

**ANALISIS POLA GARIS DASAR TULISAN TANGAN  
UNTUK MENGIDENTIFIKASI KEPERIBADIAN SESEORANG  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)****Eko Prasetiawan<sup>1</sup>, Aris Sugiharto, S.Si., M.Kom.<sup>2</sup>, Sukmawati Nur Endah, S.Si., M.Kom.<sup>3</sup>**

Jurusan Ilmu Komputer/ Informatika FSM Universitas Diponegoro

Email: [ekoprass\\_ilkom@yahoo.co.id](mailto:ekoprass_ilkom@yahoo.co.id)<sup>1</sup>, [aris.sugiharto@undip.ac.id](mailto:aris.sugiharto@undip.ac.id)<sup>2</sup>, [sukmane@undip.ac.id](mailto:sukmane@undip.ac.id)<sup>3</sup>**ABSTRAK**

Grafologi merupakan teknik untuk mengetahui kepribadian seseorang melalui tulisan tangan dengan menggunakan beberapa fitur yang ada pada tulisan, salah satunya yaitu fitur garis dasar tulisan tangan. Aplikasi analisis pola garis dasar tulisan tangan ini dibangun menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) yang terbagi menjadi dua tahapan yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pelatihan terdapat dua tahapan yaitu tahap analisis citra dan penentuan kelas citra. Adapun keluaran dari tahap analisis citra ini adalah data berupa titik absis yang disimpan dalam bentuk file txt yang nantinya digunakan di tahap pengujian. Sedangkan tahap pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa besar akurasi ketepatan aplikasi yang dibuat dapat bekerja mengklasifikasikan data masukan sekaligus memberikan hasil berupa identifikasi kepribadian pengguna. Tahap pengujian dilakukan sebanyak 5 kali dengan menggunakan dua skenario dengan total jumlah data yang digunakan sebanyak 90 data. Skenario pertama menggunakan jumlah data yang sama antara data pelatihan dan pengujian, menghasilkan persentase keberhasilan dengan rata-rata 98,00%, sedangkan skenario kedua yang menggunakan jumlah data yang berbeda antara data pelatihan dan pengujian, menghasilkan persentase keberhasilan dengan rata-rata 97,85%.

**Kata kunci:** grafologi, garis dasar tulisan tangan, Support Vector Machine (SVM)**ABSTRACT**

Graphology is a technique that is performed to determine the personality of a person through the analysis of handwriting, one of which is the baseline of handwriting. This application explored the handwriting baseline analysis for the detection of human personality developed by Support Vector Machines (SVM) that divide into two phase, training and testing. SVM was a classification technique used in handwriting recognition. The training phase had two process, image analysis and image class decision. The output of training phase were data as an absis point that stored into file extension .txt, the absis point data used in the testing phase. The testing phase used to know application accuracy for classify input data also give the personality identification result. The testing phase has been performed 5 times with using two scenario with 90 data input. First scenario used the same number between training and testing phase resulting the 98,00 % average success ratio, meanwhile the second scenario used different number between training and testing phase resulting the 97,85 % average success ratio.

**Keywords:** graphology, baseline, Support Vector Machine (SVM)**1. PENDAHULUAN**

Grafologi merupakan teknik analisis tulisan tangan untuk mengetahui kepribadian seseorang. Dalam dunia psikologi, grafologi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengetahui karakter seseorang. *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*. Di Perancis dan Swiss, banyak perusahaan menggunakan *grafo-test* untuk mencari karakter karyawan yang sesuai dengan kriteria perusahaan [3].

Pada proses analisis tulisan manusia dapat manusia dapat melakukannya dengan mudah, namun tidak demikian dengan komputer, karena komputer memerlukan model-model tertentu untuk dapat melakukan

1) Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer/Informatika FSM UNDIP

2) Staf Pengajar Jurusan Ilmu Komputer/Informatika FSM UNDIP

pengenalan. Pada model-model pengenalan tulisan tangan dengan komputer, tingkat pengenalannya tergantung pada kemampuan diskriminatif ekstraksi ciri dan kemampuan generalisasi pengklasifikasi [2].

Dalam analisis tulisan tangan dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa fitur yang ada pada tulisan tangan seperti garis dasar tulisan, garis dasar tulisan, ukuran tulisan, dan sebagainya [2]. Pada penelitian tugas akhir ini penulis berfokus pada fitur garis dasar tulisan untuk analisis tulisan guna mendapatkan kepribadian seseorang. Garis dasar tulisan adalah garis imajiner yang tercipta saat anda menghubungkan bagian bawah dari huruf-huruf alam kata ataupun kalimat. Garis dasar tulisan ini dapat mengarah ke bagian atas kertas, bagian bawah, dan mendatar. Aplikasi 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)*.

Proses pembelajaran pada SVM bertujuan untuk mendapatkan hipotesis berupa bidang pemisah terbaik yang tidak hanya meminimalkan *empirical risk* yaitu rata-rata eror pada data pelatihan, tetapi juga memiliki generalisasi yang baik [11]. SVM dikenal sebagai teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) paling mutakhir setelah pembelajaran mesin sebelumnya yang dikenal sebagai *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

Penggunaan tulisan tangan untuk mendapatkan gambaran kepribadian seseorang sudah sangat lama dilakukan bahkan, mungkin sudah melebihi seratus tahun. Teknik yang digunakan untuk mengetahui kepribadian seseorang melalui analisis tulisan tangannya dikenal dengan istilah Grafologi. Grafologi merupakan ilmu yang mempelajari karakter seseorang dengan cara menganalisis tulisan tangannya [12].

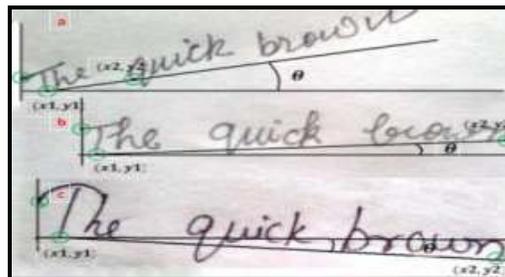
Buku pertama tentang grafologi ditulis oleh Camillo Baldi seorang dokter asal Italia pada tahun 1622. Tahun 1875, Jean Michon menerbitkan bukunya yang menjadi buku pokok grafologi pada saat itu. Tak lama kemudian, universitas di Eropa mulai memberi gelar Ph.D. atau Master di bidang ini [12].

Dalam ilmu grafologi terdapat dua metode untuk menganalisis tulisan tangan yaitu metode Jerman dengan cara melihat secara keseluruhan tulisan seseorang dan metode Perancis cenderung menganalisis per huruf kemudian digabungkan. Menurut riset, keakuratan analisis grafologi mencapai 80% sampai 90% [12].

Seorang grafolog dalam memprediksi karakter seseorang menggunakan pendekatan beberapa fitur khusus yang ada pada tulisan tangan, diantaranya *baseline* atau garis dasar tulisan, ukuran, spasi antar kata, spasi antar huruf, tekanan saat menulis dan lain-lain.

### 2.2. Pola Garis Dasar Tulisan Tangan

Pola garis dasar penulisan (*baseline*) adalah garis imajiner yang tercipta ketika menghubungkan bagian bawah tiap huruf-huruf dalam kata atau kalimat. *Baseline* atau garis dasar ini dapat mengarah ke bagian atas kertas, mendatar dan ke bagian bawah kertas seperti yang terlihat pada gambar 1. Kita dapat mengungkapkan garis dasar sebagai “sebuah jalan untuk mencapai cita-cita”. Kalau anda melihat sebaris kalimat yang dituliskan pada selembar kertas, baris itu seolah-olah berawal dari masa lalu (di awal kalimat), mengalir ke masa sekarang (di tengah-tengah kertas), dan berakhir di masa depan (di bagian sebelah kanan kertas) [2].



Gambar 1. Tipe pola dasar penulisan (a) naik, (b) datar, (c) turun [10]

Gambar 1. merupakan contoh pola garis dasar tulisan tangan yang terbagi berdasarkan

besar sudutnya. Sudut garis dasar yang terbentuk dapat terbagi menjadi tiga yaitu  $90^\circ$ ,  $> 90^\circ$ ,  $< 90^\circ$ . Melalui sudut garis dasar tersebut akan menentukan pola garis dasar suatu tulisan tangan [6].

### 2.3. Preprocessing Citra Digital

#### 2.3.1. Grayscale Citra

Grayscale citra adalah sebuah teknik mengubah gambar (*image*) atau citra berwarna RGB menjadi citra berwarna abu-abu. Citra RGB memiliki 3 layer warna yang memiliki nilai piksel pada masing-masing layer dan didefinisikan pada matriksnya masing-masing. Citra RGB memiliki 3 buah matriks yang menyimpan nilai piksel dari warna merah, hijau dan biru untuk mengubahnya menjadi citra abu-abu maka ke-3 matriks tersebut dijumlahkan dan dibagi 3, sehingga menjadi 1 matriks tunggal yang menyimpan nilai piksel berwarna yang berkisar dari warna putih sampai hitam atau yang terlihat secara visual berwarna abu-abu [7]. Untuk mengubah citra RGB yang mempunyai nilai matriks masing-masing r, g dan b menjadi citra *grayscale*, maka konversi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 1.

$$f_g(x,y) = 0.2989 * f_r(x,y) + 0.5870 * f_g(x,y) + 0.1140 * f_b(x,y) \quad (1)$$

#### 2.3.2. Binerisasi Citra

Binerisasi merupakan proses mengubah citra ke dalam bentuk biner (0 dan 1). Dengan mengubah kebentuk biner, citra hanya akan mempunyai dua warna saja yakni hitam dan putih. Pada proses ini citra RGB juga akan diubah menjadi satu matriks penyusun saja.

Pengambangan global memetakan setiap *pixel* di dalam citra ke dalam dua nilai, 1 atau 0 dengan fungsi pengambangan di persamaan 2 [4].

$$f_b(t,d) = \begin{cases} 1, & f_g(t,d) \geq T \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2)$$

Keterangan:

$f_g(t,d)$ : Citra hitam putih.

$f_b(t,d)$ : Citra biner.

$T$ : nilai ambang yang dispesifikasikan.

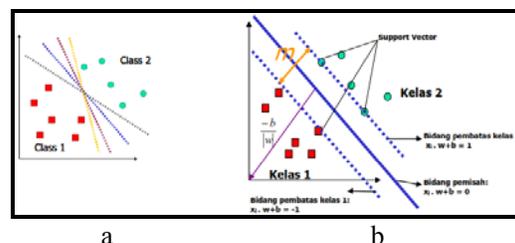
Umumnya nilai  $T$  dihitung dengan menggunakan persamaan 3 [13].

$$T = \frac{f_{maks} + f_{min}}{2} \quad (3)$$

$f_{maks}$  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) 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 statik [5]. Teori yang mendasari SVM sendiri sudah berkembang sejak 1960-an, tetapi baru diperkenalkan oleh Vapnik, Boser dan Guyon pada tahun 1992 dan sejak itu SVM berkembang dengan pesat. SVM adalah salah satu teknik yang relatif baru dibandingkan dengan teknik lain, tetapi memiliki performansi yang lebih baik di berbagai bidang aplikasi seperti *bioinformatics*, pengenalan tulisan tangan, klasifikasi teks dan lain sebagainya. Usaha SVM dalam menemukan *hyperplane* terbaik dapat dilihat pada Gambar 2.



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

Pada Gambar 2. dapat dilihat berbagai alternatif bidang pemisah yang dapat memisahkan semua data set sesuai dengan kelasnya. Namun, bidang pemisah terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar. 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 hijau (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.

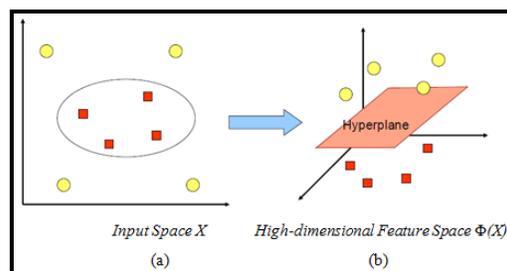
Garis solid pada Gambar 2.b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

### 2.5. Metode Kernel SVM

Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat *linear separable*. 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 kelas tersebut dapat dikonstruksikan. Hal ini sejalan dengan teori Cover yang menyatakan “*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 patten-pattren 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  $\Phi$  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 4.

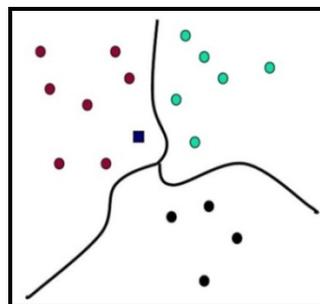
$$\Phi: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^q \quad d \ll q \quad (4)$$



Gambar 3. Fungsi pemetaan data ke dimensi yang lebih tinggi

### 2.6. SVM untuk Multikelas

*Support Vector Machine* pada awal pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (klasifikasi biner). Namun, penelitian lebih lanjut untuk mengembangkan SVM sehingga dapat mengklasifikasikan data yang memiliki lebih dari dua kelas. Terdapat dua pilihan untuk mengimplementasikan SVM multikelas ini yang pertama yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau yang disebut dengan satu-lawan-semua atau SLA (*One-against-all*, OAA) dan yang kedua dengan menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi atau yang disebut dengan 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,  $f^i$  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  $\ell$  data untuk training  $(x_1, y_1), \dots, (x_\ell, y_\ell)$  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.

$$\min_{w^i, b^i, \epsilon_j^i} \frac{1}{2} (w^i)^T w^i + C \sum_{j=1}^k \epsilon_j^i \quad (5)$$

dengan

$$w^i x_j + b^i \geq 1 - \epsilon_j^i, \quad \text{jika } y_j = 1 \quad (6)$$

$$w^i x_j + b^i \leq -1 + \epsilon_j^i, \quad \text{jika } y_j \neq 1 \quad (7)$$

$$\epsilon_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, k, i = 1, \dots, k \quad (8)$$

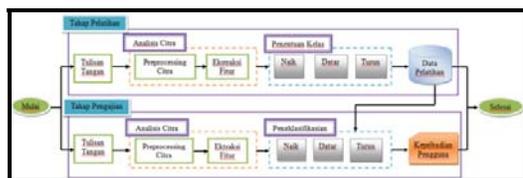
Setelah menyelesaikan persamaan 5, terdapat  $k$  fungsi pemisah  $w^1 x + b^1, w^2 x + b^2, \dots, w^k x + b^k$ . Kemudian kelas dari suatu data atau obyek baru  $x$  ditentukan berdasarkan nilai terbesar dari fungsi pemisah [8].

$$j = \text{class of } x = \arg_i = \max_{1, \dots, k} w^i x + b^i \quad \text{dimana } j \in S \quad (9)$$

### 3. PEMBAHASAN

#### 3.1. Deskripsi Umum

Proses secara umum dari aplikasi analisis pola garis dasar tulisan tangan terbagi menjadi dua tahapan proses utama, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Proses analisis garis dasar tulisan tangan menggunakan SVM dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Gambaran umum

Tahap pelatihan bertujuan untuk melatih sistem agar pada tahap pengujian sistem dapat bekerja dengan sempurna dan memberikan hasil yang akurat. Pada tahap pelatihan terdapat dua proses yang berjalan yaitu proses analisis citra dan proses penentuan kelas. Citra tulisan tangan yang masuk pada proses analisis citra akan masuk pada subproses *preprocessing* citra dan ekstraksi fitur. *Preprocessing* citra berfungsi untuk mengubah file citra menjadi *grayscale* yang selanjutnya diubah menjadi citra biner. Sedangkan ekstraksi fitur berfungsi untuk mengambil ciri khusus atau informasi penting dari citra biner hasil *preprocessing*. Adapun keluaran dari tahap pelatihan ini adalah berupa data latih yang disimpan dalam bentuk file txt yang berisi titik  $x_1$  untuk nilai absis dari baris kiri bawah dan  $x_2$  untuk nilai absis dari baris kanan bawah yang akan digunakan di tahap pengujian.

Proses selanjutnya dari tahap pelatihan yaitu proses penentuan kelas. Proses penentuan kelas bertujuan untuk mengelompokkan citra tulisan tangan ke dalam kelas sesuai dengan kategori kelasnya. Pada aplikasi ini, kategori kelas dibagi menjadi tiga yaitu kelas 1 untuk tulisan dengan pola garis dasar naik, kelas 2 untuk pola garis dasar datar, dan kelas 3 untuk pola garis dasar turun. Nilai toleransi didapatkan melalui perhitungan berdasarkan data nilai titik yang tersimpan dalam *storage* pelatihan.

Setelah tahap pelatihan selesai maka tahap selanjutnya adalah pengujian. Tahap pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa besar akurasi ketepatan aplikasi yang dibuat dapat bekerja mengklasifikasikan data masukan citra digital menggunakan metode SVM. Pada tahap pengujian proses yang berjalan hampir sama dengan tahap pelatihan, namun proses penentuan kelas tahap pelatihan pada tahap pengujian diganti dengan proses pengklasifikasian. Proses pengklasifikasian citra pada tahap pengujian menggunakan metode SVM, dimana citra masukan akan dianalisis guna menghasilkan nilai titik  $x_1$  dan  $x_2$ .

Pada tahap ini, metode SVM akan sangat berperan dalam penentuan kelas. SVM akan membandingkan data hasil analisis citra pada tahap pengujian dengan data pelatihan yang diperoleh dari hasil 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 masukan.
- Memiliki kemampuan untuk melakukan tahap pelatihan dan tahap pengujian.
- Memiliki kemampuan untuk menampilkan informasi citra digital meliputi nama, ukuran, panjang, dan lebar *file* citra.
- 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 pada tugas akhir ini 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 merupakan tampilan awal pada saat aplikasi tulisan tangan ini dijalankan. Dalam *form* terdapat dua tombol (*pushbutton*) yaitu tombol pelatihan dan tombol pengujian. Tombol pelatihan digunakan untuk masuk ke halaman *form* pelatihan dan tombol pengujian jika ingin masuk ke halaman *form* pengujian. Tampilan *form* pembuka sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. *Form* pembuka

*Form* pelatihan merupakan *form* yang dibuat untuk melatih sistem agar pada saat pengujian sistem dapat bekerja dengan baik dan memberikan hasil yang akurat. Tampilan *form* pelatihan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. *Form* pelatihan

Dalam *form* pelatihan ini terdapat empat tombol utama, yaitu tombol buka citra, tombol *preprocessing*, tombol ekstraksi fitur dan tombol simpan. Selain itu juga, dalam *form* pelatihan ini juga terdapat tombol reset dan tombol keluar sebagai fitur pelengkap yang dapat dimanfaatkan oleh pengguna untuk mempermudah pekerjaannya. Adapun tampilan *form* pelatihan setelah dijalankan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. *Form* pelatihan setelah dijalankan

Form pengujian merupakan tampilan yang digunakan oleh pengguna untuk menuji kemampuan aplikasi dalam mengklasifikasikan citra\_uji dengan benar. Tampilan form pengujian dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Form pengujian

Pada form pengujian terdapat beberapa tombol seperti buka citra, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan proses. Tombol buka citra digunakan untuk mengambil citra yang akan diujikan pada system. Tampilan form pengujian setelah dijalankan sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Form pengujian setelah dijalankan

### 3.4. Pengujian

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

Lingkungan pengujian terbagi dua macam yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Adapun perangkat keras (laptop) yang

digunakan memiliki spesifikasi sebagai berikut:

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

Aplikasi ini diujikan dalam lingkungan perangkat lunak sebagai berikut:

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

Pengujian dilakukan menggunakan dua jenis skenario, yang masing-masing skenario dilakukan sebanyak 5 kali untuk data pengujian. Pada skenario pertama, jumlah data pelatihan dan data pengujian sama yaitu masing-masing sebanyak 45 data. Sedangkan pada skenario yang kedua, antara data pelatihan dan data pengujian memiliki jumlah yang berbeda. Data yang digunakan sebagai data pelatihan juga berbeda dengan data yang digunakan untuk data pengujian. Pada pengujian ini yang menjadi tekanan adalah terkait garis dasar suatu tulisan. Tulisan tangan yang diuji akan dibedakan ke dalam tiga jenis kelas, yaitu kelas naik, kelas datar dan kelas turun. Adapun yang harus dilakukan sebelum melakukan pengujian adalah mempersiapkan data pengujian yang berupa file citra digital (file tulisan tangan) dengan ketentuan sebagai berikut:

- Citra uji terdiri dari tiga buah jenis citra yang berbeda, yaitu citra tulisan naik (kelas 1) sebanyak 30 citra, citra tulisan datar (kelas 2) sebanyak 30 citra, dan citra tulisan turun (kelas 3) sebanyak 30 citra.
- Citra uji berisi sebuah kalimat yang terdiri dari empat buah kata, yaitu "Fakultas Sains dan Matematika" dan ditulis dalam satu baris.
- Citra uji merupakan tulisan tangan asli seseorang (bukan ketikan komputer) yang ditulis di atas sebuah kertas putih tanpa garis, yang kemudian di scan sehingga menjadi file citra digital.
- Jenis citra uji yang digunakan adalah citra *bitmap* (\*.bmp).

### 3.5. Hasil Pengujian

Skenario pertama untuk data latih dan data pengujian yang jumlah datanya sama,

yaitu masing-masing 45 data. Sedangkan skenario kedua untuk data latih dan data pengujian jumlah datanya berbeda. Setiap skenario dilakukan sebanyak 5 kali eksperimen. Tulisan tangan yang diuji akan dibedakan ke dalam tiga kategori kelas, yaitu kelas Naik (K1), kelas Datar (K2), dan kelas Turun (K3). Tabel 4.1. merupakan hasil eksperimen dengan jumlah data pelatihan sama dengan data pengujian. Tabel 4.2.

merupakan hasil eksperimen dengan jumlah data pelatihan dan data pengujian berbeda.

Tabel 1. merupakan hasil eksperimen skenario pertama dengan jumlah data pelatihan sama dengan data pengujian, yaitu masing-masing sebanyak 45 data. Sedangkan Tabel 2. merupakan hasil eksperimen skenario kedua dengan jumlah data pengujian tidak sama dengan data pelatihan.

Tabel 1. Hasil eksperimen skenario pertama

Eksperimen	Data Pelatihan				Data Pengujian				Data Eror				Tingkat keakuratan (%)
	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	
1	15	15	15	45	15	15	15	45	0	0	0	0	100%
2	17	15	13	45	15	13	17	45	0	0	0	0	100%
3	13	17	15	45	13	17	15	45	0	1	1	2	97,78%
4	15	13	17	45	14	15	16	45	0	2	2	4	95,56%
5	14	15	16	45	16	15	14	45	3	0	0	3	96,67%
Rata-Rata												98,00%	

Tabel 2. Hasil eksperimen skenario kedua

Eksperimen	Data Pelatihan				Data Pengujian				Data Eror				Tingkat keakuratan (%)
	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	K1	K2	K3	Σ	
1	20	20	20	60	10	10	10	30	1	0	0	1	98,89%
2	20	15	15	50	10	10	15	35	0	0	1	1	98,82%
3	15	15	20	50	10	15	10	35	0	0	0	0	100%
4	15	10	15	40	15	20	15	60	1	3	0	4	96,00%
5	10	10	10	30	20	20	20	60	1	1	2	4	95,56%
Rata-Rata												97,85%	

Dari tabel 1. pada percobaan pertama dan kedua didapatkan hasil pengujian yang sempurna dengan tingkat keakuratan pengklasifikasian 100%. Namun pada percobaan selanjutnya tingkat keakuratan berkurang dan mulai ditemukan adanya data eror dalam pengklasifikasian. Adanya error dalam pengklasifikasian ini kemungkinan terjadi karena disebabkan oleh 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.

Komposisi jumlah data yang berbeda jauh seperti yang terlihat pada table 2 mengakibatkan tingkat keakuratan pengklasifikasian semakin menurun. Hal ini tentunya mengindikasikan bahwa semakin

besar data pelatihan yang digunakan dan dengan jumlah komposisi data untuk masing-masing kelasnya yang relatif hampir sama, maka akan semakin besar pula tingkat keakuratannya. Hal ini dikarenakan semakin banyak data pelatihan yang digunakan dan dengan jumlah komposisi data pelatihan yang seimbang, SVM akan semakin baik dalam menentukan dan membentuk *hyperplane* dengan sempurna.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dalam pembuatan tugas akhir ini adalah:

- a. Dihasilkan sebuah aplikasi analisis tulisan tangan menggunakan metode *Support*

- Vector Machine (SVM) yang mampu mengidentifikasi kepribadian seseorang melalui garis dasar tulisan.
- b. Kemampuan SVM cukup efektif dalam menganalisa pola garis dasar tulisan dengan rata-rata tingkat keberhasilan pengenalan yang dihasilkan sebesar 97,92%.

#### 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 garis dasar tulisan yang ditimbulkan karena proses *scanning* dapat dihindari.
- c. Proses pengujian sebaiknya melibatkan seorang grafolog, agar hasil yang didapatkan dari aplikasi dapat dibandingkan dengan hasil analisis dari grafolog.

#### 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.