

Pengenalan Kepribadian Seseorang Melalui Bentuk Tulisan Tangan Menggunakan Metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN)

Alfin Magfiroh

Universitas Islam Madura, anniflapheen12@gmail.com

DOI 10.31102/zeta.2022.7.1.34-41

ABSTRACT

Humans are created with a variety of different characters and characters, so that the personality that is formed is very diverse according to the character and character of each person. With a variety of personalities, it appears that there are differences in quality and quantity between humans from one another in the view of society. There are various ways to get to know a person's personality, one of which is through handwriting with specific letters of the alphabet. In this study, handwriting is limited to the letter 't' only and has been generated from 26 images of 't' training which were previously processed using the PCA method, there are 10 images according to the type 't' 1 and 16 images according to the type 't' 2nd and no image matches the 3rd 't' type.

Keywords: *Personality, PCA, RBFNN, Handwriting*

ABSTRAK

Manusia diciptakan dengan berbagai watak dan karakter yang berbeda, sehingga kepribadian yang terbentuk pun sangat beragam sesuai dengan watak dan karakter masing-masing personal. Dengan berbagai macam kepribadian itulah tampak adanya perbedaan kualitas dan kuantitas antara manusia satu dengan lainnya dalam pandangan masyarakat. Ada berbagai cara untuk mengenal kepribadian seseorang, salah satunya melalui bentuk tulisan tangan dengan huruf-huruf alfabet spesifik. Pada penelitian, tulisan tangan hanya dibatasi pada huruf 't' saja dan telah dihasilkan dari 26 citra 't' training yang sebelumnya diproses menggunakan metode PCA, terdapat 10 citra sesuai dengan jenis 't' ke-1 dan 16 citra sesuai dengan jenis 't' ke-2 dan tidak ada citra yang sesuai dengan jenis 't' ke-3.

Kata Kunci: *Kepribadian, PCA, RBFNN, Tulisan tangan*

1. PENDAHULUAN

Kepribadian merupakan salah satu modal utama dalam mengukur tingkat kesuksesan manusia dalam menjalankan kehidupan, karena dengan kepribadian tersebut manusia dapat menunjukkan hal-hal khusus dari dirinya yang berbeda dengan manusia yang lain. Dengan kata lain, kepribadian menjadi tolok ukur dalam menentukan kualitas seseorang di mata manusia lainnya (Gomma, 2006).

Seiring dengan perkembangan zaman, berbagai macam cara membaca kepribadian terus bermunculan baik melalui bentuk bahasa verbal (ucapan/lisan) maupun non verbal (bahasa tubuh) mulai dari ekspresi wajah, cara berpakaian, bentuk tulisan tangan dan banyak lainnya (Pratama, 2015). Ketertarikan bentuk tulisan tangan untuk menggambarkan kepribadian seseorang telah diungkapkan oleh Aristoteles lebih dari 2000 tahun yang lalu, sehingga pada tahun 1622 seorang ahli fisika dan Profesor Filosofi Universitas Bologna menerbitkan sebuah buku mengenai analisis karakter melalui bentuk tulisan tangan yang saat ini lebih dikenal dengan istilah grafologi (Achsinifina, 2008).

Saat ini, grafologi banyak dimanfaatkan dalam dunia kriminalitas dan dunia manajemen. Sebagai salah satu contoh penerapannya, dalam dunia perusahaan yang akan merekrut banyak karyawan, tidak mungkin tulisan tangan akan dianalisis satu persatu oleh orang yang ahli dalam waktu yang singkat, oleh karena itu diperlukan sebuah teknologi program komputer yang dapat mempermudah penganalisaan tersebut. Salah satu teknik pengenalan pola bentuk tulisan tangan (*handwriting recognition*) yang saat ini masih sangat akurat digunakan pada program komputer adalah algoritma jaringan saraf tiruan *Radial Basis Function* yang sebelumnya dilakukan pengeksraksian citra untuk menghilangkan *noisenya* menggunakan metode *Principal Component Analysis* (Hidayat, 2014).

Jaringan syaraf tiruan atau *Neural Network* (NN) telah digunakan secara luas dalam bidang pengenalan pola dan pada umumnya menunjukkan kelebihan dibandingkan dengan metode pembelajaran lainnya, sifat generalisasi dan kemampuan adaptasinya, serta kekuatan khasnya dalam melakukan pemetaan secara *non linear*. Metode Jaringan Syaraf terus dikembangkan sejak tahun 1940-an sampai tahun 1988 dikembangkan menjadi fungsi radial basis. *RBF* merupakan model NN dimana jarak antara vektor *input* dan vektor *output* merupakan *input* fungsi aktivasi dari lapisan tersembunyi (*hidden layer*). *RBF* memiliki tiga lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan lapisan *output*. Lapisan tersebut saling terhubung lapisan *input* menuju lapisan tersembunyi (*hidden layer*) bersifat *non-linear* dan lapisan tersembunyi (*hidden layer*) menuju lapisan *output* bersifat *linear* pada lapisan ini model *radial basis function* (*RBF*) bekerja (Juliaristi, 2014).

Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian, misalnya penelitian dengan menggunakan pemodelan *radial basis function* telah dilakukan oleh Jariah *et al*, (2008) tentang pengenalan pola tanda tangan menggunakan metode *moment invariant* dan jaringan syaraf *radial basis function*. Penelitian ini menghasilkan *error* pelatihan sebanyak 12% dan akurasi klasifikasi pengenalan mencapai 80%. Sedangkan untuk data pengujian *error* yang terjadi 20% dengan akurasi 80%. Penelitian yang terbaru dilakukan oleh Juliaristi (2014) untuk peramalan dengan model *Radial Basis Function Neural Network* pada data kasus demam berdarah di D.I.Y yang menghasilkan *MAPE* dan *MSE training* masing-masing 0,4919% dan 5.144, *MAPE* dan *MSE testing* masing-masing 0,786% dan 11.348%.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kepribadian

Kepribadian dalam bahasa Inggris disebut “*personality*”, yang berasal dari bahasa latin “*persona*”, yang berarti topeng. Kata *persona* lambat laun menjadi istilah yang mengacu pada gambaran sosial atau peran tertentu pada diri individu. Istilah kepribadian dalam pengertian populer dapat dikategorikan menjadi dua, yaitu: keterampilan atau kecakapan sosial dan kesan yang paling menonjol yang dimiliki seseorang terhadap orang lain (Sunaryo, 2002).

Contoh kepribadian yang termasuk pada kategori pertama adalah si A, orangnya kaku dan keras sehingga tidak dapat menjalin hubungan yang harmonis dengan temannya. Contoh kategori kedua, misalnya anak memiliki kepribadian pemberani, penakut, pemalu, periang, agresif, atau penurut. Pada umumnya kepribadian individu digambarkan secara *dikotomi*, yaitu ke dalam kepribadian baik dan buruk (Asterina, 2012).

2.2 Grafologi

Grafologi adalah suatu ilmu yang didasarkan pada hubungan antara pikiran bawah sadar seseorang dan tulisan tangan sebagai dua jalan yang saling berhubungan. Hubungan tersebut menghasilkan tulisan tangan yang mereflesikan pikiran bawah sadar seseorang. Grafologi juga merupakan alat tes multi bahasa karena tidak menganalisis isi tulisan dari tulisan sehingga penggunaanya sangat leluasa untuk menentukan karakter, seperti kejujuran, kestabilan emosi, kemungkinan bertindak kasar, dan tingkat emosi. Keakuratan analisis grafologi di atas 90 % (Achsinifina, 2008).

Pengenalan Bentuk Tulisan Tangan huruf Alphabet Spesifik ‘t’. Huruf t dapat menggambarkan sikap seseorang terhadap suatu profesi, terhadap citra diri yang ditampilkan dan merupakan huruf penghargaan pada nilai diri dan harga diri. Huruf t juga menggambarkan antusiasme, keteguhan hati,

dan motivasi. Bar dari huruf t dapat merefleksikan sikap perilaku seseorang pada suatu waktu terhadap pemikiran karir dan juga harapan. Bentuk dan deskripsi huruf t dapat dilihat pada Tabel 1 (Rachmawati, 2011).

Tabel 1 Bentuk dan Deskripsi Huruf t

t-bars	Nama	Deskripsi
	t-bar horizontal	Individu yang tenang dan dapat mengendalikan diri dalam berfikir dan bertindak
	t-bar up turned	Individu yang optimis, dinamis, dan termotivasi, memiliki pribadi yang semangat, percaya diri, dan antusias
	t-bar down turned	Individu yang suka bergantung pada orang lain, mudah putus asa dan pasrah

2.3 Citra Digital

Citra digital (*digital image*) adalah citra kontinyu $f(x,y)$ yang sudah didiskritkan baik koordinat spasial maupun tingkat kecerahannya. Setiap titik biasanya memiliki koordinat sesuai dengan posisinya dalam citra. Koordinat ini lazimnya dinyatakan indeks u dan v hanya bernilai bilangan bulat positif, yang dapat dimulai dari 0 atau 1 (Supatman, 2010). Satuan atau bagian terkecil dari sebuah citra disebut piksel. Umumnya citra dibentuk dari pesegi empat yang teratur sehingga jarak *horizontal* dan *vertikal* antara piksel satu dengan yang lain adalah sama pada seluruh bagian. Piksel (0,0) terletak pada sudut kiri atas citra, dimana indeks u bergerak ke kanan dan indeks v bergerak ke bawah. Untuk menunjukkan koordinat (m-1,n-1) digunakan posisi kanan bawah dalam citra berukuran $m \times n$ piksel. Hal ini berlawanan untuk arah vertikal dan *horizontal* yang berlaku pada sistem grafik dalam matematika yang diperlihatkan pada persamaan berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & f(0,m-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & f(1,m-1) \\ f(n-1,0) & f(n-1,1) & f(n-1,m-1) \end{bmatrix}$$

2.3.1 Ekstraksi Ciri *Principal Component Analysis* (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) pertama kali ditemukan oleh Turk pada tahun 1991 yang digunakan untuk pengenalan citra wajah. PCA merupakan metode untuk menemukan pola dari data dalam dimensi banyak. Fungsi dari PCA adalah dapat mengompres data dengan cara ekstraksi fitur data tanpa menghilangkan informasi-informasi dalam data tersebut. PCA lebih banyak digunakan untuk

keperluan ekstraksi fitur citra, dimana jumlah piksel dari citra jauh lebih besar dibandingkan dengan jumlah data sampel yang digunakan. Untuk melakukan proyeksi sampel matriks dari citra pelatihan, setiap citra pelatihan disusun dalam bentuk vektor baris (Hardiansyah, 2015).

Proyeksi pada PCA merupakan representasi himpunan data X ke dalam bentuk vektor *eigen* dari matriks varian-kovarian dari X . Vektor *eigen* dengan nilai *eigen* yang besar mempunyai peranan penting dalam proses perubahan pada nilai matriks piksel. Dengan cara membuang nilai *eigen* yang mendekati nol tidak akan menyebabkan hilangnya informasi data atau hanya kehilangan informasi yang minimum.

PCA memerlukan masukan data yang mempunyai sifat *zero-mean* pada setiap fiturnya. Sifat *zero-mean* pada masing-masing fitur data bisa didapatkan dengan mengurangi semua nilai rata-ratanya. Set data X dengan dimensi $M \times N$ dari persamaan (1), dimana M dan N adalah baris dan kolom.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Untuk fitur ke- j , dari persamaan (1) dicari nilai rata-ratanya sesuai dengan persamaan (2)

$$\bar{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ij}}{n} \quad (2)$$

Langkah selanjutnya yaitu semua nilai pada kolom tersebut dikurangi dengan rata-ratanya, dan dirumuskan sebagai berikut:

$$X'_{ij} = x_{ij} - \bar{x}_j \quad (3)$$

dengan

$$X' = x'_{ij}$$

$$i = 1, 2, \dots, M$$

$$j = 1, 2, \dots, N$$

$$\bar{x}_j = \text{nilai rata-rata ke-}j$$

Selanjutnya dilakukan proses untuk mendapatkan matriks kovarian dari matriks X' , yaitu C dengan menggunakan rumus berikut:

$$C = \frac{1}{M} X' X'^T \quad (4)$$

dengan X'^T adalah matrik transpos dari X' .

Pada matriks C , elemen ke- ij adalah hasil kali elemen baris matriks X' dengan kolom matriks X'^T . Sifat-sifat yang dimiliki oleh matriks C adalah sebagai berikut:

- C adalah matriks simetris bujur sangkar berukuran
- Bagian diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) adalah nilai varian masing-masing fitur sesuai dengan indeks kolomnya.
- Bagian selain diagonal utama adalah kovarian di antara pasangan dua fitur yang berkesesuaian.

Jadi, matriks C merepresentasikan kovarian di antara semua pasangan semua pasangan yang mungkin dari fitur data set matriks X' . Nilai kovarian merefleksikan *noise* pada fitur.

Dari persamaan (4) nilai *eigen* dan vektor *eigen* dari matriks kovarian dihitung dengan menggunakan persamaan karakteristik berikut ini:

$$\begin{aligned} |C - \lambda I| &= 0 \\ (C - \lambda I)v &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

dengan C adalah matriks kovarian, I adalah matriks identitas, λ adalah nilai *eigen*, dan v adalah vektor *eigen*.

Nilai *eigen* yang terbesar yang berkorespondensi terhadap nilai vektor *eigen* yang terbesar dipilih menjadi *Principal Component* (PC). Dari persamaan (5) vektor *eigen* yang disusun dari yang terbesar ke yang terkecil dipilih menjadi vektor fitur yang terdapat pada persamaan (6)

$$VF = (eig_1, eig_2, \dots, eig_n) \quad (6)$$

Untuk mencari *Principal Component* dengan X' sebagai rata-rata dihitung dari persamaan (3) dan (5) dengan rumus sebagai berikut:

$$PC = X' \times v \quad (7)$$

Langkah berikutnya melakukan transformasi data dari persamaan (7) dan (4) untuk menghasilkan PCA dengan X sebagai data awal.

$$PCA \text{ data} = PC^T \times X'^T \quad (8)$$

2.4 Jaringan Saraf Tiruan Radial Basis Function (RBF)

Jaringan syaraf tiruan metode fungsi basis radial merupakan JST yang memiliki 2 tahap pelatihan. Pada tahap awal, parameter fungsi basis ditentukan secara cepat dengan menggunakan *unsupervised method* yang hanya memerlukan data *input* saja. Tahap kedua pelatihan ini adalah membawa hasil dari unit tersembunyi ke unit *output* secara *linear*. Fungsi basis radial merupakan fungsi yang bergantung pada jarak antara data dengan suatu pusat data (Juliaristi, 2014).

Model RBFNN menggunakan fungsi basis sebagai fungsi aktivasi untuk setiap *neuron* pada lapisan tersembunyi. Beberapa fungsi radial basis adalah sebagai berikut (Sutijo, 2008):

- Fungsi *Multiquadratic*
 $\phi(x) = (x^2 + \sigma^2)^{1/2}$
- Fungsi *Inverse Multiquadratic*
 $\phi(x) = 1/(x^2 + \sigma^2)^{1/2}$
- Fungsi Gauss
 $\phi(x) = \exp(-x^2/2\sigma^2)$

Dengan x adalah *norm Euclidean* antara vektor *input* x dengan pusat *neuron* tersembunyi.

Fungsi aktivasi yang biasa digunakan dalam RBFNN adalah fungsi Gaussian. Berdasarkan fungsi basis Gaussian, maka diperoleh persamaan sebagai berikut:

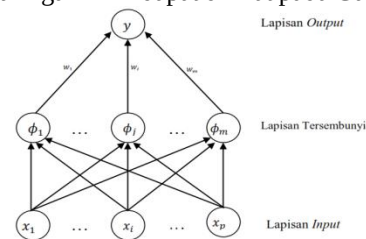
$$\phi_j(X) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

Dengan

x_i : variable *input* ke- i , $i = 1, 2, \dots, p$
 c_j : pusat *neuron* tersembunyi ke- j , $j = 1, 2, \dots, m$
 σ : standar deviasi pusat/center *neuron* tersembunyi

$$\sigma = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (c_i - \bar{c})^2 \right)^{1/2} \quad (10)$$

Arsitektur jaringan RBF terdapat 3 lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan juga lapisan *output*. Contoh arsitektur Jaringan RBF dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Arsitektur JST RBF

Pada Gambar 2.6 di atas, terdapat komponen vektor *input* x , m buah fungsi basis sebagai fungsi aktivasi *neuron* tersembunyi dan satu buah *output*. *Output* yang dihasilkan dari model RBFNN merupakan kombinasi *linear* dari bobot $\{w_j\}_{j=1}^m$ dengan fungsi aktivasi $\phi_j(x)$ dan dirumuskan sebagai berikut:

$$y = \sum_{j=1}^m w_j \phi_j(X) \quad (11)$$

dengan

m : banyak fungsi aktivasi *neuron* tersembunyi
 w_j : bobot *output* ke- j
 $\phi_j(x)$: fungsi aktivasi *neuron* tersembunyi ke- j
 X : $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$ yang merupakan vektor

2.4.1 Struktur Jaringan RBF

1. Input Layer

Input layer adalah bagian dari rangkaian jaringan syaraf tiruan *radial basis function* sebagai masukan untuk melakukan proses pertama. *Input layer* ini membaca data dari faktor luar yaitu keluaran *plant* (*unit sensor*)

2. Hidden Layer

Pada bagian ini terjadi aktivasi perumusan dalam pembentukan system algoritma yang dilakukan dalam jaringan RBF. Lapisan kedua adalah lapisan tersembunyi dari dimensi yang lebih tinggi, yang melayani suatu tujuan pada fungsi basis dan bobotnya dengan nilai yang berbeda (Nugroho, 2012).

Algoritma LMS (*Least Means Square*) merupakan salah satu algoritma yang digunakan

untuk pembelajaran atau *update* bobot jaringan. Algoritma ini banyak digunakan karena kesederhanaan prosesnya dan kemudahan dalam komputasi. Algoritma LMS akan meminimalkan fungsi rata-rata kuadrat *error*. Secara matematis, algoritma LMS dituliskan sebagai berikut (Nugroho, 2012):

$$w_{k+1} = w_k + \alpha * error \quad (12)$$

Pada hidden layer ini selain memuat bobot juga memuat fungsi basis. Pada jaringan RBF fungsi basis ini identik dengan fungsi *Gaussian* sesuai dengan persamaan (9)

3. Output Layer

Hasil dari penjumlahan dan perkalian antara bobot dengan fungsi basis akan menghasilkan keluaran yang disebut *output layer*. *Output layer* merespon dari jaringan sesuai dengan pola yang diterangkan pada *input layer*. Transformasi dari ruang masukan ke ruang *hidden unit* adalah *non linear*, sedang transformasi dari ruang *hidden* ke ruang keluaran adalah *linear* (Nugroho, 2012).

2.4.2 K-Means Clustering

Algoritma K-Means diperkenalkan oleh J.B Mac Queen pada tahun 1976. Metode ini mempartisi data ke dalam *cluster* sehingga data yang memiliki karakteristik sama akan dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama dan data yang mempunyai karakteristik berbeda akan dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain (Uktarini, Ariesanti, & Saikhu, 2012). Algoritma *K-Means* dicari menggunakan *Euclidian distance* seperti pada persamaan (13) berikut:

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_i - c_j)^2} \quad (13)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1 Algoritma RBF

Adapun algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Radial Basis Function* adalah sebagai berikut (Nugroho, 2012):

Proses pelatihan:

- Langkah 1 : Menentukan fungsi basis yang akan digunakan
- Langkah 2 : Menentukan center tiap *node* pada *hidden layer*
- Langkah 3 : Menyediakan bobot sebanyak *node* pada *hidden layer*
- Langkah 4 : Inisialisasi bobot
 $w = [0 \ 0 \ 0 \dots 0]$
- Set laju konvergensi $0 < \alpha < 1$, menentukan maksimal dan MSE maksimal
- Langkah 5 : Untuk setiap sinyal latih, selama *epoch* $\leq$ maksimal *epoch* dan atau MSE $\leq$ maksimal, kerjakan langkah 6-10
- Langkah 6 : Hitung keluaran *node* pada *hidden layer* dari persamaan (9)

Langkah 7 : Hitung keluaran jaringan RBF sesuai dengan persamaan (11)

Langkah 8 : Hitung kesalahan (*error*) antara sinyal terhadap d dengan keluaran RBF y sesuai dengan persamaan (14).

$$error = d - y \quad (14)$$

Langkah 9 : *Update* bobot-bobot fungsi basis dan bobot basis dengan metode LMS dari persamaan (12)

Langkah 10: Hitung MSE = akar dari jumlah kuadrat *error*

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d_j - y)^2$$

Dengan o_j adalah output jaringan dan t_j adalah target

Langkah 11 : *epoch* = *epoch* + 1

Proses pengujian

Langkah 1 : Hitung keluaran *node* pada *hidden layer* dari persamaan (9)

Langkah 2 : Hitung keluaran jaringan RBF sesuai dengan persamaan (11)

3.2 Proses PCA dan RBF

Dari persamaan (1-8), maka dapat diperoleh nilai PCA *center* dan PCA data *training* dengan rincian sebagai berikut:

PCA_Center = Citra Testing
1.0e+12 *
1.0809 + 0.0000i 1.4932 + 0.0000i 1.5255 - 0.0000i
PCA_Data_Training =
1.0e+12 *
Columns 1 through 5
1.1913 + 0.0000i 1.9165 - 0.0000i 1.0277 - 0.0000i
1.0812 + 0.0000i 1.7377 - 0.0000i
Columns 6 through 10
1.3097 - 0.0000i 1.1010 - 0.0000i 1.7724 + 0.0000i
2.1534 + 0.0000i 2.4525 - 0.0000i
Columns 11 through 15
2.2149 + 0.0000i 1.4035 + 0.0000i 1.0293 + 0.0000i 1.5156 + 0.0000i 1.7178 + 0.0000i
Columns 16 through 20
1.5781 + 0.0000i 0.9841 - 0.0000i 1.5295 + 0.0000i
1.4641 + 0.0000i 1.4174 - 0.0000i
Columns 21 through 25
1.8329 + 0.0000i 1.3278 - 0.0000i 2.0175 + 0.0000i
1.4960 + 0.0000i 0.9453 + 0.0000i
Column 26
2.3305 - 0.0000i

Dari 3 PCA *center* dan 26 PCA *traininig*, maka citra dapat diproses menggunakan metode RBF. Langkah awal dalam proses ini adalah dengan menentukan fungsi basis yang akan digunakan. Dalam hal ini fungsi basis yang digunakan adalah fungsi basis *Gaussian*.

Selanjutnya menentukan *center* tiap *node* pada *hidden layer*. Pada penelitian ini banyak *center*

(c_i) yang akan digunakan berjumlah 3 *center* yang berasal dari 3 macam tulisan tangan berupa huruf 't' yang dijadikan perbandingan untuk 26 data *training*. Berdasarkan hasil PCA, $c_1 = 1,0809$, $c_2 = 1,4932$, dan $c_3 = 1,5255$.

Langkah selanjutnya yaitu menginialisasi bobot w secara random dengan nilai acak antara 0 dan 1, kemudian set laju konvergensi $0 < \alpha < 1$. *Learning rate* pada penelitian ini ditentukan, $\alpha = 0.1$ dengan maksimal *epoch* 100.

Langkah selanjutnya yaitu mencari nilai σ (standar deviasi) dengan persamaan (10) untuk dapat menghitung keluaran *node* pada *hidden layer* sesuai persamaan (9).

Untuk X_1 (Data PCA *training* ke- 1) = 1,1913

Diketahui:

$$c_1 = 1,0809$$

$$c_2 = 1,4932$$

$$c_3 = 1,5255.$$

$$\bar{c} = \frac{1,0809 + 1,4932 + 1,5255}{3}$$

$$= 1,3665$$

Hasil dari c_1, c_2, c_3 dan $\bar{c}$ dimasukkan pada persamaan (10), sehingga diperoleh

$$\sigma =$$

$$\left(\frac{(1,0809 - 1,3665)^2 + (1,4932 - 1,3665)^2 + (1,5255 - 1,3665)^2}{2} \right)^{1/2}$$

$$= 0,2475$$

Maka dapat dicari nilai $\phi_1(X), \phi_2(X), \phi_3(X)$ dari persamaan (9)

$$\begin{aligned} \phi_1(X) &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{X_1 - c_1}{\sigma} \right)^2 \right) \\ &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{1,1913 - 1,0809}{0,2475} \right)^2 \right) \\ &= 2,6188 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_2(X) &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{X_1 - c_2}{\sigma} \right)^2 \right) \\ &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{1,1913 - 1,4932}{0,2475} \right)^2 \right) \\ &= 1,9743 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_3(X) &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{X_1 - c_3}{\sigma} \right)^2 \right) \\ &= \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{1,1913 - 1,5255}{0,2475} \right)^2 \right) \\ &= 1,8066 \end{aligned}$$

Langkah selanjutnya yaitu menghitung keluaran jaringan RBF dari persamaan (11)

$$\begin{aligned} y_1 &= w_1 \phi_1 + w_2 \phi_2 + w_3 \phi_3 \\ &= 0,1 \cdot 2,6188 + 0,1 \cdot 1,9743 + 0,1 \cdot 1,8066 \\ &= 0,63997 \end{aligned}$$

Menghitung kesalahan *error* antara sinyal terhadap d dengan keluaran RBF y sesuai dengan persamaan (14). d diperoleh dari hasil jarak *euclidian* minimal, yaitu jarak antara data ke- i dengan *center* ke- j dengan persamaan (13)

$$jarak_1 = |X_1 - c_1|$$

$$= 0,1104$$

$$jarak_2 = |X_1 - c_2|$$

$$= 0,3019$$

$$jarak_3 = |X_1 - c_3|$$

$$= 0,3342$$

Dari persamaan (9), antara jarak 1, 2, dan 3, nilai minimum diperoleh dari jarak 1 dengan nilai 0,1104. Maka dapat diperoleh nilai *error*.

$$\begin{aligned} error &= d_1 - y_1 \\ &= -0,52957 \end{aligned}$$

Selanjutnya update bobot-bobot fungsi basis dengan metode LMS sesuai dengan persamaan (12). Metode ini berfungsi meminimalkan fungsi rata-rata kuadrat *error*.

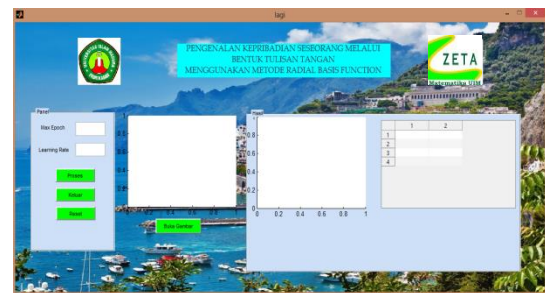
$$\begin{aligned} w_{k+1} &= w_k + \alpha * error \\ &= 0,047043 \end{aligned}$$

Langkah selanjutnya menghitung *Mean Square Error* (MSE)

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d - y)^2 \\ &= 0,0419 \end{aligned}$$

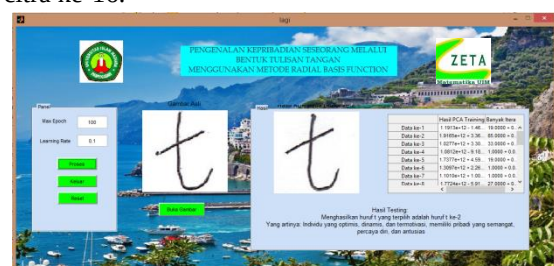
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari proses manual Pengenalan kepribadian dapat disimulasikan dengan MATLAB R2013a. Hasil GUI untuk pengenalan kepribadian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Tampilan GUI Pengenalan Kepribadian

Dari tampilan GUI tersebut, dengan menginputkan data 't' dari citra *training* dan mengisi kolom sesuai dengan ketentuan *max epoch* = 100, dan *learning rate* = 0,1, selanjutnya citra 't' dapat diproses sehingga menghasilkan 't' sesuai karakteristik yang telah ditentukan sebelumnya sesuai dengan Tabel 1. Contoh hasil pengenalan tersebut dapat dilihat pada Gambar 4 dengan *input* citra ke-16.



Gambar 4 Hasil Pengenalan Tulisan Tangan 't' jenis ke-2

Dari 26 citra tulisan tangan yang diperoleh, maka dapat diketahui hasil PCA sekaligus hasil pengenalan kepribadian dengan Metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN). Hasil simulasi pengenalan kepribadian seseorang melalui bentuk tulisan tangan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Pengenalan MATLAB

NO	Citra	Hasil PCA	Hasil RBFNN (Jenis 't' ke-)
1.		1.1913	1
2.		1.9165	1
3.		1.0277	1
4.		1.0812	1
5.		1.7377	1
6.		1.3097	1
7.		1.1010	1
8.		1.7724	2
9.		2.1534	1
10.		2.4525	2
11.		2.2149	2
12.		1.4035	1
13.		1.0293	2
14.		1.5156	2
15.		1.7178	2
16.		1.5781	2
17.		0.9841	1

18.		1.5295	2
19.		1.4641	2
20.		1.4174	2
21.		1.8329	2
22.		1.3278	2
23.		2.0175	2
24.		1.4960	2
25.		0.9453	2
26.		1.3305	2

Keterangan:

- 1 = Individu yang tenang dan dapat mengendalikan diri dalam berfikir dan bertindak
- 2 = Individu yang optimis, dinamis, dan termotivasi, memiliki pribadi yang semangat, percaya diri, dan antusias
- 3 = Individu yang suka bergantung pada orang lain, mudah putus asa dan pasrah

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode *Radial Basis Function Neural Network* dapat mengenal kepribadian seseorang melalui bentuk tulisan tangan 't' dengan 10 citra sesuai dengan jenis 't' ke-1 dan 16 citra sesuai dengan jenis 't' ke-2 dan tidak ada citra yang sesuai dengan jenis 't' ke-3 dengan masukan hasil PCA 26 citra *training*.

Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk data yang akan dipakai tidak hanya beracu kepada huruf saja, bisa saja menggunakan kemiringan, tekanan, ataupun arah tulisan.

DAFTAR PUSTAKA

- Gomma, A. B. (2006). *Melejitkan Kepribadian Diri*. Sukoharjo: Samudera.
- Achsinfina. (2008). *Menguak Rahasia Tulisan Tangan*. Jakarta: Puspa Populer.
- Hidayat, I. (2014). Pengenalan Bentuk Tulisan Tangan "i" dan "t" untuk Memprediksi Karakter Psikologi Seseorang Menggunakan Algoritma Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik. In *Skripsi*. Jakarta: Universitas Pendidikan Indonesia.
- Hardiansyah, B. (2015). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Kohonen Self. In *Tesis*. Surabaya: ITS.
- Juliaristi, F. (2014). Peramalan Banyak Kasus Demam Berdarah di DI Yogyakarta dengan Model Radial Basis Function Neural Network. In *Skripsi*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Nugroho, M. A. (2012). *Adaptive Genetic Algorithm (AGA) Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) untuk Klasifikasi*. In *Skripsi*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- Hardiansyah, B. (2015). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Kohonen Self. In *Tesis*. Surabaya: ITS.
- Jariah, A., Irawan, M. I., & Mukhlash, I. (2011). Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Metode Invariant dan Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function. *Prosiding Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan dan Penerapan MIPA* (p. 87). Yogyakarta: Universitas Yogyakarta.
- Juliaristi, F. (2014). Peramalan Banyak Kasus Demam Berdarah di DI Yogyakarta dengan Model Radial Basis Function Neural Network. In *Skripsi*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Pratama, Y. (2015). *1 Menit Bisa Membaca Wajah, Pikiran, dan Karakter*. Yogyakarta: Real Books.
- Sunaryo. (2002). *Psikologi untuk Keprawatan*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.
- Supatman. (2010). Identifikasi tulisan tangan dengan Metode Alihragam Gelombang Singkat untuk Memprediksi Kematangan Emosional. *SNPPTI 2010* (p. 75). Yogyakarta: SNPPTI.
- Sutijo, B. (2008). Jaringan Saraf Tiruan Fungsi Radial basis untuk Pemodelan Data Runtun Waktu. In *Disertasi*. Yogyakarta: UGM.
- Uktarini, R., Ariesanti, I., & Saikhu, A. (2012). Pengembangan Perangkat Lunak Menggunakan Metode *Radial Basis Function Network* Untuk Prediksi Penyakit Kanker Payudara. ITS