

IDENTIFIKASI INDIVIDU BERDASARKAN POLA SIDIK BIBIR DENGAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN RADIAL BASIS FUNCTION UNTUK APLIKASI BIDANG FORENSIK

INDIVIDUAL IDENTIFICATION BASED ON LIP PRINTS PATTERN USING PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS AND RADIAL BASIS FUNCTION FOR FORENSIC APPLICATION

Husnul Himmah¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Fahmi Oscandar, drg., Mkes, SpRKG³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran

¹husnulhimmah@gmail.com ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id ³fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Sidik bibir dapat digunakan sebagai metode pendukung dalam mengidentifikasi individu baik dalam kasus forensik maupun non forensik. Sidik bibir sama seperti halnya sidik jari yaitu memiliki sifat unik dan tidak berubah selama hidup. Dalam tugas akhir ini dilakukan identifikasi pola sidik bibir menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Radial Basis Function* (RBF).

Metode *Principal Component Analysis* untuk mengekstrak ciri sesudah dilakukan *pre-processing* pada citra bibir dan selanjutnya adalah mengklasifikasikannya menggunakan metode *Radial Basis Function*. PCA secara umum merupakan metode pengambilan ciri penting dari data berdimensi tinggi dengan cara mereduksinya menjadi dimensi lebih rendah tanpa menghilangkan ciri-ciri penting didalam citra asliya. Sedangkan RBF merupakan salah satu bentuk multilayer dari jaringan saraf tiruan yang memiliki kemampuan mengenali pola berdasarkan pola yang sudah pernah diinputkan sebelumnya atau tersimpan didalam memori pengenalananya

Hasil akhir dari tugas akhir ini adalah suatu program untuk melakukan identifikasi individu berdasarkan pola sidik bibir. Berdasarkan penelitian ini didapatkan akurasi tertinggi pengujian berdasarkan rata-rata tipe pola yang benar yaitu 43.06% dengan jumlah *eigenlips* 1 dan jumlah neuron 18, sedangkan akurasi terendah diperoleh ketika jumlah *eigenlips* 10 dengan jumlah neuron 18 yaitu 29.17% , serta 36.11%. ketika jumlah *eigenlips* 1 dengan jumlah neuron 5.

Kata Kunci: Sidik Bibir, PCA, RBF, Odontologi Forensik

Abstract

Lip prints can be used as a supporting method for personal identification in forensic and non forensic case. Lip prints is the same as finger print that has unique and does not change during life. In this final task, the identification of lip prints pattern using Principal Component Analysis (PCA) dan Radial Basis Function (RBF).

Principal Component Analysis method to extract the feature after pre-processing on the lips image and then classify it using Radial Basis Function. PCA is generally a method of retrieving important features of high-dimensional data by reducing it to a lower dimension without losing important features in its original image. While RBF is one form of multilayer artificial neural network that has the ability to recognize patterns based on patterns that have been inputted previously or stored in memory recognition.

The end result of this final task is a program to identify individual based on lip pattern. Based on this research, the highest accuracy of testing based on the average of the correct pattern type is 43.06% with the number of eigenlips 1 and the number of neurons 18, while the lowest accuracy is obtained when the number of eigenlips 10 with the number of neurons 18 is 29.17%, and 36.11% when the number of eigenlips 1 with the number of neurons 5.

Keywords: Lip Scrub, PCA, RBF, Forensic Odontology.

1. Pendahuluan

Belakangan ini di Indonesia sering terjadi kasus kriminal berbahaya yang dapat terjadi dimana saja dan kapan saja. Hal ini sejalan dengan temuan Badan Pusat Statistik (BPS) dalam statistik kriminal Tahun 2016 yang menempatkan jumlah kejadian kejahatan terhadap nyawa (pembunuhan) di Indonesia meningkat menjadi 1.491 kasus dan merupakan kasus tertinggi selama periode lima tahun terakhir[1].

Berdasarkan kasus data kriminal tersebut pentingnya akan peran ilmu forensic kedokteran gigi dalam membantu proses penegakan hukum dan pengadilan dalam menentukan identitas korban maupun pelaku yang tidak diketahui.

Dalam beberapa penelitian dikatakan bahwa sidik bibir dapat digunakan sebagai identifier dalam proses identifikasi. Sidik bibir dapat dijadikan sebagai sarana pendukung dalam mengidentifikasi usia, jenis kelamin, ras dan sebagainya. Sidik bibir sama halnya sidik jari yaitu memiliki sifat unik dan tidak berubah selama hidup[2]. Hal itulah yang mendorong perlunya pengaplikasian identifikasi sidik bibir.

Dalam penentuan identifikasi biasanya ditentukan berdasarkan citra aslinya namun berdasarkan *feature* dari citra asli tersebut. *Feature* citra ini memiliki dimensi yang lebih rendah dibandingkan citra aslinya dengan mengurangi dimensi tanpa menghilangkan citra aslinya[3]. Oleh karena itu PCA merupakan metode yang sesuai dalam hal pengurangan dimensi tanpa membuang ciri dari citra aslinya.

RBF merupakan salah satu jenis Jaringan Saraf Tiruan dimana memiliki konsep yang sama dengan jaringan saraf manusia secara biologis yaitu memiliki kemampuan mengingat sesuatu yang sudah lama tidak ditemuinya, karena masih menyimpan memori sesuatu tersebut dimasa lampau oleh karena itu RBF memiliki kemampuan dapat mengenali masukan sesuai dengan pola inputan sebelumnya[4]. Sehingga pada Tugas Akhir ini akan dirancang suatu system identifikasi individu berdasarkan pola sidik bibir dengan *Principal Component Analysis* dan *Radial Basis Function* dengan kelebihan tersebut.

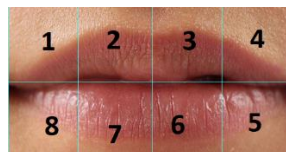
2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensic merupakan penerapan atau pemanfaatan ilmu kedokteran gigi dalam kepentingan penegakan hukum dan pengadilan melalui bukti pemeriksaan gigi maupun yang berhubungan dengan rongga mulut. Odontologi forensic dapat diterapkan dalam mengidentifikasi seseorang dalam suatu tindak kriminal atau bencana alam.

2.2 Sidik Bibir

Bibir merupakan dua lipatan otot yang membentuk gerbang mulut, terdiri dari bibir bagian atas dan bibir bagian bawah. Bibir luar ditutup oleh jaringan kulit, sedangkan bagian dalam ditutupi oleh mukosa mulut[2]. Pada mukosa bibir atas dan bawah, oleh Suzuki dinamakan "*figura linearum labiorum rubrorum*" yang merupakan garis-garis normal atau alur pada bibir yang disebut sebagai sidik bibir[2]. Garis-garis normal pada bibir memiliki karakteristik yang individual sama halnya seperti yang terdapat pada sidik jari[5]. Dalam menentukan sidik bibir citra bibir dibagi menjadi 8 regio dengan keterangan regio 2,3,6,7 disebut regio primer sedangkan regio 1,4,5,8 disebut regio sekunder. Masing-masing regio ini dapat terdiri lebih dari satu tipe pola sidik bibir yang berbeda. Pembagian regio dijelaskan pada gambar 2.1.

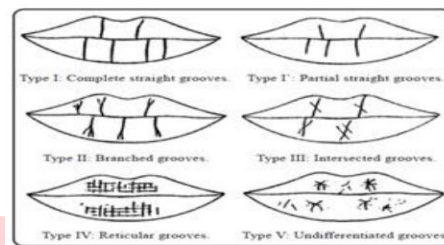


Gambar 2.1 Citra Sidik Bibir

Suzuki dan Tsuchihashi mengklasifikasikan pola sidik bibir menjadi enam tipe yang berbeda, seperti pada Tabel 2.1 dan digambarkan seperti pada Gambar 2.2 berikut

Tabel 2.1 Klasifikasi sidik bibir *Suzuki and Tsuchihashi's (1971)* [6]

Klasifikasi	Tipe Pola (Groove)
Tipe I	Complete Vertical
Tipe I'	Incomplete Vertical
Tipe II	Branched
Tipe III	Intersected
Tipe IV	Reticular Pattern
Tipe V	Irregular



Gambar 2.2 Pola Sidik Bibir (Suzuki & Tsuchihashi Tipe I-V)[2]

2.3 Citra Digital[7][8]

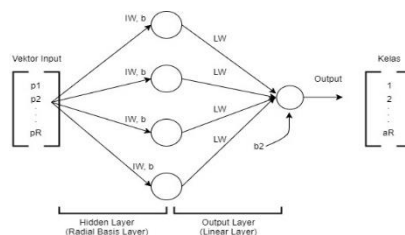
Sebuah citra digital dapat mewakili oleh sebuah matriks yang terdiri dari M kolom N baris, dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut piksel (piksel = picture element). Setiap piksel pada setiap citra warna (RGB) merepresentasikan kombinasi dari warna merah, hijau dan biru di setiap pikselnya. Sedangkan pada citra *grayscale* memiliki gradasi warna tingkat keabuan dari intensitas 0-255 di setiap pikselnya, dimana nilai 0 merepresentasikan warna hitam dan 255 merepresentasikan warna putih.

2.4 Principal Component Analysis

PCA merupakan salah satu teknik statistika yang umum digunakan dalam pengenalan wajah, kompresi dll dengan teknik reduksi untuk tipe data numerik, sistem kerjanya dengan meringkas data bukan mengelompokkan data seperti *clustering*[3]. PCA merupakan suatu teknik mereduksi data berdimensi tinggi menjadi rendah dinamakan *Principal Component* tanpa menghilangkan ciri-ciri penting didalam citra aslinya.

2.5 Radial Basis Function [10]

Radial Basis Function merupakan salah satu bentuk *multilayer* jaringan saraf tiruan yang membutuhkan lebih banyak neuron. *Radial basis function* hanya terdiri dari satu *hidden layer* dengan fungsi aktivasi radial basis (*radbas*) dan satu *output layer* dengan fungsi aktivasi *purelin*. Arsitektur jaringan ini dijelaskan pada Gambar 2.4.



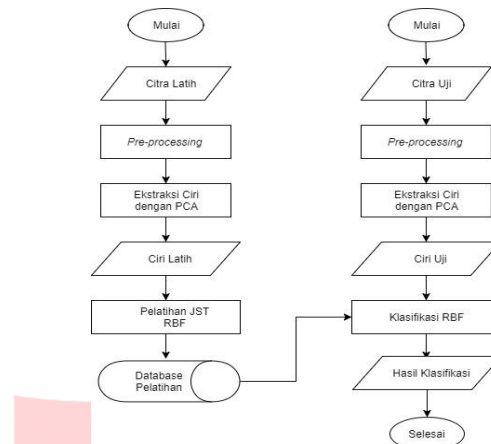
Gambar 2.4 Arsitektur *Radial Basis Function*^[12]

Vector jaringan berupa $P_1, P_2 \dots P_R$ sebanyak R elemen terhubung kedalam jaringan dan menghasilkan *output* melalui sejumlah neuron yang memiliki bobot dan bias masing-masing. Tiap vector input P dihitung jaraknya dengan bobot input IW dan hasilnya dikalikan dengan bias. Hasil perkalian ini menjadi net input untuk dilewatkan pada fungsi *radbas*, yang outputnya sebagai inputan pada fungsi *purelin*.

3. Desain Sistem

3.1 Diagram Alir Sistem

Gambaran umum dari sistem yang telah dirancang pada penelitian ini adalah sebagai berikut



Gambar 3.1 Diagram Alir Model Sistem

3.2 Akuisisi Citra

citra diperoleh dari Laboratorium Odontologi Forensik, Universitas Padjajaran yang secara manual diambil menggunakan kamera dan disalin kedalam laptop dengan format *jpeg*. data latih yang digunakan sebanyak 36 citra dengan rincian data uji sebanyak 18 citra yang terdiri dari 18 individu.

3.3 Pre-processing

Berikut adalah langkah-langkah dalam tahap *Pre-processing*:

1. Cropping : pemotongan citra pada bagian bibir saja secara manual dengan aplikasi Photoshop.
2. Grayscale : pengkonversian citra dari RGB ke format grayscale, sehingga hanya terdiri satu layer saja.
3. Pembagian Regio : Citra grayscale dibagi menjadi 8 yang kemudian pada regio 2,3,6,7 yang akan dilakukan analisis sehingga pada penelitian ini empat regi tersebut diganti istilahnya dengan regio 1,2,3,4.

3.4 Ekstraksi Ciri PCA

Proses ekstraksi ciri dengan metode PCA bertujuan untuk mendapatkan informasi-informasi penting berupa ciri-ciri dari hasil reduksi dimensi citra latih. langkah-langkah algoritma ini sebagai berikut:

1. Mengurangi setiap record dari data asli X dengan $mean \bar{X}$ sehingga menghasilkan data L .
2. Menentukan matriks kovariansi C dari L .
3. Menghitung eigenvalue L dan eigenvektor U dari matriks *kovariansi*. Dimana eigenvektor dibentuk berdasarkan urutan eigenvalue tertinggi sampai terendah.
4. Memilih sebanyak M' eigenvektor yang memiliki eigenvalue terbesar *Eigenvector* yang terpilih disebut dengan *principal components* (PC).
5. Memproyeksikan citra latih ke dalam *principal components* (PC) untuk mendapatkan data baru sebagai inputan JST RBF.

3.5 Pelatihan dan Pengujian JST RBF

Algoritma pelatihan menggunakan *radial basis function* adalah sebagai berikut :

1. Menghitung jarak antara data masukan berupa vector input dengan bobot input ($\|P_i - IW_i\|$)
2. Menentukan fungsi aktivasi *radbas* disetiap neuron dengan inputan hasil dari $\|P_i - IW_i\|$ bi
3. Menghitung nilai output layer dengan fungsi *purelin* dimana inputan fungsi *purelin* hasil penjumlahan antara bias dengan output *radbas* a_i dikali bobot layer.
4. Menyimpan nilai bobot dan bias dari hasil pelatihan ke dalam database untuk digunakan pada pengujian dengan urutan sama dari langkah 1 sampai 3.

3.6 Performansi Sistem

Parameter performansi system dapat diukur dengan akurasi sistem dalam ketepatan sistem mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar dan waktu komputasi untuk memproses masukan menjadi outputan.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\%$$

$$\text{Waktu komputasi} = \text{waktu selesai} - \text{waktu mulai}$$

4. Hasil Pengujian

4.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Sampel citra yang digunakan adalah 18 citra bibir dijadikan data latih dan 18 citra dijadikan data uji yang dari 18 individu yang diperoleh dari Laboratorium Odontologi Forensik, Universitas Padjajaran. Pengujian dilakukan untuk melihat pengaruh parameter PCA terhadap akurasi pengenalan individu berdasarkan tipe pola pada setiap data uji. Sebelum pengujian ini dilakukan maka perlu dilakukan pengujian dalam menentukan nilai spread sebagai parameter yang tetap ketika parameter PCA dan RBF diubah. Pengujian nilai spread dilakukan dengan ketentuan *eigenlips* 1 dan 18 neuron. Nilai spread yang terpilih merupakan nilai spread yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi. Berikut nilai spread yang akan diujikan beserta hasil akurasinya pada Tabel 4.1

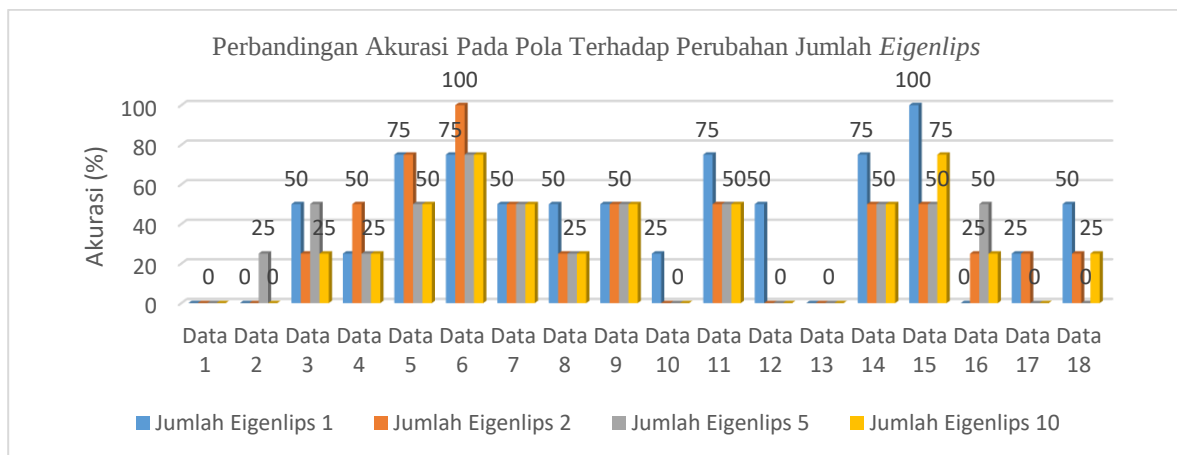
Tabel 4.1 Perbandingan Akurasi Terhadap Perubahan Nilai Spread

Nilai Spread	Akurasi data uji (%)
0.01	0
0.9	0
1.5	40.28
1.8	43.06
2.5	0
2.8	5.56
5	0
55	0
100	0

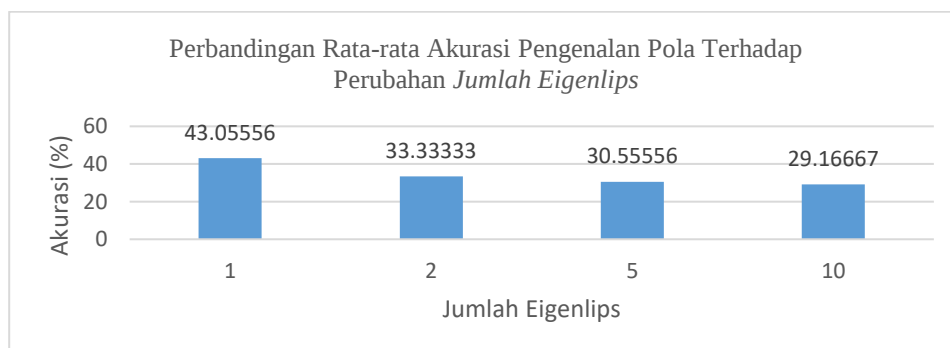
Berdasarkan tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai spread yang dapat menghasilkan akurasi bagus adalah ketika nilai spread 1.8, hal ini karena nilai spread mempengaruhi nilai bias dalam menentukan output fungsi aktivasi. Sehingga dalam pengujian selanjutnya akan digunakan spread 1.8. Selanjutnya adalah parameter PCA yang akan diubah-ubah yaitu jumlah *eigenlips* atau *principal component*, sedangkan parameter pada JST RBF tetap dengan nilai spread 1.8. Jumlah *eigenlips* yang diujikan adalah 1, 2, 5 dan 10 pada jumlah neuron 18. Dari nilai *eigenlips* tersebut telah didapatkan hasil pada Tabel 4.2

Tabel 4.2 Akurasi Dan Waktu Komputasi Pengenalan Individu berdasarkan Pola Sidik Bibir Dengan Parameter Perubahan Jumlah *Eigenlips*

Data ke-	Jumlah Eigenlips 1		Jumlah Eigenlips 2		Jumlah Eigenlips 5		Jumlah Eigenlips 10	
	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)
1	0	1.3104	0	1.4752	0	1.3317	0	1.3
2	0	1.4752	0	1.024	25	1.094	0	1.0739
3	50	1.2529	25	1.3071	50	1.155	25	1.1985
4	25	1.0923	50	1.0206	25	1.0167	25	1.1236
5	75	1.5267	75	1.5028	50	1.2362	50	1.2771
6	75	1.1528	100	1.2256	75	1.2421	75	1.087
7	50	1.2975	50	1.1847	50	1.156	50	1.2487
8	50	1.1223	25	1.4217	25	1.1957	25	1.1915
9	50	1.214	50	1.0281	50	1.4157	50	0.9719
10	25	1.5107	0	1.305	0	1.2854	0	0.9671
11	75	1.6242	50	1.4107	50	1.4627	50	1.6501
12	50	1.471	0	1.6288	0	1.6252	0	1.2825
13	0	1.4156	0	1.2998	0	1.217	0	1.4013
14	75	1.2793	50	1.1581	50	1.0611	50	1.3411
15	100	1.2848	50	1.3107	50	1.1817	75	1.151
16	0	1.1978	25	1.0997	50	1.0398	25	1.3102
17	25	1.12	25	1.0708	0	0.9884	0	1.271
18	50	1.359	25	1.4343	0	1.3142	25	0.9782
Rata-rata	43.06%	1.33847	33.33%	1.27653	30.56%	1.2455	29.17%	1.2147



Gambar 4.1 Perbandingan Akurasi Pengenalan Pola Terhadap Perubahan Jumlah *Eigenlips*



Gambar 4.2 Perbandingan Rata-rata Akurasi Pengenalan Pola Terhadap Perubahan Jumlah *Eigenlips*

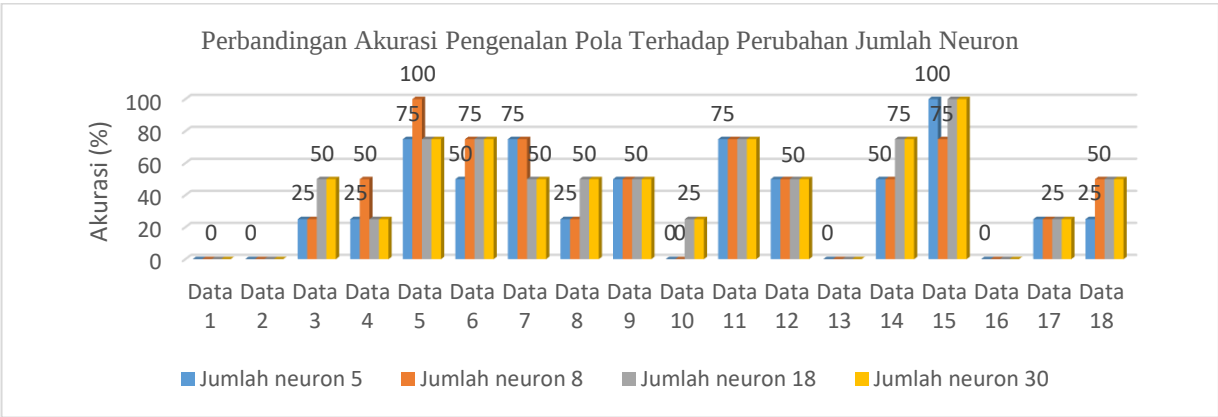
Berdasarkan tabel dan gambar 4.1 terlihat bahwa data ke-15 dapat teridentifikasi berdasarkan tipe polanya dengan benar (100%) ketika jumlah *Eigenlips* 1 dan juga pada saat jumlah *Eigenlips* 2 pada data ke-6 dapat teridentifikasi benar sesuai dengan polanya beserta waktu komputasi yang cepat tidak lebih dari 10 sekon dengan perbedaan waktunya yang tidak berubah secara signifikan. Namun apabila dilihat pada rata-rata akurasi tipe pola yang benar seperti pada Gambar 4.2, akurasi pengenalan tertinggi dicapai ketika jumlah *Eigenlips* 1 karena variansi tertinggi berada pada *eigenlips* 1 yang merupakan berisi *eigenvector* dari *eigenvalue* tertinggi. Akurasi tidak lebih dari 50% menunjukan bahwa hasil ekstraksi ciri dari PCA kurang mampu menunjukan ciri pola sidik bibir yang berbeda disetiap tipe-tipe pola pada bibir manusia. Ciri yang dihasilkan dari proses PCA tidak merepresentasikan ciri yang diharapkan dari masing-masing kelas yang ada. Hal ini karena ada beberapa tipe pola pada bibir yang tidak begitu mencolok perbedaannya terkadang hampir sama, contohnya pada tipe pola II dengan IV, tipe I dengan I' dan tipe IV dengan tipe III. Factor lainnya adalah karena adanya beberapa tipe yang sama pada salah satu kuadran kelas yang berbeda.

4.2 Hasil Pengujian Skenario 2

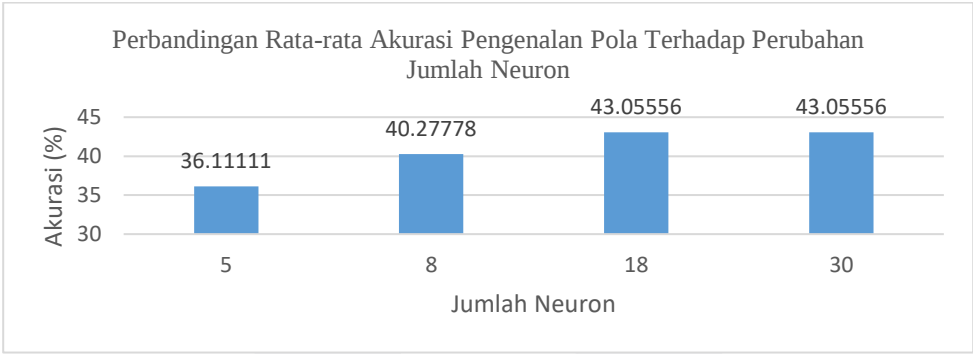
Pengujian pada skenario ini parameter JST RBF yang untuk mengetahui pengaruh parameter terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem dengan parameter PCA tetap yang diambil dari hasil terbaik dari pengujian sebelumnya. Parameter JST RBF ini adalah jumlah neuron yang akan diujikan dengan jumlah neuron 3,8,18 dan 30. Hasil pengujian ditunjukkan tabel 4.3 dengan gambar 4.4.

Tabel 4.3 Akurasi Dan Waktu Komputasi Pengenalan Individu berdasarkan Pola Sidik Bibir Dengan Parameter Perubahan Jumlah Neuron.

Data ke-	Jumlah Neuron 5		Jumlah Neuron 8		Jumlah Neuron 18		Jumlah Neuron 30	
	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)	Akurasi (%)	Waktu (s)
1	0	1.1359	0	1.3423	0	1.3104	0	1.0921
2	0	0.9923	0	1.1955	0	1.5262	0	1.5015
3	25	1.0503	25	1.2543	50	1.2529	50	1.0327
4	25	1.0174	50	1.3043	25	1.0923	25	1.0574
5	75	1.2599	100	1.8621	75	1.5267	75	1.844
6	50	1.2255	75	1.2544	75	1.1528	75	1.251
7	75	1.2557	75	1.2641	50	1.2975	50	1.137
8	25	1.1065	25	1.4294	50	1.1223	50	1.0935
9	50	0.9478	50	1.2695	50	1.214	50	1.0205
10	0	1.3005	0	1.4654	25	1.5107	25	1.3274
11	75	1.2557	75	1.207	75	1.9592	75	1.2095
12	50	1.342	50	1.2483	50	1.471	50	1.5322
13	0	1.2765	0	1.8672	0	1.4156	0	1.2795
14	50	1.0062	50	1.0258	75	1.2793	75	0.9833
15	100	1.1531	75	1.2373	100	1.2848	100	1.338
16	0	0.9949	0	0.9503	0	1.1978	0	1.0006
17	25	1.0297	25	0.9804	25	1.12	25	1.0955
18	25	1.2205	50	1.1678	50	1.359	50	1.2119
Rata-rata	36.11%	1.1428	40.28%	1.29585	43.06%	1.31986	43.06%	1.22264



Gambar 4.3 Perbandingan Akurasi Pengenalan Pola Terhadap Perubahan Jumlah neuron



Gambar 4.4 Perbandingan Rata-rata Akurasi Pengenalan Pola Terhadap Perubahan Jumlah Neuron

Berdasarkan tabel 4.2 dan gambar 4.4 terlihat bahwa ketika jumlah neuron 5, 18 dan 30 dapat mencapai akurasi tertinggi 100% dalam mengenali individu berdasarkan tipe pola sidik bibirnya pada data ke-15, serta akurasi tertinggi 100% diperoleh ketika jumlah neuron 8 pada data ke-5. Namun apabila dilihat pada rata-rata akurasi tipe pola yang benar, akurasi tertinggi dicapai ketika jumlah neuron 18 dan 30 sebesar 43.0556% sesuai pada Gambar 4.5 sedangkan akurasi terendah dengan jumlah neuron 5 yaitu 36.1111%..

Hal ini karena semakin banyak jumlah neuron yang berasal dari data latih itu sendiri, maka akan banyak anggota dari suatu kelas yang menjadi neuron, sehingga vektor ciri yang tidak menjadi neuron akan mudah terkluster dengan vektor ciri lain yang sesuai dengan kelasnya dan apabila terkluster dengan tepat maka jarak data vektor input dengan neuron akan kecil sehingga bisa dilihat sebagai kemiripannya. beserta waktu komputasi yang sama cepat sekitar dibawah 5 sekon dengan perbedaan waktu komputasi yang tidak berubah secara signifikan.

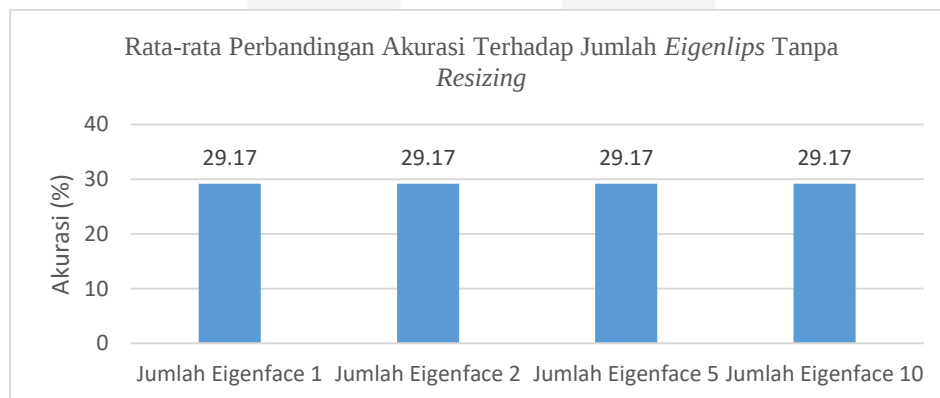
4.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pada scenario ini dilakukan pengujian akurasi terhadap perubahan *eigenface* tanpa dilakukan *resizing*. *Eigenface* yang diujikan adalah 1, 2 ,5 dan 10 dengan parameter hasil terbaik dari pengujian sebelumnya yaitu spread 1.8 dengan 18 neuron. Hasil pengujian pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Perbandingan Akurasi Terhadap Perubahan Jumlah *Eigenlips* Tanpa *Resizing*

Data ke-	Akurasi (%)
----------	-------------

	Jumlah Eigenface 1	Jumlah Eigenface 2	Jumlah Eigenface 5	Jumlah Eigenface 10
Data 1	0	0	0	0
Data 2	0	0	0	0
Data 3	25	25	25	25
Data 4	25	25	25	25
Data 5	50	50	50	50
Data 6	75	75	75	75
Data 7	50	50	50	50
Data 8	25	25	25	25
Data 9	50	50	50	50
Data 10	0	0	0	0
Data 11	50	50	50	50
Data 12	0	0	0	0
Data 13	0	0	0	0
Data 14	50	50	50	50
Data 15	50	50	50	50
Data 16	50	50	50	50
Data 17	0	0	0	0
Data 18	25	25	25	25
Rata-rata	29.17%	29.17%	29.17%	29.17%



Gambar 4.5 Rata-rata Perbandingan Akurasi Terhadap Perubahan Jumlah *Eigenlips* Tanpa *Resizing*

Berdasarkan Tabel 4.4 dan Gambar 4.5 menunjukkan bahwa dengan berbagai perubahan jumlah *einglips* tidak mempengaruhi akurasi pengujian serta tidak ada satu individu yang 100% teridentifikasi sesuai dengan tipe polanya, dengan rata-rata akurasi 29.17% disemua *eigenlips*. Hal ini karena antar dimensi memiliki kesamaan nilai dimensi atau antar dimensi saling berkorelasi sehingga sulit untuk mengkarakteristik ciri dari setiap citra yang diinputkan. Dari pengujian ini membuktikan bahwa perlunya *resizing* dalam metode PCA, karena PCA merupakan mereduksi dimensi tanpa menghilangkan citra aslinya.

4.4 Hasil Pengujian Skenario 4

Skenario ketiga adalah melakukan identifikasi individu berdasarkan sidik bibir tanpa menganalisis tipe pola penyusunnya dengan jumlah sample data latih pada setiap kelas lebih banyak dari skenario pertama dan kedua. Skenario ini dilakukan untuk membandingkan hasil sistem antara skenario pertama dan kedua dengan hasil skenario ketiga. Sampel citra diambil secara manual dengan kamera DSRL yang didapat dari 5 mahasiswa Telkom University dengan rincian 65 sebagai data latih dan 65 citra sebagai data uji. Pada skenario ini dilakukan pengamatan pengaruh perubahan parameter PCA berupa *jumlah Eigenlips* serta parameter JST RBF berupa jumlah neuron terhadap akurasi dan waktu komputasi yang dihasilkan sistem. Jumlah Eigenlips yang diujikan adalah 1, 2, 5 dan 10 terhadap setiap jumlah neuron 15, 25, 65 dan 85. Hasil uji tersebut berada pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Akurasi Dan Waktu Komputasi Pengenalan Individu berdasarkan Sidik Bibir Dengan Parameter Perubahan Jumlah *Eigenlips* dan Jumlah Neuron

Jumlah <i>Eigenlips</i>	Jumlah Neuron	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (sekon)
1	15	9.2308	1.7797
	25	12.3077	1.6893
	65	12.3077	1.6482
	85	12.3077	1.6684
2	15	7.6923	1.6484
	25	7.6923	1.799
	65	7.6923	1.6614
	85	7.6923	1.9291
5	15	7.6923	1.8644
	25	7.6923	1.6703
	65	7.6923	1.8162
	85	7.6923	1.7566
10	15	7.6923	1.7308
	25	7.6923	1.7571
	65	7.6923	1.7127
	85	7.6923	1.7273

Berdasarkan Tabel 4.4 ditunjukkan bahwa pada system pengenalan individu dalam skenario ini didapat akurasi terendah 7.6923% ketika jumlah neuron paling sedikit yaitu 15, sedangkan akurasi tertinggi pada saat jumlah neuron terbanyak yaitu 12.3077%. Sehingga berdasarkan skenario ketiga akurasi pengujian mendekati sama dengan hasil pada skenario kesatu dan kedua akurasi tertinggi diperoleh ketika jumlah Eigenlips 1 sekaligus dengan jumlah neuron terbanyak. Serta perubahan waktu komputasi yang tidak terlihat secara signifikan karena metode PCA dapat mempercepat waktu komputasi sistem karena dimensi yang diolah yang lebih rendah.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

1. Sistem identifikasi individu berdasarkan pola sidik bibir yang telah dibuat dengan metode PCA dan RBF dapat digunakan dalam mengidentifikasi individu.
2. System identifikasi individu berdasarkan pola sidik bibir memperoleh akurasi tertinggi sebesar 43.06% ketika jumlah eigenlips 1 dan jumlah neuron 18, sedangkan akurasi terendah diperoleh ketika jumlah eigenlips 10 dengan jumlah neuron 18 yaitu 29.17% , serta 36.11%. ketika jumlah eigenlips 1 dengan jumlah neuron 5.
3. Waktu komputasi yang dihasilkan dari metode PCA dapat dengan cepat mengkomputasi citra input.

5.2 Saran

1. Menggunakan tambahan algoritma lain atau *hybrid* ke dalam sistem yang mungkin dapat memperbaiki sistem menjadi lebih baik.
2. Setiap regio dibagi menjadi 2 kolom yang mungkin dapat meningkatkan keakurasian.

3. Identifikasi individu berdasarkan ukuran jumlah tipe pola bukan secara mayoritas.

Daftar Pustaka :

- [1] B. P. Statistik, *Statistik Kriminal 2016*. 2016.
- [2] I. S. Septadina, "Identifikasi Individu dan Jenis Kelamin Berdasarkan Pola Sidik Bibir," *J. Kedokt. dan Kesehat.*, vol. 2, no. 2, pp. 231–236, 2015.
- [3] F. Nhita, *Analisis PCA pada Unsupervised Learning Untuk Data Berdimensi Tinggi*. Bandung, 2007.
- [4] M. S. Siang, Drs. Jong Jek., *Jaringan Saraf Tiruan Dan Pemogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI Yogyakarta, 2005.
- [5] D. Karn, R. Karna, P. Bajgain, and D. Mandal, "Morphological Patterns of Lip Prints in Relation to Gender in a Defined Cohort," *Eur. J. Forensic Sci.*, vol. 2, no. 1, p. 14, 2015.
- [6] V. U. A. and I. Balwan Rai, Earth and Life Science, *Evidence-Based Forensic Dentistry*. .
- [7] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika, 2004.
- [8] M. Purnomo, *Konsep Pengolahan Citra Digital Dan Ekstraksi Fitur*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [9] A. Nastiti, "Identifikasi Personal Berdasarkan Pola Palatal Rugae Dengan Transformasi Wavelet Diskrit Dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi," Bandung: Universitas Telkom, 2017.
- [10] Mathworks, "radbas."(1994- 2017). Diperoleh 20 Oktober 2017, dari <https://www.mathworks.com/help/nnet/ref/radbas.html>

