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

Sari Ayu Wulandari 1, Rudy Tjahyono2, Dian Retno Sawitri3

*Abstract*—**Pigmentation differences affect the image pattern recognition methods of diabetic retinopathy and its setting point. It takes a software, which is capable of being tools image recognition diabetic retinopathy. A research on pattern recognition image diabetic retinopathy, by using the image channel yellow, using filters Gabor and characteristics taken from each image is characteristic of the means, variance, skewness and entropy, followed by feature extraction PCA (Principle Component Analysis). In the feature extraction PCA, PCA results Matrix is ​​a square matrix, the number of columns, with each a number of characteristics. Research using four characteristics, thus, there are 4 PC (Principle Component), PC1, PC2, PC3 and PC4. In this article we will discuss the highest accuracy of couples use a PC. Accuracy rate, calculated using a linear model of SVM. The model with the highest accuracy and fastest is the model couples PC1 and PC2, which has the highest learning image accuracy of 100% and the fastest time, which is explicitly shown in the smallest number of support vectors, namely 2. Couples who have the worst accuracy rate is a PC3 and PC4. The introduction of the image down on the test, which is only 93.75%, this is caused by a widening of the area of ​​coverage. Widening the coverage area may be caused by selecting the average value of the PCA, prior to the matrix reduction. In subsequent studies, can be done by using the search value of standard deviation or variance, thus, will be known reduction matrix representing the distribution of the numbers in the matrix.**

*I***ntisari**— Perbedaan pigmentasi mempengaruhi me­­­­tode pengenalan pola citra retinopati di­a­betik beserta set­ting poinnya. Di­butuhkan sebuah pe­rangkat lunak, yang mampu menjadi alat bantu pengenalan citra retinopati diabetik. Telah dilakukan penelitian tentang pe­nge­nalan po­la citra retinopati dia­be­tik, dengan meng­gunakan citra kanal ku­ning (Yello­w), dengan menggunakan filter gabor dan ciri yang diambil dari tiap citra ada­lah ciri rerata (Means), variasi Varians), skewness dan entropy, yang dilanjutkan de­ngan ekstraksi ciri PCA (Principle Com­­ponent Analysis). Pada ekstraksi ci­ri PCA, Matriks hasil PCA meru­pakan ma­triks bujur sangkar, yang jumlah ko­lom­nya, sama dengan jumlah ciri. Pe­ne­li­tian menggunakan 4 ciri, dengan de­mi­­kian, terdapat 4 buah PC (Principle Com­ponent), 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.

1,3Dosen Teknik Elektro Fakultas Teknik, Universitas Dian Nuswantoro, Jl. Nakula I No. 5-11 Semaarang (tlp: 0361-555225; fax: 0361-4321982; e-mail: penulis1@institusi.ac.auo)

2Dosen Teknik Industri Fakultas Teknik, Universitas Dian Nuswantoro, Jl. Nakula I No. 5-11 Semaarang (tlp: 0361-555225; fax: 0361-4321982; e-mail: penulis1@institusi.ac.auo)

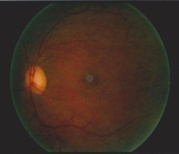
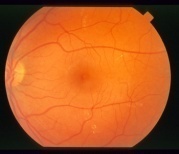
Model de­ngan akurasi tertinggi dan tercepat ada­lah model pasangan PC1 dan PC2, yang mempunyai akurasi citra pem­be­lajaran tertinggi yaitu 100% dan waktu terce­pat, yang secara eksplisit diperli­hat­kan pada jumlah support vektor ter­kecil, yaitu 2. Pasa­ngan yang mempu­nyai ting­kat akurasi terburuk adalah PC3 dan PC4. Pengenalan turun pada citra pengu­jian, yaitu hanya 93,75%, 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.

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

1. 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 warna gelap 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 sistem 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 klaster 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.

1. (b)

Gambar 1. Database Citra (a) Orang Indonesia, (b) Drive (Digital Retinal Images for Vessel Extraction)

Perbedaan pigmentasi mempengaruhi me­­­­tode pengenalan pola citra retinopati di­a­betik beserta set­ting poinnya. Di­butuhkan sebuah pe­rangkat lunak, yang mampu menjadi alat bantu pengenalan citra retinopati diabetik. Harapan baru bagi pengenalan citra diabetic reti­no­pa­ti. Telah dilakukan penelitian tentang pe­nge­nalan po­la citra retinopati dia­be­tik, dengan meng­gunakan citra kanal ku­ning (*Yello­w*), dengan menggunakan filter gabor dan ciri yang diambil dari tiap citra ada­lah ciri rerata (*Means)*, variasi *Varians)*, *skewness* dan *entropy*, yang dilanjutkan de­ngan ekstraksi ciri PCA (*Principle Com­­ponent Analysis*). Pada ekstraksi ci­ri PCA, Matriks hasil PCA meru­pakan ma­triks bujur sangkar, yang jumlah ko­lom­nya, sama dengan jumlah ciri. Pe­ne­li­tian menggunakan 4 ciri, dengan de­mi­­kian, terdapat 4 buah PC (*Principle Com­ponent*), PC1, PC2, PC3 dan PC4. Bi­asanya yang diambil adalah PC1 dan PC2. Pada artikel ini akan dibahas mengenai tingkat akurasi tertinggi dari peng­gunaan pasangan PC. Tingkat aku­ra­si, dihitung dengan meng­gu­­nakan mo­del linear dari SVM.

1. Metode

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

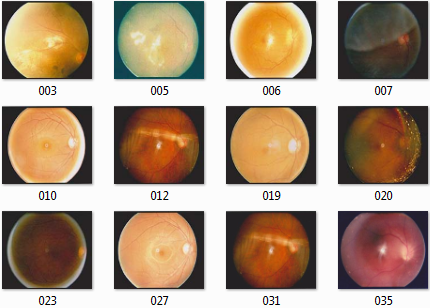


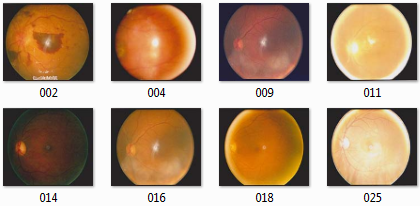
Gambar 2. Diagram Alir Pengenalan Citra

## 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 :

1. Data Pelatihan : terdiri dari 30 citra retina dan 30 citra non-retinopathy. Hasil pelatihan adalah sebuah model yang akan digunakan untuk menguji citra pengujian.
2. Data Pengujian : terdiri dari 30 citra retina dan 30 citra non-retinopathy. Ke-60 citra pengujian merupakan citra diluar citra pelatihan.





Gambar 3. Contoh Database Citra Retina

## Pre-Processing

Tahap *pre-processing* merupakan tahap untuk melakukan penunjolan ciri dari ci­tra retina. Penjolan 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.



Gambar 5.Contoh Citra Warna RGB 3x3

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

Y=0,299R + 0,587G + 0,114B  
Cb=-0,1687R – 0,3313G + 0,5B + 128 (1)  
Cr= 0,5R–0,4187G – 0,0813B+128

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

**Kanal Y**

Y(1,1)=(0,299 x 25) + (0,587 x 100) +( 0,114 x 25) = 69,025

Y(1,2)=(0,299 x 100) + (0,587 x 100) +( 0,114 x 75) = 97,15

Y(1,3)=(0,299 x 75) + (0,587 x 75) +( 0,114 x 100) = 77,85

Y(2,1)=(0,299 x 0) + (0,587 x 25) +( 0,114 x 0) = 14,675

Y(2,2)=(0,299 x 150) + (0,587 x 100) +( 0,114 x 0) = 103,55

Y(2,3)=(0,299 x 50) + (0,587 x 25) +( 0,114 x 50) = 35,325

Y(3,1)=(0,299 x 75) + (0,587 x 100) +( 0,114 x 75) = 89,675

Y(3,2)=(0,299 x 100) + (0,587 x 100) +( 0,114 x 0) = 88,6

Y(3,3)=(0,299 x 25) + (0,587 x 25) +( 0,114 x 100) = 33,55

**Kanal Cb**

Cb(1,1)=(-0,1687x25)–(0,3313x100)+(0,5x25)+128= 103,153

Cb(1,2)=(-0,1687x100)–(0,3313x100)+(0,5x75)+ 128 = 115,5

Cb(1,3)=(-0,1687x75)–(0,3313x75)+(0,5x 100) + 128 = 140,5

Cb(2,1)=(-0,1687x0)–(0,3313x25)+(0,5x 0) + 128 = 119,7175

Cb(2,2)=(-0,1687x150)–(0,3313x100)+(0,5x0)+ 128 = 69,565

Cb(2,3)=(-0,1687x50)–(0,3313x25)+(0,5x50)+128= 136,2825

Cb(3,1)=(-0,1687x75)–(0,3313x100)+(0,5x75)+128= 119,717

Cb(3,2)=(-0,1687x100)–(0,3313 x 100) + (0,5 x 0) + 128 = 78

Cb(3,3)=(-0,1687x25)–(0,3313x25)+(0,5x 100) + 128 = 165,5

**Kanal Cr**

Cr(1,1)=(0,5x25)–(0,4187x100)-(0,0813x25) + 128 = 96,5975

Cr(1,2)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 130,0325

Cr(1,3)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 125,9675

Cr(2,1)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 117,5325

Cr(2,2)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813 x 25) + 128 = 161,13

Cr(2,3)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 138,4675

Cr(3,1)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 117,5325

Cr(3,2)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813 x 25) + 128 = 136,13

Cr(3,3)=(0,5x25)–(0,4187x100)–(0,0813x25)+128 = 121,9025

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



Gambar 6. Hasil Konversi RGB Ke YCbCr

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

Dimana :

… (2)

Persamaan 1 untuk σxdan σyadalah standar deviasi *Gaussian Envelope* sepanjang x dan y, sedangkan f adalah pusat frekuensi gelombang sinusoidal bidang, dan θn orientasi. Rotasi bidang x-y oleh sudut θnakan menghasilkan filter Gabor pada orientasi θn. Sudut θn didefinisikan sebagai pada persamaan 3.

….(3)

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

## Vektor Ciri

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

1. *Mean* (μ) : merupakan rerata dari seluruh matriks segi empat dari GLCM.

….(4)

*H=Frekuensi kemuculam Angka I*

*Variance* (*σ2*) : merupakan perhitu­ngan variasi local dari GLCM.

….(5)

1. *Skewness* (*α3*) : merupakan perhitu­ngan probabilitas bersama dari pasa­ngan pixel dalam GLCM.

….(6)

1. *Entropy* (*E*) : meru­pakan perhitu­ngan distribusi elemen dari GLCM de­ngan diagonalnya.

….(7)

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

## Ekstraksi Ciri

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

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 covarian 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 matriax 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.

## Klastering

Data vektor cirri akan di kelompokan menjadi 2 kelas, yaitu kelas diabet dan kelas non-diabet, dengan menggunakan metode SVM (*Support Vector Machi­nes*).



Gambar 7. Konsep Hyperplane pada SVM

SVM merupakan salah satu me­to­de klastering, yang mampu memilah da­ta menjadi 2 kelas. SVM memisahkan kelas dengan mencari garis hyperplane (batas kelas) 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.

…. (8)

Dimana f(x)=-1 untuk kelas A dan f(x)=+1 untuk kelas B, sesu­ai dengan support vektor yang diperlihatkan pada Gambar 6. Margin antara 2 kelas dihitung dengan mencari jarak dari kedua kelas. Kecepatan dan akurasi dari pengenalan, dipengaruhi oleh jumlah *support vector* yang dilibatkan.

(wx1+b=+1)-(wx2+b=-1)… (9)

w(x1-x2)=2….(10)

## Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menggu­na­kan *confusion matriks*, yaitu metode ya­ng menggunakan tabel untuk meng­analisis, seberapa baik, sebuah pengenal pola mampu mengenali kelas-kelas berbeda, diperlihatkan pada Tabel 1.

TABEL I  
Confusion Matix

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

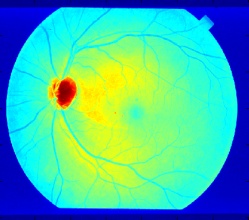
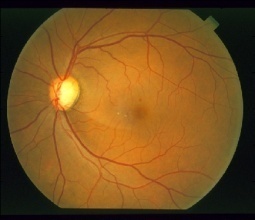
Dimana, TP= *True Positive,* TN= *True Negative,* FP= *False positive,* FN= *False Negative*

Dari Tabel 1, digunakan untuk mencari akurasi, sesuai dengan persamaan 7. Nilai akurasi sendiri merupakan nilai prosentase jumlah total prediksi dari citra diabet.

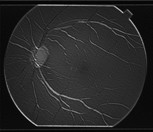
….(7)

1. Hasil dan Pembahasan

## 3.1 Pre-Processing



(a) (b) (c)

 (d) (e) (f)



(g)

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

## 3.2 Vektor Ciri

Nilai dari vektor ciri ditunjukan 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** | **σ2** | **α3** | **E** | **μ** | **σ2** | **α3** | **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 |

## 3.3 Ekstraksi Ciri

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 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.

## 3.4 Klastering

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



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

****

(f)

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, menunjukan bahwa Gambar 9(a) mempunyai sebaran yang menyatu antar klaster, sehingga lebih terlihat pemisahan pola-nya. Perhitu­ngan persamaan garis batas diperli­hat­kan pada Tabel 4.

TABEL 4  
Hasil Klastering

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **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.

## 3.4 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 | 1.9x10-16 | 0 | 2.2x10-16 |
| 1.9x10-16 | 1 | 5.5x10-17 | -1.1x10-16 |
| 0 | 5.5x10-17 | 1 | 2.8x10-17 |
| 2.2x10-16 | -1x10-16 | 2.8x10-17 | 0.9 |

Dengan persamaan batas diperlihatkan pada Persamaan 8.

y=x-0.0425… (8)

dengan :

Non-Diabet jika y<x-0.0425…(9)

Diabet jika y>x-0.0425…(10)

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.

1. *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 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 93,75%, 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 Terima Kasih

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-Mediods 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.. I.J. Image, Graphics and Signal Processing, 2014, 11, 36-42