

DETEKSI DAN IDENTIFIKASI BARCODE 2D MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI GABOR FILTER DAN IDENTIFIKASI CIRI BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

Hepiyana V. Runesi¹, Adriana Fanggidae, ST, M.Cs², Meiton Boru, ST, M.Kom³
^{1,2,3} Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana

INTISARI

Barcode merupakan sebuah perangkat dalam bentuk matriks hitam dan putih untuk mewakili 1 dan 0, yang berfungsi untuk menyimpan informasi. Barcode dibagi menjadi 2 (dua) jenis yaitu barcode 1D dan barcode 2D. Perbedaan barcode 1D dan barcode 2D yaitu barcode 1D atau kode batang merupakan barcode dengan bentuk bar hitam dan putih, sedangkan barcode 2D adalah barcode dengan bentuk kotak atau persegi. Metode yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu grayscaling, pengambilan, penapisan luas dengan algoritma flood fill pixel reduction, area pembatas obyek, ekstraksi ciri dengan algoritma gabor filter, pembelajaran dengan algoritma backpropagation neural network, dan identifikasi menggunakan metode feedforward pada algoritma backpropagation neural network. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa 1 data barcode 2D pada masing-masing barcode 2D yang berjumlah 20 user yang diambil dari kontak BBM (Blackberry Messenger), karena minimnya data yang diperoleh maka dari 1 data barcode 2D tersebut dilakukan crop sebanyak 8 kali untuk menjadi data latih dan 2 kali untuk menjadi data uji. Pengujian dilakukan dalam 3 tahap, yaitu untuk data set (I) berjumlah 10 user, untuk data set (II) berjumlah 15 user, dan untuk data set (III) berjumlah 20 user. Hasil pengujian sistem untuk ketiga data set tersebut menunjukkan bahwa, data set (I) menunjukkan akurasi sebesar 100%, data set (II) menunjukkan akurasi sebesar 93,33%, dan data set (III) menunjukkan akurasi sebesar 66%.

Kata kunci: deteksi wilayah barcode 2D, flood fill pixel reduction, identifikasi barcode 2D, identifikasi tekstur, gabor filter, jaringan syaraf tiruan, backpropagation neural network.

ABSTRACT

Barcode is a device in the form of a black and white matrix to represent 1 and 0, which aims in storing information. It is divided into two types, namely 1D and 2D barcodes. The difference between them is 1D barcode has black and white bars, while 2D barcode has square shape. The method used in this research is grayscaling, floating and screening comprehensive using flood fill pixel reduction algorithm, the perimeter of objects, extraction feature using gabor filter algorithm, the learning method uses backpropagation neural network algorythm, and the identification process using the feedforward method to backpropagation neural network algorythm. The data used in this research is a data of 2D barcode on each of it amounted to 20 users who are taken from the BBM (Blackberry Messenger) contact, due to the lack of data thus a data of the 2D barcode is cropped for 8 times to be the training data and twice to be the test data. The test is done in three stages which the first data set consists of 10 users, the second one consists of 15 users and the last one consists of 20 users. The result of the testing system for those data sets show that the first data set obtains an accuracy of 100%, the second one obtains 93,33% and the last one obtains 66%.

Keywords: 2D barcode detection area, flood fill pixel reduction, barcode 2D identification, texture identification, gabor filter, artificial neural network, backpropagation neural network

I. PENDAHULUAN

Penggunaan *barcode* sangat diperlukan untuk menunjukkan informasi khusus melalui perkembangan teknologi pengumpulan data otomatis. *Barcode* sendiri dibagi menjadi 2 (dua) jenis yaitu *barcode* 1 dimensi dan *barcode* 2 dimensi. *Barcode* 1D atau kode batang merupakan *barcode* dengan bentuk bar hitam dan putih, sedangkan *barcode* 2D adalah *barcode* dengan bentuk kotak atau persegi. Penggunaan *barcode* sering digunakan dalam perdagangan misalnya

pada kemasan barang, namun seiring perkembangan teknologi, *barcode* telah banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti pengangkutan barang, pengiriman barang, anti-penipuan informasi terutama untuk pertahanan nasional, administrasi pajak, keamanan publik, transportasi dan sebagainya.

Terdapat bermacam-macam metode ekstraksi ciri dalam pengolahan citra digital tetapi sejauh pengetahuan penulis belum ada yang digunakan untuk mengambil ciri dari *barcode* 2D untuk proses identifikasi, maka penulis menggunakan metode *gabor filter* yang terbukti baik dalam menentukan pola tekstur sehingga dapat dijadikan sebagai informasi frekuensi yang terlokalisasi. *Gabor filter* menawarkan lokalisasi simultan terbaik dari informasi frekuensi spasial serta memiliki karakteristik lokal yang tinggi di kedua daerah temporal dan frekuensi, sehingga dapat diimplementasikan untuk mewakili fitur gambar dalam skala dan orientasi yang berbeda dengan beberapa variabel parameter [1].

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh jaringan multilayer untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan semua neuron pada lapisan tersembunyi [2]. Walaupun terdapat beberapa kekurangan dalam algoritma ini dimana proses pembelajarannya membutuhkan waktu yang lama, tetapi algoritma *backpropagation* cukup baik dalam mengelompokkan fitur dari hasil proses ekstraksi ciri.

Penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma *gabor filter* yaitu, *speech recognition* untuk sistem keamanan berbasis suara [3]. Analisis tekstur kayu Jati [4]. *Gabor Filtering-Based Scale and Rotation Invariance feature for 2D Barcode* [1]. Rancang bangun sistem pengenalan wajah menggunakan *filter gabor* [5]. Pelacakan dan pengenalan wajah menggunakan *webcam* & metode *gabor filter* [6] dan identifikasi *barcode* pada gambar yang ditangkap kamera digital menggunakan metode jaringan syaraf tiruan [7].

II. MATERI DAN METODE

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan diambil dengan melakukan *screenshot barcode* 2D pada kontak BBM (*Blackberry Messenger*) yang telah di *crop* secara manual kemudian di *resize* menjadi ukuran 200x200 piksel dengan format *jpg*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 200 data dengan 160 citra latih dan 40 citra uji. Citra yang digunakan dalam data latih dan data uji adalah citra biner.

2.2 Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap awal dari proses yang dijalankan oleh pengguna dalam pengolahan citra. Tujuan dari *preprocessing* adalah untuk mempermudah komputer dalam melakukan perhitungan pada ekstraksi fitur, serta memperbaiki kualitas citra. Teknik *preprocessing* yang digunakan, di antaranya : *grayscale* (keabuan), pengambangan (*thresholding*), penapisan luas dan area pembatas obyek.

2.2.1 Grayscale

Grayscale merupakan proses pengubahan citra *RGB* menjadi citra keabuan. Untuk mendapatkan satu nilai tersebut dapat digunakan rumusan pada *openCV* yang dapat dilihat pada persamaan (1).

$$\text{grayscale} = (0,11)\text{R} + (0,59)\text{G} + (0,3)\text{B} \quad (1)$$

2.2.2 Pengambangan (*Thresholding*)

Pengambangan atau *thresholding* digunakan untuk merubah citra dengan format skala keabuan yang mempunyai kemungkinan nilai lebih dari 2 (dua) ke citra biner yang memiliki 2 (dua) buah nilai (yaitu 0 dan 1), seperti pada persamaan (2) berikut :

$$G(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{jika } f(x,y) > T \\ 1 & \text{jika } f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (2)$$

2.2.3 Penapisan Luas

Pada citra biner sering ditemukan informasi yang tidak berguna. Informasi yang tidak berguna sendiri adalah semua area didalam citra kecuali obyek. Pada saat pengambangan dilakukan, maka obyek akan terpisah dengan latar belakangnya, namun seringkali pada citra masih terdapat bagian-bagian yang berukuran kecil dibandingkan obyek yang dicari. Penapisan luas berguna untuk menghilangkan bagian-bagian kecil tersebut dengan memberi nilai ambang yang menyatakan luas minimum gabungan piksel-piksel yang saling terhubung, sehingga daerah gabungan dengan luas di bawah batas ambang yang ditentukan akan dihilangkan dari citra[8].

2.2.3.1 Flood Fill Pixel Reduction

Flood fill pixel reduction (FFPR) adalah satu algoritma dengan memanfaatkan algoritma *flood fill 8 direction* dalam pewarnaan objek untuk menghilangkan piksel-piksel terhubung yang memiliki nilai dibawah batas ambang.

2.2.4 Area Pembatas Obyek

Area pembatas obyek bertujuan agar memastikan bahwa obyek yang akan diolah benar-benar berada di bagian dalam area tersebut.

2.3 Ekstrasi Ciri

Pendekatan fitur vektor dalam mengidentifikasi *barcode* 2D menggunakan suatu penanda yang digunakan sebagai pendekripsi ciri. Berdasarkan [5], informasi ciri citra *barcode* diperoleh dengan mengekstraksi citra *barcode* sehingga memungkinkan untuk mendapatkan nilai unik fitur vektor yang nantinya digunakan sebagai pembanding dalam proses pengenalan.

2.3.1 Gabor Filter

Tahap ekstraksi ciri, berdasarkan [5], bertujuan untuk mendapatkan informasi penting dari tekstur suatu citra. *Gabor filter* merupakan sebuah pilihan tradisional untuk memperoleh informasi frekuensi yang terlokalisasi. *Gabor filter* menawarkan lokalisasi simultan terbaik dari informasi frekuensi spasial serta memiliki karakteristik lokal yang tinggi di kedua daerah temporal dan frekuensi, sehingga dapat diimplementasikan untuk mewakili fitur gambar dalam skala dan orientasi yang berbeda dengan beberapa variabel parameter [1]. Berdasarkan [5], setiap landmark dari citra direpresentasikan dengan respon-respon gabor filter. *Gabor filter* 2D diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan *gaussian envelope*. Fungsi 2D *gabor filter* meminimalisasi ciri yang tidak penting dalam kawasan spasial dan frekuensi.

2.3.2 Ekstrasi Fitur Gabor

Fungsi dasar 2D *gabor filter* didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut [1] :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_1^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_1^2}{\sigma_y^2} \right) \right] \cos(2\pi f x_1) \quad (3)$$

dimana

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} = a^{-m} \begin{bmatrix} \cos \theta_n & \sin \theta_n \\ -\sin \theta_n & \cos \theta_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

Pada persamaan 3 untuk σ_x dan σ_y adalah standar deviasi *gaussian envelope* sepanjang x dan y , sedangkan f adalah pusat frekuensi bidang sinusoidal. Pada persamaan 4 untuk $m =$

0,1,..., M-1, dimana m mendefinisikan skala filter, dan M menyatakan jumlah total dari skala atau frekuensi, sedangkan a adalah *scaling factor*, dengan $a > 1$. θ_n adalah orientasi. Rotasi bidang $x-y$ oleh sudut θ_n akan menghasilkan *filter gabor* pada orientasi θ_n . Dengan bermacam-macam m dan n , kita dapat membentuk sekumpulan *filter* $G_{mn}(x,y)$ dengan skala dan orientasi yang berbeda, kemudian mendapatkan fitur tekstur dengan menyaring gambar dengan *filter* ini. $G_{mn}(s,t)$ dapat diperoleh dengan sekumpulan parameter diskrit, dimana s adalah bilangan bulat dalam $[-3a^m\sigma_x, 3a^m\sigma_x]$, dan t adalah bilangan bulat dalam $[-3a^m\sigma_y, 3a^m\sigma_y]$. Jadi, pengolahan citra $I(x,y)$, dengan *gabor filter* dirumuskan sebagai berikut [1]:

$$(x,y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) G_{mn}(s, t) \quad (5)$$

Hal yang paling penting dalam mendesain *gabor filter* untuk deteksi dan identifikasi *barcode* adalah pada pemilihan parameter penyaringan. Penelitian ini akan menghasilkan 40 saluran *gabor filter* dengan pusat frekuensi spasial yakni $4\sqrt{2}, 8\sqrt{2}, 16\sqrt{2}, 32\sqrt{2}, 64\sqrt{2}$ dan menggunakan 8 parameter orientasi sudut yaitu, $\theta = 0^\circ, 22,5^\circ, 45^\circ, 67,5^\circ, 90^\circ, 112,5^\circ, 135^\circ, 157,5^\circ$. Kemudian, setiap gambar yang dimasukan akan di saring oleh 40 saluran *filter gabor* sehingga mendapatkan 40 dimensi fitur $F = [F_{00}, \dots, F_{07}, \dots, F_{40}, \dots, F_{47}]$ pada masing-masing piksel.

2.3.3 Fitur Transformasi

Berdasarkan [1] fitur transformasi merupakan hal yang penting dalam metode *gabor filter* yaitu untuk mengubah ekstraksi 40 dimensi fitur vektor $F = [F_{00}, \dots, F_{07}, \dots, F_{40}, \dots, F_{47}]$ menjadi bentuk invarian untuk skala dan rotasi. Untuk mengubah fitur vektor F menjadi skala invarian, maka fitur vektor $F = [F_{00}, \dots, F_{07}, \dots, F_{40}, \dots, F_{47}]$ diambil nilai rata-rata fiturnya pada orientasi yang sama dengan skala yang berbeda sehingga menghasilkan 8 dimensi fitur vektor yang didefinisikan melalui persamaan 10 berikut.

$$F_i = \sum_{m=0}^4 F_{mi} \quad i = 0, 1, \dots, 7 \quad (6)$$

Setelah mendapatkan ciri rata - rata gabor yang telah diubah menjadi skala invarian maka selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri. Seleksi ciri memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas obyek secara baik. Ekstraksi ciri mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel. Dalam penelitian ini ekstraksi ciri energi digunakan untuk mencari nilai rata-rata tekstur dari skala invarian, yang didefinisikan sebagai berikut [10].

$$E(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(m, n)|^2 \quad (7)$$

dimana, M adalah panjang citra.

N adalah lebar citra.

Langkah selanjutnya adalah mengubah F_i menjadi rotasi invarian dengan menggunakan persamaan 8 berikut dengan menggeser parameter fitur hasil dari perhitungan pada persamaan 7 untuk menempatkan nilai maksimum pada posisi elemen pertama pada F'_0 sehingga mendapatkan fitur vektor yang baru dalam $F = [F'_0, F'_1, F'_2, F'_3, F'_4, F'_5, F'_6, F'_7]$.

$$F'_i = \begin{cases} F_{imax} & i = 0 \\ F_{(i+imax) \bmod 8} & i = 1, 2, \dots, 7 \end{cases} \quad (8)$$

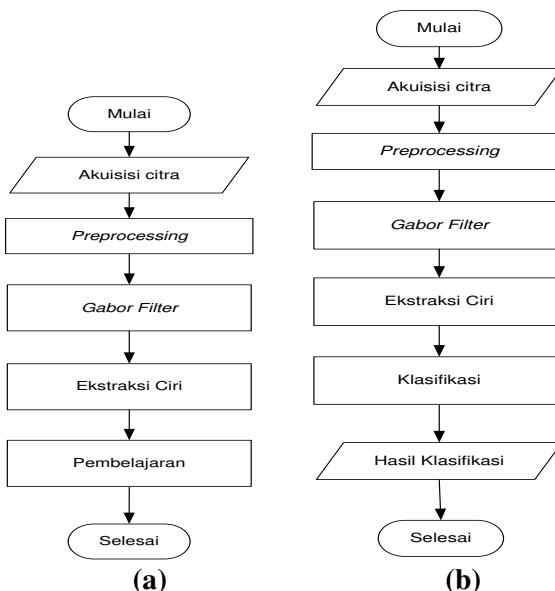
Dengan demikian, fitur tekstur setiap piksel dalam gambar memiliki karakteristik skala dan rotasi invarian, dan dimensi fitur yang sebelumnya berjumlah 40 dapat dikurangi menjadi 8 dimensi saja. Hasil transformasi fitur vektor ini akan menjadi masukan dalam jaringan syaraf *backpropagation*.

2.4 Backpropagation Neural Network

Backpropagation neural network adalah salah satu pengembangan dari arsitektur *single layer neural network*. Arsitektur ini terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*, dan setiap layer terdiri dari satu atau lebih *artificial neuron*. Terdapat tiga tahapan dalam pelatihan metode *backpropagation neural network* yaitu proses *feedforward* dari pola *input* pelatihan, perhitungan dan *backpropagation* dari *error* yang muncul dan penyesuaian bobot[2]. Untuk pola masukan, selama proses pelatihan, jaringan saraf akan mencoba untuk belajar dan membandingkan nilai keluaran yang diperkirakan dengan target. Kemudian kesalahan antara prediksi nilai dengan nilai aktual disebarlu kembali melalui jaringan, dan algoritma gradient descent digunakan untuk mengatur bobot di lapisan node tersembunyi dan *output*.

2.5 Tahapan Deteksi dan Identifikasi Barcode 2D

Tahap deteksi dan identifikasi *barcode* 2D terdiri dari tahap pembelajaran dan tahap klasifikasi/identifikasi. Pada tahap pembelajaran terdiri dari akuisisi citra *barcode* 2D, *preprocessing*, proses *gabor filter*, ekstraksi ciri, dan pembelajaran, sedangkan pada tahap klasifikasi terdiri dari akuisisi citra *barcode* 2D, *preprocessing*, proses *gabor filter*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Tahap-tahap dalam mendeteksi lokasi dan mengidentifikasi *barcode* 2D dapat dilihat secara garis besar pada gambar 1.



Gambar 1. diagram alir deteksi dan identifikasi *barcode* 2D, tahap pembelajaran (a) dan tahap klasifikasi (b)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengujian data latih dan data uji

Data latih dalam penelitian ini merupakan kumpulan citra *barcode* 2D yang merupakan *barcode user* yang akan melalui proses pelatihan dalam sistem yang dibuat, sedangkan data

uji adalah kumpulan citra *barcode* 2D yang merupakan *barcode user* yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan.

Hal pertama yang dilakukan dalam menguji kinerja sistem adalah dengan melatih sistem, dan dalam melatih sistem digunakan 3 buah *data set*, yang terdiri dari :

- Data set I* terdiri dari 10 *user barcode* dengan masing-masing *user* memiliki 8 buah citra latih dan 2 citra uji, sehingga total terdapat 80 citra latih dan 20 citra uji.
- Data set II* terdiri dari 15 *user barcode* dengan masing-masing *user* memiliki 8 buah citra latih dan 2 citra uji, sehingga total terdapat 120 citra latih dan 30 citra uji.
- Data set III* terdiri dari 20 *user barcode* dengan masing-masing *user* memiliki 8 buah citra latih dan 2 citra uji, sehingga total terdapat 160 citra latih dan 40 citra uji.

Ketiga buah *data set* dilatih secara berulang-ulang menggunakan berbagai jumlah *neuron hidden layer* (25, 30, 40, dan 50) dengan toleransi kesalahan 10^{-7} .

Sebuah sistem dikatakan bagus apabila memiliki tingkat akurasi yang tinggi, maka untuk menghitung akurasi dari data latih dan data uji, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\text{akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{total data}} * 100$$

Selanjutnya rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi dari sistem adalah :

$$\text{akurasi sistem} = \frac{\text{jumlah data latih benar} + \text{jumlah data uji benar}}{\text{total data latih} + \text{total data uji}} * 100$$

3.2 Pembahasan

Dari hasil pengujian data latih dan uji pada ketiga buah *data set*, diperoleh bahwa pertama, semakin sedikit jumlah *user barcode* 2D maka semakin tinggi pula tingkat akurasinya. Berikut merupakan hasil akurasi tertinggi dari ketiga *data set* dengan menggunakan maksimum epoch 10000 dan toleransi kesalahan sebesar 10^{-7} .

- Pada *data set I*, *Gabor Filter* memiliki akurasi tertinggi sebesar 100%.
- Pada *data set II*, *Gabor Filter* memiliki akurasi tertinggi sebesar 93,33%.
- Pada *data set III*, *Gabor Filter* memiliki akurasi tertinggi sebesar 66%.

Kedua, jumlah *neuron hidden layer* sebesar 50 memberikan rata-rata akurasi yang tinggi terhadap ketiga *data set*. Tabel 1 menunjukkan rata-rata hasil akurasi terhadap jumlah *neuron hidden layer* yang digunakan pada ketiga *data set*.

Tabel 1 Rata-rata hasil akurasi terhadap jumlah *neuron hidden layer* yang digunakan pada ketiga *data set*

No	Jumlah Hidden	Akurasi SISTEM (LATIH + UJI)
1	25	85%
2	30	84,22%
3	40	83,89%
4	50	85,28%

Walaupun hasil klasifikasi dari pengujian sistem dikatakan baik, namun diperoleh juga bahwa terdapat beberapa citra *barcode* 2D tidak dapat dikenali dengan tepat, terutama pada *data set II* dan *III* :

- Semakin banyak jumlah datanya metode ekstraksi ciri tidak bisa merepresentasikan ciri dari *user barcode* 2D dengan baik.

- Nilai bobot awal yang digunakan dalam pembelajaran kurang tepat sehingga sering terjadi dalam beberapa percobaan menghasilkan akurasi yang rendah meskipun jumlah *neuron hidden layer* dan nilai toleransi kesalahannya sama.

Pembelajaran yang dilakukan menggunakan jaringan syaraf *backpropagation* membutuhkan waktu yang berbeda-beda, dimana jumlah *neuron hidden*, nilai toleransi kesalahan serta jumlah total data juga mempengaruhi lama waktu yang dibutuhkan, selain itu pemilihan nilai acak bobot yang digunakan juga turut berpengaruh, tabel 2 menunjukkan waktu pembelajaran yang dibutuhkan dari metode yang digunakan :

Tabel 2 Waktu pembelajaran *backpropagation* terhadap data citra latih dan uji dengan metode *Gabor Filter*

Nama	Waktu belajar			
	Jumlah <i>neuron hidden</i>			
	25	30	40	50
<i>data set I</i> (10 user barcode)	56 detik, 430 mili detik	1 menit, 5 detik, 926 mili detik	1 menit, 29 detik, 12 mili detik	1 menit, 48 detik, 980 mili detik
<i>data set II</i> (15 user barcode)	1 menit, 48 detik, 56 mili detik	2 menit, 7 detik, 145 mili detik	2 menit, 43 detik, 269 mili detik	3 menit, 4 detik, 587 mili detik
<i>data set III</i> (20 user barcode)	2 menit, 35 detik, 131 mili detik	3 menit, 46 detik, 149 mili detik	4 menit, 50 detik, 100 mili detik	5 menit, 55 detik, 22 mili detik

Dari data diatas, diperoleh bahwa semakin banyak jumlah *user barcode* dan semakin besar *neuron hidden* yang dimasukan maka waktu yang diperlukan untuk melakukan pembelajaran semakin lama.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

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

- a. Pengujian data latih dan uji menggunakan 3 buah *data set*. Pada *data set I* dengan 10 *user barcode*, *gabor filter* memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 100%. Pada *data set II* dengan 15 *user barcode*, *gabor filter* memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 93,33%. Pada *data set III* dengan 20 *user barcode*, *gabor filter* memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 66%.
- b. Kecepatan proses pembelajaran pada *barcode 2D* dipengaruhi oleh jumlah *user barcode* 2D, jumlah *neuron hidden*, nilai toleransi kesalahan, pemilihan nilai acak bobot dan spesifikasi dari *hardware* yang digunakan pada sistem ini.
- c. Jumlah *neuron hidden* sebesar 50 tercatat memiliki waktu pembelajaran terlama yaitu 5 menit, 55 detik, 22 mili detik untuk ketiga *data set*, dan memberikan rata-rata akurasi yang tertinggi yaitu 85,28% terhadap ketiga *data set*.
- d. Metode pembelajaran *backpropagation* cukup baik dalam mengoptimasi ciri *barcode 2D*, namun membutuhkan waktu yang cukup lama dalam melakukan pembelajaran.

4.2 Saran

Berdasarkan pembahasan sebelumnya, saran yang dapat diberikan dalam pengembangan Tugas Akhir ini antara lain adalah :

- a. Sistem yang dibangun dalam penelitian ini dapat diimplementasikan di dalam komputer dengan baik, sehingga diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat diterapkan pada perangkat *mobile*.

- b. Sistem yang dikembangkan menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* yang terbukti cukup bagus dalam mempelajari ciri dari *barcode* 2D, tetapi membutuhkan waktu pembelajaran yang lama, sehingga diharapkan untuk penelitian selanjutnya metode ekstraksi yang digunakan dikombinasikan dengan algoritma pembelajaran yang lain seperti *support vector machine* (SVM), *learning vector quantization* (LVQ), atau *resilient propagation* (RPROP).
- c. Diharapkan penelitian selanjutnya agar menambah jumlah data *barcode* 2D dan menaikkan nilai maksimum epoch untuk mengetahui akurasi terbaik dari sistem yang sudah dibuat.
- d. Metode ekstraksi ciri *gabor filter* dengan algoritma pembelajaran *backpropagation*, diharapkan dapat diterapkan dalam sistem biometrika seperti identifikasi wajah, sidik jari, iris mata, dan lain-lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wang, dkk., 2010, Gabor Filtering-Based Scale and Rotation Invariance feature for 2D Barcode Region Detection, 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010), School of Electronic Information Engineering Tianjin University Tianjin, China 300072
- [2] Kusumadewi, S., *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Yogyakarta, Graha Ilmu, 2003
- [3] Putra, dkk., 2007, *Speech Recognition Menggunakan Gabor Wavelet Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Sistem Keamanan Berbasis Suara*, Seminar Nasional Sistem dan Informatika 2007; Bali, 16 November 2007
- [4] Banowosari, L. Y., Oktalia D., 2009, Analisis Tekstur Parket Kayu Jati Menggunakan Metode Filter Gabor, Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Gunadarma
- [5] Kurniawan, D., E., 2012, Identifikasi Citra Wajah Menggunakan Gabor-based Kernel Principal Component Analysis, Teknik Informatika, Politeknik Negeri Batam. Parkway St. Batam Center, Batam diakses dari <http://p2m.polibatam.ac.id/wp-content/uploads/2014/07/Microsoft-Word-45-Dwialikhs.pdf>, pada tanggal 3 November 2014
- [6] Lim, dkk., 2013, Pelacakan Dan Pengenalan Wajah Menggunakan Webcam & Metode Gabor Filter, Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Informatika, Universitas Kristen Petra
- [7] Aliaji, S., Harjoko., 2013, Identifikasi Barcode pada Gambar yang Ditangkap Kamera Digital Menggunakan Metode JST, IJCCS, Vol.7,No.2, July 2013, pp.121~132 ISSN:1978-1520, Program Studi S2/S3 Ilmu Komputer, FMIPA UGM - Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM Gedung SIC Lt.3 FMIPA UGM Sekip Utara Bulak sumur Yogyakarta.
- [8] Ndun E. S., 2013, Sistem Pendekripsi Pornografi Pada Citra Digital Berdasarkan Fitur Warna dan Bentuk dengan Support Vector Machine (SVM), Skripsi, Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kupang.
- [9] Han, J., Ma, K-K., 2007. Rotation-invariant and scale-invariant Gabor features for texture image retrieval, Image and Vision Computing 25 (2007) 1474–1481. School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, Nanyang 639798, Singapore
- [10] Suksmono, Andriyan B., 2006, Dasar-Dasar Pencitraan dan Pengolahan Citra Biomedika ,EL4027 Pengolahan Citra Biomedika, EB7031 Pengolahan Citra Biomedika Lanjut, Modul 1-Image Enhancement, Teknik Elektro dan Informatika- Institut Teknologi Bandung..