

Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan Transformasi Gabor Wavelet dan Jarak Minkowski

Junia Kurniati

Computer Engineering Department
Faculty of Computer Science
Sriwijaya University
South Sumatera Indonesia
niyaazulkarnain@gmail.com

Abstract -- Tanda tangan memiliki beberapa kesulitan untuk di lakukan identifikasi yang disebabkan karena banyaknya variasi tanda tangan yang diperlukan terhadap tanda tangan orang yang sama, hal ini memiliki kecenderungan perubahan berdasarkan posisi, ukuran, dan kemiringan. Tanda tangan yang akan di identifikasi akan diambil terlebih dahulu ciri-cirinya dengan melakukan proses ekstraksi ciri. Salah satu metode ekstraksi ciri adalah Transformasi Gabor Wavelet (TGW). TGW mampu mendeskripsikan variasi citra tanda tangan menjadi beberapa nilai ekstraksi ciri berdasarkan orientasi dan scale. Untuk itu, dikembangkan perangkat lunak untuk mengekstraksi ciri citra tanda tangan dengan metode TGW serta melakukan identifikasi tanda tangan menggunakan jarak Minkowski. Hasil percobaan memperlihatkan bahwa metode TGW mendapatkan hasil yang baik pada proses ekstraksi ciri, dengan persentase hasil pengujian identifikasi tanda tangan untuk data uji terhadap data latih adalah sebesar 81% yaitu menggunakan jarak Minkowski parameter 2, 74% untuk jarak Minkowski parameter 4, dan 74% untuk jarak Minkowski parameter 6.

Kata kunci : Identifikasi, Citra Tanda Tangan, Ekstraksi Ciri, Transformasi Gabor Wavelet, jarak Minkowski.

ekstraksi untuk mendapatkan informasi khusus dalam memunculkan ciri citra tanda tangan yang digunakan. Pada penelitian ini digunakan metode ekstraksi gabor wavelet transform.

Metode ini telah banyak dilakukan pada beberapa penelitian diantaranya: identifikasi wajah oleh Ramadijanti (2010) dengan tingkat akurasi sebesar 97%; identifikasi wajah oleh Mak, Vai dan Zhu (2004) dengan tingkat akurasi sebesar 99%; identifikasi sidik jari oleh Javed dan Munir (2003) dengan tingkat akurasi sebesar 91%. Setelah tahap ekstraksi ciri Gabor Wavelet Transform dilakukan, metode jarak Minkowski digunakan sebagai metode untuk mengidentifikasi tanda tangan. Metode ini merupakan pengganti jarak Euclidean yang biasa digunakan antara koneksi bobot dan pola masukan untuk menghasilkan kompetitif unit output, ketika parameter yang digunakan untuk menghitung jarak Minkowski lebih besar, beberapa bagian rinci dalam pola masukan dapat dihilangkan, sehingga memungkinkan jaringan untuk belajar lebih cepat dan menghasilkan fitur ekstraksi dalam pola masukan yang kompleks (Kamimura dan Uchida,2004).

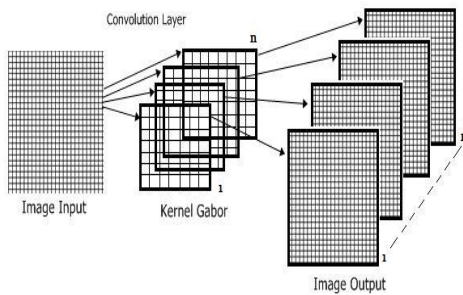
I. PENDAHULUAN

Tanda tangan adalah salah satu biometrik yang paling banyak digunakan sebagai tanda atau ciri untuk otentikasi orang ataupun dokumen (Bharadi, and Kekre., 2010). Identifikasi tanda tangan dapat dipelajari dan diimplementasikan pada banyak aplikasi meliputi perbankan, kartu kredit validasi, serta sistem keamanan yang secara umum menggunakan tanda tangan sebagai acuan untuk validasi suatu identitas ataupun dokumen (Narappanawar, et al., 2010). Penggunaan tanda tangan sebagai acuan untuk validasi data tersebut pada penerapannya perlu waktu yang lama dan sering terjadi kesalahan dalam proses pengidentifikasian yang disebabkan oleh sistem pengecekan yang dilakukan secara manual, sehingga dibutuhkan sistem yang mampu mempercepat proses validasi data tersebut menggunakan teknologi identifikasi citra digital menggunakan metode

II. METODOLOGI

Data citra tanda tangan disimpan pada media penyimpanan (*file*) pada *memory storage*. Proses pertama yang dilakukan adalah *input* data berupa citra gambar yang kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan transformasi *gabor wavelet* dan menghasilkan nilai *feature extraction* yang digunakan sebagai *similarity measurement* pada proses identifikasi menggunakan jarak *Minkowski*. Hasil akhir proses yang dilakukan akan menghasilkan identifikasi tanda tangan seseorang pada sistem. Gambar II-1 merupakan arsitektur transformasi *Gabor Wavelet* yang dibentuk berdasarkan *image input* yang telah dinormalisasi ukuran pikselnya, *kernel* yang dibentuk secara manual yang didapat menggunakan Persamaan (II-2) dan *image output* diperoleh melalui proses konvolusi *mask* terhadap *kernel* yang dibangun

berdasarkan *image input* yang telah disiapkan. Proses tersebut sangat dipengaruhi dengan adanya pembentukan *kernel* yang pertama kali dilakukan terhadap *wavelet* yang diperoleh menggunakan Persamaan (II-1).



Gambar II-1. Arsitektur Transformasi Gabor Wavelet

Gabor Wavelet 2D diperoleh berdasarkan transformasi pelebaran (*scaling*) dan sudut *orientasi* terhadap tekstur *Gabor Wavelet* $\Psi(x,y)$ menggunakan persamaan:

$$\Psi(x, y) = a^{-1} \Psi[a^{-1}(x \sin \theta + y \cos \theta), a^{-1}(x \cos \theta - y \sin \theta)]$$

(II – 1) Keterangan :

- x,y : koordinat posisi dari nilai wavelet yang akan dibangun
- a : faktor skala yang menggambarkan transformasi berdasarkan *scaling*
- θ : parameter yang mengatur besarnya sudut *orientasi* yang digunakan.

Kernel Gabor Wavelet

Kernel (convolution window) adalah matrik yang pada umumnya berukuran kecil dengan elemen-elemennya adalah berupa bilangan. yang digunakan pada proses konvolusi. Ukuran *kernel* dapat berbeda-beda, seperti 3x3, 5x5, 17x17 dan sebagainya. *Formula gabor* yang digunakan untuk membentuk setiap *kernel* adalah sebagai berikut :

$$\Psi(x', y') = \exp[-1/2 \{ x'^2 \delta x^2 + y'^2 \delta y^2 \}] \cos(2\pi f x')$$

(II – 2)
 Keterangan :

- x', y' : koordinat posisi dari nilai *wavelet* yang telah dibangun
- $\delta x, \delta n$: konstanta yang ditetapkan sebagai nilai *standar deviasi gaussian envelope*
- f : frekuensi *sinusoidal*, yaitu menunjukkan banyaknya gerak bolak-balik yang terjadi dalam satu citra
- δ : konstanta *rasio* terhadap *diameter* lingkaran

geometri

Proses *transformasi gabor wavelet* dimulai dengan pembentukan *kernel* sebagai *mother wavelet* yang digunakan pada proses *convolutional* dengan menginisialisasi parameter yang diperlukan, seperti titik koordinat x,y , sudut, *frekuensi*, dan *scale*.

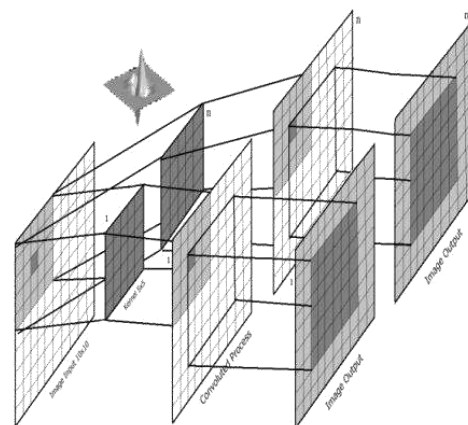
Setelah semua parameter diinisialisasi, pembentukan *wavelet* dilakukan dengan ukuran *kernel* 17x17. *Wavelet* yang akan membentuk koordinat x,y dapat dilihat pada Gambar III-2.

-8,-8	-8,-7	-8,-6	-8,-5	-8,-4	-8,-3	-8,-2	-8,-1	-8,0	-8,1	-8,2	-8,3	-8,4	-8,5	-8,6	-8,7	-8,8
-7,-8	-7,-7	-7,-6	-7,-5	-7,-4	-7,-3	-7,-2	-7,-1	-7,0	-7,1	-7,2	-7,3	-7,4	-7,5	-7,6	-7,7	-7,8
-6,-8	-6,-7	-6,-6	-6,-5	-6,-4	-6,-3	-6,-2	-6,-1	-6,0	-6,1	-6,2	-6,3	-6,4	-6,5	-6,6	-6,7	-6,8
-5,-8	-5,-7	-5,-6	-5,-5	-5,-4	-5,-3	-5,-2	-5,-1	-5,0	-5,1	-5,2	-5,3	-5,4	-5,5	-5,6	-5,7	-5,8
-4,-8	-4,-7	-4,-6	-4,-5	-4,-4	-4,-3	-4,-2	-4,-1	-4,0	-4,1	-4,2	-4,3	-4,4	-4,5	-4,6	-4,7	-4,8
-3,-8	-3,-7	-3,-6	-3,-5	-3,-4	-3,-3	-3,-2	-3,-1	-3,0	-3,1	-3,2	-3,3	-3,4	-3,5	-3,6	-3,7	-3,8
-2,-8	-2,-7	-2,-6	-2,-5	-2,-4	-2,-3	-2,-2	-2,-1	-2,0	-2,1	-2,2	-2,3	-2,4	-2,5	-2,6	-2,7	-2,8
-1,-8	-1,-7	-1,-6	-1,-5	-1,-4	-1,-3	-1,-2	-1,-1	-1,0	-1,1	-1,2	-1,3	-1,4	-1,5	-1,6	-1,7	-1,8
0,-8	0,-7	0,-6	0,-5	0,-4	0,-3	0,-2	0,-1	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8
1,-8	1,-7	1,-6	1,-5	1,-4	1,-3	1,-2	1,-1	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8
2,-8	2,-7	2,-6	2,-5	2,-4	2,-3	2,-2	2,-1	2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7	2,8
3,-8	3,-7	3,-6	3,-5	3,-4	3,-3	3,-2	3,-1	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,7	3,8
4,-8	4,-7	4,-6	4,-5	4,-4	4,-3	4,-2	4,-1	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5	4,6	4,7	4,8
5,-8	5,-7	5,-6	5,-5	5,-4	5,-3	5,-2	5,-1	5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,6	5,7	5,8
6,-8	6,-7	6,-6	6,-5	6,-4	6,-3	6,-2	6,-1	6,0	6,1	6,2	6,3	6,4	6,5	6,6	6,7	6,8
7,-8	7,-7	7,-6	7,-5	7,-4	7,-3	7,-2	7,-1	7,0	7,1	7,2	7,3	7,4	7,5	7,6	7,7	7,8
8,-8	8,-7	8,-6	8,-5	8,-4	8,-3	8,-2	8,-1	8,0	8,1	8,2	8,3	8,4	8,5	8,6	8,7	8,8

Gambar III-2. Koordinat x,y Kernel 17x17

Convolutional Gabor Wavelet Transformation

Convolutional adalah operasi yang dilakukan untuk mengekstrak informasi dari gambar yang sangat berguna karena dapat dianalisis, dipahami dengan baik serta mudah diterapkan dan dapat dihitung secara efisien (Jacobs, 2005).



Gambar II – 4. Convolutional Gabor Wavelet Transform

Gambar II-4 menggambarkan arsitektur convolutional gabor wavelet transform yang terdiri dari image input sebagai objek yang akan diolah, kemudian kernel Gabor yang dibangun berdasarkan fungsi wavelet menggunakan Persamaan (II-2). Berikut persamaan yang digunakan pada proses convolutional gabor wavelet transform:

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016

6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

ISBN : 979-587-626-0 | UNSRI

http://ars.ilkom.unsri.ac.id

$$G_{l,k}(x,y) = I(x,y) * \Psi_{l,k}(x,y) \quad (II-3)$$

$l = 1, 2, \dots, 4$ dan $k = 1, 2, \dots, 6$

Keterangan:

$I(x,y)$: image input terhadap koordinat x, y

$\Psi_{l,k}(x,y)$: kernel gabor wavelet transform

l : nilai orientasi sudut

k : nilai skala berurutan

Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah proses untuk mengubah tiap karakter yang terdapat dalam file citra menjadi dimensi data yang lebih minimum dengan mempertahankan ciri khas atau informasi penting yang terkandung didalam sinyal objek dengan tujuan untuk mendapat ciri yang paling optimum dari suatu objek tersebut. Berdasarkan penelitian (Chakraborty, Krishna, dan Ray, 2010) nilai ekstraksi ciri (feature extraction) transformasi gabor wavelet dapat diperoleh menggunakan nilai mean dan standar deviasi yang dirumuskan sebagai berikut :

$$\mu(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |G_{l,k}(x,y)| \quad (II-4)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (|G_{l,k}(x,y)| - \mu_{l,k})^2} \quad (II-5)$$

Keterangan:

$G_{l,k}(x,y)$: image output gabor wavelet transform

$\mu(x,y)$: nilai rata-rata terhadap image output gabor wavelet transform

σ : nilai standar deviasi rata-rata

M : banyaknya data ke- m

N : banyaknya data ke- n

Fungsi Kemiripan Metode Jarak Minkowski

Fungsi Kemiripan merupakan ukuran kedekatan antara satu objek dengan objek lainnya. Untuk mengukur fungsi kemiripan antara dua buah objek dilakukan dengan menghitung jarak antara dua titik yang merupakan representasi citra dari kedua objek tersebut. Semakin kecil jarak antara dua titik citra yang dikenali, maka semakin tinggi nilai kemiripannya. Ciri citra dalam hal ini diperoleh sebagai sebuah vector representasi citra, setelah didapatkan vektor, maka proses selanjutnya adalah membandingkan vektor ciri

dari citra uji tersebut dengan vektor ciri citra yang telah terlatih. Metode untuk menghitung jarak vektor dalam ruang berdimensi tersebut dapat digunakan fungsi jarak Minkowski yang dirumuskan sebagai berikut :

dirumuskan sebagai berikut :

$$d(x,y) = \sqrt[p]{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p\right)} \quad (II-7)$$

Keterangan:

p : bilangan positif, $1 \leq p < \infty$

x_i : nilai vektor data input

y_i : nilai vektor pada database

n : banyak data i : index data ke- i dari x dan y

Jarak Minkowski merupakan bentuk umum dari persamaan yang digunakan dalam perhitungan fungsi kemiripan. Beberapa rumus hasil pengembangan Jarak Minkowski, dapat diketahui melalui beberapa persamaan berikut:

Jarak Manhattan ($p=1$)

$$d(x,y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|\right) \quad (II-8)$$

Jarak Euclidean ($p=2$)

$$d(x,y) = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2\right)} \quad (II-9)$$

Jarak Minkowski ($p=3$)

$$d(x,y) = \sqrt[3]{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^3\right)} \quad (II-10)$$

Jarak Minkowski ($p=4$)

$$d(x,y) = \sqrt[4]{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^4\right)} \quad (II-11)$$

Jarak Minkowski ($p=5$)

$$d(x,y) = \sqrt[5]{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^5\right)} \quad (II-12)$$

Jarak Chebyshev ($p=\infty$)

$$d(x,y) = \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p\right)} \quad (II-13)$$

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016
 6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

ISBN : 979-587-626-0 | UNSRI

http://ars.ilkom.unsri.ac.id

Dari persamaan-persamaan diatas dapat diketahui bahwa $d(x, y)$ merupakan jarak Minkowski rata-rata antar vektor x dan vektor y . Sedangkan, x_i dan y_i adalah vektor input, i menunjukkan data ke- i dari x dan y . Hasil vektor akhir ditetapkan dengan syarat semakin kecil nilai $d(x, y)$ maka semakin mirip kedua vektor ciri yang dicocokkan, sebaliknya jika semakin besar nilai $d(x, y)$ maka semakin berbeda kedua vektor ciri tersebut.

Perhitungan Akurasi Data

Pada penelitian ini perhitungan akurasi dilakukan terhadap kinerja metode yang digunakan, yaitu transformasi gabor wavelet dan jarak Minkowski. Untuk menentukan akurasi kinerja dari metode transformasi gabor wavelet digunakan perhitungan nilai MAE (Mean Absolute Error) (Abraham, 2010), yaitu kesalahan terkecil (error) yang menandakan bahwa gambar mendekati referensi citra. Persamaan MAE dinyatakan dalam rumus berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^f |(x_i - r_i)| \quad (II - 14)$$

Keterangan:

- n : jumlah gambar
- x_i : gambar awal (current image)
- r_i : referensi gambar atau lokasi ukuran
- f : jumlah ekstraksi ciri gambar
- i : index kolom ekstraksi ciri

$$\text{skor} = 1 - \bar{d}(u, v)/2 \quad (II - 15)$$

Perhitungan skor menggunakan Persamaan (II-15) disimpulkan berdasarkan semakin tinggi skor yang diperoleh maka kemungkinan besar hasil identifikasi yang dilakukan adalah yang paling mendekati terhadap data yang diketahui.

Selain akurasi terhadap metode ekstraksi, dan identifikasi, perhitungan akurasi selanjutnya dilakukan terhadap seluruh data yang telah dilakukan proses identifikasi. Persamaan yang digunakan untuk mengetahui besarnya akurasi data adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Pencocokan Data Benar}}{\text{Jumlah Seluruh Data}} \times 100\% \quad (II - 16)$$

Setelah didapatkan akurasi kinerja metode transformasi gabor wavelet menggunakan MAE (Mean Absolute Error). Selanjutnya, perhitungan akurasi data terhadap metode jarak Minkowski menggunakan Persamaan II-15 dengan aturan sebagai berikut :

III. HASIL PENELITIAN

Hasil Pengujian Transformasi Gabor Wavelet tanda tangan dilakukan dengan menghitung nilai Mean Absolute Error (MAE) dari hasil ekstraksi ciri yang didapatkan dari data acuan dan data ekstraksi baru yakni sebanyak 100 data. Hasil perhitungan nilai Mean absolute Error (MAE) keseluruhan adalah sebagai berikut: Hasil Perhitungan nilai MAE Jarak Minkowski Parameter 2:

$$\begin{aligned} MAE &= \frac{\text{Rata - Rata Seluruh Nilai MAE}}{\text{Jumlah Data}} \\ &= \frac{0,124451934}{100} \\ &= 0,00124451934 \end{aligned}$$

Hasil Perhitungan nilai MAE Jarak Minkowski Parameter 4:

$$\begin{aligned} MAE &= \frac{\text{Rata - Rata Seluruh Nilai MAE}}{\text{Jumlah Data}} \\ &= \frac{0,129603032}{100} \\ &= 0,00129603032 \end{aligned}$$

Hasil Perhitungan nilai MAE Jarak Minkowski Parameter 6:

$$\begin{aligned} MAE &= \frac{\text{Rata - Rata Seluruh Nilai MAE}}{\text{Jumlah Data}} \\ &= \frac{0,13342313}{100} \\ &= 0,0013342313 \end{aligned}$$

Tabel III-1. Nilai MAE Jarak Minkowski Metode Jarak Nilai MAE Minkowski

Metode Jarak	Nilai MAE
<i>Minkowski 2</i>	0,00124451934
<i>Minkowski 4</i>	0,00129603032
<i>Minkowski 6</i>	0,0013342313

Berdasarkan hasil perhitungan MAE diatas, pengujian data dilakukan dengan menggunakan citra tanda tangan yang baru dan citra tanda tangan acuan. Hasil yang didapat dari perhitungan MAE digunakan untuk mengetahui kedekatan antara nilai ekstraksi yang didapat, semakin mendekati 0 maka kedua citra tersebut semakin dapat diidentifikasi secara benar. Tabel IV-10 memperlihatkan nilai MAE masing – masing citra tanda tangan, kemudian didapat rata – rata nilai MAE keseluruhan. Hasil ketiga nilai MAE berdasarkan 3 metode jarak yang berbeda semua nilainya mendekati 0, yaitu 0,00124451934, 0,00129603032, dan 0,0013342313. Dari hasil tersebut dapat dianalisis bahwa metode transformasi gabor wavelet memiliki kinerja yang baik untuk menghasilkan nilai ekstraksi ciri citra tanda tangan.

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016
6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

ISBN : 979-587-626-0 | UNSRI

http://ars.ilkom.unsri.ac.id

Analisis Hasil Pengujian Jarak Minkowski

Berdasarkan hasil identifikasi yang telah dilakukan, akan dilakukan perhitungan nilai akurasi untuk menganalisis kemampuan sistem identifikasi tanda tangan menggunakan jarak Minkowski. Besarnya nilai akurasi yang didapat berarti semakin tinggi sistem dapat menerima data tanda tangan yang terdaftar dalam sistem dan semakin tinggi tingkat kesuksesan identifikasi sistem terhadap data yang akan diuji. Persamaan untuk mendapatkan nilai akurasi dapat dilihat pada Persamaan (II-2). Berikut adalah hasil nilai akurasi dari masing – masing jarak Minkowski yang digunakan:

Hasil Pengujian Jarak Minkowski Parameter 2

- Jumlah citra tanda tangan yang benar atau diterima sistem adalah 81;
- Jumlah seluruh identifikasi citra tanda tangan adalah 100;

$$Akurasi = 81 / 100 \times 100\% = 81\%$$

Hasil Pengujian Jarak Minkowski Parameter 4

- Jumlah citra tanda tangan yang diterima sistem adalah 74;
- Jumlah seluruh identifikasi citra tanda tangan adalah 100;

$$Akurasi = 74 / 100 \times 100\% = 74\%$$

Hasil Pengujian Jarak Minkowski Parameter 6

- Jumlah citra tanda tangan yang diterima sistem adalah 74;
- Jumlah seluruh identifikasi citra tanda tangan adalah 100;

$$Akurasi = 74 / 100 \times 100\% = 74\%$$

Hasil pengujian secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel IV-10.

Tabel III-2. Akurasi Jarak *Minkowski*

Pengujian	Akurasi	Kesalahan
<i>Minkowski</i> 2	81%	19%
<i>Minkowski</i> 4	74%	26%
<i>Minkowski</i> 6	74%	26%

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang diperoleh pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Hasil identifikasi dari penelitian ini berdasarkan pengujian keseluruhan data primer tanda tangan perindividu di dapatkan tingkat akurasi yang diperoleh dari masing – masing parameter jarak yang berbeda yaitu 81% untuk jarak Minkowski parameter 2, 74% untuk jarak Minkowski parameter 4, dan 74% untuk jarak Minkowski parameter 6.

- Hal ini berarti tingkat kesalahan pengujian menggunakan menggunakan jarak Minkowski parameter 4 dan 6 lebih besar dari pada parameter
2. Berdasarkan hasil tersebut, jarak yang digunakan sebagai parameter untuk mengidentifikasi citra tanda tangan berpengaruh terhadap tingkat kesalahan pengujian, hal ini dikarenakan nilai yang digunakan terhadap parameter 2 menghasilkan nilai yang lebih akurat dibandingkan dengan parameter 4, dan 6. 2. Tingkat kesalahan terhadap hasil pengujian juga dipengaruhi oleh data primer yang digunakan. Gambar-gambar yang gagal di identifikasi karena memiliki nilai minimum lebih mendekati dengan gambar tanda tangan yang lain. Namun ada beberapa citra tanda tangan yang terlihat sama namun gagal di identifikasi, hal ini dikarenakan data citra yang terdapat pada database belum banyak memiliki variasi atau bentuk gaya tanda tangan seperti yang terdapat pada data testing. Apabila pada database ditambahkan lebih banyak variasi citra tanda tangan perindividu maka akurasi terhadap identifikasi tanda tangan dapat meningkat.
3. Rata-rata perhitungan nilai MAE TGW menghasilkan rata-rata 0,001244 untuk jarak Minkowski parameter 2, 0,001296, untuk jarak Minkowski parameter 4 dan 0,0013342313 untuk jarak Minkowski parameter 6. Besarnya jarak yang digunakan untuk mengidentifikasi citra tanda tangan berpengaruh terhadap hasil data uji yang dilakukan, hal ini terlihat dari hasil perhitungan nilai MAE yang berbeda pada setiap jarak Minkowski yang digunakan.
4. Hasil terbaik dari tiga metode jarak yang digunakan adalah jarak Minkowski parameter 2, hal ini terlihat dari hasil akurasi yang dihasilkan yaitu 81% dan nilai MAE yang mendekati nol yaitu 0,00124451934 .

Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut terhadap penelitian ini diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Metode Gabor Wavelet dan jarak Minkowski menghasilkan kinerja yang cukup baik untuk proses identifikasi karena data query yang digunakan untuk proses enrollment disimpan satu variasi saja setiap individunya. Namun, akan lebih baik apabila variasi tanda tangan ditambahkan, sehingga akurasi hasil identifikasi tanda tangan akan lebih meningkat.
2. Data acuan yang dipakai pada proses enrollment dan identifikasi untuk penelitian selanjutnya diharapkan lebih meningkatkan jumlah data acuan untuk memperoleh hasil akurasi yang lebih besar

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016
6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

ISBN : 979-587-626-0 | UNSRI

<http://ars.ilkom.unsri.ac.id>

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bharadi V., Kekre H., (2010). Off-Line Signature Recognition Systems.
- [2] Bhuiyan, A., Liu C, (2007). On Face Recognition using Gabor Filters.
- [3] Chinniah, Meena (2005). Fuzzy Image Processing for Offline Signature Verification and Interpretation.
- [4] Kamimura, R., & Uchida, O (2004). Greedy Network-Growing by Minkowski Distance Function.
- [5] Krishnan, M.R., Chakraborty, C., & Kumar, A.R. (2010). Wavelet based texture classification of or