

Pengenalan Tulisan Tangan Angka Cina menggunakan Weighted United Moment Invariant dan Self Organizing

Kennycia Susila Dharma¹, Samsuryadi², Novi Yusliani³
^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Kampus Unsri Bukit, Jalan Srijaya Negara Bukit Besar Palembang, Telp.(0711) 707272729
e-mail: kennycia19@gmail.com¹, syamsuryadi@unsri.ac.id², novi_yusliani@unsri.ac.id³

Abstrak— *Pengenalan tulisan tangan angka Cina menjadi kebutuhan dalam meningkatkan produktivitas, akan tetapi untuk mengenali angka Cina tidaklah mudah. Masalah dalam pengenalan tulisan tangan angka Cina adalah kompleksitas variasi dari penulis. Hal tersebut menjadikan tulisan tangan berbeda dalam bentuk, ketebalan, dan ukuran. Penelitian ini menggunakan binerisasi untuk mengubah citra asli menjadi citra biner, Weighted United Moment Invariant untuk mengekstraksi citra biner tulisan tangan angka Cina, dan Self Organizing Maps untuk mengelompokkan hasil dari ekstraksi fitur. Hasil pengenalan tulisan tangan angka Cina dengan 600 data primer dengan setiap angka dibuat 60 kali diperoleh akurasi terbaik 93,89%.*

Kata Kunci— *Tulisan Tangan Angka Cina, Weighted United Moment Invariant, Self Organizing Maps.*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan di era globalisasi menjadikan angka Cina digunakan dalam berbagai bidang. Dalam bidang keuangan, angka Cina digunakan dalam transaksi komersial mengenai harga, kuantitas barang dan kode barang di Republik Rakyat Tiongkok. Dalam bidang pendidikan, angka Cina mendukung pengetahuan anak-anak sejak dini mengenai angka Cina. Kebutuhan akan sebuah perangkat lunak yang dapat mengenali angka Cina diperlukan untuk meningkatkan efisiensi dari masalah tersebut. Akan tetapi, terdapat masalah dalam pengenalan tulisan tangan angka adalah kompleksitas variasi dari penulis seperti gaya penulisan, bentuk, ketebalan, dan lain-lain [1].

Penelitian mengenai tulisan tangan angka Cina sudah pernah dilakukan oleh [2] menggunakan metode *Feature Point Detection* yaitu fungsi yang mendeteksi titik *skeleton* dari citra tulisan tangan angka Cina dan menjadi masukan sistem. Metode ini menghasilkan akurasi sebesar 81,82%. Hal ini dikarenakan metode ini tidak memperhitungkan angka yang diputar dalam gambar dan beberapa angka berakhir menjadi ambigu karena hanya titik fitur dan informasi garis direkam.

Secara umum, mekanisme yang dibutuhkan dalam pengenalan tulisan tangan terdiri 3 bagian, yaitu pra-pengolahan, ekstraksi fitur, dan pengelompokkan. Pra-pengolahan digunakan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum diekstrak nilai fiturnya. Ekstraksi fitur merupakan proses pengambilan nilai karakteristik dari citra tulisan tangan. Pengelompokkan adalah proses yang mampu membedakan suatu objek berdasarkan karakteristik objek yang didapatkan dari ekstraksi fitur.

Penelitian ini menggunakan pra-pengolahan berupa binerisasi, ekstraksi fitur dengan *Weighted United Moment Invariant* dan pengelompokkan menggunakan algoritma *Self Organizing Maps* (SOM).

II. METODE PENELITIAN

A. Binerisasi

Binerisasi adalah proses mengubah citra abu-abu menjadi citra biner dengan menggunakan nilai ambang (*thresholding*) yang telah ditetapkan. Citra biner adalah citra yang hanya memiliki warna hitam dan putih. Gambar 1 merupakan tulisan tangan angka Cina yang telah mengalami proses binerisasi dan menjadi citra biner.



$$\begin{aligned} \theta_2^* &= \frac{\phi_6^*}{\phi_1^* \phi_4^*} & \theta_6^* &= \frac{(\phi_1^* + \sqrt{\phi_2^*}) \phi_3^*}{\phi_6^*} \\ \theta_3^* &= \frac{\sqrt{\phi_5^*}}{\phi_4^*} & \theta_7^* &= \frac{\phi_1^* \phi_5^*}{\phi_3^* \phi_6^*} \\ \theta_4^* &= \frac{\phi_5^*}{\phi_3^* \phi_4^*} & \theta_8^* &= \frac{\phi_3^* + \phi_4^*}{\sqrt{\phi_5^*}} \end{aligned} \quad (3)$$

Gambar 1. Citra Abu-abu (kiri) dan Citra Biner (kanan)

B. Weighted United Moment Invariant

Weighted United Moment Invariant (WUMI) adalah integrasi antara *Weighted Central Moment* (WCM) dan *United Moment Invariant* (UMI). Derivasi dari WUMI mirip dengan derivasi UMI, kecuali momen pusat diganti dengan WCM [3]. Rumus momen pusat yang digunakan yaitu [4]:

$$\mu_{pq}^* = \sum_{x,y} F(x,y) \left[x - \frac{m_{10}^*}{m_{00}^*} \right]^p \left[y - \frac{m_{01}^*}{m_{00}^*} \right]^q \cdot f(x,y)$$

dengan :

$$m_{pq}^* = \sum_{x,y} F(x,y) x^p y^q$$

$$F(x,y) = \frac{1}{1 + \alpha^2((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2)}$$

$\frac{m_{10}^*}{m_{00}^*} = x_0$ = titik pusat baru pada sumbu x;
 $\frac{m_{01}^*}{m_{00}^*} = y_0$ = titik pusat baru pada sumbu y;
 $f(x,y)$ = nilai intensitas citra antara 0 atau 1;
 α = parameter diantara $0 \leq \alpha \leq 10/R_g$ dan

$$R_g = \sqrt{\frac{\mu_{20} + \mu_{02}}{\mu_{00}}}$$

Setelah mendapatkan nilai momen pusat menggunakan Persamaan (1) dilakukan normalisasi dengan membagi nilai momen pusat dengan nilai dari momen pusat orde dasar yang lebih stabil [5] menggunakan Persamaan (2).

$$\eta_{pq}^* = \frac{\mu_{pq}^*}{(\mu_{00}^*)^\gamma} \quad (2)$$

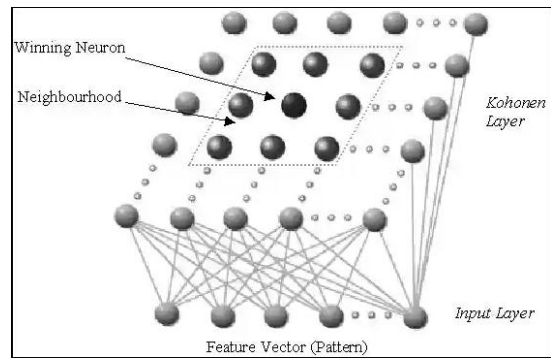
Dimana $\gamma = \frac{p+q+2}{2}$ dan p, q = 2, 3, ...

Setelah mendapat nilai momen pusat ternormalisasi, WUMI akan menghitung 8 nilai fitur dari citra yang diperlihatkan pada Persamaan (3).

$$\theta_1^* = \frac{\sqrt{\phi_2^*}}{\phi_1^*} \quad \theta_5^* = \frac{\phi_1^* \phi_6^*}{\phi_2^* \phi_3^*}$$

C. Self Organizing Maps

SOM merupakan sistem tanpa pengawasan didasarkan pada pembelajaran kompetitif, di mana setiap neuron keluaran bersaing dan memiliki neuron pemenang yang kemudian neuron-neuron tersebut akan di update [6]. SOM tidak menggunakan fungsi aktivasi dan tidak memiliki bias berat.



Gambar 2. Struktur SOM [7]

SOM bersifat unsupervised dan hanya memiliki dua layer, input layer dan output layer (Biasa dikenal Kohonen layer), tidak ada hidden layer di dalam SOM. Dalam hal ini, secara khusus hubungan topologi antara input data ketika dipetakan ke jaringan SOM memiliki nilai untuk merepresentasikan data yang kompleks [8]. Masukan untuk sebuah jaringan saraf tiruan Kohonen diberikan melalui neuron input yang akan diisi dengan angka yang akan membangun suatu pola input yang akan dikenali jaringan, bila pola input telah terbangun, maka jaringan tersebut akan memancing reaksi dari neuron output.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan pengujian perangkat lunak menggunakan keseluruhan data primer, hasil percobaan dibedakan berdasarkan proses pelatihan menggunakan learning rate yang berbeda. Learning rate sendiri mempunyai rentang nilai dari 0,1 sampai 1,0 dan learning rate yang digunakan dalam pengujian perangkat lunak ini adalah 0,3 dan 0,6. Jenis data yang digunakan adalah data primer yang diambil dari 9

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016

6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

mahasiswa masing-masing menuliskan angka Cina 0(O) – 9(九), sehingga menghasilkan 600 data tulisan tangan angka Cina.

TABEL 1

Rekap Hasil Akurasi Berdasarkan *Learning Rate*

	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Hasil Akurasi	
			<i>Learning Rate 0,3</i>	<i>Learning Rate 0,6</i>
50:50	300	300	87,67%	89,33%
60:40	360	240	91,25%	92,08%
70:30	420	180	92,22%	93,89%
Akurasi Rata-Rata			90,38%	91,77%

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa hasil akurasi untuk *learning rate* 0,3 yaitu, 90,38% lebih rendah 1,39% dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan *learning rate* 0,6 dengan nilai 91,77%. Kemudian banyak data latih mempengaruhi nilai akurasi, dimana semakin banyak data yang dilatih maka semakin besar akurasi yang dihasilkan. Pada proses pengujian, angka 3 memiliki nilai akurasi yang paling kecil dibandingkan yang lain. Hal ini disebabkan gaya penulisan angka 3 menyerupai gaya penulisan angka 1 dan angka 2.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Beberapa kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini :

1. Ekstraksi fitur *Weighted United Moment Invariant* (WUMI) dapat digunakan pada arsitektur *Self Organizing Maps* (SOM) untuk mengenali tulisan tangan angka Cina dari 0(O) sampai 9(九);
2. Jumlah data, nilai *learning rate*, dan kualitas citra dapat mempengaruhi hasil akurasi pengenalan.

Saran pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini adalah:

1. Penelitian selanjutnya menangani kombinasi angka Cina menggunakan metode segmentasi untuk memisahkan angka-angka tersebut;

2. Penelitian ini dapat dijadikan rujukan dan perbandingan pada penelitian selanjutnya dengan menggunakan metode ekstraksi fitur lain untuk melihat pengaruh terhadap akurasi pengenalan tulisan tangan.

REFERENSI

- [1] Jipeng, T. Kumar, G.H. dan Chethan, H.K. (2010). Chinese Numeral Recognition using Gabor and SVM. *Third International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology on IEEE*. 202 – 206.
- [2] Rupard, Jason. (2005). An Approach to Chinese Number Recognition. *CCEC Symposium 2005*. University of North Florida, USA.
- [3] Samsuryadi. (2013). Biomimetic Pattern Recognition For Writer Identification using Geometrical Moment Functions. Universiti Teknologi Malaysia.
- [4] Pamungkas, R.P. dan Shamsuddin, S.M. (2009). Weighted Central Moment for Pattern Recognition: Derivation, Analysis of Invarianceness, and Simulation Using Letter Characters. *Third Asia International Conference on Modelling & Simulation on IEEE*. 102 – 106.
- [5] Dwitra, J., & Samsuryadi, S. (2014). Identifikasi Pribadi Berdasarkan Citra Telinga dengan Jaringan Syaraf Propagasi Balik. *Jurnal GENERIC*, 9(1), 301-308.
- [6] Bullinaria, J.A. (2004). ‘Self Organizing Maps’: Fundamentals, Introduction to Neural networks: Lecture 16. University of Birmingham.
- [7] Clark, R.M., Adjei, O. dan Johal, H. (2001). Machine vision: an incremental learning system based on features derived using fast Gabor transforms for the identification of textural objects. *SPIE Vision Geometry X, International Symposium on Optical Science & Technology*. California (USA).
- [8] Guthikonda, S. M. (2005). Kohonen Self-Organizing Maps. Wittenberg University.