

IDENTIFIKASI TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)* DAN IDENTIFIKASI CIRI *RESILIENT PROPAGATION*

Mellanie Lette¹, Adriana Faggidae, ST, M.Cs², Nelci D. Rumlaklak, S.kom, M.kom³
^{1,2,3} Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana

INTISARI

Pengenalan telapak tangan dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap yakni akuisisi citra, *preprocessing*, deteksi tepi, ekstraksi ciri dan identifikasi telapak tangan. Penelitian ini menggunakan *Principal Component Analysis* sebagai metode ekstraksi ciri dan *Resilient Propagation* sebagai metode identifikasi. Penelitian ini menggunakan 40 data latih dan 20 data uji yang diperoleh dari *database PolyU*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa performansi akurasi sistem menggunakan *Resilient propagation* dengan jumlah toleransi eror sebesar $1, E-0,6$ dan jumlah *neuron hidden* sebesar 55 dan 45 dengan *neuron output* sebesar 10 memberikan performansi terbaik yaitu 65% dapat dikenali jika dibandingkan dengan penggunaan toleransi eror *neuron output* dan *neuron hidden* yang lainnya.

Kata kunci: Telapak tangan, *Resilient Propagation*, PCA, toleransi eror, *neuron hidden*, *neuron output*

ABSTRACT

The palmprint recognition in this research was being held through several stages, which are image acquisition, preprocessing using histogram equalization, edge detection using sobel operation, feature extraction using Principal Component Analysis and face identification using Resilient Propagation. This research use Principal Component Analysis as its feature extraction method and Resilient Propagation as its recognition method. This research use 40 training data and 20 testing data wich are gained from PolyU. The final result of the research shows that accuratation performance of system using Principal Component Analysis and Resilient Propagation by using error tolerance as $1, E-06$ and neuron hidden output as 10 are giving best performance that is 65% can be recognized as compared with using the othe error tolerance , neuron output and neuron hidden .

Key word: Pamprint, resilient propagation, principal component analysis, error tolerance, neuron hidden, neuron output.

I. PENDAHULUAN

Biometrika berarti mengukur karakteristik pembeda pada badan atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis terhadap identitas orang tersebut, dengan membandingkannya dengan karakteristik yang telah disimpan sebelumnya pada suatu *database*. Telapak tangan merupakan biometrika yang masih relatif baru. Telapak tangan menjadi sangat menarik untuk dikembangkan sebagai biometrika karena memiliki ciri yang lebih banyak dibanding sidik jari dan geometri tangan.

Permukaan area telapak tangan yang lebih luas dibandingkan sidik jari diharapkan dapat menghasilkan ciri yang memiliki kemampuan membedakan yang lebih handal^[1].

II. MATERI DAN METODE

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan berasal *database The Hong Kong Polytechnic University (PolyU)* dengan ukuran 150x150 piksel dan format BMP. Data yang digunakan dalam penelitian ini sejumlah 60 data dengan 40 citra latih dan 20 citra uji. Citra yang digunakan dalam data uji dan data latih adalah citra *grayscale*

2.2 Citra Digital

Citra *digital* dua dimensi dapat didefinisikan sebagai kumpulan kordinat x dan y , dimana x dan y adalah koordinat spasial yang memiliki intensitas citra pada setiap koordinat tersebut. Elemen-elemen matriks inilah yang disebut juga dengan istilah piksel yang berasal dari kata *picture elemen*, citra *digital* dapat digambarkan sebagai suatu matriks, di mana indeks baris dan indeks kolom dari matriks menyatakan posisi suatu titik di dalam citra dan harga dari elemen matriks menyatakan warna citra pada titik tersebut ^[2]

Dimensi ukuran citra *digital* dinyatakan sebagai *tinggi(M) x lebar(N)*. Citra *digital* yang berukuran $M \times N$ dinyatakan dengan matriks yang berukuran M baris dan N kolom

2.3 Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan tahap penting dalam pengolahan citra. *Preprocessing* bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara memanipulasi parameter-parameter citra telapak tangan. Beberapa teknik *preprocessing* yang dibahas pada penelitian ini yakni ekualisasi histogram dan Operator Sobel

a. Ekualisasi Histogram

Ekualisasi histogram merupakan salah satu bagian penting dari beberapa aplikasi pengolahan citra. Tujuan dari teknik ini adalah menghasilkan histogram yang seragam. Teknik ini dapat dilakukan pada keseluruhan citra atau pada beberapa bagian citra saja. Histogram hasil proses ekualisasi tidak akan seragam atau sama untuk seluruh intensitas ^[1]

b. Operator Sobel

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan operator Sobel untuk mendeteksi tepi. Operator Sobel menggunakan dua buah *kernel* yang berukuran 3x3 piksel untuk perhitungan gradien sehingga perkiraan gradien berada tepat di tengah jendela. Operator Sobel melakukan deteksi tepi dengan memperhatikan tepi vertikal dan horizontal ^[3]

2.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan tahap pemisahan ciri dari citra telapak tangan yang dilakukan setelah citra melalui tahap *preprocessing*. Algoritma ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *principal component analysis*. *Principal Component Analysis* merupakan suatu perhitungan standar modern yang digunakan untuk analisis data pada macam-macam *field* atau multi dimensi sekumpulan data (*dataset*) khususnya pada bidang komputer grafik, karena kemudahannya dengan tidak membutuhkan parameter khusus dalam ekstraksi informasi yang berhubungan terhadap sekumpulan data yang meragukan. Dengan

usaha minimal PCA menyediakan alur bagaimana mengurangi kumpulan data yang kompleks ke dalam dimensi lebih kecil dengan mempertahankan variasi data yang ada ^[4]

Berikut langkah –langkahnya :

- a. Misal, terdapat kumpulan sejumlah m citra pelatihan $X = [X_1, X_2, \dots, X_m]$, dimana setiap m berukuran $n = (w \times h)$ piksel, kemudian gabungkan setiap m dalam n elemen vektor dengan semua baris selanjutnya buat citra matriks X sebagai matriks ukuran $m(w \times h)$ berisi semua citra yang digabung, maka citra m tersebut dapat dibentuk menjadi sebuah vektor kolom berukuran $(m \times n)$ sebagai berikut :

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

- b. Hitung rata-rata dengan menjumlahkan setiap baris pada citra matriks X dan bagi dengan m lalu kurangi citra matriks X dengan rata-rata citra gabungan tersebut. Matriks baru ukuran $m(w \times h)$ dinamakan sebagai A .

- c. Hitung matriks kovarian C dengan persamaan 2 :

$$C = \begin{bmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, z) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (2)$$

- d. Mencari semua nilai eigen dan vektor eigen dari matriks L dengan transformasi Jacobi.

Algoritma Jacobi

- 1) Inisialisasi matrik $C_{n \times n}$
- 2) Inisialisasi Matrik $VEigen_{n \times n} =$ Matrik Identitas
- 3) Inisialisasi $max_iterasi$.
- 4) Inisialisasi $inIter =$ jumlah elemen segitiga atas C .
- 5) Inisialisasi $ambang$
- 6) Selama jumlah absolut nilai non-diagonal utama $> ambang$ dan $iterasi < i$ lakukan

(1) $iterasi++$

(2) for $i = 1..inIter$

- i. $[x, y] =$ koordinat absolute non-diagonal utama dengan nilai terbesar.

$$ii. \theta = \frac{C[x, x] - C[y, y]}{2 * C[x, y]} \quad (3)$$

- iii. jika θ adalah tak berhingga maka

$$t = \frac{1}{2} * \theta \quad (4)$$

Jika θ berhingga

$$t = \frac{sign(\theta)}{\|\theta\| + \sqrt{\theta^2 + 1}} \quad (5)$$

$$c = 1 / \sqrt{t^2 + 1} \quad (6)$$

$$s = t * c \quad (7)$$

- iv. inisialisasi matrik $P_{n \times n}$, matrik identitas.

$$P[x, y] = -s;$$

$$P[y, x] = s;$$

$$P[x, x] = c;$$

$$\begin{aligned} P[y,y] &= c; \\ VEigen &= VEigen * P; \end{aligned} \quad (8)$$

$$Temp = P^T.C; \quad (9)$$

$$C = Temp.P; \quad (10)$$

- 7) Nilai Eigen adalah diagonal akhir matrik C dan Vektor Eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen adalah vektor pada kolom $VEigen$.

2.5 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut [5]

2.5.1 Normalisasi

Keberadaan normalisasi sangat dibutuhkan dalam berlangsungnya pembelajaran JST. Hal ini sangat berkaitan dengan fungsi aktivasi yang digunakan, Masukan dinormalisasi dengan membawa data ke bentuk normal dalam rentang nilai antara 0 sampai 1 apabila fungsi aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid biner*, dan dalam rentang nilai -1 sampai 1 apabila *sigmoid bipolar* [6]

2.5.2 Resilient Propagation (RPROP)

RPROP merupakan hasil pengembangan algoritma *backpropagation*. RPROP berusaha untuk mengeliminasi besarnya efek dari *gradient* dengan cara hanya menggunakan tanda dari hasil penjumlahan *gradient* setiap pola yang digunakan dan mengabaikan nilai *gradient*-nya. Tanda dari *gradient* akan menentukan arah perbaikan bobot-bobot. Besarnya perubahan setiap bobot ditentukan oleh suatu faktor yang diatur oleh parameter yang disebut faktor naik (η^+) dan faktor turun (η^-). Adapun rumus dari aturan pembelajaran oleh RPROP dapat ditulis dalam rumus berikut [7] :

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \min(\eta^+ * \Delta_{ij}^{(t-1)}; \Delta_{max}), & \text{jika } s > 0 \\ \max(\eta^- * \Delta_{ij}^{(t-1)}; \Delta_{min}), & \text{jika } s < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (11)$$

dimana,

$$\begin{aligned} s &= \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \\ \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) &= \text{turunan parsial pada iterasi sebelumnya} \\ \eta^- &= \text{faktor turun, bernilai } 0 < \eta^- < 1 \text{ (biasanya 0,5)} \\ \eta^+ &= \text{faktor naik, bernilai } 1 < \eta^+ \text{ (biasanya 1,2)} \\ \Delta_{ij}^{(t)} &= \text{delta, untuk nilai awal bernilai 0,1 } (\Delta_{ij}^{(t)} > 0) \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} &= \text{delta pada iterasi sebelumnya} \\ \Delta_{max} &= \text{delta max, biasanya bernilai 50} \\ \Delta_{min} &= \text{delta min, biasanya bernilai } 1e^{-6} \end{aligned}$$

Setelah dilakukan aturan pembelajaran maka proses selanjutnya adalah proses pembaharuan bobot, adapun rumus dari aturan pembaharuan bobot ini dapat ditulis dalam rumus berikut [7]:

$$(12)$$

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} +\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{jika } \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t) > 0 \\ -\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{jika } \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t) < 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Terdapat sebuah kondisi pengecualian jika tanda dari *gradient* berubah tandanya, yakni :

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \Delta w_{ij}^{(t-1)}, \text{ jika } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) < 0 \quad (13)$$

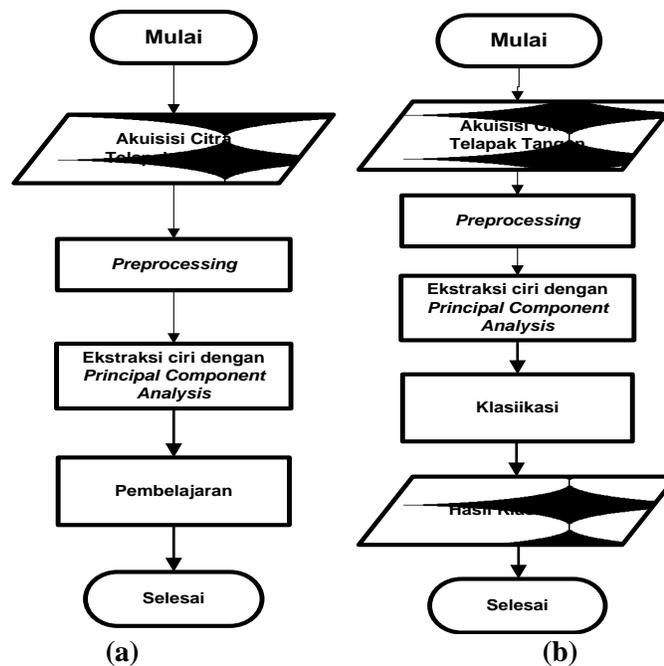
Dalam menghindari perulangan perubahan bobot ketika kondisi $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) < 0$ maka nilai *gradient* ($\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t)$) diatur = 0.

2.6 Tahapan Pengenalan Telapak Tangan

Tahapan pengenalan telapak tangan terdiri dari tahap *Preprocessing*, ekstraksi menggunakan algoritma *Principal Component Analysys* dan klasifikasi menggunakan algoritma *resilient propagation*. Proses tersebut dapat dilihat secara garis besar pada gambar 1.

Tahap identifikasi telapak tangan terdiri dari tahap pelatihan dan tahap klasifikasi/identifikasi. Tahap pelatihan dimulai dengan mengakuisisi citra telapak tangan dari berkas komputer, kemudian citra tersebut masuk kedalam tahap *preprocessing*, kemudian diekstraksi cirinya menggunakan *principal component analysis*, ciri dari metode tersebut kemudian disimpan kedalam *database*. Setelah semua citra telah diekstraksi cirinya kemudian ciri dari metode PCA tersebut dipelajari menggunakan RPROP, hasil pembelajaran dari metode PCA tersebut berupa bobot-bobot pada setiap jaringannya. Bobot-bobot ini kemudian disimpan dalam *database* dan digunakan selanjutnya pada tahap klasifikasi .

Tahap klasifikasi dimulai dengan mengakuisisi citra telapak tangan dari berkas komputer, dilanjutkan dengan tahap *preprocessing*, kemudian diekstraksi cirinya menggunakan *Principal Component Analysis* selanjutnya ciri tersebut diklasifikasi menggunakan metode *feed forward*. Metode *feed forward* menggunakan bobot-bobot jaringan RPROP dari hasil metode PCA yang telah tersimpan dalam *database*, sehingga diperoleh hasil klasifikasi dari identifikasi telapak tangan. *Flowchart* tahap pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart sistem pengenalan telapak tangan dengan *Principal Component Analysis dan Resilient Propagation*

(a) *Flowchart* pelatihan (b) *Flowchart* Pengujian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengujian

Hal pertama yang dilakukan dalam menguji kinerja sistem adalah melatih sistem, dalam melatih sistem digunakan 1 *data set* dengan jumlah citra latih sebanyak 60 data. Citra telapak tangan manusia dengan kondisi pencahayaan yang berbeda-beda terdiri atas 5 orang pertama dan 10 orang dengan 4 citra diambil dari masing-masing orang sebagai data latih dan 2 orang sebagai data uji. Pada penelitian ini setelah melakukan *try and error* pada jumlah *neuron hidden*, toleransi eror dan jumlah *neuron output* yang bertujuan untuk mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pengujian dimana citra uji sama dengan citra latih akan ditunjukkan seperti pada tabel 1

Tabel 1. Hasil pengujian dimana citra uji sama dengan citra latih

| Paramater latih | | | | | | | Hasil pengujian |
|-----------------|------------------|----------------|-----------------|--------------------------------|---------------------|-------------------------------|-----------------|
| Neuron output | Banyaknya hidden | Toleransi Eror | Iterasi terbaik | Waktu Belajar Detik. milidetik | MSE | Waktu Simpan Detik. milidetik | Akurasi (%) |
| 5 | 25 | 1,E-06 | 149 | 00.213 | 8,8304383366429E-07 | 02.275 | 100 |
| | | 1,E-07 | 195 | 00.474 | 9,83070061701555E-0 | 03.716 | 100 |
| 5 | 40 | 1,E-06 | 136 | 00.291 | 5,82591405606336E-0 | 05.813 | 100 |
| | | 1,E-07 | 197 | 00.384 | 9,86648880308104E-0 | 05.809 | 100 |

| | | | | | | | |
|----|----|--------|-----|--------|---------------------|--------|-----|
| 10 | 45 | 1,E-06 | 310 | 01.959 | 8,81527748986657E-0 | 08.920 | 100 |
| | | 1,E-07 | 357 | 02.114 | 9,26332562270795E-0 | 12.926 | 100 |
| 10 | 50 | 1,E-06 | 323 | 02.156 | 8,84764847731219E-0 | 14.152 | 100 |
| | | 1,E-07 | 321 | 02.113 | 8,8108335222949E-08 | 14.637 | 100 |
| 10 | 55 | 1,E-06 | 301 | 02.749 | 8,87313220225734E-0 | 15.407 | 100 |
| | | 1,E-07 | 320 | 02.282 | 9,23121636528182E-0 | 15.610 | 100 |

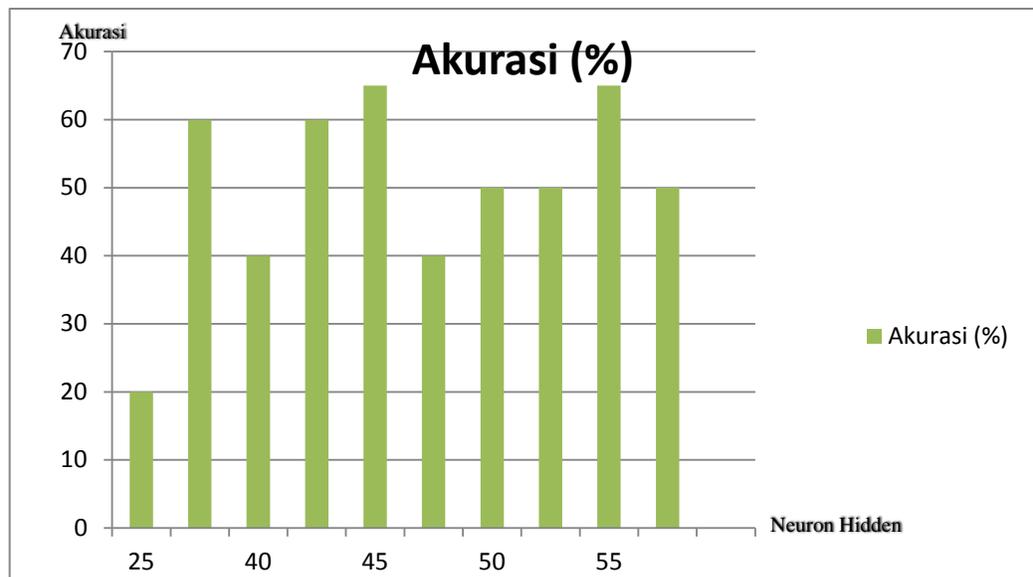
Dari gambar diatas dapat dilihat bahwa pertumbuhan akurasi pada proses pelatihan sangatlah bagus yaitu menghasilkan akurasi sebesar 100% dengan pergantian nilai toleransi eror dan *neuron hidden* di setiap data latih.

Pengujian juga dilakukan terhadap citra-citra baru (yang tidak dilibatkan dalam pelatihan) dimana pengujian dilakukan terhadap 20 citra uji. Contoh hasil pengujian dimana citra uji tidak sama dengan citra latih ditunjukkan pada tabel .

Tabel 2. Hasil pengujian dimana citra uji tidak sama dengan citra latih

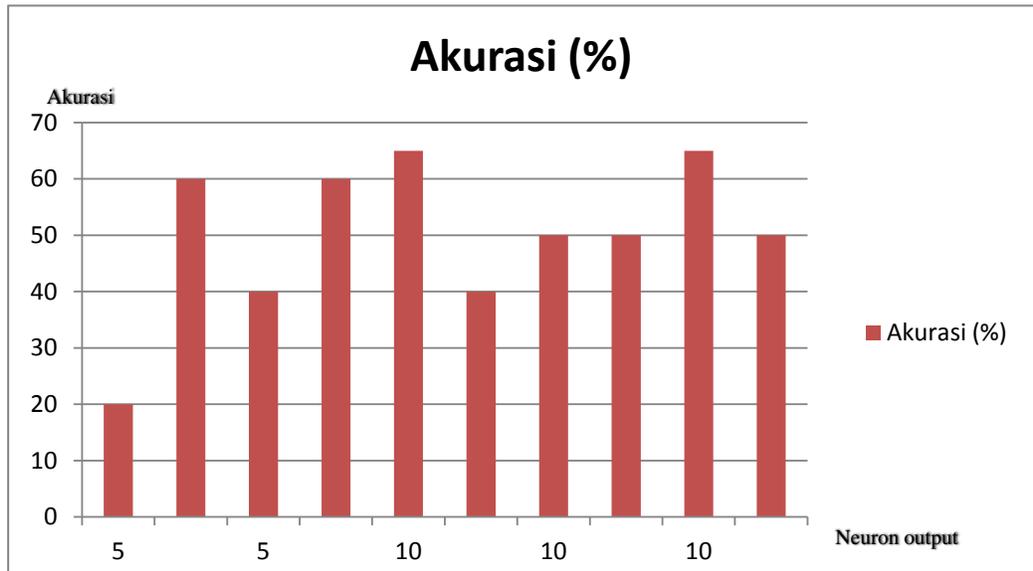
| Paramater latih | | | | | | | Hasil pengujian |
|-----------------|-------------------------|-----------------|-----------------|--------------------------------|---------------------|-------------------------------|-----------------|
| Neuron output | Banyaknya <i>hidden</i> | Toleransi Error | Iterasi terbaik | Waktu Belajar Detik. milidetik | MSE | Waktu Simpan Detik. milidetik | Akurasi (%) |
| 5 | 25 | 1,E-06 | 149 | 00213 | 8,8304383366429E-07 | 02.275 | 20 |
| | | 1,E-07 | 195 | 00.474 | 9,83070061701555E-0 | 03.716 | 60 |
| 5 | 40 | 1,E-06 | 136 | 00.291 | 5,82591405606336E-0 | 05.813 | 40 |
| | | 1,E-07 | 197 | 00.384 | 9,86648880308104E-0 | 05.809 | 60 |
| 10 | 45 | 1,E-06 | 310 | 01.959 | 8,81527748986657E-0 | 08.920 | 65 |
| | | 1,E-07 | 357 | 02.114 | 9,26332562270795E-0 | 12.926 | 40 |
| 10 | 50 | 1,E-06 | 323 | 02.156 | 8,84764847731219E-0 | 14.152 | 50 |
| | | 1,E-07 | 321 | 02.113 | 8,8108335222949E-08 | 14.637 | 50 |
| 10 | 55 | 1,E-06 | 301 | 02.749 | 8,87313220225734E-0 | 15.407 | 65 |
| | | 1,E-07 | 320 | 02.282 | 9,23121636528182E-0 | 15.610 | 50 |

Tabel 2 memberikan hasil pengujian dimana citra yang diujikan tidak sama dengan citra latih. Pada pengujian ini sistem memiliki performansi yang kurang baik menggunakan *neuron hidden* yang berbeda-beda dan jumlah neuron output yang berbeda-beda pula dengan masing-masing akurasi berturut-turut yakni 20%,60%,40%,60%,65%,40%,50%,50%,65% dan 50% . gambar 2 akan menunjukkan grafik hasil pengujian dimana citra yang diujikan tidak sama dengan citra latih.



Gambar 2. grafik pertumbuhan akurasi terhadap *Neuron hidden* data uji.

Dari grafik diatas dapat disimpulkan bahwa pertumbuhan akurasi terhadap *neuron hidden* pada proses pengujian sangat bervariasi. Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai *neuron hidden* maka akan diperoleh nilai akurasi yang tinggi yaitu 65 % dengan jumlah *neuron hidden* sebesar 55.



Gambar 3. grafik pertumbuhan akurasi terhadap *neuron output* data uji

Dari gambar 3 diatas dapat disimpulkan bahwa pertumbuhan akurasi terhadap *neuron output* pada proses pengujian sangat bervariasi. Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai *neuron output* maka akan diperoleh nilai akurasi yang tinggi yaitu 65 % dengan jumlah *neuron output* sebesar 10.

3.2 Pembahasan

Dari hasil pengujian terhadap citra latih (tabel 1) dimana citra uji sama dengan citra latih, terlihat sistem melakukan klasifikasi dengan sangat baik dengan masing-masing akurasi = 100 %. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor yaitu :

- a. Citra yang telah dilatih memiliki kondisi pencahayaan yang baik karena telah mengalami proses perbaikan kualitas citra.
- b. Kemampuan metode pengklasifikasi *ressilient backpropagation* yang sangat membantu sistem dalam mengoptimalisasi jaringan serta mempercepat konvergensi dengan penambahan momentum pada saat melakukan pengenalan telapak tangan.
- c. Dari hasil pengujian terhadap citra latih (tabel 2) dimana citra uji tidak sama dengan citra latih, terlihat sistem melakukan klasifikasi dengan kurang baik dengan masing-masing akurasi secara berturut-turut sebesar 20%,60%,40%,60%,65%,40%,50%,50%,65% dan 50% Sehingga dapat dilihat bahwa penggunaan *neuron hidden* sebesar 55 dan 45 dengan jumlah neuron output sebesar 10 orang serta penggunaan toleransi eror sebesar $1,E-06$ memberikan performansi rata-rata yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan *neuron hidden*, jumlah neuron output sebesar 5 dan nilai toleransi eror yang lainnya.
- d. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa pertumbuhan *neuron output* sebanding dengan pertumbuhan toleransi eror yaitu bahwa apabila ada penambahan neuron output maka nilai dari toleransi eror pun juga harus dinaikan agar dapat memperoleh penambahan tingkat akurasi. Dan nilai dari neuron hidden tidak begitu mempengaruhi nilai akurasi karena dapat dilihat dari tabel 2 bahwa penambahan jumlah *neuron hidden* tidak begitu berpengaruh dibandingkan dengan jumlah *neuron output* dan toleransi eror

Walaupun hasil klasifikasi dapat dikatakan baik, namun didapati juga bahwa terdapat beberapa buah citra telapak tangan yang diklasifikasi sistem sebagai telapak tangan yang tidak dikenali. Penyebab citra-citra tersebut salah diklasifikasi yaitu:

1. Jumlah citra latih sedikit.
2. Fitur-fitur yang dipilih memang tidak cukup unik untuk bisa dipakai sebagai pembeda antara telapak tangan satu dengan yang lain.
3. Nilai laju pembelajaran, target *error*, jumlah sel pada lapisan tersembunyi dan inisialisasi bobot awal yang diberikan kurang tepat.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian terhadap sistem yang dibangun dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut:

- a. Performansi masing-masing sistem untuk pengujian dimana citra uji sama dengan citra latih memberikan hasil akurasi masing-masing sebesar 100%.
- b. penggunaan *neuron hidden* sebesar 45 dan 55 dengan jumlah neuron output sebanyak 10 orang dan toleransi eror sebesar $1,E-06$ memberikan performansi yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan jumlah *neuron hidden*, *neuron output* dan toleransi eror yang lainnya.
- c. Jumlah toleransi eror, neuron hidden dan jumlah *neuron output* atau jumlah orang juga mempengaruhi tingkat akurasi pada data uji

- d. Kualitas ekstraksi ciri memiliki pengaruh yang besar terhadap keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi citra telapak tangan

4.2. **Saran**

Sehubungan dengan temuan-temuan selama pengujian sistem, berikut diberikan saran-saran untuk pengembangan sistem sebagai berikut:

- a. Mengembangkan sistem pendeteksi citra telapak tangan dengan beberapa metode ekstraksi ciri yang digabungkan sekaligus agar mendapatkan performansi yang lebih baik.
- b. Menggunakan ciri-ciri lain yang lebih unik yang dapat membedakan citra telapak tangan satu dengan citra tangan yang lain

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Putra, 2008, *Sistem Biometrika*, Andy, Yogyakarta.
- [2]. Sari, R. N., 2014, Analisis dan Perancangan Pengamanan Data Pada Citra Digital dengan Algoritma *Least Significant Bit (LSB)*.
- [3]. Amelia, L. , Marwati, M., 2013, *Perbandingan Metode Roberts dan Sobel dalam mendeteksi tepi suatu citra digital*.
- [4]. Ulumiyah, D., 2009, *Pengenalan Telapak Tangan menggunakan Naïve Bayes berbasis Reduksi Dimensi PCA*.
- [5]. Kusumadewi S., 2003, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Graha Ilmu, Yogyakarta
- [6]. Arkiang A., 2015, Identifikasi Tanda Tangan *Offline* Menggunakan *Local Binary Pattern* 8 Rotasi Dengan Pembelajaran *Resilient Propagation*, *Skripsi*, Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kupang
- [7]. Braun H. dan Riedmiller M., 1993, A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm, *IEEE*, Vol. 1, 586-591.