

Identifikasi Tanda Tangan Berdasarkan *Grid Entropy* Menggunakan *Multi Layer Perceptron*

Muhammad Zidny Naf'an¹, Jaenal Arifin²

^{1,2}ST3 Telkom (¹Program Studi S1 Informatika, ²Program Studi D3 Teknik Telekomunikasi)

^{1,2}Jl. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto

Email korespondensi: zidny@st3telkom.ac.id

Dikirim 19 April 2017, Direvisi 29 April 2017, Diterima 3 Mei 2017

Abstrak – Tanda tangan merupakan salah satu bukti pengesahan dokumen yang sering digunakan. Pentingnya mengenal bentuk tanda tangan seseorang diperlukan untuk melakukan verifikasi terhadap dokumen apakah benar yang memberikan tanda tangan adalah orang yang bersangkutan atau orang lain. Pada penelitian ini, penulis mendesain sistem identifikasi tanda tangan dengan fitur yang digunakan adalah nilai *entropy* yang diambil dari *grid image* (sub-citra) suatu citra tanda tangan. Model pelatihan dan pengujian menggunakan *multi layer perceptron* dan *cross validation* dengan tiga ukuran *grid* (4x4, 8x8, dan 16x16) dan dua jenis representasi citra (citra biner dan citra outline). Hasil pengujian terbaik adalah untuk pengujian ukuran *grid* sebanyak 8x8 dan menggunakan citra outline, yaitu dengan tingkat akurasi sebesar 97,78%, nilai korelasi 0,981, dan nilai kappa 0,977.

Kata kunci – *cross validation*, *entropy*, *grid entropy*, identifikasi, *multi layer perceptron*, tanda tangan

Abstract—The signature is one frequently proof validation used on documents. Recognition of signature is required to verify document whether the signature is given by concerned person or others. In this study, the authors design a signature identification system based on the value of entropy that taken from the grid image of an image of a signature. Training and testing model using a multi layer perceptron and cross validation by three grid sizes (4x4, 8x8, 16x16) and two types of image representation (binary image and the image of the outline). The best test results obtained on the grid size 8x8 using outline image that is the accuracy rate of 97.78%, the value of correlation 0.981, and a kappa value of 0.977.

Keywords - cross validation, entropy, grid entropy, identification, multi layer perceptron, signature

I. PENDAHULUAN

Tanda tangan merupakan jenis khusus dari tulisan tangan yang mencakup karakter khusus dan terkadang memiliki hiasan-hiasan. Sebagian tanda tangan dapat dibaca dan sebagian lagi tidak terbaca. Sebagai media yang penting untuk menunjukkan keabsahan suatu informasi tertulis, maka perlu dilakukan identifikasi pemilik tanda tangan tersebut.

Identifikasi tanda tangan dapat dilakukan secara otomatis menggunakan komputer. Tanda tangan yang ditulis oleh seseorang terlebih dahulu dilakukan konversi menjadi bentuk digital melalui pemindaian (scanning). Selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri dari citra digital tanda tangan tersebut. Nilai ciri tersebut menjadi atribut tanda tangan. Pada penelitian ini menggunakan *Multi Layer Perceptron* (MLP) untuk

melakukan identifikasi tanda tangan berdasarkan grid entropy dan jenis representasi citra yang berbeda.

Multi Layer Perceptron merupakan salah satu varian dari *Artificial Neural Network*. Arsitektur MLP dapat terdiri dari 1 atau lebih hidden layer (layer tersembunyi) [1].

Proses pelatihan (*training*) pada MLP terdiri dari 2 bagian utama: yaitu perhitungan maju (*forward*) dan perhitungan mundur (*backward*). Perhitungan maju digunakan untuk menghitung *output* dari masing-masing *hidden layer* berdasarkan nilai *input*, nilai bobot saat ini, dan berdasarkan fungsi aktivasi yang digunakan. Sedangkan perhitungan mundur digunakan untuk memperbarui nilai bobot sesuai dengan nilai *error* yang telah ditentukan. Proses pelatihan akan

berhenti saat nilai MSE (*Mean Square Error*) sudah dapat diterima [2].

Beberapa penelitian mengenai identifikasi tanda tangan diantaranya oleh Hayatunufus, dkk. [3] menggunakan metode *Sum Squared Error* (SSE), yaitu mencari rentang SSE tanda tangan setiap responden. SSE dihitung dari citra biner. Akurasi yang didapatkan dari metode ini adalah sebesar 98%. Damayanti dan Setiawan [4] menggunakan *Modified Direction Feature* (MDF) sebagai ciri tanda tangan. Metode ini merupakan pengembangan dari *Direction Feature* (DF). MDF menghasilkan vektor ciri berdasarkan arah horizontal dan vertikal, kemudian ciri-ciri tersebut digabungkan sehingga menghasilkan vektor ciri yang spesifik. Proses klasifikasi menggunakan *Euclidean Distance* untuk mengenali tanda tangan. Representasi citra yang digunakan pada data latih dan data uji adalah citra hasil proses *thinning*. Hasil terbaik untuk pengenalan citra tanda tangan diperoleh dengan jumlah data pelatihan sebanyak 100 citra dan data uji sebanyak 25 citra dengan tingkat akurasi sebesar 72%. Utami dan Wulanningrum [5] melakukan penelitian identifikasi tandan tangan dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Euclidean Distance* dengan beberapa perlakuan yang berbeda. Hasil pengujian terbaik adalah dengan nilai *threshold* sebesar 50-219 dengan nilai akurasi sebesar 95%. Penggunaan dimensi berbeda antara citra training dan citra testing menghasilkan akurasi 60%. Pengujian dengan tinta warna berbeda menunjukkan tingkat akurasi mencapai 100%. Arifin dan Naf'an [6] melakukan verifikasi citra tanda tangan berdasarkan nilai *entropy* dan waktu komputasi. Hasil yang diperoleh adalah 3,31% nilai *entropy* citra tanda tangan asli keluar dari kelompoknya.

II. METODE PENELITIAN

A. Dataset

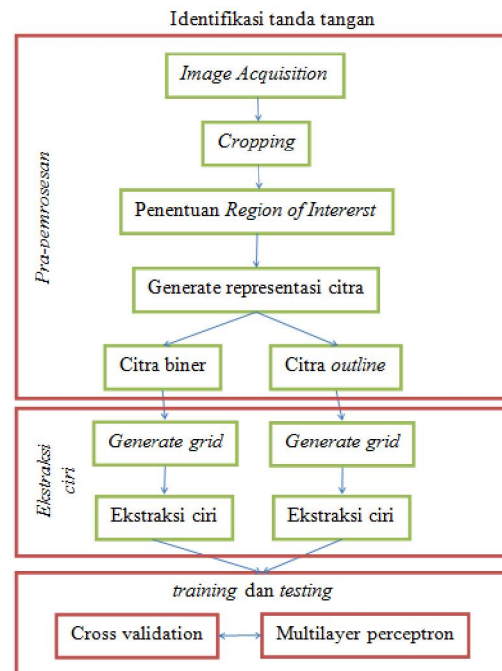
Dataset tanda tangan menggunakan citra tanda tangan asli dari [6], yaitu tanda tangan dikumpulkan dari 30 responden dan setiap responden akan menuliskan tanda tangan pada kertas sebanyak 30 kali. Sehingga jumlah keseluruhan citra tanda tangan adalah sebanyak 900 citra. Setiap lembar tanda tangan dipindai dengan pengaturan kedalaman 600 dpi dan disimpan dalam berkas citra berformat TIFF (*Temporary Instruction File Format*).



Gambar 1. Contoh Hasil Pemindaian

B. Metode Identifikasi Tanda Tangan

Metode identifikasi tanda tangan yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 tahap, yaitu pra-pemrosesan, ekstraksi ciri, dan *training-testing*, sebagaimana yang ditunjukkan Gambar 2.



Gambar 2. Bagan Proses Identifikasi Tanda Tangan

a) Pra-pemrosesan

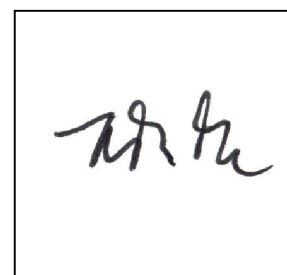
Tahap-tahap pada pra-pemrosesan adalah sebagai berikut.

1) Image Acquisition

Pemindaian tanda tangan setiap responden dengan pengaturan kedalaman sebesar 600 dpi dan disimpan dalam berkas berformat TIFF (*Temporary Instruction File Format*). Citra hasil pemindaian merupakan citra *true color* yang kemudian dikonversi menjadi citra *grayscale* [6] dan selanjutnya dikonversi menjadi citra biner dengan menggunakan Algoritma *Otsu Thresholding* [7][8].

2) Cropping

Pada tahap ini dilakukan pemotongan citra hasil pemindaian seperti pada Gambar 1 dengan menggunakan salah satu *software* pengolah citra. Contoh hasil pemotongan ditunjukkan Gambar 3.



Gambar 3. Contoh Citra Hasil Pemotongan (*Cropping*)

3) *Penentuan Region of Interest (ROI)*

ROI ditentukan berdasarkan *projection profile (vertical projection dan horizontal projection)* dari suatu citra [9]. *Vertical projection profile (VPP)* adalah banyaknya piksel hitam yang tegak lurus sumbu *y*.

Misalkan VPP direpresentasikan sebagai dengan ukuran *M*. Definisi VPP pada baris ke-*i* adalah sebagai berikut.

$$P_v[i] = \sum_{j=0}^{M-1} S[i, j] \tag{1}$$

Dengan *S [i,j]* adalah nilai piksel pada baris ke-*i* dan kolom ke-*j* dari citra *S*, serta *M* adalah jumlah kolom.

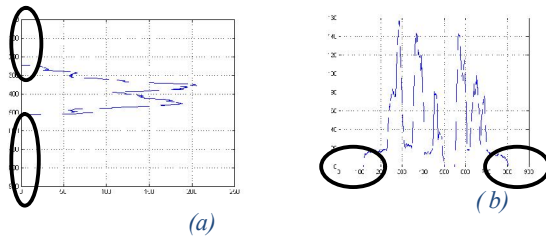
Sedangkan *horizontal projection profile (HPP)* adalah banyaknya piksel hitam yang tegak lurus sumbu *x* yang dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$P_h[i] = \sum_{j=0}^{N-1} S[i, j] \tag{2}$$

Dengan *N* adalah jumlah baris.

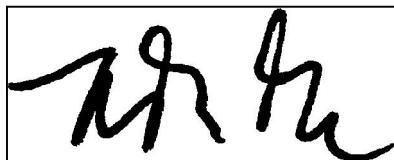
Bentuk histogram hasil *projection profile* dari Gambar 2 ditunjukkan pada Gambar 4.

Lingkaran hitam pada Gambar 4(a) dan Gambar 4(b) menunjukkan bahwasanya tidak ada objek pada daerah tersebut. Sehingga area tersebut dapat digunakan sebagai acuan menentukan ROI citra.



Gambar 4. (a) Hasil VPP; (b) Hasil HPP

Gambar 5 menunjukkan hasil ROI Gambar 3 berdasarkan *projection profile*.



Gambar 5. Citra Hasil ROI

4) *Merepresentasikan citra*

Pada tahap ini disiapkan 2 bentuk representasi citra sebagai input proses pembelajaran menggunakan *Multi Layer Perceptron*. Dua representasi citra tersebut yaitu citra biner dan citra *outline*. Algoritma 1

menunjukkan proses pembuatan representasi citra biner dan *outline* [10].

Warna putih pada citra biner menunjukkan objek dan warna hitam menunjukkan *background*.



Gambar 6. Contoh Citra Biner



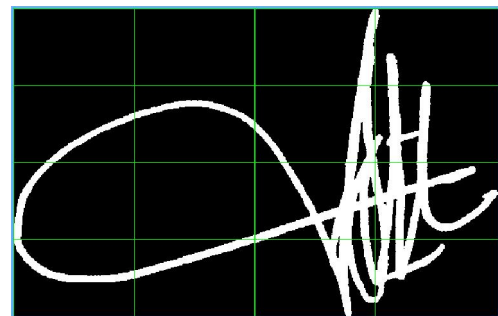
Gambar 7. Contoh Citra Outline

Algoritma 1. Algoritma Pra-Pemrosesan

Input: Citra hasil <i>cropping</i> Output: Representasi citra digital dalam bentuk citra biner dan citra <i>outline</i>
1. Untuk setiap citra lakukan langkah 2 hingga 7. 2. Lakukan <i>Gaussian filtering</i> pada citra. 3. Konversi menjadi citra biner. 4. Tentukan <i>region of interest</i> dengan cara potong daerah kosong disekitar tanda tangan. 5. Simpan citra biner. 6. Ekstrak <i>outline</i> dari citra biner. 7. Simpan citra <i>outline</i> .

b) *Ekstraksi fitur*

Proses ekstraksi ciri tanda tangan dilakukan berdasarkan *grid entropy*. *Grid image* digunakan sebagai pengembangan dari penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan satu nilai *entropy* untuk setiap citra [6].



Gambar 8. Contoh *Grid Image* Dengan Ukuran 4x4

Entropy dapat didefinisikan sebagai parameter untuk mengukur heterogenitas (keberagaman) suatu kumpulan sampel data. Nilai *entropy* yang tinggi dimiliki oleh kumpulan data yang heterogenitasnya tinggi [11]. Sifat keacakan atau keberagaman suatu citra sangat dipengaruhi oleh *entropy* [8]. Nilai *entropy* juga digunakan untuk mengukur seberapa kecil *bits* yang diperlukan untuk merepresentasikan informasi dalam suatu citra [12]. Rumus *entropy* yang digunakan

mengacu pada [6] dan [12]. Rumus *entropy* citra adalah sebagai berikut.

$$H = -\sum_{k=0}^{L-1} p_r(r_k) \log_2 p_r(r_k) \quad (3)$$

k menunjukkan nilai intensitas dalam citra dengan jangkauan dari 0 hingga $L - 1$, dengan L adalah banyaknya nilai intensitas atau level keabuan citra, sedangkan $p_r(r_k)$ menunjukkan nilai probabilitas kemunculan nilai intensitas k pada citra yang didapatkan dari rumus berikut.

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{MN} \quad (4)$$

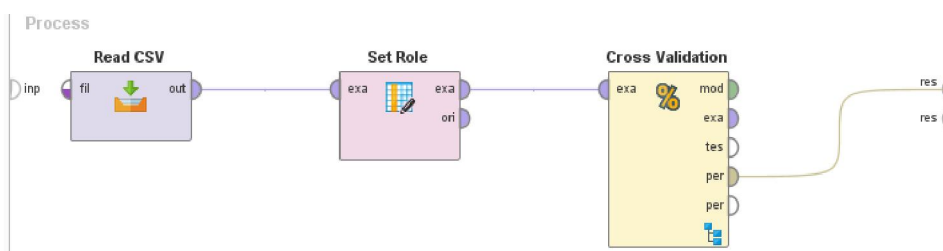
Dengan n_k adalah jumlah kemunculan nilai intensitas k pada seluruh piksel, M adalah jumlah baris citra, dan N adalah jumlah kolom citra [12].

Hasil ekstraksi ciri disimpan dalam file berformat CSV.

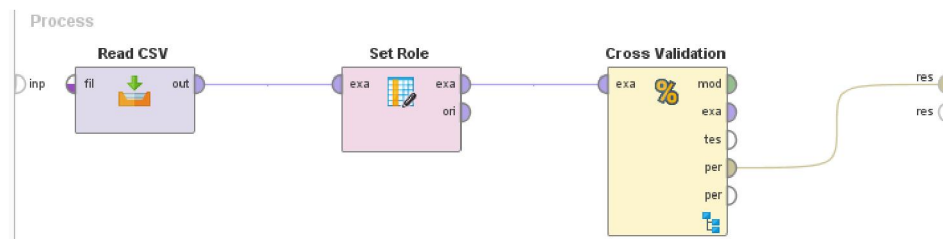
c) *Training* dan *testing*

Proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) menggunakan Rapid Miner 7.4 dengan proses seperti yang ditunjukkan Gambar 9 dan Gambar 10.

Proses pertama pada gambar 9 adalah Rapid Miner membaca *dataset* dalam format csv, kemudian menentukan *role*, yaitu menentukan kolom yang menjadi label. Kemudian dataset akan dimasukan ke dalam *cross validation* dengan jumlah *fold* sebanyak 10. Proses *training* menggunakan modul AutoMLP yang tersedia pada Rapid Miner 7.4.



Gambar 9. Proses Pelatihan Dan Pengujian Di Rapid Miner



Gambar 10. Detail Proses Cross Validation

III. HASIL PENELITIAN

A. Skenario Pengujian

Penelitian ini akan dibandingkan hasil identifikasi tanda tangan menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan skenario pengujian sebagai berikut.

Tabel 1. Skenario Pengujian

Kode uji	Representasi citra	Jumlah grid
UJI_BINER_1	Citra biner	4x4
UJI_BINER_2	Citra biner	8x8
UJI_BINER_3	Citra biner	16x16
UJI_OUTLINE_1	Citra outline	4x4
UJI_OUTLINE_2	Citra outline	8x8
UJI_OUTLINE_3	Citra outline	16x16

Data citra untuk skenario pengujian UJI_BINER_1, UJI_BINER_2, dan UJI_BINER_3 adalah dalam bentuk citra biner sebagaimana pada Gambar 6 dengan ukuran *grid* yang berbeda-beda,

mulai dari 4x4 (16 *grid*), 8x8 (64 *grid*), dan 16x16 (256 *grid*).

Sedangkan untuk skenario pengujian UJI_OUTLINE_1, UJI_OUTLINE_2, dan UJI_OUTLINE_3, citra yang digunakan adalah citra *outline* sebagaimana pada contoh gambar 7.

B. Hasil dan Analisis Pengujian

Pengujian menggunakan *tool* Rapid Miner versi 7.4 dengan alur sebagaimana disebutkan pada gambar 9 dan gambar 10. Hasil pengujian berdasarkan skenario pada Tabel 1 adalah sebagai berikut.

Tabel 2. Hasil Pengujian

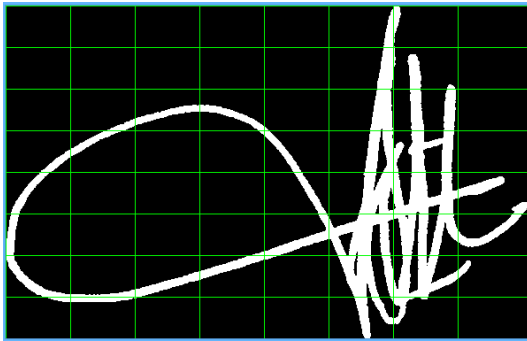
Kode uji	Akurasi	Korelasi	Kappa
UJI_BINER_1	95.00%	0.961	0.948
UJI_BINER_2	97.56%	0.982	0.975
UJI_BINER_3	97.11%	0.983	0.970
UJI_OUTLINE_1	94.44%	0.947	0.943
UJI_OUTLINE_2	97.78%	0.981	0.977
UJI_OUTLINE_3	96.44%	0.971	0.963

IV. PEMBAHASAN

Berdasarkan Tabel 2, dapat diketahui bahwa jumlah *grid* pada citra berpengaruh pada akurasi pengujian. Nilai korelasi seluruh pengujian yang mendekati +1 menunjukkan bahwa nilai-nilai *entropy* dari masing-masing *grid* memiliki hubungan yang erat.

Pada percobaan UJI_BINER_2 dan UJI_OUTLINE_2 dengan jumlah *grid* sebanyak 64 menghasilkan tingkat akurasi tertinggi berdasarkan jumlah *grid*. Hal ini dikarenakan *grid* yang terlintas coretan tanda tangan cukup banyak sehingga nilai *entropy* pada *grid* tersebut tidak nol (0). Akurasi untuk ukuran *grid* 16x16 lebih rendah dibandingkan 8x8, hal ini dikarenakan semakin banyak jumlah *grid* maka akan semakin banyak *grid* yang tidak terlintas coretan tanda tangan. Gambar 11 menunjukkan contoh citra dengan 64 *grid*.

Sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa semakin banyak jumlah *grid* maka tidak terlalu menghasilkan keakuratan yang semakin tinggi.



Gambar 11. Contoh Citra Dengan 64 Grid (8x8)

Dari Tabel 2 juga dapat diketahui bahwa bentuk representasi citra tidak mempengaruhi tingkat akurasi secara signifikan.

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian didapatkan bahwasanya pengujian UJI_OUTLINE_2 mendapatkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 97.78%.

B. Saran

Saran-saran untuk penelitian lanjutan adalah sebagai berikut.

- a) Menggunakan algoritma *machine learning* selain MLP, misalnya Support Vector Machine.

- b) Ekstraksi fitur dilakukan pada citra yang telah ditransformasi ke domain frekuensi, dengan menggunakan transformasi *fourier* dan *wavelet*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak LPPM ST3 Telkom Purwokerto yang telah memberikan dukungan penuh untuk penelitian dan publikasi ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Suyanto, Soft Computing: Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi, 1st ed. Bandung: Penerbit Informatika, 2008.
- [2] S. Marsland, Machine Learning; An Algorithmic Perspective. CRC Press, 2009.
- [3] A. Hayatunnufus, Andrizal, and D. Yendri, "Pendeteksi dan verifikasi tanda tangan menggunakan metode image domain spasial," Universitas Andalas, 2014.
- [4] F. Damayanti and W. Setiawan, "Pengenalan Tanda Tangan Dengan Metode Modified Direction Feature (Mdf) Dan Euclidean Distance," in Prosiding Conference on Smart-Green Technology in Electrical and Information Systems, 2013, pp. 277–282.
- [5] E. Utami and R. Wulanningrum, "Penggunaan Principal Component Analysis dan Euclidean Distance untuk Identifikasi Citra Tanda Tangan," IPTEKKOM, vol. 16, no. 1, pp. 1–16, 2016.
- [6] J. Arifin and M. Z. Naf'an, "Verifikasi Tanda Tangan Asli Atau Palsu Berdasarkan Sifat Keacakan (Entropy)," J. INFOTEL, vol. 9, no. 1, 2017.
- [7] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol. 9, no 1, pp. 62–66, 1979.
- [8] J. Arifin and H. A. Nugroho, "Identifikasi dan Klasifikasi Pola Sinyal EKG Berdasarkan Sifat Keacakan (Entropy)," in Conference on Information Technology and Electrical Engineering (CITEE), 2013.
- [9] M. Cheriet, N. Khama, C.-L. Liu, and C. Y. Suen, Character Recognition Systems: a Guide for Students and Practitioners. John Wiley & Sons, Inc., 2007.
- [10] L. G. Hafemann, R. Sabourin, and L. S. Oliveira, "Offline Handwritten Signature Verification - Literature Review," CoRR, pp. 1–18, 2015.
- [11] Suyanto, Artificial Intelligence, 2nd ed. Bandung: Penerbit Informatika, 2014.
- [12] R. C. Gonzales and R. E. Woods, Digital Image Processing, 3rd ed. New jersey: Pearson Prentice Hall, 2008.