

IDENTIFIKASI TANDA TANGAN MENGGUNAKAN METODE FITUR EKSTRAKSI BINER DAN *K* NEAREST NEIGHBOR

Identification of Signatures using the Binary Extraction Feature Method and K Nearest Neighbor

Mutiara S. Simanjuntak*¹, Rika Rosnelly², Wanayumini³

^{1,2}Universitas Potensi Utama; Jl. K.L. Yos Sudarso Km 6,5 No.3-A Telp. (061) 6640525

Ext. 214 Tanjung Mulia Medan 20241

³Pascasarjana Ilmu Komputer, FTIK UPU, Medan

e-mail: *sarahwaty.mutiara@gmail.com, rikarosnelly@gmail.com, wanayumini@gmail.com

Abstrak

Tanda tangan mempunyai pola yang unik berdasarkan fitur yang ditinjau. Penelitian ini mengidentifikasi tanda tangan secara otomatis dengan menggunakan fitur biner dari hasil tanda tangan scanner. Identifikasi tanda tangan penting dilakukan otentifikasi dokumen administrasi dan resmi dimana nilai akurasi hal yang diperlukan. Dalam pendekatan yang dilakukan, fitur tanda tangan diekstrak dengan menggunakan dua descriptor yaitu binary statistical image features (BSIF) dan local binary patterns (LBP). Penilaian menggunakan metode ini dengan melakukan percobaan dengan dua dataset yang sudah tersedia untuk umum yaitu database MCYT-75 dan GPDS-100. Dengan menggunakan metode klasifikasi KNN, mendapatkan nilai tertinggi masing-masing 96,7% dan 93,9%. Dalam verifikasi identifikasi tanda tangan akurasi klasifikasi diukur berdasarkan equal error rate (EER) yaitu 4.2% dan 5.33% pada GPDS-200 dan GPDS-150. Sehingga EER untuk database MCYT-75 sudah mencapai 7,78%. Nilai akurasi tersebut sudah dapat dikategorikan unggul.

Kata kunci—Tanda tangan, Ekstraksi fitur, LBP, BSIF, KNN

Abstract

Signatures have unique patterns based on the features reviewed. The study identified signatures automatically by using the binary features of the scanner's signature results. Identification of important signatures is done authenticating administrative and official documents where the accuracy value is necessary. In the approach, the signature feature is extracted using two descriptors, binary statistical image features (BSIF) and local binary patterns (LBP). The assessment uses this method by experimenting with two publicly available datasets, namely the MCYT-75 and GPDS-100 databases. Using the KNN classification method, it gets the highest scores of 96.7% and 93.9% respectively. In signature identification verification classification accuracy is measured based on the equal error rate (EER) of 4.2% and 5.33% in GPDS-200 and GPDS-150. So, the EER for the MCYT-75 database has reached 7.78%. The accuracy value can already be categorized as superior.

Keywords—Signature, Extraction features, LBP, BSIF, KNN

1. PENDAHULUAN

Identifikasi merupakan suatu proses yang sangat penting dalam proses pengenalan maupun pembeda antara suatu hal seperti gambar/photo maupun tanda tangan. Identifikasi ini dilakukan dengan mengenali ciri khas pada sebuah objek [1]. Metode dasar identifikasi dikembangkan dengan menggunakan karakteristik alami manusia yang dikenal sebagai *biometric*. *Biometric* adalah ilmu yang menentukan identitas individu dan mencakup dua karakteristik yaitu fisiologis dan perilaku[2]. Fisiologis merupakan ciri fisik sedangkan karakteristik perilaku seperti tanda tangan. Dalam kenyataan sehari-hari masih banyak ditemui pemalsuan tanda tangan oleh oknum yang merupakan bukan sipemilik tanda tangan[3].

Sistem biometrik beroperasi sesuai dengan prinsip bahwa sebagian besar karakteristik biologis manusia dapat diperoleh dengan menggunakan sensor dalam *format* digital. Dengan demikian dapat dianggap sebagai mesin identifikasi pola dan diintegrasikan dalam dunia pasar [4]. Tanda tangan merupakan salah satu karakteristik biometrik tertua yang sering digunakan untuk otentifikasi dokumen resmi seperti sertifikat tanah, perjanjian kerjasama, transaksi bank, kontrak kerja, dan lain-lain [5].

Tanda tangan sering digunakan sebagai system identifikasi untuk mengenali seseorang. Pada umumnya pengenalan tanda tangan dilakukan secara manual dengan pencocokan beberapa tanda tangan pada waktu transaksi dengan tanda tangan yang sah [6]. Ciri dan tekstur tanda tangan yang unik dapat dianalisis untuk diidentifikasi [7]. Tujuan utama verifikasi tanda tangan adalah untuk memverifikasi identitas individu berdasarkan analisis tanda tangannya. Tergantung pada system akuisisi yang digunakan dan system klasifikasinya [8]

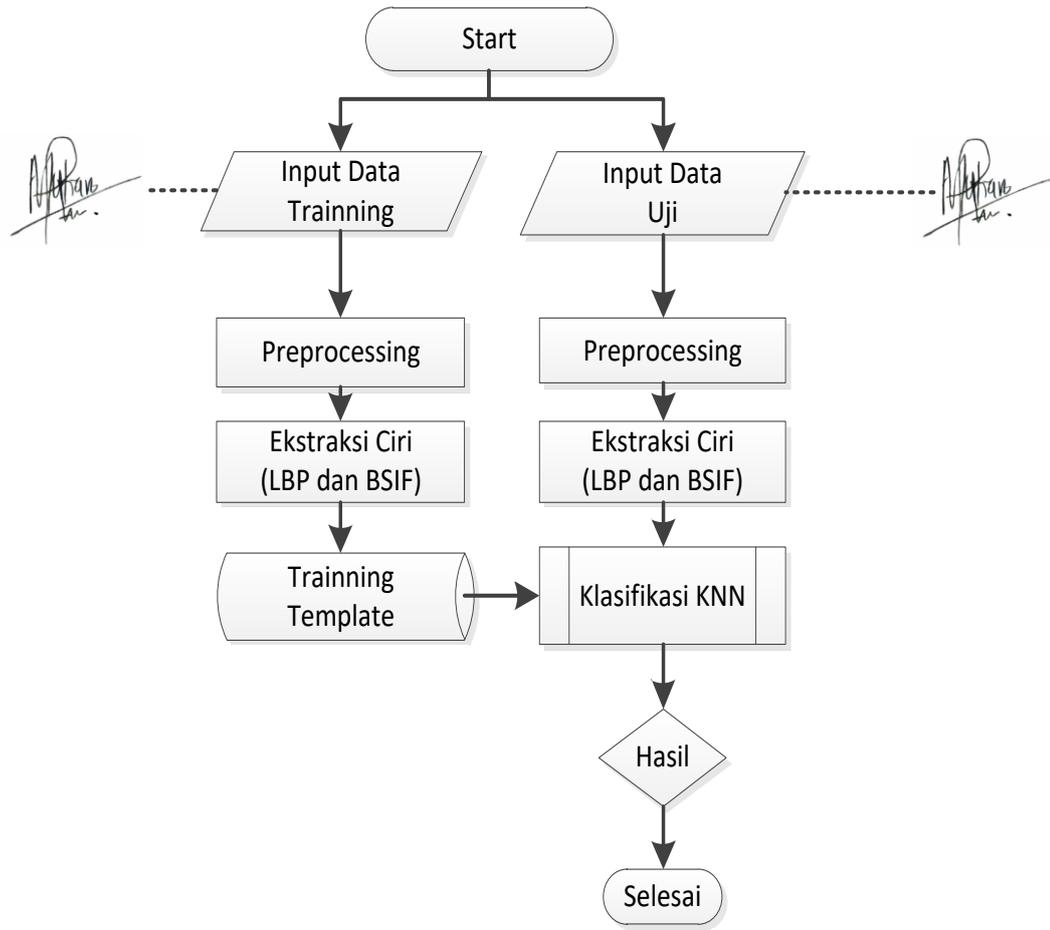
Tanda tangan merupakan hasil proses menulis seseorang yang digunakan dengan tingkat capaian untuk identifikasi biometrik. Selain itu tanda tangan memiliki validasi yang cukup tinggi yang dapat diterima secara hukum. Sebagai proses verifikasi yang terukur dengan perangkat khusus yang dilihat dari kecepatan dan tekanan pena [9].

Dalam penelitian ini membahas system identifikasi tanda tangan berdasarkan *binary statistical image features* (BSIF) dan metode *local binary patterns* (LBP) untuk mengekstrak fitur. Sebuah pendekatan yang dilakukan untuk verifikasi tanda tangan terutama identifikasi tanda tangan. Penelitian terdahulu yang sudah dilakukan identifikasi tanda tangan menggunakan *local binary pattern* (LBP) dengan tingkat keabuan [6]. Teknik yang lebih efektif digunakan untuk menghapus latar belakang dan metode perpindahan histogram untuk menghilangkan tinta pena tulisan yang berbeda. Hasil yang dihasilkan mempresentasikan MCYT pada *database* tanda tangan [9].

Tingkat keabuan pada stabilitas fitur terhadap perubahan distribusi dari goresan tanda tangan [10]. Model yang digunakan untuk percampuran latar belakang pada perkalian gambar tanda tangan. Selain menggunakan *co-occurrence* dan *local binary pattern* (LBP) sebagai tekstur statistic dapat digunakan metode seperti *local directional pattern* (LDP) untuk mengekstraksi fitur [11]. Hasil yang diterima *false acceptance rate* (FAR) sebesar 2.5%, dan *equal error rate* (EER) sebesar 3.29% dan akurasinya 15,35% pada pemalsuan simulasi dari 200 pengguna yang terdapat pada *database* yang untuk *local binary pattern* (LBP) dan LDP [12].

2. METODE PENELITIAN

Sistem biometrik dilakukan dengan dua proses operasional. Yang pertama yaitu proses *training* yang terdiri dari merekam fitur tanda tangan dari sampel individu untuk dibuat dalam *template* biometriknya, kemudian disimpan dalam *database* [13]. Proses kedua yaitu pengujian yang melibatkan perekaman fitur yang sama dan kemudian membandingkan dengan *template* biometrik yang tersimpan pada *database*, jika data yang direkam cocok dengan *template* biometric yang sudah ada dalam *database*, sampel individu dalam hal ini dianggap teridentifikasi. Skema umumnya digambarkan dalam gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

2.1 Preprocessing

Preprocessing merupakan tahapan untuk data *training* dan data uji. Tujuan tahap *preprocessing* adalah untuk mempersiapkan representasi tanda tangan untuk langkah-langkah berikut, untuk mendapatkan tanda tangan standar dan siap untuk diekstraksi fitur dan untuk mendapatkan hasil identifikasi [14]. Tanda tangan yang disimpan dalam *database* sudah diubah menjadi gray dengan latar belakang kontras [15].

Jika $I(x,y)$ maka nilai keabuan dari tanda tangan $a256$ pada *database*. Sehingga gambar tanda tangan $I_p(x,y)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$I_p(x,y) = \text{round} \left(\text{round} \left(\frac{I(x,y)n_L}{255} \right) \frac{255}{n_L} \right) \quad (1)$$

Dimana *round* merupakan bilangan bulat terdekat.

Dalam penelitian ini *database* MCYT dan GPDS, dipilih $n_L=3$ (tersegmentasi dengan baik), kurang dari nilai tersebut tanda tangan setengah dihapus, sehingga $n_L=3$ tanda tangan yang disimpan dengan latar belakang yang bersih. Apabila goresan tanda tangan tampak gelap dengan latar belakang putih maka dilakukan binarisasi gambar $I_{bw}(x,y)$ dengan perhitungan *thresholding* sebagai berikut:

$$I_{bw}(x,y) = \begin{cases} 255 & \text{if } I_p(x,y) = 255 \\ 0 & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2)$$

Hitam dan putih $I_{bw}(x,y)$ gambar digunakan untuk segmentasi tanda tangan asli dan tanda tangan hasil segmentasi sebagai berikut:

$$I_s(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{if } I_{bw} = 255 \\ I(x, y) & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (3)$$

Setelah dilakukan perpindahan histogram untuk mengurangi pengaruh tinta tulisan yang berbeda pada tanda tangan yang tersegmentasi sehingga menghasilkan nilai piksel tanda tangan keabuan bernilai 0-255, rentang ini untuk menghasilkan perbedaan penulisan tanda tangan. Oleh sebab itu pada piksel tanda tangan dapat dilakukan dengan mengurangi nilai level keabuan minimum sebagai berikut:

$$I_G(x, y) = \begin{cases} I_s(x, y) & \text{if } I_s(x, y) = 255 \\ I_s(x, y) - \min\{I_s(x, y)\} & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (4)$$

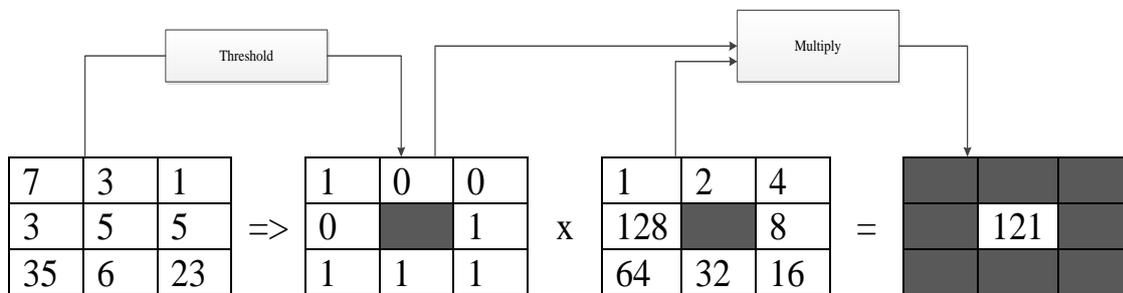
Dimana $I_G(x, y)$ merupakan nilai segmentasi gambar nilai 0

2.2 Ekstraksi Fitur

Setelah tanda tangan dilakukan proses segmentasi dan dipindahkan pada histogram, gambar tanda tangan dipotong untuk memperbaiki ukuran tanda tangan dan kemudian diubah menjadi $N=256$ dan $M=256$ [16]. Tujuan penyesuaian nilai tanda tangan dilakukan untuk meningkatkan skala invariasi. Sebagai metode interpolasi, maka digunakan nilai terdekat. Hal ini dilakukan untuk menjaga tekstur tinta tanda tangan [17].

2.2.1 Local binary pattern (LBP)

Metode *local binary pattern* pertama kali diperkenalkan oleh Ojala. Menurut Ojala, *local binary pattern* (LBP) merupakan metode yang digunakan sebagai alat ukur tekstur skala keabuan yang terbukti sangat efektif dan *invariant* terhadap pencahayaan yang berbeda. *local binary pattern* (LBP) dimanfaatkan untuk deskripsi texture yang didukung komposisi pola yang dapat dijelaskan sebuah operator secara binomially sehingga terbentuk angka, seperti gambar 2 [18].



Gambar 2. Kalkulasi Metode LBP

Operator *local binary pattern* (LBP) bekerja dengan memberikan label pada piksel dengan melakukan *thresholding* pada piksel tetangga (x, y) menghasilkan sebuah kode bit dari turunan piksel biner sebagai ukuran komplementer untuk kontras warna gambar lokal. Pada setiap piksel tetangga sebagai nilai tengah dan mengubah nilai Nol "0" atau Satu "1" (biner) Delapan kode biner diwakili dengan 8 bit angka [19].

Secara matematis *thresholding* (P, R) untuk menghitung nilai biner dirujuk pada pengambilan sampel titik P pada lingkaran radius R . Untuk menghitung nilai dari metode *local binary pattern* (LBP) dari sebuah piksel (X_c, Y_c) didapatkan dari:

$$LBP^{P,R}(X_c, Y_c) = \sum_{i=0}^P S(g_i^{P,R} - g_c) 2^{i-1} \quad (5)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

Dimana:

- P : banyaknya piksel tetangga
- R : nilai Radius
- g_c : nilai piksel dari x dan y
- g_p : nilai piksel tetangga
- x_c, y_c : koordinat pusat

2.2.2 Binarised Statistical Image Features

Binarised Statistical Image Features (BSIF) digunakan untuk klasifikasi tekstur. Berdasarkan *local binary pattern* (LBP), ide dibalik BSIF secara otomatis mempelajari satu set filter dari salah satu gambar tanda tangan asli. BSIF diterapkan dalam pembelajaran secara manual untuk mendapatkan gambar yang bernilai statistik, pengkodean informasi yang efisien menggunakan kuantitas. Untuk pencirian tekstur dalam setiap sub-wilayah gambar menggunakan nilai histogram kode biner BSIF. Nilai setiap elemennya adalah bernilai bit dalam string kode biner BSIF yang kemudian dihitung dengan binarisasi hasil filter linear dengan ambang batas nol. Setiap bit yang dihasilkan dengan filter yang berbeda dan Panjang string bit yang ditentukan oleh jumlah filter yang digunakan [20].

$$S_i = \sum_{u,v} W_i(u, v) X(u, v) = w_i^t x \quad (7)$$

Dimana vector w dan x berisi piksel W_i dan X . Fitur binarisasi b_i diperoleh dengan $b_i=1$ jika $S_i < 0$ dan $b_i=0$ dan sebaliknya. Filter W_i menggunakan ICA dengan memaksimalkan statistik W_i . Ada dua parameter dalam BSIF yaitu ukuran filter I dan ukuran n dengan nilai string bit. Filter W_i menggunakan berbagai pilihan parameter dengan set filter menggunakan 50.000 jenis gambar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Database

Dalam penelitian ini menggunakan dua database MCYT-75 dan GPDS-100. Hasil scan dengan resolusi 600dpi dengan hasil tekstur keabuan yang cukup baik. Perbedaan keduanya adalah pena yang digunakan. Dalam database MCYT semua tanda tangan asli dan palsu dengan pena yang permukaannya sama namun sebaliknya, pada GPDS menggunakan permukaan pena yang berbeda.

3.1.1 GPDS-100

GPDS merupakan corpus tanda tangan berisi 30 asli dan 24 palsu dari 100 individu. Sehingga 100 x 30 menghasilkan 3.000 tanda tangan asli dan 100 x 24 menghasilkan tanda tangan palsu sebanyak 2.400. Seperti yang dibahas sebelumnya tanda tangan dilakukan pada kerja putih kemudian di *scan* pada 254 skala abu-abu pada tingkat resolusi 600 dpi.

3.1.2 MCYT

Database MCYT mencakup 75 tanda tangan yang berbeda. Corpus mencakup 25 tanda tangan asli dan 25 tanda tangan palsu pada simulasi setiap tanda tangan. Tanda tangan asli dihasilkan dari proses dua sesi. Tanda tangan palsu diberikan tanda palsu dan setelah pelatihan beberapa kali, individu diminta melakukan tanda tangan berulang-ulang pada kertas yang sama dan pena yang sama. Kertas hasil tanda tangan kemudian di scan dengan resolusi 600 dpi.

3.2 Hasil identifikasi Tanda Tangan

Dalam proses ini dilakukan uji hasil dari berbagai tekstur yang di hasilkan *local binary pattern* (LBP) dan BSIF pada database MCYT-75 dan GPDS-100 untuk proses identifikasi tanda tangan hasil scan. Kemudian dilakukan perbandingan satu sama lain untuk melihat efisien dan kinerja kedua fitur ekstraksi. Sampel sebanyak 10 gambar untuk setiap individu dalam setiap set *training* dan tanda tangan yang tersisa dari orang yang sama ‘asli’digunakan pada set uji seperti pada tabel.

Tabel 1. Distribusi gambar tanda tangan set *training* menggunakan 10 gambar dari setiap set uji

Database	MCYT-75	GPDS-100
Jumlah orang	75	100
Jumlah gambar	1875	3000
Gambar <i>training</i>	750	1000
Gambar uji	1.125	2000

Dalam percobaan ini ada tiga langkah yang dilakukan yaitu langkah pertama mencatat hasil utama dengan parameter standar, kemudian langkah kedua semua parameter deskripsi dioptimalkan untuk mendapatkan nilai terbaik dari setiap fitur dan langkah terakhir melakukan metode zonasi pada tahap ekstraksi fitur sesuai kinerja system yang diusulkan.

Pada tahap pertama *training* digunakan parameter descriptor yang diambil dari kertas asli. IBP dipilih dengan parameter yang berbea (8.1), (8.2), (16.2) dan BSIF dengan filter 11 x 11 dengan panjang string 8-bit.

Klasifikasi KNN digunakan dengan jarak *Chi-Square*, berdasarkan percobaan awal ditemukan bahwa *chi-square* mendapatkan hasil lebih baik dibandingkan jarak lain seperti *Euclidean* atau *hamming distance*. Dapat dilihat pada table 2, hasil yang diperoleh menunjukkan BSIF memberikan kinerja yang baik pada kedua database.

Tabel 2. Tingkat akurasi menggunakan parameter BSIF dan LBP

Database	MCYT-75	GPDS-100
LBP (8.1)	82.7	60.7
LBP (8.2)	90.7	82.0
LBP (16.2)	92.2	88.0
BSIF	93.7	90.3

Pada langkah kedua *training*, dilakukan beberapa tes tambahn pada jumlah BSIF, dimana semua digunakan parameter filter dengan bit yang kode binernya mencapai optimal dengan hasil terbaik. Prosedur ini diterapkan untuk dua database MCYT-75 dan GPDS-100 seperti pada tabel 3 dan 4.

Tabel 3. Tingkat akurasi menggunakan parameter BSIF pada database MCYT-75

BSIF	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
1	76.9	82.7	84.7	86.3	84.4	83.1	81.6	76.1
2	85.5	90.8	92.2	89.0	85.2	88.2	86.7	83.0
3	82.8	91.6	92.2	92.2	92.2	90.3	88.8	83.0
4	85.0	92.7	93.5	93.0	92.7	92.7	92.2	87.5
5	-	94.8	94.3	94,6	95.1	93.8	91.2	86.6
6	-	94.8	94.6	96.2	95.1	95.9	92.5	92.0
7	-	94.6	95.6	95.4	95.1	93.1	95.1	95.6
8	-	94.1	96.7	97.2	95.6	94.4	95.1	92.3

Tabel 4. Tingkat akurasi menggunakan parameter BSIF pada database GPDS-100

BSIF	3x3	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13	15x15	17x17
1	64.9	70.1	71.9	71.9	70.8	72.4	72.1	71.6
2	78.4	76.1	78.9	78.6	79.3	81.0	81.6	79.4
3	72.9	79.0	82.5	84.6	88.6	86.6	88.6	84.1
4	70.9	80.1	85.1	86.1	90.3	89.7	87.4	86.7
5	-	80.2	85.0	86.5	87.7	90.3	92.4	90.3
6	-	81.1	85.9	87.9	89.1	93.5	93.1	92.4
7	-	81.2	84.6	84.3	80.3	90.3	93.4	93.4
8	-	80.4	84.1	85.1	92.8	90.8	93.5	93.9

Nilai terbaik BSIF dalam database MCYT-75 adalah 96.7% diperoleh dari ukuran 9 x 9 dan 12-bit, sedangkan hasil terbaik dari GPDS-100 adalah 93,9% diperoleh dari ukuran 17x17 dan 12-bit.

Pada langkah terakhir pada percobaan ini dengan menerapkan metode zonasi untuk LBP dan BSIF agar dapat dilakukan evaluasi efek pada kinerja dua descriptor. Dengan demikian parameter terbaik BSIF dalam dua database MCYT-75 dan GPDS-100. Berikut tabel yang menunjukkan hasil dari beberapa parameter deskripsi LBP.

Tabel 5. Tingkat pengakuan menggunakan deskriptor BSIF dan LBP pada database tanda tangan MCYT-75 dengan zonasi, tumpang tindih, dan mengubah ukuran blok

Ukuran Blok dan tumpang tindih		[256 256]	[128 128]		[64 64]		
		Tanpa tumpang tindih	[0 0]	[0.5 0.5]	[0 0]	[0.5 0.5]	
Ekstraksi fitur berbeda dari LBP	LBP (4.1)	690.0	85.7	91.4	94.1	95.4	
	LBP (4.2)	80.2	91.0	94.9	95.9	96.7	
	LBP (4.3)	77.5	90.8	94.1	95.9	96.2	
	LBP (8.1)	83.7	93.2	96.7	95.4	97.0	
	LBP (8.2)	90.3	97.7	97.5	97.3	98.1	
	LBP (8.3)	93.0	97.7	97.8	97.5	98.1	
	LBP (12.1)	86.6	94.7	96.2	95.4	97.5	
	LBP (12.2)	91.7	97.7	97.0	97.3	97.8	
	LBP (12.3)	94.9	97.4	98.1	97.8	98.3	
	LBP (16.1)	85.0	94.2	94.9	95.7	97.3	
	LBP (16.2)	91.7	95.3	95.9	97.3	97.8	
	LBP (16.3)	92.1	96.7	97.5	97.5	98.3	
	BSIF with best filter	Window size 9 x 9 and 12-bits	95.1	77.0	77.2	77.6	78.7

Berdasarkan tabel 5, descriptor LBP memberikan hasil yang baik dan metode pembagian pada gambar zonasi yaitu sebesar 98.3% dengan LBP(12.3) dan 16.3) dengan blok 64.

Tabel 6. Tingkat pengakuan menggunakan deskriptor BSIF dan LBP pada database tanda tangan GPDS-100 dengan zonasi, tumpang tindih, dan ukuran blok

Ukuran Blok dan Tumpang tindih		[256 256]	[128 128]		[64 64]	
		Tanpa tumpah tindih	[0 0]	[0.5 0.5]	[0 0]	[0.5 0.5]
Ekstraksi fitur						
Paramameter berbeda dari LBP	LBP (4.1)	57.4	86.5	90.4	94.7	96.0
	LBP (4.2)	60.9	87.7	91.8	94.6	96.1
	LBP (4.3)	60.6	87.9	92.4	94.6	95.9
	LBP (8.1)	61.7	88.3	91.7	94.8	66
	LBP (8.2)	81.1	93.4	94.9	95.6	96.9
	LBP (8.3)	80.6	91.3	93.4	95.1	95.8
	LBP (12.1)	63.9	81.1	87.4	91.5	92.9
	LBP (12.2)	83.0	94.5	95.2	92.8	97.1
	LBP (12.3)	87.7	95.3	95.9	96.4	97.0
	LBP (16.1)	59.6	87.9	91.5	94.9	96.2
	LBP (16.2)	87.0	93.8	94.7	95.5	97.0
	LBP (16.3)	83.9	92.1	95.1	95.9	96.4
BSIF with best filter	Window size 9 × 9 and 12-bits	90.1	64.1	64.2	66.6	68.0

Berdasarkan tabel 6, descriptor LBP memberikan hasil yang baik dan metode pembagian pada gambar zonasi yaitu sebesar 97.1% pada blok 64.

3.3 Hasil Verifikasi Tanda Tangan

Pada bagian kedua data *training*, verifikasi dua database (GPDS, MCYT) tanda tangan dibagi menjadi tiga subset. Dua subset digunakan untuk sistem pelatihan 20 tanda tangan asli sementara subset yang sisa digunakan untuk data uji. Database kedua MCYT dibagi dua menjadi data *training* dan data uji dengan mengambik 20 gambar tanda tangan dalam data *training* dan 15 gambar data uji. Dalam semua data set data yang sudah dilakukan berdasarkan penelitian terdahulu untuk GPDS-100 memperoleh FAR dan FRR masing-masing 4,65%, 533% % dan sudah mencapai EER 7,78%.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, disajikan metode untuk identifikasi tanda tangan menggunakan dua fitur tekstur yaitu *local binary pattern* dan *Binarised Statistical Image Features*. Sistem kerja yang dilakukan mengacu kepada dua database yang berisi 75 dan 100 individu. Percobaan yang dilakukan dibagi menjadi tiga langkah. Langkah pertama yaitu menggunakan *local binary pattern* dan *Binarised Statistical Image Features*. Pada percobaan pertama menunjukkan bahwa *Binarised Statistical Image Features* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan *local binary pattern*. Sebagai langkah kedua dengan berfokus pada pencarian parameter terbaik *Binarised Statistical Image Features* pada kedua database. Hasilnya menunjukkan bahwa *local binary pattern* mengungguli *Binarised Statistical Image Features*. Hasil terbaik mencapai 98,3% dengan database GPDS-100. Untuk mendapatkan hasil terbaik penulis melakukan perbandingan dengan beberapa karya terdahulu dan kami mencatat bahwa semua hasil melebihi kinerja literatur.

5. SARAN

Saran untuk yang akan mengembangkan penelitian ini untuk mencoba melakukan dengan metode-metode lain. Dengan fitur-fitur yang lebih banyak dan subset yang lebih banyak. Peneliti selanjutnya dapat mengembangkan dengan tanda tangan digital untuk mengurangi banyak pemalsuan dan penipuan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Darwish, "Simulation and Evaluation of Signature Recognition Techniques," vol. 37, no. 3, pp. 65–74, 2013.
- [2] F. R. Hashim, J. J. Soraghan, L. Petropoulakis, and N. G. N. Daud, "EMG cancellation from ECG signals using modified NLMS adaptive filters," *IECBES 2014, Conf. Proc. - 2014 IEEE Conf. Biomed. Eng. Sci. "Miri, Where Eng. Med. Biol. Humanit. Meet."*, no. December, pp. 735–739, 2014, doi: 10.1109/IECBES.2014.7047605.
- [3] S. S Harakannanavar, P. C R, and R. K B, "Comprehensive Study of Biometric Authentication Systems, Challenges and Future Trends," *Int. J. Adv. Netw. Appl.*, vol. 10, pp. 3958–3968, Jan. 2019, doi: 10.35444/IJANA.2019.10048.
- [4] A. Tahmasebi and H. Pourghassem, "Signature identification using dynamic and HMM features and KNN classifier," *Proc. - 2013 Int. Conf. Commun. Syst. Netw. Technol. CSNT 2013*, pp. 201–205, 2013, doi: 10.1109/CSNT.2013.51.
- [5] A. Fakhri, I. K. Raharjana, and B. Zaman, "Pemanfaatan Teknologi Fingerprint Authentication untuk Otomatisasi Presensi Perkuliahan," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 1, no. 2, p. 41, 2015, doi: 10.20473/jisebi.1.2.41-48.
- [6] J. Kannala and E. Rahtu, *BSIF: Binarized statistical image features*. 2012.
- [7] W. Wanayumini, O. S Sitompul, M. Zarlis, S. Suwilo, and A. M H Pardede, "A Research Framework for Supervised Image Classification For Tornado Chaos Phenomena," *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 4.15, p. 447, 2018, doi: 10.14419/ijet.v7i4.15.25254.
- [8] M. Kumar, "Signature Verification Using Neural Network," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 4, Sep. 2012.
- [9] A. W. Widodo and A. Harjoko, "SISTEM VERIFIKASI TANDA TANGAN OFF-LINE BERDASAR CIRI HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT (HOG) DAN HISTOGRAM OF CURVATURE (HoC)," vol. 2, no. 1, 2015.
- [10] M. Hamdan, O. O. Khalifah, and T. S. Gunawan, "Measuring the road traffic intensity using neural network with computer vision," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 1, pp. 184–190, 2018, doi: 10.11591/ijeecs.v10.i1.pp184-190.
- [11] yuliana diah pristanti, P. Mudjirahardjo, and A. Basuki, "Identifikasi Tanda Tangan dengan Ekstraksi Ciri GLCM dan LBP," 2019.
- [12] S. Abdoli and F. Hajati, *Offline signature verification using geodesic derivative pattern*. 2014.
- [13] Y. I. Riskajaya, "Pengembangan metode seleksi titik," vol. 13, pp. 68–74, 2015.
- [14] G. Kumar and P. K. Bhatia, "A detailed review of feature extraction in image processing

- systems,” *Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Technol. ACCT*, pp. 5–12, 2014, doi: 10.1109/ACCT.2014.74.
- [15] J. F. Vargas-Bonilla, M. A. Ferrer-Ballester, C. Travieso-González, and J. Alonso, “Off-line signature verification based on grey level information using texture features,” *Pattern Recognit.*, vol. 44, pp. 375–385, 2011.
- [16] R. Rosnelly, L. Wahyuni, and J. Kusanti, “Optimization of Region of Interest (ROI) Image of Malaria Parasites,” *J. Appl. Intell. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 87–95, 2018, doi: 10.33633/jais.v3i2.2060.
- [17] A. Kartono and D. Alamsyah, “Verifikasi Tanda Tangan Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Ciri Harris Corner,” no. x, 2012.
- [18] Y. Fang and Z. Wang, *Improving LBP features for gender classification*, vol. 1. 2008.
- [19] T. Ramasamy and R. Mancera, “Ligand-Protein Cross-Docking with Water Molecules,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 50, pp. 415–421, Feb. 2010, doi: 10.1021/ci900345h.
- [20] A. Benzaoui, A. Hadid, and B. Abdelhani, “Ear biometric recognition using local texture descriptors,” *J. Electron. Imaging*, vol. 23, p. 53008, Sep. 2014, doi: 10.1117/1.JEI.23.5.053008.