

PERANAN KONTUR DAN SLOPE DALAM PENGENALAN KEASLIAN TANDA TANGAN MENGGUNAKAN DYNAMIC TIME WARPING DAN POLAR FOURIER TRANSFORM

Ignatia Dhian Estu Karisma
Ratri¹
ignatiadhian@staff.ukdw.ac.id

Hanung Adi Nugroho²
adinugroho@ugm.ac.id

Teguh Bharata Adji³
adji@ugm.ac.id

Abstrak

Kebutuhan sejumlah besar tanda tangan yang diverifikasi secara manual setiap harinya memunculkan potensi pembuatan sebuah sistem untuk mengenali keaslian tanda tangan. Tujuan penelitian ini adalah meningkatkan akurasi pengenalan keaslian tanda tangan dengan melakukan kombinasi beberapa metode dengan karakteristik masing-masing. Fitur khusus yang digunakan dalam penelitian ini adalah kontur dan slope dari setiap tanda tangan. Setiap nilai fitur kontur dan slope dari citra tanda tangan akan dihitung jarak antara tanda tangan asli dan palsu menggunakan metode Dynamic Time Warping (DTW). Kemudian metode lainnya yang digunakan adalah Polar Fourier Transform (PFT). Tahap yang terakhir yang dilakukan adalah klasifikasi untuk mengenali keaslian tanda tangan sekaligus melakukan perhitungan akurasi terhadap metode yang digunakan. Metode yang digunakan pada saat klasifikasi adalah Support Vector Machine (SVM). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi antara metode DTW dan PFT menggunakan klasifikasi SVM memberikan hasil yang paling baik dalam mengenali keaslian tanda tangan dengan tingkat akurasi sebesar 93,23%. Diharapkan dari hasil penelitian ini dapat digunakan dalam proses mengenali keaslian tanda tangan di kehidupan sehari-hari.

Keyword: *Dynamic Time Warping, Polar Fourier Transform, Support Vector Machine, tanda tangan, kontur, slope*

Abstract

The writer has seen that so far signatures are just validated manually, so there is possibility to create a system for hand signature recognition. The objective of this research is to improve the method for hand signature recognition using combination method with different characteristic. Contour and slope used for special feature in this research. Contour and slope from image will be applied using Dynamic Time Warping (DTW). Another extraction feature that been used was Polar Fourier Transform (PFT). The method employed for classification are Support Vector Machine (SVM). From the research results, the writer obtains the fact that the combination between the DTW and PFT using SVM classification, provide the better results in verification of an authentic hand signature with the accuracy of 93.23%. it is expected that from this research, the results can be utilized in the process of verification of an authentic hand signature in near future daily life.

Keywords : *Dynamic Time Warping, Polar Fourier Transform, Support Vector Machine, signature, contour, slope*

1. PENDAHULUAN

Dalam kehidupan sehari-hari setiap orang membutuhkan sesuatu hal yang unik untuk membedakannya dengan yang lain. Secara alami, setiap manusia memiliki keunikan tersendiri yang membedakannya satu sama lain. Bahkan untuk saudara kembar sekalipun mereka tetap dapat dibedakan dengan menggunakan sidik jari mereka. Salah satu cara yang

¹ Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta Wacana

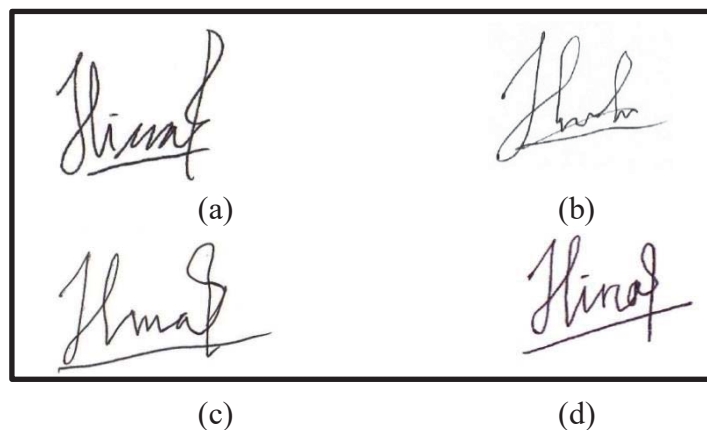
² Teknik Elektro, Universitas Gajah Mada

³ Teknik Elektro, Universitas Gajah Mada

dapat digunakan untuk membedakan seseorang dengan orang lain menggunakan karakteristik yang dimiliki oleh manusia biasanya disebut dengan biometrik(Hidayatno, dkk., 2008). Dalam salah satu kutipan Schneier di buku Mike Stamp menyebutkan bahwa apa yang ada pada tubuh kita dapat dijadikan menjadi sebuah kunci(Stamp, 2011).

Salah satu ciri unik yang masih digunakan untuk membedakan seseorang dengan orang lain antara lain adalah tanda tangan. Tanda tangan digunakan setiap orang untuk melakukan validasi terhadap dirinya sendiri. Tanda tangan masih digunakan sebagai salah satu cara untuk melakukan identifikasi seseorang secara finansial, ataupun untuk mendapatkan akses kontrol dan mensahkan sebuah kontrak kerja sama. Akan tetapi pemalsuan tanda tangan masih marak terjadi di Indonesia, termasuk berita terakhir mengenai pemalsuan tanda tangan salah satu Gubernur di Indonesia(Larno, 2016). Hal ini memunculkan sebuah kebutuhan untuk membuat sebuah sistem pengenalan keaslian tanda tangan untuk mencegah pemalsuan tanda tangan. Perkembangan teknologi saat ini memungkinkan adanya dua tipe tanda tangan, yaitu tanda tangan online dan offline. Dalam penelitian yang akan dibahas pada saat ini akan lebih banyak membahas tanda tangan offline.

Pada umumnya pengenalan tanda tangan offline biasanya cukup dengan melakukan pencocokan tanda tangan asli dengan tanda tangan secara manual saat melakukan transaksi. Akan tetapi jika pemeriksaan manual ini berlaku secara kontinu dan berulang dalam waktu lama maka memungkinkan terjadinya kesalahan saat pemeriksaan. Permasalahan utama pengenalan tanda tangan offline seperti yang telah dikutip Ratri, dkk adalah tanda tangan offline dikenali dengan data sampel yang terbatas dan rendahnya kemampuan sistem untuk mengenali tanda tangan seseorang dari beberapa model pemalsuan tanda tangan (random, *unskilled* dan *skilled*) (Ratri, dkk., 2014). Validasi tanda tangan dengan menggunakan data sampel yang ada biasanya cukup sulit karena jumlah data sampel yang dimiliki biasanya hanya 1 buah, misalnya untuk pengambilan uang di teller maka pihak teller bank hanya mencocokkan tanda tangan pengambilan uang dengan tanda tangan yang ada di buku tabungan. Hal ini menjadi cukup mengkhawatirkan terutama dengan banyak model pemalsuan tanda tangan yang ada.



Gambar 1. Tipe pemalsuan tanda tangan, (a) tanda tangan asli; (b) tanda tangan palsu random; (c) tanda tangan palsu unskilled; (d) tanda tangan palsu skilled

Seperti yang terlihat pada Gambar bahwa terdapat beberapa model pemalsuan tanda tangan, ada pemalsuan secara random di mana pelaku pemalsuan tanda tangan hanya mengetahui nama dari korban tanpa pernah melihat tanda tangan asli dari korban. Kemudian terdapat model pemalsuan *unskilled* di mana pelaku hanya pernah melihat sekilas tanda tangan asli korban dan belum pernah melatih tanda tangan tersebut saat melakukan pemalsuan. Sedangkan untuk pemalsuan *skilled* maka pelaku sudah pernah melatih diri untuk memalsukan tanda tangan dari korban, sehingga didapatkan tanda tangan palsu yang hampir menyerupai tanda tangan asli korban.

Terdapat berbagai macam teknik untuk pengenalan tanda tangan. Terdapat teknik untuk mengenali tanda tangan dengan melihat parameter lokal yang dimiliki seperti berdasarkan geometris, orientasi, kontur, atau bentuk tanda tangan tersebut (Impedovo &

Pirlo, 2008). Salah satu model penggunaan kontur dan bentuk tanda tangan dalam mengenali keaslian tanda tangan juga digunakan dalam beberapa penelitian (Ratri, dkk., 2014); (Chen & Srihari, 2005). Diharapkan dengan adanya penelitian ini maka dapat dilakukan kombinasi metode untuk meningkatkan akurasi pengenalan tanda tangan asli terhadap banyaknya tanda tangan palsu.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pengenalan pola tanda tangan merupakan salah satu bidang pengenalan pola yang cukup berkembang dewasa ini. Terdapat banyak penelitian yang melakukan pengenalan tanda tangan dengan berbagai macam metode, antara lain Pattern Matching, Backpropagation Network, Hidden Markov Model (HMM), Support Vector Machine (SVM) dan masih banyak lagi (Impedovo & Pirlo, 2008). Selain itu dalam pengambilan fitur khas dari setiap objek gambar, terdapat berbagai macam metode ekstraksi fitur yang dapat digunakan antara lain Zernike Moment (Saaidia, dkk., 2007);(Kale, dkk., 2013); (Qader, dkk., 2007), Moment Invariant Hu (Huang & Leng, 2010), Dynamic Time Warping (DTW) (Ratri, dkk., 2014), Polar Fourier Transform (PFT) (Kadir, dkk., 2011);(Ratri, dkk., 2014), dan terdapat beberapa metode lainnya. Pada naskah Ratri, dkk disebutkan bahwa DTW dengan menggunakan kontur dan slope memberikan hasil yang lebih baik dalam pengenalan pemalsuan tanda tangan, baik itu untuk pemalsuan random, pemalsuan yang unskilled/tidak terlatih dan pemalsuan skilled/terlatih, jika dibandingkan dengan DTW tanpa menggunakan kontur dan slope. Kadir, dkk melakukan penelitian untuk mengenali bentuk daun dengan membandingkan metode Moment Invariant Hu, Zernike moment dan Polar Fourier Transform (PFT) dan didapatkan bahwa PFT memberikan hasil yang baik dengan tingkat akurasi sebesar 64% (Kadir, dkk., 2011). Adapun penelitian yang hampir serupa dengan Kadir, dkk juga dilakukan oleh Ratri, dkk untuk mengenali pada dataset tanda tangan dengan membandingkan tiga metode yang sama seperti yang dilakukan oleh Kadir, dkk dan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 86,67% (Ratri, dkk., 2014).

Untuk pengenalan pola selain menggunakan ekstraksi fitur juga diperlukan metode klasifikasi data. Kumawat, dkk. membandingkan hasil klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dengan Hidden Markov Model (HMM) dan kombinasi HMM-SVM untuk mendeteksi tulisan tangan (Kumawat, dkk., 2013). Hasil klasifikasi SVM memberikan tingkat akurasi mencapai 99.4% saat menggunakan 200 sampel data training.

Penelitian ini nantinya akan membandingkan penggunaan metode DTW, PFT dan kombinasi antara DTW dan PFT menggunakan klasifikasi SVM yang ada. Hal ini nantinya untuk melihat tingkat akurasi dalam pengenalan keaslian tanda tangan.

3. METODE PENELITIAN

Terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan dalam mengenali tanda tangan asli dan palsu. Secara lengkap dapat dilihat pada alur proses pada Gambar 2.



Gambar 1. Alur diagram dari sistem pengenalan tanda tangan

Adapun detail dari masing-masing langkah pada Gambar 1 dapat dilihat seperti berikut:

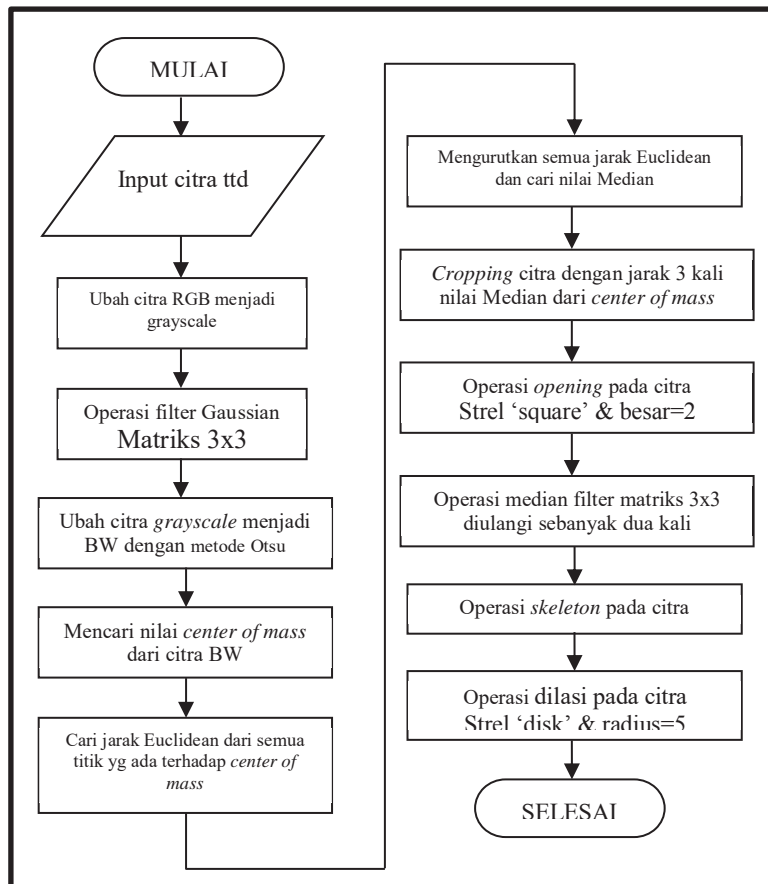
3.1. DATA

Data input citra yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari pengambilan data tanda tangan responden di Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta. Jumlah responden yang digunakan untuk pengambilan data tanda tangan asli adalah 31 orang, setiap orang membuat 15 buah tanda tangan sebagai sampel. Sehingga secara keseluruhan didapatkan 31 dataset tanda tangan asli. Adapun untuk dataset tanda tangan palsu digunakan juga 31 orang responden yang berbeda untuk mendapatkan 15 tanda tangan palsu, di mana responden

mempelajari terLEbih dahulu tanda tangan palsu dari korban sehingga didapatkan 15 tanda tangan palsu *skilled*. Pada akhirnya setiap dataset yang digunakan nantinya masing-masing terdiri dari 15 buah tanda tangan asli dan 15 tanda tangan palsu *skilled*. Secara keseluruhan data yang digunakan sebanyak 930 data tanda tangan dari 31 dataset yang masing-masing terdiri dari 30 data tanda tangan. Ukuran citra yang digunakan berukuran sama yaitu 600x428 piksel dengan format JPEG untuk gambar tipe RGB. Setelah didapatkan dataset citra tanda tangan yang ada, maka langkah yang dilakukan selanjutnya dalam penelitian ini seperti yang telah tertuang pada Gambar 1 adalah melakukan kegiatan praproses.

3.2. PRAPROSES

Tahapan praproses merupakan suatu tahapan yang digunakan untuk mempersiapkan citra yang nantinya akan diambil ciri-ciri khususnya. Permasalahan utama dalam praproses adalah mendapatkan citra tanda tangan yang dapat diproses lebih lanjut tanpa memiliki derau sedikitpun dalam citra tersebut tanpa mengurangi kualitas ataupun informasi dari citra tersebut.



Gambar 2. Gambar Flowchart Praproses yang dilakukan

Gambar 3 menunjukkan secara garis besar langkah-langkah yang dilakukan pada tahapan praproses. Adapun langkah yang dilakukan pertama kali adalah dari input citra tanda tangan yang berbentuk RGB diubah menjadi citra grayscale, kemudian untuk menghilangkan *noise* maka dilakukan operasi filter *Gaussian* dengan matriks 3x3. Setelah dibersihkan *noisenya* lalu dikonversi menjadi citra biner dengan metode Otsu. Untuk melakukan proses segmentasi dilakukan pencarian titik pusat citra atau *center of mass* dari titik-titik yang ada. Setelah didapatkan titik pusat langkah selanjutnya adalah mencari jarak *Euclidean* dari titik pusat terhadap semua titik yang ada pada citra dan kemudian dicari jarak median. Langkah selanjutnya adalah melakukan *cropping image* secara otomatis dengan jarak 3 kali jarak median dari *center of mass* citra. Kemudian untuk menghilangkan *noise* yang masih tersisa,

dilakukan proses *opening* dan *median filter*. Lalu dilakukan operasi *skeleton* dan dilasi untuk menggabungkan garis yang terputus akibat operasi *skeleton* sebelumnya.

3.3. EKSTRAKSI FITUR

Tahapan ekstraksi fitur adalah tahapan setelah praproses, di mana citra telah bebas dari derau dan dapat diolah kembali untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam ekstraksi fitur akan dijelaskan sebagai berikut:

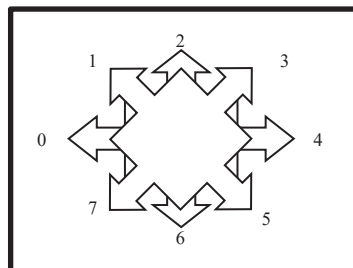
3.3.1. DYNAMIC TIME WARPING (DTW)

Pertama kali yang harus diketahui dalam ekstraksi fitur dengan DTW adalah mendapatkan kontur dari citra. Fungsinya adalah mengumpulkan titik bagian terluar dari citra tanda tangan yang ada untuk dijadikan sebuah loop. Kumpulan titik tersebut digunakan untuk melakukan perhitungan posisi setiap titik, slope dan curvature.

Untuk mendapatkan kontur terluar dari citra tanda tangan menggunakan algoritme pelacakan kontur Moore (Kadir & Susanto, 2013).

```
Algoritma untuk pelacakan kontur (Kadir & Susanto, 2013)
Input  : f(m,n): citra inputan berukuran m baris dan n kolom
Output : kontur(s): larik yang berisi piksel-piksel kontur sebanyak s buah
1. Dapatkan piksel yang berada pada paling kiri dan paling atas yang bernilai 1. Selanjutnya posisi piksel dicatat pada variabel b0 dan posisi untuk memperoleh piksel berikutnya dicatat pada c0, yang mula-mula diisi dengan 4 (untuk menunjukkan arah barat)
2. Periksa 8 piksel tetangga pada b0 searah jarum jam dimulai dari c0. Piksel pertama yang bernilai 1 dicatat pada b1. Adapun posisi yang mendahului b1 dicatat pada c1.
3. Kontur(1) ← b0, kontur(2) ← b1, jum ← 2
4. b ← b1 dan c ← c1
5. WHILE true
   a. Cari piksel pada 8 piksel tetangga yang pertama kali bernilai 1 dengan pencarian awal dimulai dari arah c dengan menggunakan pola arah jarum jam
   b. Catat posisi piksel tersebut ke b
   c. Catat posisi yang mendahului piksel tersebut ke c
   d. Tambahkan b sebagai bagian kontur: jum ← jum+1 ; kontur(jum) ← b
   e. IF b=b0
       Keluar dari WHILE
   END-IF
END-WHILE
```

Setelah didapatkan kontur menggunakan algoritme Moore, maka kontur dibagi menjadi dua yaitu kontur atas dan bawah. Kemudian kedua kontur tersebut digabung menjadi satu dimulai dari kontur atas titik paling kiri sampai titik paling kanan dan dilanjutkan kontur bawah dari kontur bawah titik paling kanan sampai titik paling kiri sehingga membentuk sebuah loop kontur pola masing-masing tanda tangan. Pembuatan loop ini nantinya sangat membantu dalam perhitungan nilai *slope* dan *curvature* dari titik-titik tersebut dengan panduan orientasi slope dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Panduan Orientasi Slope

Sehingga nantinya akan didapatkan sebuah tabel sederhana untuk mendapatkan slope dari titik tersebut dengan titik sebelumnya. Kemudian nantinya akan dihitung nilai rata-rata dari slope dengan cara perhitungan seperti pada Gambar 4.

Koord. x	Koord. y	Slope	Rata2 slope
3	3	4	5
3	4	4	
4	4	6	5
5	4	6	
6	4	6	6

Gambar 4 Cara perhitungan nilai rata-rata slope

Kemudian langkah berikutnya adalah menghitung nilai *curvature*. Nilai ini didapatkan dengan menghitung rata-rata dari 6 nilai slope sebelumnya dikurangi secara absolute dengan rata-rata nilai dari 6 nilai slope setelah titik tersebut. Adapun untuk mempermudah perhitungan dapat dilihat pada

Gambar 5.

Koord.X	Koord.Y	Slope
3	3	4
3	4	4
4	4	6
5	4	6
6	4	6
7	5	5
7	6	4
7	7	4
7	8	4
8	8	6
8	7	0
8	6	0
8	5	0

Diagram showing calculations: A bracket groups the slope values 4, 4, 6, 6, 6, 5 from rows 3 to 7, with a box containing '5'. Another bracket groups the slope values 4, 4, 6, 0, 0 from rows 7 to 11, with a box containing '2'. An arrow points from the '5' box to a calculation box containing $|5 - 2| = 3$.

Gambar 5 Cara perhitungan curvature

Setelah didapatkan nilai rata-rata *slope* dan *curvature* seperti contoh di atas maka langkah selanjutnya adalah perhitungan dengan DTW. Adapun cara perhitungan ini diadaptasi dari jurnal yang dibuat oleh S.Chen dan S.Srihari seperti yang dikutip oleh Ratri, dkk. (Ratri, dkk., 2014). Adapun langkah perhitungan dengan DTW adalah sebagai berikut :

- Inisialisasi, $DA(0,0) = d(0,0)$ di mana didapatkan nilai distance sebagai berikut

$$d(i_x, i_y) = [f_s^2 (slope(i_x) - slope(i_y)) + f_c^2 (curvature(i_x), curvature(i_y))]^{1/2} \quad [4]$$

Dengan i_x adalah kontur dari objek x dan i_y adalah kontur dari objek y. Adapun fungsi slope didapatkan dari rumus

$$f_s(a) = \begin{cases} a, & a < 5 \\ 8 - a, & a \geq 5 \end{cases} \quad [5]$$

Dengan a adalah nilai slope pada kontur objek tersebut. Sedangkan untuk nilai curvature dapat menggunakan perhitungan sebagai berikut

$$f_c(b_1, b_2) = (b_1 + 3) \% 8 + (b_2 + 3) \% 8 \quad [6]$$

Dengan b_1 adalah nilai *curvature* pada kontur x dan b_2 adalah nilai *curvature* pada kontur y.

- Rekursi, untuk $1 \leq i_x \leq T_x, 1 \leq i_y \leq T_y$, dengan ketentuan bahwa nilai i_x dan i_y selalu berada dalam grid yang ada. Maka dilakukan komputasi terhadap rumus berikut ini

$$D_A(i_x, i_y) = \min_{i'_x, i'_y} [D_A(i'_x, i'_y) + \xi((i'_x, i'_y), (i_x, i_y))] \quad [7]$$

- Dan untuk menghentikan rekursi dapat digunakan cara perhitungan sebagai berikut

$$D(X, Y) = \frac{D_A(T_x - 1, T_{y-1})}{M_\phi} \quad [8]$$

$$\text{dengan } M_\phi = T_x + T_y \quad [9]$$

3.3.2. POLAR FOURIER TRANSFORM (PFT)

Pada dasarnya PFT memperlakukan citra dalam koordinat polar sebagai sebuah citra dengan bentuk normal di bidang cartersian (Ratri, dkk., 2014). Untuk dapat melakukan perhitungan PFT maka dapat digunakan rumus sebagai berikut :

$$PF(\rho, \phi) = \sum_r \sum_i f(r, \theta_i) \exp \left[j2\pi \left(\frac{r}{R} \rho + \frac{2\pi}{T} \phi \right) \right] \quad [10]$$

Dengan nilai polar fourier didapatkan dengan ketentuan sebagai berikut di mana simbol R menyatakan resolusi frekuensi radial dan simbol T adalah resolusi frekuensi angular yang digunakan dalam perhitungan. Adapun ketentuan yang berlaku adalah nilai r tidak boleh kurang dari 0 dan tidak boleh lebih dari nilai frekuensi radial(R) yang telah ditentukan. Dan $\theta_i = i(2\pi/T)$ untuk $(0 \leq i \leq T)$, selain itu nilai $0 \leq \rho \leq R$ dan $0 \leq \phi \leq T$.

Perhitungan PFT dapat diilustrasikan misal sebuah citra berupa $I = \{f(x,y); 0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N\}$ dalam bentuk kartesian dikonversikan menjadi sebuah citra polar $I_p = \{f(r, \theta); 0 \leq r \leq R, 0 \leq \theta \leq 2\pi\}$. Nilai R yang digunakan dalam citra polar menyatakan nilai radius maksimum dari titik tengah citra yang ada. Titik pusat citra polar digunakan sebagai pusat bentuk dengan tujuan agar bentuk tersebut tidak bergantung pada translasi. Pusat bentuk dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} x, y_c = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} x. \quad [11]$$

Kemudian untuk mencari nilai (r, θ_i) dapat dilakukan perhitungan sebagai berikut :

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}, \theta = \arctan \frac{y - y_c}{x - x_c} \quad [12]$$

Kelebihan dari PFT adalah selain tidak berpengaruh terhadap translasi juga tidak berpengaruh terhadap hasil rotasi dan perubahan skala objek (Kadir, dkk., 2011). Untuk menghilangkan pengaruh dari rotasi, PFT menghiraukan informasi fase pada koefisien-koefisien yang ada sehingga yang akan digunakan adalah besaran koefisien. Sedangkan agar PFT tidak dipengaruhi perbesaran atau perkecilan skala objek maka besaran pertama dinormalisasikan dengan luas lingkaran dan selanjutnya semua koefisien dinormalisasi dengan koefisien pertama, sehingga descriptor bentuk yang didapatkan menggunakan perhitungan sebagai berikut :

$$GFD = \left\{ \frac{PF(0,0)}{2\pi r^2}, \frac{PF(0,1)}{PF(0,0)}, \dots, \frac{PF(0,n)}{PF(0,0)}, \dots, \frac{PF(m,0)}{PF(0,0)}, \dots, \frac{PF(m,n)}{PF(0,0)} \right\} \quad [13]$$

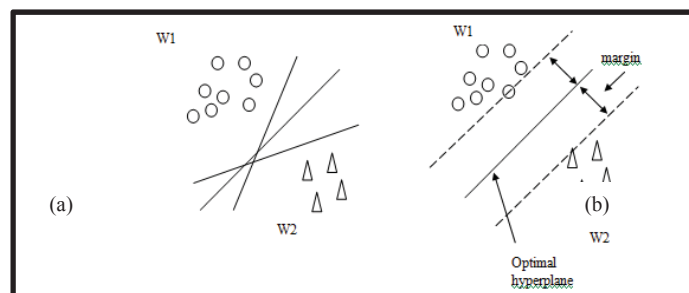
Dengan nilai m adalah nilai maksimum dari frekuensi radial dan n adalah nilai maksimum dari frekuensi angular yang digunakan.

3.4. Klasifikasi Support Vector Machine (Svm)

Konsep klasifikasi SVM adalah dengan model pembelajaran statistik di mana SVM akan mengambil data sampel input dan melakukan prediksi untuk setiap masukan yang ada. Pada dasarnya klasifikasi SVM adalah klasifikasi biner yang memisahkan dua kelas yang ada secara linier dengan melihat margin hyperplane maksimum antara dua kelas yang ada (Kumawat, Khatri, & Nagaria, 2013). Margin yang dimaksudkan di sini adalah jarak minimum dari hyperplane yang memisahkan titik data yang terdekat. Jumlah SVM *classifier* dalam lapisan klasifikasi sama dengan jumlah kelas dalam data tanda tangan. Pada dasarnya SVM adalah klasifikasi biner sehingga saat cocok digunakan untuk klasifikasi 2 kelas (Soleymanpour, Rajae, & Pourreza, 2010). Adapun formula perhitungan SVM dapat dilihat sebagai berikut :

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad [14]$$

Di mana w adalah vektor beban dan b adalah threshold dan x adalah input pola yang ada. Apabila diberikan sebuah set vektor pelatihan $S_1 = ((x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n))$, di mana $x_i \in \mathbb{R}^n$, $y_i \in \{-1, +1\}$ yang merupakan milik dari dua buah kelas W_1 ($y_i = +1$) dan W_2 ($y_i = -1$). SVM akan mencari hyperplane dengan menghitung jarak Euclidean maksimal dari dataset pelatihan tersebut. Berdasarkan pada *structural risk minimization* (SRM), maka hanya terdapat satu hyperplane yang optimal untuk digunakan dengan maksimal margin δ , yang didefinisikan sebagai jumlah jarak dari hyperplane terhadap poin kelas yang berada paling dekat dengannya. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Klasifikasi SVM terhadap dua kelas, (a) banyak hyperplane dan (b) optimal hyperplane

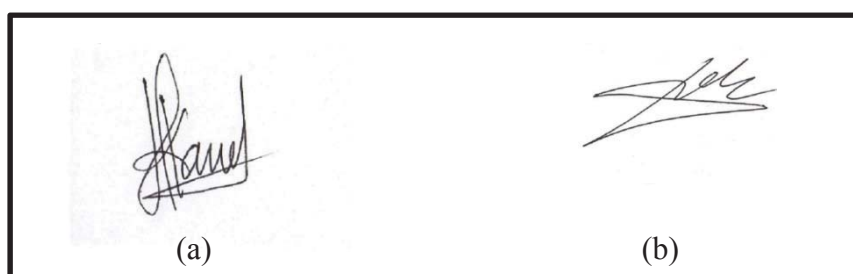
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

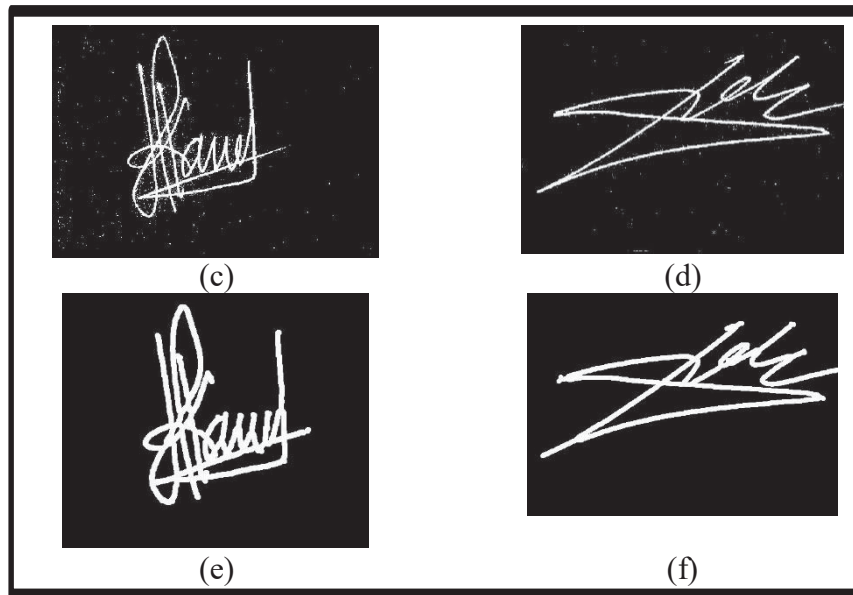
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan teknik pengenalan tanda tangan asli dan palsu dengan memperbaiki beberapa proses yang ada. Bab ini akan memperlihatkan hasil yang didapatkan dari penelitian yang telah dilakukan.

4.1. HASIL PRAPROSES

Praproses pada dasarnya adalah suatu langkah penting dalam penelitian karena menjadi dasar pondasi untuk mengambil ciri khusus dari citra tersebut. Langkah ini cukup penting dilakukan agar nantinya citra tanda tangan yang diambil ciri khususnya dengan metode ekstraksi fitur yang ada dapat bebas dari derau tanpa mengurangi kualitas dari citra itu sendiri.

Berikut ini akan ditunjukkan hasil perbandingan antara citra yang melalui praproses dan citra yang tidak melalui praproses. Adapun perbandingan tersebut dapat dilihat pada gambar 7.





Gambar 7. Gambar perbandingan citra yang melakukan praproses dan tidak. (a dan b) citra asli, (c dan d) citra hanya dirubah dari RGB ke biner dan (e dan f) citra setelah melalui praproses

Dapat terlihat bahwa hasil citra asli jika tanpa melalui praproses dan hanya dirubah dari citra RGB ke biner akan menghasilkan citra yang memiliki banyak derau seperti Gambar 12 (c dan d). Sedangkan untuk citra setelah melalui praproses akan memberikan hasil yang cukup bersih dari derau dan tidak mengalami penurunan kualitas citra, walaupun citra hasil praproses terlihat lebih tebal akibat operasi dilasi pada praproses akan tetapi penebalan ini dibutuhkan untuk mengatasi kemungkinan garis yang terputus saat praproses.

4.2. HASIL EKSTRAKSI FITUR

Pada ekstraksi fitur dengan DTW terdapat 15 fitur berbeda dari setiap citra yang diekstraksi. Sedangkan saat menggunakan PFT didapatkan 31 fitur yang berbeda. Sehingga secara keseluruhan setiap citra nantinya memiliki 47 fitur yang berbeda dari penggabungan fitur DTW dan PFT. Adapun hasil pengambilan fitur dengan DTW pada dataset pertama dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1
Hasil ekstraksi fitur DTW pada dataset 1

DATA	D* Data1	D* Data15	Class
DATA 1	3.282,00	4.511,63	ASLI
DATA 2	3.526,73	4.595,81	ASLI
DATA 3	4.192,33	5.374,49	ASLI
DATA 4	4.170,44	5.379,40	ASLI
DATA 5	4.064,01	5.087,13	ASLI
DATA 6	4.040,07	5.020,46	ASLI
DATA 7	3.880,88	4.964,09	ASLI
DATA 8	3.884,15	4.964,80	ASLI
DATA 9	4.125,69	5.158,90	ASLI
DATA 10	4.075,34	5.232,91	ASLI
DATA 11	3.995,45	5.197,46	ASLI
DATA 12	4.004,88	5.003,20	ASLI
DATA 13	3.965,66	5.178,14	ASLI
DATA 14	3.673,40	4.898,36	ASLI
DATA 15	4.498,09	5.418,00	ASLI
DATA 16	4.504,10	5.512,19	PALSU
DATA 17	4.645,22	5.859,41	PALSU

DATA	D* Data1	D* Data15	Class
DATA 18	5.217,00	6.269,84	PALSU
DATA 19	4.658,50	5.868,53	PALSU
DATA 20	5.122,16	6.270,90	PALSU
DATA 21	4.941,90	6.040,92	PALSU
DATA 22	4.896,91	5.945,11	PALSU
DATA 23	5.149,35	6.195,84	PALSU
DATA 24	4.828,60	6.000,14	PALSU
DATA 25	4.610,84	5.662,83	PALSU
DATA 26	4.519,53	5.752,73	PALSU
DATA 27	4.780,46	5.837,32	PALSU
DATA 28	4.381,20	5.545,91	PALSU
DATA 29	4.339,44	5.383,31	PALSU
DATA 30	5.003,84	6.134,40	PALSU

*) dalam ukuran piksel

Hasil tabel di atas didapatkan dengan menghitung distance dari hasil ekstraksi fitur dataset yang ada dengan data tanda tangan asli dari masing-masing dataset. Berikut ini adalah tabel yang menunjukkan contoh pengambilan data dengan PFT.

Tabel 2
Hasil ekstraksi fitur PFT pada dataset 1

DATA	Fitur 1	Fitur 31	Class
DATA 1	0,196108	0,015346	ASLI
DATA 2	0,166331	0,028669	ASLI
DATA 3	0,144013	0,030556	ASLI
DATA 4	0,162546	0,040235	ASLI
DATA 5	0,126695	0,012370	ASLI
DATA 6	0,160900	0,035030	ASLI
DATA 7	0,180392	0,045357	ASLI
DATA 8	0,174954	0,032018	ASLI
DATA 9	0,128521	0,044787	ASLI
DATA 10	0,153974	0,043868	ASLI
DATA 11	0,118537	0,008277	ASLI
DATA 12	0,124127	0,020963	ASLI
DATA 13	0,170293	0,021605	ASLI
DATA 14	0,149919	0,018946	ASLI
DATA 15	0,118834	0,026024	ASLI
DATA 16	0,156439	0,029339	PALSU
DATA 17	0,158129	0,084124	PALSU
DATA 18	0,142050	0,037846	PALSU
DATA 19	0,142422	0,061160	PALSU
DATA 20	0,143248	0,102707	PALSU
DATA 21	0,127438	0,059854	PALSU
DATA 22	0,148451	0,046363	PALSU
DATA 23	0,148543	0,034844	PALSU
DATA 24	0,164371	0,064115	PALSU
DATA 25	0,158777	0,072603	PALSU
DATA 26	0,137658	0,086232	PALSU
DATA 27	0,137440	0,073666	PALSU
DATA 28	0,129249	0,077454	PALSU
DATA 29	0,128196	0,026724	PALSU
DATA 30	0,138847	0,079172	PALSU

Kemudian dari data pada Tabel 1 dan Tabel 2 akan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan SVM. Adapun untuk membandingkan metode yang terbaik antara DTW dan

PFT maka dilakukan perbandingan kedua metode tersebut dan melakukan kombinasi pengambilan fitur dengan menggunakan DTW dan PFT sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 3
Hasil Perbandingan tingkat Akurasi Metode DTW, PFT dan Kombinasi DTW dan PFT dengan Menggunakan SVM

DATA	DTW	PFT	DTW+PFT* (proposed method)
DATA 1	93,33	96,67	96,67
DATA 2	73,33	83,33	83,33
DATA 3	76,67	86,67	90,00
DATA 4	76,67	100,00	100,00
DATA 5	96,67	100,00	100,00
DATA 6	96,67	90,00	90,00
DATA 7	100,00	93,33	100,00
DATA 8	80,00	86,67	90,00
DATA 9	66,67	96,67	90,00
DATA 10	100,00	100,00	100,00
DATA 11	83,33	96,67	100,00
DATA 12	40,00	96,67	96,67
DATA 13	76,67	93,33	93,33
DATA 14	70,00	93,33	100,00
DATA 15	80,00	53,33	60,00
DATA 16	53,33	96,67	93,33
DATA 17	100,00	90,00	96,67
DATA 18	83,33	90,00	93,33
DATA 19	96,67	90,00	96,67
DATA 20	33,33	73,33	76,67
DATA 21	93,33	73,33	70,00
DATA 22	76,67	100,00	100,00
DATA 23	83,33	100,00	100,00
DATA 24	93,33	96,67	96,67
DATA 25	86,67	96,67	100,00
DATA 26	80,00	83,33	96,67
DATA 27	76,67	93,33	100,00
DATA 28	86,67	100,00	96,67
DATA 29	96,67	93,33	93,33
DATA 30	33,33	90,00	90,00
RATA2	80,00	91,08	93,23

*) dalam %

Dapat terlihat pada tabel Tabel 3 bahwa nilai akurasi rata-rata pada saat menggunakan metode DTW hasilnya 80%. Hal ini disebabkan karena adanya kelemahan pada saat pengambilan kontur DTW. Hal ini disebabkan karena kelemahan algoritme pengambilan kontur yang digunakan, di mana kelemahan itu terLEtak pada saat citra tanda tangan terdapat garis yang terputus maka kontur tanda tangan yang diambil menjadi tidak utuh. Untuk mempermudah pemahaman dari kelemahan ini dapat dilihat pada gambar berikut ini



Gambar 8 Bukti kelemahan pengambilan kontur dengan algoritme Moore (a) citra asli dan (b) citra hasil kontur

Gambar 8 menunjukkan hasil kontur karena terdapat garis yang terputus pada citra yang ada. Selama pengujian, kelemahan pada pengambilan fitur kontur tersebut hanya terjadi pada beberapa dataset saja. Dari keseluruhan citra tanda tangan asli yang berjumlah 465 citra, hanya terdapat 5 citra tanda tangan asli saja yang mengalami permasalahan seperti pada Gambar 8. Sedangkan untuk seluruh citra tanda tangan palsu yang berjumlah 465 citra hanya terdapat 12 citra palsu saja yang mengalami permasalahan di atas.

Hasil dari ekstraksi fitur menggunakan PFT memberikan hasil yang cukup baik di mana didapatkan rata-rata tingkat akurasi saat menggunakan PFT mencapai 91,08%. Terjadi peningkatan sampai 11,08% jika dibandingkan untuk rata-rata akurasi dari DTW.

Sedangkan dari *proposed method* yang dilakukan yaitu menggabungkan DTW dan PFT jika dilihat dari rata-rata keseluruhan data yang ada terjadi peningkatan nilai akurasi menjadi 93,23%. Terdapat beberapa data yang mengalami peningkatan akurasi seperti data 3, data 7, data 8, data 11, data 14, data 15, data 17, data 18, dan data lain yang tidak dapat disebutkan satu per satu. Akan tetapi juga terdapat beberapa data yang mengalami penurunan tingkat akurasi seperti data 9 di mana saat PFT akurasinya 96,67% tetapi saat DTW+PFT hanya 90%. Hal ini berkaitan dengan fitur yang didapatkan data9 dari ekstraksi fitur DTW yang hanya sebesar 66,67%. Setelah dilakukan pengamatan selama penelitian yang dilakukan ternyata diketahui data9 memiliki banyak citra dengan kontur yang terputus. Pada data9 citra tanda tangan asli memiliki 3 citra yang konturnya terputus sedangkan pada citra tanda tangan palsu dataset ini memiliki 8 citra yang konturnya terputus. Sehingga hal ini mempengaruhi dalam melakukan klasifikasi karena fitur yang dimiliki dalam data latih tidak sempurna karena terdapat garis yang terputus.

5. Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan mengenai peningkatan metode pengenalan tanda tangan, dapat diambil beberapa kesimpulan berdasarkan tujuan penelitian dan hasil yang telah dicapai. Fokus pada penelitian ini adalah mengembangkan metode ekstraksi fitur untuk meningkatkan tingkat akurasi pengenalan keaslian tanda tangan.

Telah dilakukan pengujian dengan kombinasi dua buah metode ekstraksi fitur, Dynamic Time Warping (DTW) dan Polar Fourier Transform (PFT) dengan menggunakan klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Didapatkan bahwa hasil kombinasi dua metode ekstraksi fitur DTW dan PFT secara keseluruhan rata-rata dataset yang ada memiliki akurasi sebesar 93,23%. Dari hasil penelitian didapatkan bahwa kombinasi DTW dan PFT lebih baik dibandingkan metode DTW dan PFT yang berdiri sendiri untuk mengenali keaslian tanda tangan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Chen, S., & Srihari, S. (2005). Use Of Exterior Contours And Shape Features In Off-Line Signature Verification. *Proceeding Of The Eight Icdar, 2005*. Ieee.
- Hidayatno, A., Isnanto, R., & Buana, D. K. (2008, December). Identifikasi Tanda-Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan-Balik (Backpropagation). *Jurnal Teknologi Vol.1 No.2* , pp. 100-106.
- Huang, Z., & Leng, J. (2010). Analysis of Hu's moment invariants on image scaling and rotation. *Proceeding of 2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology* (pp. 476-480). Chengdu,China: IEEE.
- Impedovo, D., & Pirlo, G. (2008). Automatic Signature Verification: The State of the Art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* (Volume: 38, Issue: 5, Sept. 2008) (pp. 609-635). IEEE.
- Kadir, A., & Susanto, A. (2013). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Kadir, A., Nugroho, L., Susanto, A., & Santosa, P. I. (2011). A comparative experiment of several shape methods in recognizing plants. *International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT)*, Vol.3 No.3 , 256-263.
- Kale, K. V., Deshmukh, P. D., Chavan, S. V., Kazi, M. M., & Rode, Y. S. (2013). Zernike moment feature extraction for handwritten Devanagari compound character recognition. *Science and Information Conference (SAI)*. Science and Information Conference (SAI).
- Kumawat, P., Khatri, A., & Nagaria, B. (2013). New Approach of Hand Writing Recognition using Curvelet Transform and Invariant Statistical Features. *International Journal of Computer Applications Vol.61 No.18* , 21-25.

- Larno. (2016, April 26). *Polda Periksa Saksi Pemalsuan Tanda Tangan Gubernur*. Retrieved September 26, 2016, from AntaraKepri.com: <http://kepri.antarane.ws.com/berita/37657/polda-periksa-saksi-pemalsuan-tanda-tangan-gubernur>
- Qader, H. A., Ramli, A. R., & Al-Haddad, S. (2007). Fingerprint Recognition Using Zernike Moments. *The International Arab Journal of Information Technology* (pp. 372-376). The International Arab Journal of Information Technology.
- Ratri, I. D., Nugroho, H. A., & Adji, T. B. (2014). A Comparative Study on Signature Recognition. *1st International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering (ICITACEE)* (pp. 167-171). Semarang, Indonesia: IEEE.
- Ratri, I. D., Nugroho, H. A., & Adji, T. B. (2014). Pengaruh Kontur dan Slope dalam Pengenalan Tanda Tangan Offline dengan Dynamic Time Warping. *Conference on Information Technology and Electrical Engineering 2014* (pp. 107-111). Yogyakarta: Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, FT UGM.
- Saaidia, M., Lelandais, S., Vigneron, V., & Bedda, E.-M. (2007). Face detection by neural network trained with Zernike moments. *ISPRA'07 Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation* (pp. 36-41). World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS) Stevens Point, Wisconsin, USA ©2007.
- Soleymanpour, E., Rajae, B., & Pourreza, H. R. (2010). Offline handwritten signature identification and verification using contourlet transform and Support Vector Machine. *Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2010 6th Iranian*. IEEE.
- Solomon, C., & Breckon, T. (2011). *Fundamentals of Digital Image Processing: a Practical Approach with Examples in Matlab*. John Wiley & Sons, Inc.
- Stamp, M. (2011). *Information Security Principles and Practice, Second*. John Wiley & Sons, Inc.