

ANALISIS POLA KEMIRINGAN TULISAN TANGAN UNTUK MENGIDENTIFIKASI KEPRIBADIAN SESEORANG MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Khabib Mustofa¹, Aris Sugiharto, S.Si., M.Kom.², Priyo Sidik Sasongko, S.Si., M.Kom.³

Jurusan Ilmu Komputer/Informatika FSM Universitas Diponegoro
Email: khabibmustofa1412@gmail.com¹, aris.sugiharto@undip.ac.id², priyoss@undip.ac.id³

ABSTRAK

Grafologi merupakan ilmu pengetahuan yang digunakan untuk mengidentifikasi kepribadian seseorang melalui tulisan tangan. Salah satu fitur khusus yang dapat digunakan adalah melalui kemiringan tulisan tangannya. Aplikasi analisis pola kemiringan tulisan tangan ini dibangun menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) yang terbagi menjadi dua tahapan yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan dilakukan untuk mendapatkan data pelatihan dalam bentuk *file* txt, sedangkan tahap pengujian dilakukan untuk melakukan pengklasifikasian sekaligus memberikan hasil berupa identifikasi kepribadian pengguna. Masukan sistem berupa *file* citra tulisan tangan dengan format bitmap, yang selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* dan ekstraksi fitur. Pada tahap pelatihan, *file* citra dikategorikan ke dalam tiga kelas yaitu kelas miring kanan, miring kiri, dan tegak, sedangkan pada tahap pengujian, *file* citra mengalami proses klasifikasi yang melibatkan SVM sehingga didapatkan identifikasi kepribadian pengguna. Tahap pengujian dilakukan sebanyak 5 kali menggunakan 90 data yang dilakukan dengan dua skenario. Skenario pertama menggunakan jumlah data yang sama antara data pelatihan dan pengujian, menghasilkan persentase keberhasilan dengan rata-rata 92,89%, sedangkan skenario kedua yang menggunakan jumlah data yang berbeda antara data pelatihan dan pengujian, menghasilkan persentase keberhasilan dengan rata-rata 92,44%.

Kata kunci: grafologi, kemiringan tulisan tangan, SVM, klasifikasi

ABSTRACT

Graphology is a technique to determine the personality, character or nature of person through the analysis of handwriting. One of which is the slant of handwriting. Slant pattern analysis use Support Vector Machines (SVM) that divided into two stages, that is training stage and testing stage. The training phase used to obtain the raining data in the form of a *.txt file, while the testing phase is done to make the classification as well as to result in the identification of the user's personality. System input is handwritten image file in the form bitmap format, that has been through preprocessing and feature extraction process. In the trainig phase, image file are categorized into three classes, namely class right oblique, left oblique, and upright while the image file classification process in the testing phase involving identification of SVM to obtain the user's personality. The testing phase is done 5 times using 90 data in two scenarios. The first scenario uses the same amount of data between the training data and testing, the average percentage of success is around 92.89%, while the second scenario using different amounts of data between the training data and testing, the average percentage of success is around of 92.44 %.

Keywords: graphology, slant of handwriting, SVM, classification

1. PENDAHULUAN

Grafologi merupakan bidang ilmu pengetahuan yang digunakan untuk menginterpretasikan karakter dan kepribadian seseorang melalui tulisan tangan [3]. Pada

tahun 1875, Jean Hyppolyte Michon memperkenalkan teori pengenalan karakter orang melalui tulisan dengan sebutan *Graphology*.

Grafo-Test sudah digunakan sebagai bagian dari forensik atau biometrik. Di

Amerika, *grafo-test* digunakan untuk mengetahui trait kejujuran, kestabilan emosi, kemungkinan bertindak kasar, dan *judgement* [3]. Di Australia, *grafo-test* dipergunakan oleh The Australian Federal, State and Territory Police sebagai bentuk *test* yang lebih akurat dari pada *lie detector*. Di Perancis dan Swiss, banyak perusahaan menggunakan *grafo-test* untuk mencari karakter karyawan yang sesuai dengan kriteria perusahaan [3].

Mengidentifikasi kepribadian seseorang lewat tulisan tangan dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa fitur seperti kemiringan tulisan, garis dasar tulisan, ukuran tulisan, dan sebagainya [2].

Terdapat empat kecenderungan kemiringan umum pada penulisan yaitu miring kanan, miring kiri, tegak lurus, dan tanpa arah yang jelas [2]. Akan tetapi, berdasarkan besar sudut kemiringannya, pola kemiringan tulisan tangan terbagi menjadi tiga yaitu 90° , $> 90^\circ$, $< 90^\circ$ [6].

Permasalahan utama dalam pengenalan tulisan tangan dan mengumpamakannya ke dalam suatu proses komputasi adalah bagaimana proses akuisisi data dilakukan sehingga menghasilkan sejumlah data numerik yang representatif dan konsisten terhadap sampel yang diberikan.

Terlepas dari permasalahan yang ada, pengenalan tulisan tangan mempunyai banyak manfaat jika mampu diterapkan ke dalam suatu sistem komputerisasi. Sistem yang dapat mengenali hal tersebut bekerja menggunakan metode pembelajaran seperti *Artificial Neural Network (ANN)*, *Algoritma Genetika*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Optical Character Recognition (OCR)*.

SVM adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi *linear* dalam sebuah ruang fitur (*feature space*) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias* yang berasal dari teori pembelajaran statistik [11]. SVM dikenal sebagai teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) paling mutakhir setelah pembelajaran mesin sebelumnya yaitu *Neural Network (NN)* [1]. Terbukti dalam banyak implementasi, SVM memberi hasil yang lebih baik dari ANN, terutama dalam hal solusi yang dicapai. SVM selalu mencapai solusi yang sama untuk setiap *running* [8].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Grafologi

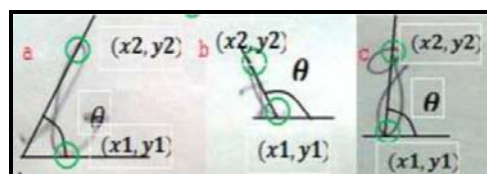
Grafologi merupakan ilmu yang mempelajari karakter seseorang dengan cara menganalisis tulisan tangannya [12]. Ada dua teknik yang biasa dipergunakan dalam memprediksi karakter dan kepribadian seseorang melalui ilmu Grafologi, yaitu teknik Jerman dan teknik Perancis [12]. Metode Jerman dengan cara melihat secara keseluruhan tulisan seseorang. Sedangkan pada teknik Perancis cenderung menganalisis per huruf lalu digabungkan. Seorang pemula biasanya mempelajari teknik Perancis terlebih dahulu. Menurut riset, keakuratan analisis grafologi mencapai 80% sampai 90% [12].

Grafologi dalam memprediksi karakter seseorang menggunakan pendekatan beberapa fitur khusus yang ada pada tulisan tangan, diantaranya yaitu *baseline* atau garis dasar tulisan, ukuran tulisan, tekanan tulisan, kemiringan tulisan, spasi antar kata atau huruf, dan sebagainya.

2.2. Pola Kemiringan Tulisan Tangan

Kemiringan tulisan tangan (*slant of words and letters*) bercerita banyak tentang bagaimana seseorang mengekspresikan perasaannya. Terdapat empat kecenderungan kemiringan umum pada penulisan yaitu miring ke arah kanan, tegak lurus, kiri, dan tanpa arah yang jelas [2].

Cara melihat arah kemiringan tulisan adalah dengan memperhatikan dan menandai bagian-bagian tulisan yang berada di zona atas, terutama pada huruf “b”, “d”, “h”, “k”, “l”, dan “t”. Sedangkan untuk huruf zona bawah dapat dilihat pada huruf “j”, “y”, dan “g” [2].



Gambar 1. Pola sudut kemiringan tulisan [6]

Gambar 1. merupakan contoh pola kemiringan tulisan tangan yang terbagi berdasarkan besar sudutnya. Sudut kemiringan yang terbentuk dapat terbagi

menjadi tiga yaitu 90° , $> 90^\circ$, $< 90^\circ$. Adapun perhitungan pola kemiringan tulisan tangan dapat dilihat pada persamaan 1 [6].

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (1)$$

Besarnya sudut θ didapatkan dari hasil perhitungan (x_1, y_1) dan (x_2, y_2) sebagaimana diperlihatkan pada persamaan 1. θ_0 dianggap sebagai acuan dalam menemukan kemiringan tulisan tangan tersebut. θ_0 tersebut dapat bernilai 90° [6].

2.3. Preprocessing Citra Digital

2.3.1. Grayscale Citra

Proses awal yang banyak dilakukan dalam *image processing* adalah mengubah citra berwarna menjadi citra *grayscale*, hal ini digunakan untuk menyederhanakan model citra [7].

Citra berwarna terdiri dari 3 layer matriks yaitu R- layer, G-layer dan B-layer, sehingga untuk melakukan proses selanjutnya tetap diperhatikan tiga layer tersebut. Apabila setiap proses perhitungan dilakukan menggunakan tiga layer, berarti dilakukan tiga perhitungan yang sama, sehingga konsep itu diubah dengan mengubah 3 layer tersebut menjadi 1 layer matriks *grayscale* dan hasilnya adalah citra *grayscale* [7].

Guna mengubah citra RGB yang mempunyai nilai matriks masing-masing r, g dan b menjadi citra *grayscale*, maka konversi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.

$$f_g(x, y) = 0.2989 * f_r^R(x, y) + 0.5870 * f_g^G(x, y) + 0.1140 * f_b^B(x, y) \quad (2)$$

2.3.2. Binerisasi Citra

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai *pixel* yaitu hitam dan putih. Citra biner hanya memiliki dua buah nilai intensitas yaitu bernilai 0 dan 1.

Pengambangan global memetakan setiap *pixel* di dalam citra ke dalam dua nilai, 1 atau 0 dengan fungsi pengambangan di persamaan 3 [4].

$$f_B(x, y) = \begin{cases} 1, & f_g(x, y) \geq T \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (3)$$

Keterangan:

$f_g(x, y)$: Citra hitam putih.

$f_B(x, y)$: Citra biner.

T : nilai ambang yang dispesifikasikan.

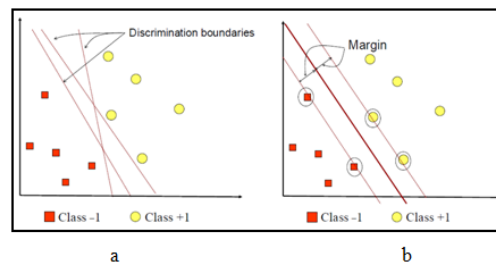
Umumnya nilai T dihitung dengan menggunakan persamaan 4 [13].

$$T = \frac{f_{maks} + f_{min}}{2} \quad (4)$$

f_{maks} adalah nilai intensitas maksimum pada citra dan f_{min} adalah nilai intensitas minimum pada citra. Jika $f(x, y)$ adalah nilai intensitas *pixel* pada posisi (x, y) maka *pixel* tersebut diganti putih atau hitam.

2.4. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition*. SVM merupakan metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* [5]. Usaha SVM dalam menemukan *hyperplane* terbaik dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Usaha SVM dalam menemukan *hyperplane* terbaik [6]

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane-hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space*. Gambar 2.a. memperlihatkan beberapa pola yang merupakan anggota dari dua buah *class*: -1 dan +1. Pola yang tergabung pada *class* -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pola pada *class* +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran).

Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) dapat dilihat pada Gambar 2.a.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya.

Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada Gambar 2.b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

2.5. Metode Kernel SVM

Terdapat banyak teknik *machine learning* yang dikembangkan dengan asumsi kelinieran sehingga algoritma yang dihasilkan terbatas untuk kasus-kasus yang linier. Oleh karena itu, jika suatu kasus klasifikasi memperlihatkan ketidaklinieran, algoritma seperti perceptron tidak dapat mengatasinya [8].

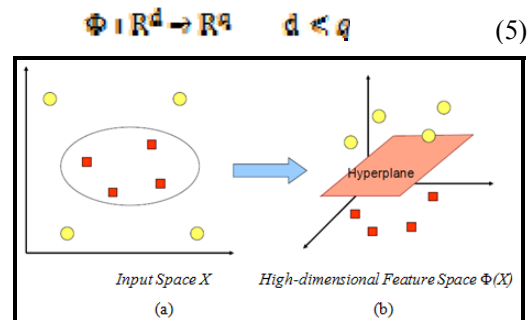
Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat *linear separable*. Kebanyakan bersifat *non linear*. Untuk menyelesaikan problem *non linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi *kernel*.

Dalam *non linear SVM*, pertama-tama data x dipetakan oleh fungsi $\Phi(x)$ ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi. Pada ruang vektor yang baru ini, *hyperplane* yang memisahkan kedua *class* tersebut dapat dikonstruksikan.

“Jika suatu transformasi bersifat non linear dan dimensi dari feature space cukup tinggi, maka data pada input space dapat dipetakan ke feature space yang baru, dimana pattern-pattern tersebut pada probabilitas tinggi dapat dipisahkan secara linear” [5].

Ilustrasi dari konsep tersebut dapat dilihat pada Gambar 3. Pada Gambar 3.a

diperlihatkan data pada *class* warna kuning dan data pada *class* merah yang berada pada *input space* berdimensi dua tidak dapat dipisahkan secara *linear*. Selanjutnya Gambar 3.b menunjukkan bahwa fungsi Φ memetakan tiap data pada *input space* tersebut ke ruang vektor baru yang berdimensi lebih tinggi (dimensi 3), kedua *class* dapat dipisahkan secara *linear* oleh sebuah *hyperplane*. Notasi matematika dari *mapping* ini sebagaimana dapat dilihat pada persamaan 5.



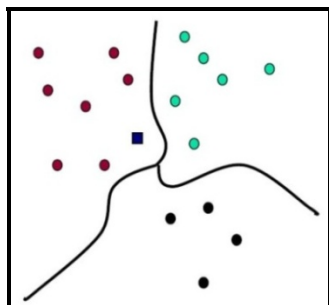
Gambar 3. Fungsi pemetaan data ke dimensi yang lebih tinggi

2.6. SVM untuk Multikelas

Pada awalnya, SVM dikembangkan untuk persoalan klasifikasi dua kelas. Pengembangan ke arah persoalan klasifikasi untuk multikelas masih menjadi perhatian para peneliti. Terdapat dua pendekatan utama untuk SVM multikelas ini.

Pertama, temukan dan gabungkan beberapa fungsi pemisah persoalan klasifikasi dua kelas untuk menyelesaikan persoalan klasifikasi multikelas.

Kedua, secara langsung menggunakan semua data dari semua kelas dalam satu formulasi persoalan optimasi. Termasuk dalam pendekatan pertama, beberapa fungsi untuk kasus dua kelas dikembangkan lalu digabung: satu-lawan-semua atau SLA (*One-against-all*, OAA), dan satu-lawan-satu atau SLU (*One-against-one*, OAO) [8].



Gambar 4. Kasus klasifikasi multikelas dengan $k=3$ [10]

Melalui metode SLA, untuk masalah klasifikasi k -kelas, terdapat k fungsi pemisah, k adalah banyaknya kelas. Misalkan, f merupakan fungsi diskriminan. Dalam metode ini, f^i di-training dengan semua data dari kelas- i dengan label +1 dan semua data dari kelas lain dengan label -1.

Sebagai ilustrasi, dalam masalah klasifikasi dengan 3 kelas seperti terlihat dalam Gambar 4, ketika f^1 di-training, semua data dalam kelas 1 diberi label +1 dan data yang lain dari kelas 2 dan 3 diberi label -1. Begitu juga, ketika f^2 di-training, semua data dalam kelas 2 diberi label +1 dan data yang lain dari kelas 1 dan 3 diberi label -1. Lakukanlah untuk semua $i = 1, 2, 3$. Jika terdapat ℓ data untuk training dengan $(x_1, y_1), \dots, (x_\ell, y_\ell)$ dengan $x_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, \ell$ adalah data input dan $y_i \in S = \{1, \dots, k\}$ x_i yang bersangkutan, fungsi diskriminan ke- i menyelesaikan persoalan optimisasi persamaan 6.

$$\min_{w^i, b^i, \xi_j} \frac{1}{2} (w^i)^T w^i + C \sum_{j=1}^{\ell} \xi_j \quad (6)$$

dengan

$$w^i x_j + b^i \geq 1 - \xi_j, \quad \text{jika } y_j = i \quad (7)$$

$$w^i x_j + b^i \leq -1 + \xi_j, \quad \text{jika } y_j \neq i \quad (8)$$

$$\xi_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, \ell, i = 1, \dots, k \quad (9)$$

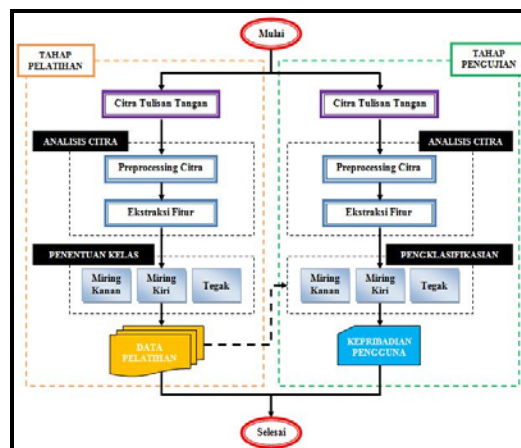
Setelah menyelesaikan persamaan 6, terdapat k fungsi pemisah $w^1 x + b^1, w^2 x + b^2, \dots, w^k x + b^k$. Kemudian kelas dari suatu data atau obyek baru x ditentukan berdasarkan nilai terbesar dari fungsi pemisah [8].

$$j = \text{class of } x = \arg_i = \max_{1, \dots, k} w^i x + b^i \quad \text{dimana } j \in S \quad (10)$$

3. PEMBAHASAN

3.1. Deskripsi Umum

Aplikasi analisis pola kemiringan tulisan tangan untuk mengidentifikasi kepribadian seseorang menggunakan Support Vector Machine (SVM) terbagi menjadi dua tahapan yaitu tahap pelatihan dan yang kedua adalah tahap pengujian. Adapun gambaran umum proses analisis pola kemiringan tulisan tangan untuk mengidentifikasi kepribadian pengguna menggunakan SVM dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Gambaran umum

Tahap pelatihan dilakukan untuk mendapatkan data pelatihan. Tahapan ini melakukan beberapa proses seperti analisis citra dan penentuan kategori kelas.

Proses analisis citra berupa *preprocessing* citra dan ekstraksi fitur. *Preprocessing* citra berfungsi untuk mengubah file citra menjadi *grayscale* yang selanjutnya diubah menjadi citra biner. Ekstraksi fitur berfungsi untuk mengambil ciri-ciri khusus atau informasi penting dari citra biner hasil *preprocessing* citra.

Adapun keluaran dari tahap analisis citra ini adalah berupa matriks kolom yang disimpan ke *storage* pelatihan dalam bentuk file txt sebagai bahan acuan tahap pengujian.

Tahapan yang kedua setelah tahap pelatihan adalah tahap pengujian. Tahap pengujian dilakukan untuk menganalisis pola kemiringan tulisan tangan untuk

mengidentifikasi kepribadian seseorang dengan menggunakan SVM.

Dengan adanya tahap pengujian ini, dapat diketahui seberapa besar akurasi ketepatan aplikasi dalam melakukan pengklasifikasian menggunakan metode SVM. SVM digunakan untuk membandingkan data hasil analisis citra pada tahap pengujian dengan data pelatihan. Setelah tahap ini selesai dilakukan, maka barulah didapatkan informasi kepribadian pengguna sesuai dengan kelasnya masing-masing.

3.2. Analisis Sistem

Pada pembangunan aplikasi ini, diperlukan analisis kebutuhan yang jelas sebagai tujuan utamanya agar tidak keluar dari rencana yang telah ditetapkan.

Beberapa kemampuan yang dimiliki aplikasi adalah sebagai berikut:

- Memiliki kemampuan untuk memasukkan file citra digital dalam format *bitmap* (*.bmp) sebagai citra pelatihan atau citra pengujian.
- Memiliki kemampuan untuk melakukan tahap pelatihan dan tahap pengujian.
- Memiliki kemampuan untuk menampilkan informasi citra digital.
- Memiliki kemampuan untuk melakukan dan menampilkan hasil proses analisis citra berupa *preprocessing* dan ekstraksi fitur.
- Memiliki kemampuan menyimpan data hasil pelatihan dalam bentuk *file txt*.
- Memiliki kemampuan untuk menghitung dan menampilkan lama waktu proses pengujian.
- Memiliki kemampuan untuk menampilkan hasil pengujian berupa identifikasi kepribadian pengguna.

3.3. Implementasi Antarmuka

Aplikasi analisis tulisan tangan dibuat dengan menggunakan program Matlab 7.7 (Matlab R2008b). Antarmuka dalam aplikasi ini terbagi menjadi tiga bagian yaitu *form* pembuka, *form* pelatihan, dan *form* pengujian.

Form pembuka ini merupakan *form* yang pertama kali dihadapkan kepada pengguna ketika pengguna menggunakan aplikasi analisis tulisan tangan ini. *Form* pembuka ini berfungsi sebagai *form* awal

sebelum pengguna menjalankan aplikasi analisis tulisan tangan. Adapun *form* pembuka dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. *Form* pembuka

Form pelatihan yang dapat dilihat pada Gambar 7, dapat dimanfaatkan oleh pengguna untuk melatih sistem dan mendapatkan data pelatihan yang dapat digunakan sebagai acuan pada tahap pengujian.



Gambar 7. *Form* pelatihan

Pada *form* pelatihan terdapat beberapa tombol buka citra, *preprocessing*, dan ekstraksi fitur yang merupakan tombol utama untuk menjalankan tahap pelatihan ini.

Disamping itu juga, terdapat tombol simpan yang dapat digunakan oleh pengguna untuk menyimpan data hasil pelatihan ke dalam *file txt*. Adapun tampilan *form* pelatihan setelah dijalankan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. *Form* pelatihan setelah dijalankan

ANALISIS POLA KEMIRINGAN TULISAN TANGAN UNTUK MENGENALKEAN KEPRIBADIAN SESEORANG MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Form pengujian dipergunakan oleh pengguna untuk melakukan pengujian dan mengidentifikasi kepribadian pengguna berdasarkan pola kemiringan tulisan tangannya.

Pada form pengujian terdapat beberapa tombol buka citra, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan tombol proses yang merupakan tombol utama untuk menjalankan tahap pengujian ini. Adapun tampilan form pengujian sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Form pengujian

Tampilan form pengujian setelah dijalankan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Form pengujian setelah dijalankan

Adapun hasil identifikasi kepribadian pengguna untuk kategori miring kanan yang ditampilkan terpisah diluar form pengujian dapat dilihat pada Gambar 11.

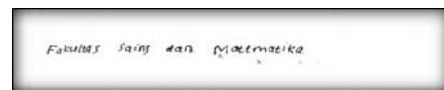


Gambar 11. Form hasil identifikasi kategori miring kanan

3.4. Persiapan Data

Persiapan data merupakan tahap mempersiapkan data pelatihan sehingga dapat digunakan sebagai bahan acuan pada tahap pengujian dalam menentukan hasil pengklasifikasian. Berikut ini adalah tahapan yang harus dilakukan dalam mempersiapkan data pelatihan, yaitu:

- a. Siapkan data pelatihan berupa file citra tulisan tangan sesuai kebutuhan dengan spesifikasi sebagai berikut:
 - 1) File citra berukuran 640x120 pixel sebanyak 90 buah citra dengan format *bitmap*.
 - 2) Citra pelatihan terdiri dari tiga jenis kategori kelas, yaitu 30 citra tulisan miring kanan (kelas 1), 30 citra tulisan miring kiri (kelas 2), dan 30 citra tulisan tegak (kelas 3). Contoh citra kelas miring kanan dapat dilihat pada Gambar 12. Gambar 13. merupakan contoh citra kelas miring kiri, dan Gambar 14. merupakan contoh citra tegak.



Gambar 12. Citra kelas miring kanan

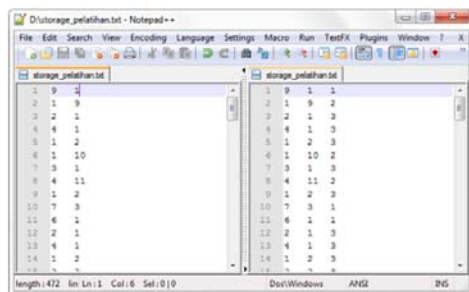


Gambar 13. Citra kelas miring kiri



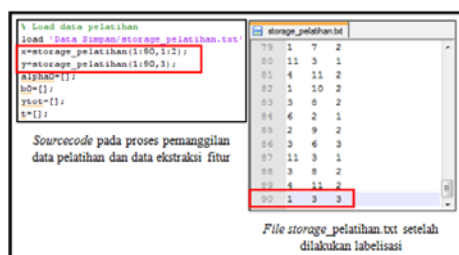
Gambar 14. Citra kelas tegak

- 3) Citra pelatihan ditulis di sebuah kertas putih tanpa garis, yang kemudian di scan sehingga menjadi *file* citra digital dengan format *bitmap*.
- b. Proses citra pelatihan melalui *form* pelatihan sehingga diperoleh sebuah *file* data pelatihan sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 15. Citra pelatihan yang diproses, datanya yang berupa dua buah titik x_1 dan y_2 tersimpan di dalam *file* txt dengan nama *storage_pelatihan.txt* sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 15.a.
- c. Pemberian label kategori kelas untuk masing-masing citra pelatihan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 15.b.
- d. Perlu diperhatikan adalah jumlah data pelatihan yang ada pada data pelatihan (*storage_pelatihan.txt*) harus sama dari data yang ada pada program pengujian, misalnya adalah 90 data sehingga terjadi sinkronisasi diantara keduanya. Adapun sinkronisasi jumlah data dapat dilihat pada Gambar 16.



(a) (b)

Gambar 15. Contoh *file* data pelatihan



Gambar 16. Sinkronisasi jumlah data

3.5. Pengujian

Pengujian adalah tahap penting dalam mengerjakan aplikasi perangkat lunak. Hasil yang diperoleh dapat dijadikan sebagai parameter dalam proses pengembangan selanjutnya jika masih dibutuhkan suatu penyempurnaan.

Lingkungan pengujian terbagi dua macam yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Adapun perangkat keras (laptop) yang digunakan memiliki spesifikasi sebagai berikut:

- a. Prosesor : Intel Core i5 M 430 2,27 GHz
- b. RAM : 4 GB DDR3
- c. VGA : NVIDIA GeForce G310M 512MB DDR3

Aplikasi ini diujikan dalam lingkungan perangkat lunak sebagai berikut:

- a. Sistem operasi menggunakan Microsoft Windows 7 Ultimate 32 bit.
- b. Software Matlab 7.7 (Matlab R2008b).
- c. Notepad++ sebagai tempat penyimpanan data.

Berikut ini adalah aturan dalam pelaksanaan tahap pengujian, yaitu:

- a. Tahap pengujian dilakukan dengan menggunakan dua jenis skenario, yang masing-masing skenario dilakukan sebanyak 5 kali untuk data pelatihan dan 5 kali untuk data pengujian.
- b. Skenario pertama, antara data pelatihan dan data pengujian memiliki jumlah yang sama yaitu masing-masing sebanyak 45 data.
- c. Skenario kedua, antara data pelatihan dan data pengujian memiliki jumlah yang berbeda.
- d. Citra pengujian yang digunakan memiliki karakteristik yang sama dengan citra pelatihan.
- e. Setiap pengujian memiliki komposisi data tulisan tangan yang berbeda.
- f. Data yang digunakan sebagai data pelatihan juga berbeda dengan data yang digunakan untuk data pengujian.
- g. Tulisan tangan yang diuji dibedakan ke dalam tiga jenis kategori kelas, yaitu kelas miring kanan, kelas miring kiri, dan kelas tegak.

Hasil pengujian ini didasarkan pada jalannya proses eksperimen yang telah dilakukan sebanyak 5 kali dengan menggunakan dua skenario.

Skenario pertama untuk data pelatihan dan data pengujian yang jumlahnya sama,

yaitu masing-masing 45 data. Sedangkan skenario kedua untuk data pelatihan dan data pengujian yang jumlahnya berbeda. Setiap skenario dilakukan sebanyak 5 kali eksperimen.

Tulisan tangan yang diuji dibedakan ke dalam tiga jenis kategori kelas, yaitu kelas miring kanan (K1), kelas miring kiri (K2), dan kelas tegak (K3).

Tabel 1. Hasil eksperimen skenario pertama

Eksperimen	Data Pelatihan				Data Pengujian				Data Error				Tingkat Keakuratan (%)
	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	
1	15	15	15	45	15	15	15	45	6	2	3	11	87,78%
2	15	13	17	45	15	17	13	45	0	0	0	0	100%
3	16	15	14	45	14	15	16	45	8	4	0	12	86,67%
4	16	13	16	45	14	17	14	45	0	0	1	1	98,89%
5	17	13	15	45	13	17	15	45	7	1	0	8	91,11%
Rata-Rata													92,89%

Tabel 2. Hasil eksperimen skenario kedua

Eksperimen	Data Pelatihan				Data Pengujian				Data Error				Tingkat Keakuratan (%)
	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	
1	20	20	20	60	10	10	10	30	1	2	0	3	96,67%
2	20	15	15	50	10	15	15	40	3	2	0	5	94,44%
3	18	15	20	53	12	15	10	37	0	6	0	6	93,33%
4	17	17	17	51	13	13	13	39	0	0	4	4	95,56%
5	13	13	13	39	17	17	17	51	5	11	0	16	82,22%
Rata-Rata													92,44%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 1., rata-rata persentase keberhasilan pengenalan pola kemiringan tulisan tangan sebesar 92,89%, dengan tingkat akurasi pada eksperimen pertama sebesar 87,78%, 100,00% untuk eksperimen kedua, 86,67% untuk eksperimen ketiga, 98,89% untuk eksperimen keempat, dan 91,11% untuk eksperimen kelima.

Pada Tabel 2., terlihat bahwa rata persentase keberhasilan sistem sebesar 92,44%, dengan selisih 0,45% lebih rendah jika dibandingkan dengan eksperimen pada Tabel 1. Sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 2., terlihat bahwa tingkat akurasi pada eksperimen pertama mencapai angka 96,67%. Sedangkan pada eksperimen kedua sebesar 94,44%. Adapun tingkat akurasi 93,33% untuk eksperimen ketiga, dan 95,56% untuk eksperimen keempat. Sedangkan pada eksperimen kelima memiliki tingkat akurasi sebesar 82,22%.

Dari hasil pengujian tersebut dapat diketahui bahwa terdapat perbedaan antara jumlah data pelatihan dan pengujian, baik dari segi komposisi data untuk masing-

masing kelasnya maupun banyaknya jumlah data yang digunakan. Dari kedua tabel tersebut dan dari hasil pengujian yang didapatkan, dapat diindikasikan bahwa adanya error dalam pengklasifikasian ini kemungkinan terjadi karena beberapa faktor seperti perbedaan komposisi jumlah data pada data pelatihan untuk masing-masing kelasnya, sehingga klasifikasi hasil perhitungan metode SVM bergeser sedikit melebihi nilai toleransi atau justru sedikit kurang dari nilai toleransi.

Di samping itu, kesalahan klasifikasi kemungkinan juga dapat disebabkan karena adanya *noise* pada *file* citra. Selain itu, perubahan posisi kemiringan tulisan tangan yang diakibatkan dari kesalahan proses *scan* tulisan tangan juga dapat mempengaruhi hasil pengujian.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dalam pembuatan tugas akhir ini adalah:

- a. Dihasilkan sebuah aplikasi yang mampu menganalisis pola kemiringan tulisan tangan untuk mengidentifikasi kepribadian seseorang menggunakan SVM.
- b. SVM efektif dalam menganalisis pola kemiringan tulisan tulisan untuk mengidentifikasi kepribadian seseorang. Rata-rata tingkat keberhasilan pengenalan yang dihasilkan sebesar 92,67%.

4.2. Saran

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih lanjut. Beberapa saran untuk mengembangkan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Aplikasi dapat dikembangkan dengan menggunakan metode lain untuk melakukan pengklasifikasian atau dengan menggabungkan fitur lain yang terdapat pada tulisan tangan sehingga aplikasi dapat semakin baik dan lengkap dalam mengidentifikasi kepribadian seseorang.
- b. Pada proses pengumpulan data, sebaiknya pengguna dapat langsung menuliskan teks pada *handwriting tablet* yang terhubung dengan aplikasi, agar risiko perubahan kemiringan tulisan yang ditimbulkan karena proses *scanning* dapat dihindari.
- c. Dalam menentukan pola kemiringan tulisan, selain menggunakan selisih piksel, diharapkan juga dilakukan perhitungan dengan menggunakan derajat kemiringan tulisan sehingga hasilnya dapat dijadikan sebagai bahan perbandingan.
- d. Menambahkan proses penapisan derau (*noise filtering*) agar *noise* dari hasil *scanning* yang bukan merupakan bagian dari tulisan dapat diminimalisir.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kerami, Djati dan Hendri Murfi, 2004, "*Kajian Kemampuan Generalisasi Support Vector Machine dalam Pengenalan Jenis Splice Sites Pada Barisan DNA*", dalam Jurnal Makara, Sains, Vol. 8, No. 3, Desember 2004: 89-95, Universitas Indonesia, Indonesia.
- [2] Ludvianto, Bayu, 2012, "*Grapho for Success: Analisis Tulisan Tangan*", Jakarta: Penerbit PT. Gramedia Pustaka Utama.
- [3] Mahese, Fit Teri, 2011, "*Grafologi (Graphology)*", diakses dari <http://yepamahase.blogspot.com/2011/07/grafologi-graphology.html>, pada tanggal 28 April 2013, pukul 22.47 WIB.
- [4] Munir, Rinaldi, 2005, "*Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*", Jakarta: Penerbit Informatika.
- [5] Nugroho, Anto Satriyo, dkk, 2003, "*Support Vector Machine: Teori dan Aplikasi dalam Bioinformatika*", dalam Jurnal Kuliah Umum IlmuKomputer.Com, Jakarta.
- [6] Prasad, Shitala, dkk, 2010, "*Handwriting Analysis based on Segmentation Method for Prediction of Human Personality using Support Vector Machine*", dalam International Journal of Computer Applications (0975-8887) Volume 8-No.12, October 2010.
- [7] Santi, Candra Noor, 2011, "*Mengubah Citra Berwarna Menjadi Gray-Scale dan Citra Biner*", dalam Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK Volume 16, No. 1, Januari 2011: 14-19, Semarang.
- [8] Santosa, Budi, 2007, "*Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*", Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.
- [9] Santosa, Budi, 2007, "*Data Mining Terapan dengan Matlab*", Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.
- [10] Santosa, Budi, 2008, "*Pengembangan Model Nonlinear Discriminant Analysis Menggunakan Mathematical Programming untuk Kasus Prediksi Multikelas*", dalam Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi II 2008, Universitas Lampung, 17-18 November 2008.
- [11] Sembiring, Krisantus, 2007, "*Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan*", diakses dari <http://santus.files.wordpress.com/2007/10/tutorial-svm-bahasa-indonesia-oleh-krisantus.pdf>, pada tanggal 5 November 2012, pukul 08.55 WIB.

- [12] Sies, 2012, “*Membaca Kepribadian Seseorang Melalui Tulisan Tangan (Grafologi/Graphology)*”, diakses dari <http://siessaja.wordpress.com/2012/04/12/membaca-kepribadian-lewat-tulisan-grafologi-2/>, pada tanggal 16 Maret 2012, pukul 21.02 WIB.
- [13] Sutoyo, T, dkk, 2009, “*Teori Pengolahan Citra Digital*”, Yogyakarta: Penerbit Andi.