-1.9	0.8	0.1	-0.7	1.2	-1.0	-0.2
0.2	-1.6	0.7	0.0	-1.1	0.8	0.0	-0.1
1.1	-0.6	0.2	-0.1	0.0	3.3	0.5	0.0
2.3	0.8	0.4	-0.1	-1.8	-0.5	0.7	0.0
2.0	0.5	0.4	0.0	-1.6	-0.1	1.0	0.0
1.1	-0.8	-1.3	-0.2	-1.6	-0.2	-0.4	-0.1
1.1	-0.7	0.7	0.1	-1.5	0.0	0.7	-0.1
0.5	-1.8	-1.0	0.1	-1.0	1.2	0.2	0.0
1.6	0.0	-0.6	-0.2	-1.0	1.2	0.5	0.0
0.9	-0.8	0.3	-0.1	-1.6	-0.3	0.3	-0.1
0.4	-2.0	-0.1	0.2	-1.7	-0.2	1.0	0.0
1.7	-0.5	-0.3	0.3	-1.6	-0.1	-0.7	0.1
2.3	0.2	-0.4	0.2	-2.2	-1.7	-0.2	0.0
1.4	-0.4	-0.3	0.0	-1.2	0.8	0.4	0.1
1.0	-1.3	-0.3	0.2	-2.0	-0.9	-0.2	0.1
0.9	-0.9	0.0	-0.1	-1.0	1.0	-1.0	-0.1
1.0	-1.1	-1.3	-0.1	-1.8	-0.6	0.5	0.0

Tabel 2, akan diekstrak menjadi 2 ciri dengan menggunakan metode PCA. Table 3 merupakan hasil dari ekstraksi ciri PCA.

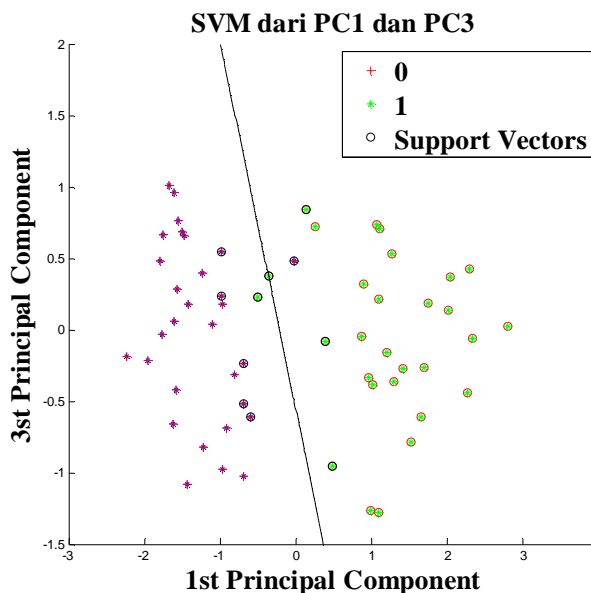
Tabel 3 memperlihatkan hasil ekstraksi ciri PCA. Hasil PCA kemudian diamati nilai akurasi, berdasarkan 6 pasangan PC, yaitu PC1 dan PC2, PC1 dan PC3, PC1 dan PC4, PC2 dan PC3, PC2 dan PC4 serta PC3 dan PC4.

D. Pengelompokan

Sistem pengelompokan, dilakukan untuk memisahkan antara kelompok citra diabet dan kelompok citra non-diabet, dengan menggunakan metode SVM. Gambar 9 akan memperlihatkan hasil pengelompokan SVM.

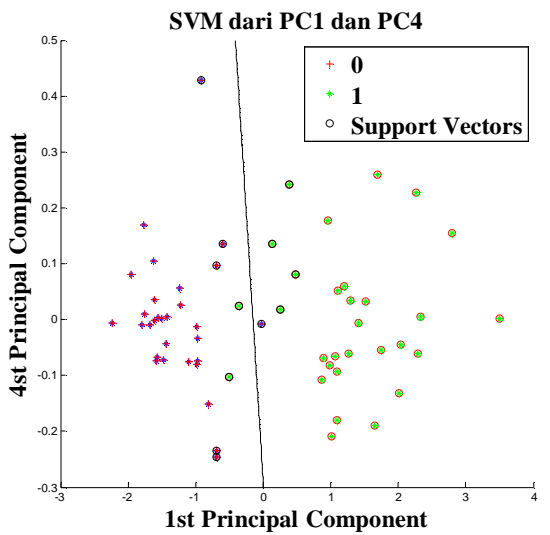


(a)

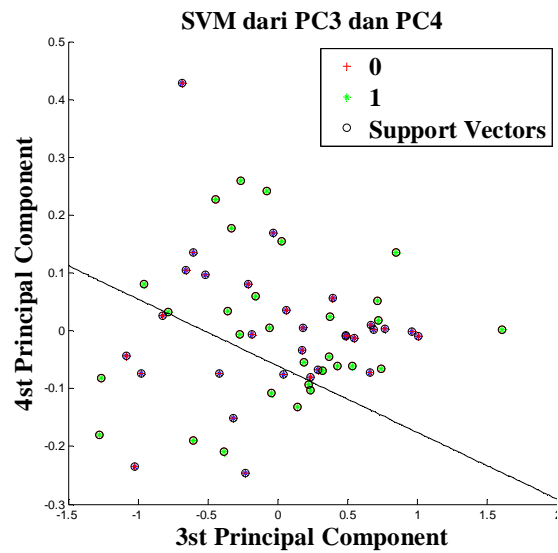


(b)

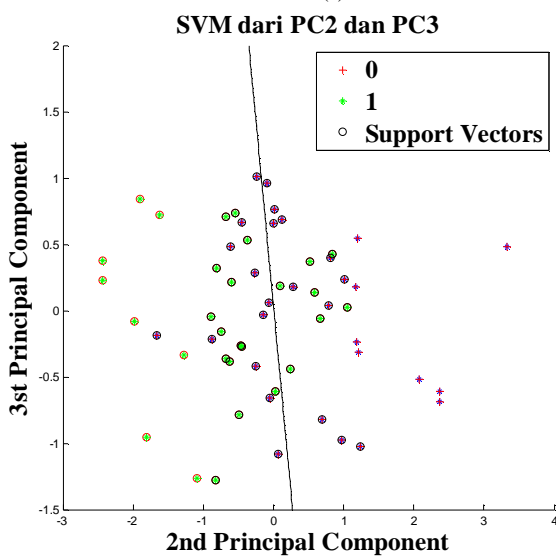




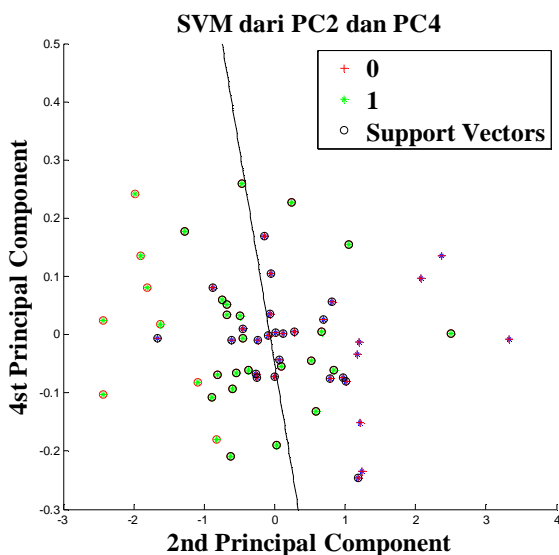
(c)



(f)



(d)



(e)

Gambar 9. (a) PC1 & PC2, (b) PC1 & PC3, (c) PC1 & PC4, (d) PC2 & PC3, (e) PC2 & PC3, (f) PC3 & PC4.

Hasil dari plot grafik *scatter* dari keseluruhan pasangan PC yang diperlihatkan pada Gambar 9(a) menunjukkan bahwa *scatter* mempunyai sebaran yang menyatu antar kelompok, sehingga lebih terlihat pemisahan pola-nya. Perhitungan persamaan garis batas diperlihatkan pada Tabel 4.

TABEL 4
HASIL PENGELOMPOKAN

	Σ Support Vektor	Persamaan Garis
PC1 & PC2	2	$y=x-0.0425$
PC1 & PC3	11	$y=x-0.3227$
PC1 & PC4	12	$y=x-0.2257$
PC2 & PC3	44	$y=x-0.0054$
PC2 & PC4	44	$y=x+0.0701$
PC3 & PC4	60	$y=x-0.2071$

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa, pasangan PC1 dan PC2 mempunyai *support* vektor paling sedikit dari pasangan PC yang lain. Artinya pasangan PC1 dan PC2 membutuhkan waktu proses yang relatif lebih pendek dibandingkan dengan pasangan PC yang lain.

E. Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menggunakan Tabel 1 dan persamaan 7. Hasil persamaan 7 diperlihatkan pada Tabel 5.

TABEL 5
HASIL TINGKAT AKURASI (%)

Pasangan	TP	TN	FP	FN	Akurasi
PC1 & PC2	30	0	0	30	100
PC1 & PC3	29	1	1	29	97
PC1 & PC4	29	1	2	28	94
PC2 & PC3	23	7	11	19	68
PC2 & PC4	22	8	10	20	69
PC3 & PC4	8	22	8	22	50

Model yang disimpan adalah model persamaan akhir dari PCA, yaitu matriks *eigen* vektor diperlihatkan pada Tabel 6.

TABEL 6
EIGEN VEKTOR

1	1.9×10^{-16}	0	2.2×10^{-16}
1.9×10^{-16}	1	5.5×10^{-17}	-1.1×10^{-16}
0	5.5×10^{-17}	1	2.8×10^{-17}
2.2×10^{-16}	-1×10^{-16}	2.8×10^{-17}	0.9

Persamaan batas diperlihatkan pada Persamaan 12 - 14.

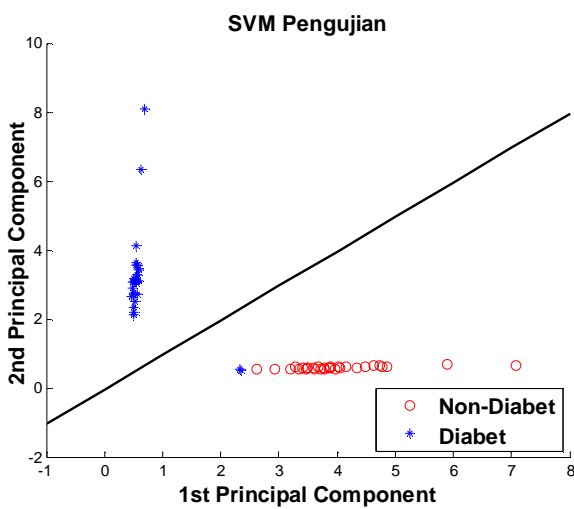
$$y = x - 0.0425 \tag{12}$$

dengan :

$$\text{Non-Diabet jika } y < x - 0.0425 \tag{13}$$

$$\text{Diabet jika } y > x - 0.0425 \tag{14}$$

Hasil dari pengujian, 30 citra diabet dan 30 citra non diabet, dimana citra yang digunakan adalah citra diluar citra belajar, diperlihatkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Hasil SVM Pengujian

Dari hasil prosentase akurasi data pengujian diperlihatkan pada Tabel 7.

TABEL 7
HASIL AKURASI PENGUJIAN

Pasangan	TP	TN	FP	FN	Akurasi
Pengujian	30	0	2	28	93,75

Hasil akurasi dari citra pengujian adalah 93,75%, hal ini masih belum optimal. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh melebarnya daerah cakupan, dari batas -1 sampai 4 untuk pembelajaran, dan -10 sampai 80 untuk citra pengujian.

IV. KESIMPULAN

Pada penelitian perbandingan tingkat pengenalan citra diabetic retinopathy pada kombinasi Principle Component dari 4 ciri berbasis metode SVM (Support Vector Machine) ini, dapat ditarik kesimpulan bahwa Model dengan akurasi tertinggi dan tercepat adalah model pasangan PC1 dan PC2, yang mempunyai akurasi citra pembelajaran tertinggi yaitu Sari AyuWulandari: Perbandingan Tingkat Pengenalan Citra ...

100% dan waktu tercepat, yang secara eksplisit diperlihatkan pada jumlah support vektor terkecil, yaitu 2. Pasangan yang mempunyai tingkat akurasi terburuk adalah PC3 dan PC4. Pengenalan turun pada citra pengujian, yaitu hanya 50 %, hal ini disebabkan oleh pelebaran daerah cakupan. Pelebaran daerah cakupan kemungkinan disebabkan oleh pemilihan nilai rerata pada PCA, sebelum matriks reduksi. Pada penelitian berikutnya, bisa dilakukan dengan menggunakan pencarian nilai standart deviasi atau varians, dengan begitu, akan diketahui matriks reduksi yang mewakili sebaran angka pada matriks.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada Diknas Jawa Tengah, yang telah menyumbangkan dana penelitian, dalam program Hibah Fasilitasi Jawa Tengah Tahun Anggaran 2015.

REFERENSI

- [1] American, 2010. "Evidence-Based Practice Guideline, Care of the Patient with Diabetes Mellitus,."
- [2] Haniza Yazid; Hamzah Arof; Hazlita Mohd.Isa. "Automated Identification of Exudates and Optic Disc Based on Inverse Surface Thresholding", Journal Medicine System, LLC 2011 .
- [3] Ulinuha M;Purnama I; Hariadi M. 2010. "Segmentasi Optic Disk Pada Penderita Diabetic Retinopathy Menggunakan GVF Snake".
- [4] Ahmed Wasif Reza; C.Eswaran, Subhas Hati. "Automatic Tracing of Optic Disc and Exudates From Color Fundus Image Using Fixed and Variable Thresholds", Journal Medicine System, Springer Science, LLC 2008.
- [5] Wei Bu; Xiangqian Wu; Xiang Chen; Baisheng Dai; Yalin Zheng. "Hierarchical Detection of Hard Exudates in Color Retinal Images", Journal of Software, Vol.8, No.11, November 2013, pp. 2723 - 2732.
- [6] Flavio Araujo; Rodrigo Veras; Andre Macedo; Fatima Medeiros. "Automatic Detection of Exudate in Retinal Images Using Neural Network" 2011.
- [7] Brigitta Nagy; Balazs Harangi; Balint Antal; Andras Hajdu. "Ensemble-based Exudate Detection in Color Fundus Image", 7th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), Dubrovnik, Croatia, September 2011.
- [8] S.Fowjiya. Dr.M.karnan. Mr.R.Sivakumar.2013.An Automatic Detection and Assessment of Diabetic Macular Edema Along With Fovea Detection from Color Retinal Images. International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT) - volume4Issue4 -April 2013
- [9] M. Usman Akram, Shehzad Khalid, Anam Tariq, M. Younas Javed, 2013. "Detection of Neovascularization in Retinal Images using Multivariate m-Medioids based Classifier", Elsevier Journal of Computerized Medical Imaging and Graphics
- [10] Siva Sundhara Raja, S.Vasuki, Rajesh Kumar.2014. Performance Analysis Of Retinal Image Blood Vessel Segmentation. Advanced Computing: An International Journal (ACIJ), Vol.5, No.2/3
- [11] A. S. Jadhav dan Pushpa B. Patil. 2015. Classification Of Diabetes Retina Images Using Blood Vessel Area. International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI) Vol. 4, No. 2
- [12] A.Osareh Dan B. Shadgar. 2009. Automatic Blood Vessel Segmentation In Color Images Of Retina. Iranian Journal of Science & Technology, Transaction B, Engineering, Vol. 33, No. B2, pp 191-206
- [13] Nilanjan Dey, Anamitra Bardhan Roy, Moumita Pal,Achintya Das. 2012. FCMBased Blood Vessel Based Blood Vessel Based Blood Vessel
- [14] Segmentation Method for Retinal Images. International Journal of Computer Science and Network (IJCSN).Volume 1, Issue 3



- [15] Adithya Kusuma Whardana dan Nanik Suciati. 2014. A Simple Method for Optic Disk Segmentation.from Retinal Fundus Image. IJ. Image, Graphics and Signal Processing, 2014, 11, 36-42
- [16] Sulaiman Santoso dan Erico Darmawan. 2015. Kombinasi Penggunaan Model Warna dalam Pendeteksian Letak Bibir pada Gambar Digital Berwarna. Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi. Vol 1. No 2.
- [17] Amin Padmo dan Murinto. 2016. Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor dan K-Means Clustering. Jurnal Informatika Vol 10. No 1.