

KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELITUS BERDASAR CITRA RETINA MENGGUNAKAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DENGAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Donny Zaviar Rizky^{*)}, R. Rizal Isnanto, and Achmad Hidayatno

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Diponegoro Semarang
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

^{*)}E-mail: *shynthezerist@gmail.com*

Abstrak

Seiring dengan perkembangan teknologi dan jaman, teknik identifikasi secara konvensional dinilai sudah tidak praktis dan memiliki berbagai kelemahan. Hal ini menimbulkan ide untuk membuat suatu teknik klasifikasi penyakit diabetes mellitus menggunakan pengekstraksi ciri PCA berdasar ciri alami manusia. Salah satunya adalah dengan menggunakan retina mata manusia sebagai objeknya. Dalam penelitian ini akan digunakan metode ekstraksi ciri secara statistik yang secara luas telah lama digunakan yaitu PCA (Principal Components Analysis). PCA atau Principal component analysis sebagai salah satu metode untuk pengolahan citra masih relatif jarang digunakan sebagai pengekstraksi ciri pola retina mata. Pemilihan metode ekstraksi ciri yang tepat dan efisien sangat menentukan keberhasilan dari sistem klasifikasi secara keseluruhan. Pengujian bertujuan untuk mengklasifikasikan beberapa citra dari basisdata Messidor. Citra masukkan berformat TIFF dengan ukuran 680x452. Hasil analisis kemudian diolah dengan 5 variasi komponen utama dan 5 variasi jumlah neuron tersembunyi untuk dikombinasikan yang bertujuan untuk menghasilkan tingkat keberhasilannya akurat. Dari hasil pengujian kombinasi variasi komponen utama dan jumlah neuron tersembunyi dengan 15 data latih dan 15 data uji memiliki tingkat keberhasilan terbaik yaitu 78,334%. Hal ini dapat disimpulkan bahwa kombinasi metode PCA dan jaringan saraf tiruan perambatan balik cocok untuk mengklasifikasikan penyakit diabetes mellitus.

Kata Kunci: Retina, Principal component analysis, Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

Abstract

Along with the development of technology and time, the conventional identification techniques is considered impractical and have various weaknesses. This has led to the idea to create a technique classification of diabetes mellitus using PCA based extraction characteristic traits of human nature. One is by use the human eye retina as its object. In this research will use statistical characteristic extraction method that has long been widely used that is PCA (Principal Components Analysis). PCA or Principal component analysis as a method for image processing is still relatively rarely used as extracting characteristic patterns retina. The selection of appropriate feature extraction methods and efficiently determine the success of the classification system overall. Tests aim to classify some images from database Messidor. Insert TIFF image format with 680x452 size. Results of the analysis are then processed with 5 variations of major components and the amount of variation in the amount of 5 hidden neurons to combined that aims to produce an accurate success rate. Combination of the results of testing the major components and the amount of variation in hidden neurons with 15 training data and 15 test data has the best success rate is 78.334%. It can be concluded that the combination of PCA and back propagation neural network suitable for classifying diabetes mellitus.

Keywords : Retina, Principal component analysis, analysis neural network backpropagation

1. Pendahuluan

Seiring dengan perkembangan teknologi dan jaman, teknik identifikasi secara konvensional dinilai sudah tidak praktis dan memiliki berbagai kelemahan, mulai dari pelayanan kesehatan, pengurusan rekening bank, pelayanan penerbangan, keimigrasian, dan masih

banyak lainnya terutama yang berkaitan dengan sistem keamanan. Sistem pengenalan diri bertujuan untuk mengenali identitas seseorang.

Salah satu bagian mata yaitu retina mata memiliki pola yang sangat unik, berbeda pada tiap individu. Retinopati diabetika merupakan suatu komplikasi dari penyakit

diabetes mellitus (kencing manis) dimana terjadi kerusakan pembuluh darah di retina mata akibat diabetes, yang menyebabkan retina tidak dapat mengirimkan gambar penglihatan ke otak secara normal. Atas dasar inilah retina mata dapat dijadikan dasar bagi pengenalan biometrik yang kemudian akan diklasifikasikan ke dalam penyakit diabetes melitus.

Diabetes Melitus atau yang biasa dikenal dengan kencing manis di Indonesia merupakan ancaman serius bagi pembangunan kesehatan dan pertumbuhan ekonomi nasional. Gaya hidup yang sehat menjadi faktor penting dalam pencegahan penyakit ini. Untuk mencegah atau minimal mengetahui sejak dini dibutuhkan fasilitas dan ahli medis yang berkompeten dalam bidangnya, dengan merancang perangkat lunak untuk mengetahui seseorang terdiagnosis penyakit Diabetes Melitus adalah langkah awal mengatasi penyakit tersebut, maka dalam penelitian ini, dibuat sebuah perangkat lunak untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit Diabetes Melitus menjadi 4 kelas melalui retina mata kita. Pada implementasi sistemnya menggunakan ekstraksi ciri retina mata yang sebelumnya diolah terlebih dahulu pada proses prapengolahan dengan mengubah dari citra asli ke citra aras keabuan agar mudah diolah pada proses selanjutnya. Setelah mendapat masukan dari proses prapengolahan dengan menggunakan metode pengekstrasi ciri PCA yang masukan tersebut diolah kemudian akan diolah lagi dengan jaringan saraf tiruan menggunakan metode perambatan balik.

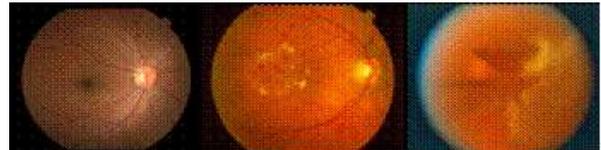
Berbagai metode ekstraksi feature telah dimanfaatkan seperti metode moment, feature filter Gabor, Wavelet, dan lain-lain. PCA sebagai salah satu metode untuk pengolahan citra dapat digunakan sebagai pengekstraksi ciri pola retina mata. Dalam penelitian ini, dibuat sebuah perangkat lunak untuk ekstraksi ciri retina mata yang sebelumnya diolah terlebih dahulu pada proses prapengolahan yang mengubah dari citra asli ke citra aras keabuan agar mudah di olah oleh pada proses selanjutnya. Setelah mendapat masukan dari proses prapengolahan dengan menggunakan metode pengekstrasi ciri PCA yang masukan tersebut diolah kemudian akan diolah lagi dengan jaringan saraf tiruan menggunakan metode perambatan balik. Citra iris mata yang digunakan adalah citra retina mata dari basisdata Messidor

2. Metode

2.1 Retinopati Diabetika

Hubungan dari retina mata kita dengan penyakit diabetes melitus akan dipaparkan sebagai berikut. Retinopati diabetika merupakan suatu komplikasi dari penyakit diabetes mellitus (kencing manis) dimana terjadi kerusakan pembuluh darah di retina mata akibat diabetes, yang menyebabkan retina tidak dapat mengirimkan gambar penglihatan ke otak secara normal.

Pembuluh darah retina yang rusak akibat diabetes mellitus bisa mengalami kebocoran yang menyebabkan pembengkakan retina. Pada keadaan lebih lanjut bisa terjadi pendarahan dan pertumbuhan Jaringan ikat di dalam bola mata. Perubahan retina akibat kerusakan pembuluh darah ini menyebabkan gangguan penglihatan, bahkan dalam keadaan lebih lanjut akan menyebabkan kebutaan. Makin lama seseorang menderita diabetes melitus, semakin tinggi kemungkinan ia akan menderita retinopati diabetika.



Gambar 2.1 Perbandingan retina normal dan penderita diabetes mellitus

2.2 Proses Prapengolahan

Citra aras keabuan merupakan sebuah hasil dari proses pengolahan citra karena dapat menyederhanakan proses yang harus dilakukan dibandingkan menggunakan citra berwarna. Dalam komputasi, suatu citra digital dengan aras keabuan adalah suatu citra yang nilai dari setiap pikselnya merupakan sampel tunggal. Citra yang ditampilkan dari citra jenis ini terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat.

2.3 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu hasil berharga dari aljabar linear terapan. PCA banyak digunakan di berbagai bentuk analisis dari *neuroscience* sampai komputasi karena metode ini sangat sederhana dalam mendapatkan informasi penting dari data-data yang rumit sehingga dinilai lebih efisien. Tujuan dari PCA adalah menghitung basis yang paling berarti untuk merepresentasikan kembali sekumpulan data yang mengandung derau. Harapannya adalah basis baru ini akan menyaring derau dan struktur yang tersembunyi dalam data tersebut.

Prosedur PCA pada dasarnya adalah bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (mereduksi) dimensinya. Hal ini dilakukan dengan cara menghilangkan korelasi diantara variabel bebas melalui transformasi variabel bebas asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali tanpa menghilangkan informasi penting yang ada di dalamnya atau yang biasa disebut dengan *principal component*.

PCA adalah sebuah citra 2D dengan dimensi b baris dan k kolom dapat direpresentasikan kedalam bentuk citra 1D dengan dimensi n ($n=b*k$). Dengan ekspresi lain dapat

dituliskan sebagai \mathcal{R}^n , adalah ruang citra dengan dimensi n . Citra latih yang digunakan sebanyak K sampel dinyatakan dengan $\{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ yang diambil dari sebanyak c obyek/kelas yang dinyatakan dengan $\{X_1, X_2, \dots, X_c\}$. Total matriks sebaran S_T (atau matriks kovarians) didefinisikan sebagai berikut:

$$S_T = \sum_{k=1}^K (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T$$

dengan μ adalah rata-rata sampel citra yang diperoleh dengan merata-rata citra latih $\{x_1, x_2, \dots, x_K\}$. Dengan dekomposisi eigen, matriks kovarians ini dapat didekomposisi menjadi:

$$S_T = \Phi \Lambda \Phi^T$$

dimana Φ adalah matrik vektor eigen, dan Λ adalah is a diagonal matrik dari nilai eigen. Kemudian dipilih sejumlah m kolom vektor eigen dari matrik Φ yang berasosiasi dengan sejumlah m nilai eigen terbesar. Pemilihan vektor eigen ini menghasilkan matrik transformasi atau matrik proyeksi Φ_m , yang mana terdiri dari m kolom vektor eigen terpilih yang biasa disebut juga dengan *eigenimage*. Berikutnya sebuah citra x (berdimensi n) dapat diekstraksi kedalam fitur (ciri karakteristik) baru y (berdimensi $m < n$) dengan memproyeksikan x searah dengan Φ_m sebagai berikut:

$$y = \Phi_m x$$

Dengan kata lain metode PCA memproyeksikan ruang asal \mathcal{R}^n kedalam ruang baru yang berdimensi lebih rendah \mathcal{R}^m , yang mana sebanyak mungkin kandungan informasi asal tetap dipertahankan untuk tidak terlalu banyak hilang setelah dibawa ke dimensi fitur yang lebih kecil. Disini terlihat reduksi fitur yang signifikan dari n buah menjadi m buah yang tentunya akan sangat meringankan komputasi dalam proses pengenalan berikutnya.

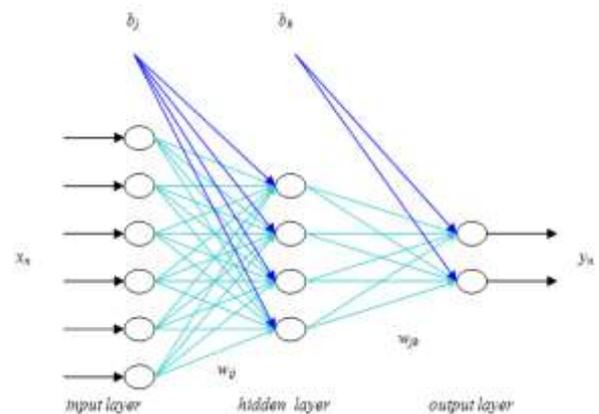
Total matrik sebaran S_T diatas sesungguhnya adalah jumlahan dari matrik sebaran dalam kelas (termasuk matrik sebaran) S_W dan matrik sebaran antar kelas (diantara kelas matrik sebaran) S_B yaitu, $S_T = S_W + S_B$. Dengan demikian, kekurangan utama yang terlihat disini adalah bahwa dalam proses PCA ke dua matrik sebaran ini termaksimalkan bersama-sama. Sesungguhnya yang diinginkan adalah hanya maksimalisasi S_B saja, sedangkan S_W sebisa mungkin diminimalkan agar anggota didalam kelas lebih terkumpul

penyebarannya yang pada akhirnya dapat meningkatkan keberhasilan pengenalan.

2.4 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan adalah paradigma pemrosesan suatu informasi yang terinspirasi oleh sistem sel saraf biologi, sama seperti otak yang memproses suatu informasi. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistim pemrosesan informasi. Jaringan Saraf Tiruan, seperti manusia, belajar dari suatu contoh. Jaringan Saraf Tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran. Jaringan Saraf Tiruan berkembang secara pesat pada beberapa tahun terakhir.

Pada penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf perambatan balik. Pengertian perambatan balik merupakan sebuah metode sistematis pada jaringan saraf tiruan dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak layer lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya. Perambatan balik adalah pelatihan jenis terkontrol dimana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai kesalahan yang minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran hasil yang nyata. Metode Perambatan Balik adalah sebuah metode sistematis untuk pelatihan multiplayer jaringan saraf tiruan. Metode ini memiliki dasar matematis yang kuat, obyektif dan algoritma ini mendapatkan bentuk persamaan dan nilai koefisien dalam formula dengan meminimalkan jumlah kuadrat galat (error) melalui model yang dikembangkan.

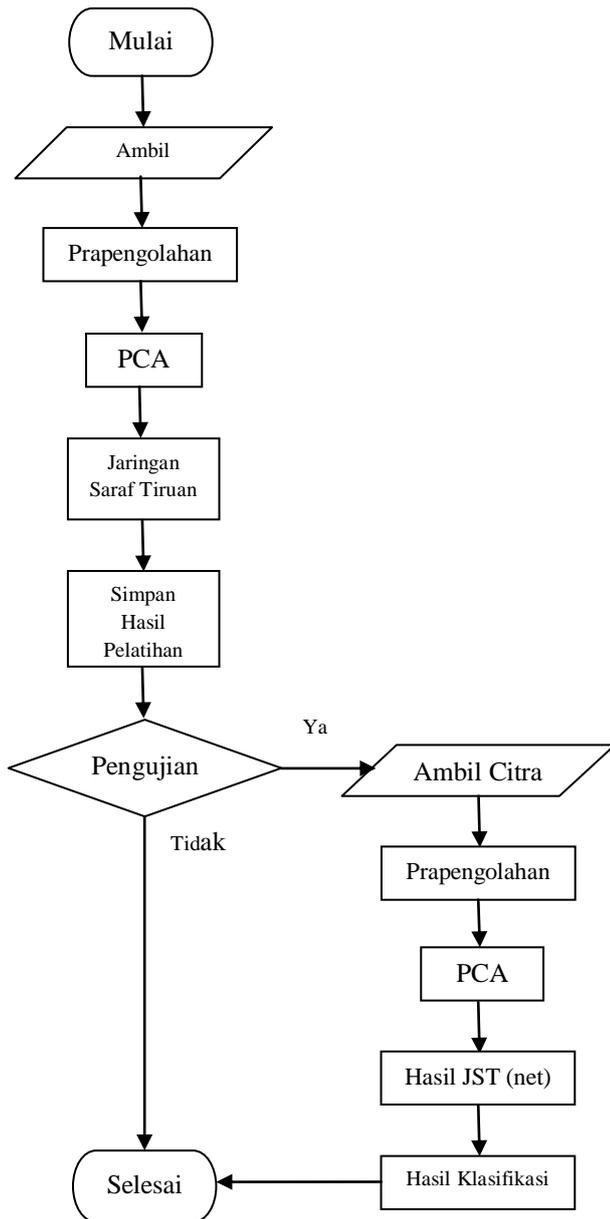


Gambar 2.2 Arsitektur jaringan saraf perambatan balik

Hubungan antar neuron dalam suatu jaringan dan membentuk lapisan disebut arsitektur jaringan. Arsitektur jaringan saraf perambatan balik terdiri dari beberapa lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran.

2.5 Gambaran Umum

Sistem klasifikasi penyakit diabetes melitus yang dirancang dalam penelitian ini menggunakan sistem *offline*. Sistem ini akan menerima masukan berupa file gambar berformat TIFF yang kemudian akan dilakukan lakukan dua tahapan, yakni tahap pelatihan dan tahap pengujian. Berikut adalah diagram alir program utama dapat dilihat pada Gambar 2.3.

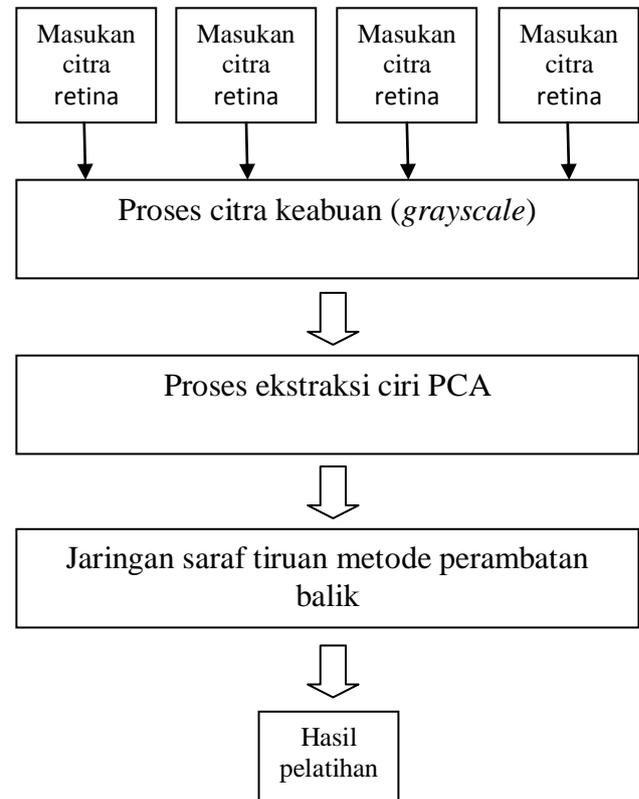


Gambar 2.3 Diagram alir proram utama

2.6 Proses Pelatihan

Pada proses ini sistem dilatih untuk menerima masukan berupa citra retina yang sudah dikelompokkan dari basisdata Messidor kemudian diubah mejadi citra keabuan

agar lebih mudah diproses selanjutnya lalu akan diekstraksi ciri oleh PCA hasil ekstraksi ciri ini akan di proses oleh jaringan saraf tiruan dengan metode perambatan balik dan yang terakhir menjadi data latih. Gambar 3.2 di bawah ini adalah skema proses dari tahap pelatihan hingga mendapatkan data latih.



Gambar 2.4 Skema proses pelatihan

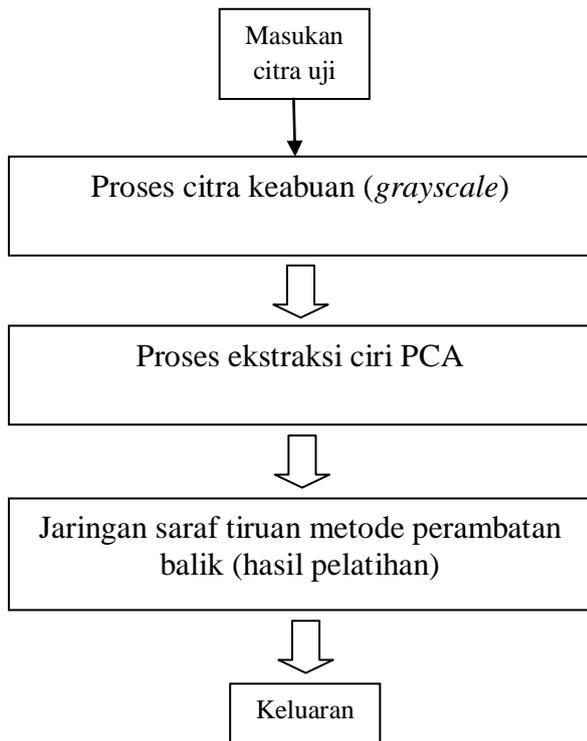
Untuk tahap pelatihan ini terdapat empat masukan yaitu citra normal, citra diabetes melitus I, citra diabetes melitus II dan citra melitus III dan target jaringan saraf tiruan 0, 1, 2, 3. Dari empat masukan masing-masing dilakukan pelatihan jaringan saraf tiruan perambatan balik. Struktur jaringan saraf tiruan dirancang dengan jumlah neuron pada lapisan masukan sesuai dengan ukuran citra (piksel) dan jumlah neuron pada keluaran adalah satu, kemudian merancang lapisan tersembunyi dengan dua nilai acuan yaitu rerata kuadrat galat atau MSE (*Mean Squared Error*) mendekati nilai 0 dan nilai regresi (R) mendekati 1 atau sama dengan 1. Nilai regresi ini menggambarkan kondisi citra yang dijadikan data pelatihan tersebut, ini berarti apabila nilai regresi dari proses pelatihan adalah 1 maka apabila citra latih ini diujikan sebagai citra uji hasilnya tepat semua begitu juga sebaliknya.

2.7 Proses Pengujian

Setelah proses pelatihan berlangsung untuk mengetahui hasil kelas dari citra yang

diujikan kita masuk ke dalam proses pengujian. Dalam proses pengujian program dirancang agar dapat mengklasifikasikan citra ke dalam 4 kelas yang telah tersedia. Tahapan yang terjadi dalam proses pengujian adalah 1 masukan citra yang diuji akan diubah menjadi citra aras keabuan yang kemudian

akan di proses oleh pengestraksi ciri dari PCA untuk dilakukan proses pengujian dari data latih yang didapat sebelumnya oleh jaringan saraf tiruan dengan metode perambatan balik dan berakhir pada 1 keluaran. Berikut Gambar 3.5 adalah skema dari proses pengujian.



Gambar 2.5 Skema proses pengujian

Nilai net yang didapat dari pengolahan pada proses pengujian diolah menjadi output. Setelah itu nilai kelas yaitu 1, 2, 3 dan 4 dikurangi dengan nilai output yang telah didapatkan sebelumnya dengan memutlakan hasilnya yang kemudian hasil dari tiap kelas yang terkecil dijadikan keluaran sebagai hasil. Kemudian pembahasan senarai program untuk perintah akhir dari pengujian di bawah ini.

```

    kelas=[1 2 3 4];
    % check distance
    distance=abs(kelas-output);
  
```

2.8 Jaringan Saraf Perambatan Balik

Pada fase ini akan dibangun sebuah jaringan saraf tiruan (*neural network*) perambatan balik yang memiliki

sejumlah node masukan yang sesuai dengan citra/piksel dan 1 simpul keluaran.

Masukan yang digunakan pada *backpropagation* ini ialah matrik *JSTinput* (matrik 1 x 59) dan keluarannya adalah matrik *Output* (matrik 1 x 1). Fungsi yang digunakan pada layer pertama dan kedua adalah fungsi *tansig*, fungsi *logsig* dan fungsi *purelin* dimana fungsi *tansig* $f(x) = 1 - \exp^{-x}/(1 + \exp^{-x})$, fungsi *logsig* $f(x) = 1/(1 + \exp^{-x})$ dan fungsi *purelin* yang digunakan pada penelitian ini hanya fungsi *tansig*. Proses pelatihan akan menggunakan pola sebanyak 4 kelas yang mana masing-masing kelas memiliki 30 pola yang berbeda dengan toleransi galat (*goal*) dan iterasi (*epoch*) yang telah ditentukan oleh pengguna.

3. Hasil dan Analisa

3.1 Analisis Tingkat Keberhasilan Tiap Variasi Komponen Utama yang digunakan dengan Jumlah Neuron yang Sama

Pada pengujian telah dilakukan variasi komponen utama yang digunakan dengan jumlah neuron yang sama untuk mengetahui komponen utama yang terbaik yang kemudian akan diolah kembali dengan variasi jumlah neuron yang berbeda dalam parameter jaringan saraf tiruannya. Jumlah variasi yang akan di analisis adalah 5 variasi komponen utama dan 5 variasi jumlah neuron dengan rincian sebagai berikut untuk variasi jumlah komponen utama yaitu 0,2; 0,4; 0,6; 0,8 dan 1, kemudian berikut rincian variasi dari jumlah neuron yaitu 20, 40, 60, 80 dan 100. Analisis di bawah ini adalah hasil dari pengujian dengan parameter jumlah neuron tersembunyi sebanyak 100, maksimal epoch sebanyak 5000, target sebanyak $10e^{-5}$, laju pembelajaran sebesar 0,01 dan jumlah citra yang dilatih sebanyak 15 citra dan neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 20 neuron. Berikut merupakan hasil pengujiannya:

Analisis data pengujian dengan menggunakan variasi komponen utama dapat dilihat pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Hasil perbandingan 5 variasi komponen utama

No	Jumlah Komponen Utama	Waktu (detik)	MSE	Tingkat Keberhasilan (%)
1	20	2,6	5,36e ⁻⁵	65
2	40	2,5	2,17e ⁻⁵	66,6
3	60	0,8	8,89e ⁻⁵	71,6
4	80	1,06	4,69e ⁻⁶	68
5	100	0,88	8,62e ⁻⁶	68

Dari Tabel 3.1 di atas terdapat variasi yang memiliki tingkat keberhasilan tinggi yaitu jumlah komponen utama 60 dengan tingkat keberhasilan sebesar 71,6% dengan waktu eksekusi 0,8 detik.

3.2 Analisis Tingkat Keberhasilan Tiap Variasi Jumlah Neuron dengan Komponen Utama yang Telah ditentukan

Hasil komponen utama terbaik sebelumnya diolah kembali dengan variasi jumlah neuron yang berbeda dalam parameter jaringan saraf tiruannya. Jumlah variasi yang akan di analisis adalah 5 variasi jumlah neuron dengan rincian sebagai berikut variasi dari

jumlah neuronnya yaitu 20, 40, 60, 80 dan 100. Analisis di bawah ini adalah hasil dari pengujian dengan parameter lain sama. Di bawah ini adalah hasil pengujianya:

Tabel 3.2 Hasil perbandingan 5 variasi jumlah neuron

No	Jumlah Neuron	Waktu (detik)	MSE	Tingkat Keberhasilan (%)
1	20	2,3	5,36e ⁻⁵	66,6
2	40	12	2,38e ⁻⁵	66,6
3	60	20	7,81e ⁻⁵	70
4	80	22,1	5,28e ⁻⁵	76,6
5	100	70,4	8,42e ⁻⁵	83,3

Pada Tabel 3.2 terdapat variasi yang memiliki tingkat keberhasilan tertinggi yaitu jumlah neuron 100 dengan tingkat keberhasilan sebesar 83,3% dengan waktu eksekusi 70,4 detik.

3.3 Analisis dan Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian dapat diambil kesimpulan bahwa metode PCA cukup efektif karena dengan mereduksi suatu data atau hanya mengambil variabel yang penting dari suatu citra sudah dapat diolah dengan menghasilkan nilai yang kemudian diolah kembali oleh jaringan saraf tiruan menghasilkan keluaran yang relatif baik. Hal ini dibuktikan pada pengujian variasi komponen utama yang digunakan dan dapat dilihat pada Tabel 3.1 hasil yang didapat lebih efektif dengan komponen utama dalam PCA elatif rendah dalam variasi tersebut.

Dari variasi jumlah neuron di dalam lapisan tersembunyi pada jaringan saraf tiruan dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin tinggi jumlah neuronnya berpengaruh dengan hasil keluarannya semakin akurat pula hasilnya dan berpengaruh terhadap waktu yaitu semakin tinggi neuron maka waktu yang di butuhkan juga relatif lama. Pada dasarnya jumlah neuron tersembunyi dalam lapisan tersembunyi berperan sebagai pengolah sinyal masukan dan sinyal keluaran, maka pada jaringan saraf tiruan juga memiliki bagian pemrosesan sinyal-sinyal tersebut.

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil penelitian dan pembahasan adalah kombinasi pengestraksi ciri PCA dan metode peramalan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan

Balik cocok untuk mengklasifikasi penyakit Diabetes Melitus dengan tingkat keberhasilan sebesar 83,3%.

Referensi

- [1]. Arief, A.F. (2007). *Perangkat Lunak Pengkonversi Tulisan Tangan Menjadi Teks Digital*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [2]. Bamukrah, J.F. (2010). *Pengertian Pengolahan Citra (Image Processing)*. Universitas Gunadarma.
- [3]. Drygajlo, A. (2008). "Biometrics Lecture 7 Part 1-2008", Speech Processing and Biometrics Group Signal Processing Institute Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL).
- [4]. Fatta, H.A. (2007). *Konversi Format Citra RGB ke Format Grayscale Menggunakan Visual Basic*. Yogyakarta: STMIK AMIKOM.
- [5]. Jatta, M. (2007). *Identifikasi Iris Mata Menggunakan Metode Analisis Komponen Utama dan Perhitungan Jarak Euclidean*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- [6]. Kusumadewi, S. (2003). *Artificial Intelligence*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [7]. Kusumadewi, S. (2010). *Neuro-Fuzzy Integrasi system Fuzzy & Jaringan Syaraf Edisi 2*. Yogyakarta: Graha Ilmu.