

# DETEKSI KEMIRINGAN ALUR POLA SIDIK JARI DENGAN HAMMING NET SEBAGAI DASAR KLASIFIKASI

Sri Suwarno<sup>1</sup>, Sri Hartati<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Teknik Informatika UKDW Yogyakarta

<sup>2</sup>Program Studi Ilmu Komputer Fakultas MIPA UGM Yogyakarta

## Abstrak

Sidik jari memiliki dua fitur penting yang disebut fitur lokal (*minutiae*) dan fitur global (*singularities*). Fitur lokal terdiri dari bagian-bagian detail dari sidik jari, sedangkan fitur global terdiri alur (*ridge*), titik pusat (*core*), dan titik persimpangan (*delta*). Fitur lokal biasanya digunakan sebagai dasar pencocokan sidik jari, sedangkan fitur global biasanya dipakai untuk dasar klasifikasi. Klasifikasi berdasarkan keberadaan dan posisi *core* dan *delta* memerlukan proses komputasi yang rumit dan panjang. Pada penelitian ini sudut kemiringan alur diteliti, dengan harapan dapat dipakai sebagai dasar klasifikasi yang lebih sederhana dan lebih cepat proses komputasinya. Pertama, citra grayscale sidik jari dikonversi menjadi citra biner, kemudian dilakukan proses *thinning* dan selanjutnya dikonversi menjadi citra bipolar. Kedua, dibuat 12 definisi sudut potongan alur yang melewati blok berukuran 3x3 piksel. Nilai dari piksel-piksel pada ke 12 blok tersebut digunakan sebagai target pelatihan bagi Hamming Network. Dengan memproses setiap blok berukuran 3x3 piksel dari citra sidik jari dengan Hamming Network maka sudut kemiringan potongan alur pada blok tertentu dapat ditentukan. Penelitian ini menghasilkan klasifikasi dengan ketepatan 63% dari 80 sampel pola sidik jari.

**Kata kunci:** sidik jari, klasifikasi, arah alur, hamming network

## 1. PENDAHULUAN

Penggunaan sidik jari sebagai alat bukti identitas pribadi sudah diakui di seluruh dunia. Sidik jari diyakini memiliki sifat unik dan permanen, dalam arti tidak ada dua atau lebih sidik jari yang sama dan sidik jari seseorang tidak berubah sepanjang hidupnya [6,9]. Asumsi-asumsi ini mendorong penggunaan sidik jari sebagai salah satu alat bukti yang sah secara hukum. Scotland Yard di Inggris dicatat mulai menggunakan sidik jari sebagai alat bukti pada bulan Juni 1900 [1].

Proses pencocokan maupun pencarian pola sidik jari menghadapi berbagai macam kesulitan terkait dengan banyaknya data sidik jari yang ada dalam basis data, maupun banyaknya waktu yang diperlukan untuk mencocokkan pola satu persatu. Ketika proses pencocokan masih dilakukan secara manual, kesulitan ini sangat terasa dan hanya dapat dilakukan oleh ahli yang jumlahnya sangat terbatas. Setelah teknologi komputer diterapkan dalam proses pencocokan, waktu yang diperlukan relatif lebih cepat meskipun persoalan teknis yang lain muncul. Faktor teknis ini biasanya terkait dengan kualitas gambar sidik jari, resolusi gambar yang berbeda-beda dan juga posisi geometris sidik jari yang berbeda-beda pula.

Banyak usaha telah dilakukan para ahli untuk mempercepat proses pencocokan maupun proses pencarian. Perbaikan proses pencocokan biasanya dilakukan dengan cara memperjelas gambar pola sidik jari dan menonjolkan ciri khas (*features*) yang dimiliki oleh suatu sidik jari, sedangkan percepatan proses pencarian dilakukan dengan cara mengelompokkan pola sidik jari yang sejenis kedalam suatu klas tertentu. Dengan adanya klasifikasi semacam ini, maka proses pencarian tidak perlu dilakukan pada seluruh basis data yang ada, tetapi cukup dilakukan pada klas yang sesuai [6][12][9].

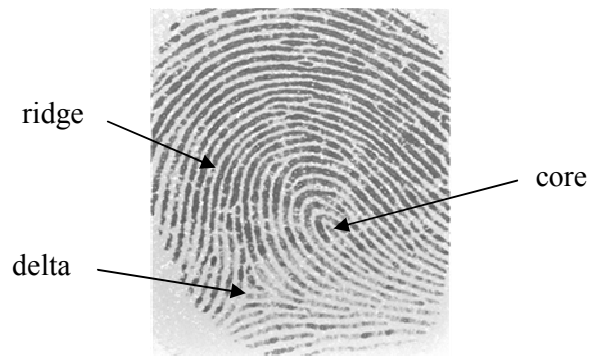
Penelitian ini difokuskan pada penentuan sudut kemiringan alur (*ridge*) dengan memanfaatkan *Hamming Networks*. Cara ini lebih sederhana dan lebih cepat dibandingkan dengan cara lain yang mendasarkan klasifikasi pada keberadaan dan posisi *core* dan *delta*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian tentang klasifikasi pola sidik jari pada umumnya mengikuti klasifikasi yang dibuat oleh Sir Edward Henry dan Sir Francis Galton pada tahun 1892 – 1897 [6]. Mereka membagi pola sidik jari menjadi 5 klas utama, yaitu *left loop*, *right loop*, *whorl*, *arch* dan *tented arch*, seperti terlihat pada Gambar 1. Klasifikasi pola sidik jari pada umumnya didasarkan pada ciri-ciri visual tertentu yang dimiliki oleh setiap sidik jari, misalnya bentuk dan arah alur (*ridge*), titik pusat (*core*), dan pertigaan (*delta*), yang semuanya itu biasa disebut dengan istilah *singularities*. Contoh *singularities* sebuah sidik jari dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Klasifikasi pola sidik jari [6]



Gambar 2. Singularities sidik jari

Banyak penelitian telah dilakukan yang berfokus pada *singularities* untuk proses klasifikasi ini. Zhang, Q., et al. [12] melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan pola sidik jari berdasarkan analisis terhadap *singularities* dan *pseudoridges*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat keakuratannya mencapai 95% meskipun ada beberapa data yang salah masuk pada klas lain.

*Core* dan *delta* sebagai dasar klasifikasi juga digunakan oleh Wei, L.,[11]. Dalam menentukan *core* Wei menggunakan *Poincare index* yang cukup rumit, sehingga memerlukan komputasi yang lama. Hasil yang dicapai pada penelitian ini cukup baik.

Klasifikasi berdasarkan arah alur sudah dilakukan banyak peneliti. Wang, S.,et al [9] meneliti klasifikasi sidik jari berdasarkan *directional field* dan *core* dengan memanfaatkan *k-means* dan *3-nearest neighbor* sebagai *classifier*. Mereka melaporkan bahwa penelitian tersebut menghasilkan hasil yang memuaskan dan waktu yang diperlukan juga lebih cepat.

*Directional field* juga dapat digunakan untuk mendeteksi *core* seperti yang dilakukan oleh Rahmati, M. Dan Jannatpour, A. [8]. Berbeda dengan kebanyakan penelitian, mereka menggunakan blok berbentuk heksagonal untuk mengekstrak *directional field*. Penelitian mereka menghasilkan ketelitian sampai 95% dari 40 citra yang diuji.

Penelitian sejenis yang juga banyak digunakan adalah dengan menghitung nilai histogram. Nilai histogram adalah banyaknya sesuatu yang dipakai sebagai dasar pembeda. Wang, S.D. dan Lee, C., [10] memanfaatkan konsep histogram untuk pengenalan sidik jari. Mereka menghitung *directional micropattern* dan menggunakan LVQ networks untuk proses pengenalan tersebut. Hasil yang dilaporkan penelitian ini mencapai 99.62% dengan menggunakan *database* sidik jari yang tidak terlalu besar.

Dari sekian banyak penelitian berdasarkan *directional field*, salah satu yang cukup rumit adalah yang dilakukan Bazen, M.A dan Gerez S.H [2]. Mereka menggunakan semua piksel tanpa melalui proses binerisasi, sehingga tidak ada informasi yang hilang. Dari semua piksel dihitung nilai *directional field*-nya. Penelitian tersebut menghasilkan ketelitian yang sangat tinggi.

Penelitian ini dilakukan berdasarkan ide-ide yang ada pada literatur-literatur tersebut dengan modifikasi pada metode penentuan sudut kemiringan alurnya.

Untuk mengurangi *preprocessing* yang panjang, akan diteliti kemungkinan klasifikasi yang tidak berdasarkan pada *core* dan *delta* tetapi berdasarkan sudut kemiringan alur (*ridge*). Agar tidak memerlukan proses pendeteksian alur yang rumit, maka digunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Penelitian ini akan memanfaatkan JST dengan arsitektur *Hamming Net* yang dikombinasikan dengan *Maxnet* untuk proses klasifikasi. Arsitektur ini dipilih karena sangat cocok untuk keperluan *clustering* dan algoritmanya relatif sederhana.

### 3. METODE PENELITIAN

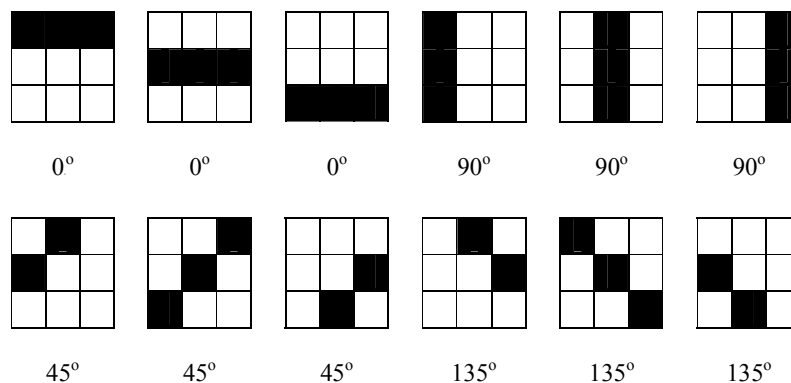
Seperti terlihat pada Gambar 1, setiap klas sidik jari memiliki arah alur yang khas. Pada luasan tertentu sekelompok alur memiliki arah yang sama. Sekelompok alur tersebut secara bersama-sama akan berubah arah pada luasan yang lain. Penelitian ini bertujuan mendeteksi sudut kemiringan sekelompok alur dalam suatu area tertentu.

Pada citra sidik jari berformat *grayscale*, alur sidik jari memiliki intensitas warna yang lebih gelap dibandingkan dengan latar belakangnya. Perbedaan intensitas ini juga ditunjukkan oleh nilai intensitas dari piksel-piksel yang membentuk alur maupun latar belakang. Nilai intensitas setiap piksel berkisar antara 0 – 255, dengan intensitas hitam mendekati 0 sedangkan intensitas putih mendekati 255. Nilai intensitas *grayscale* perlu dikonversi menjadi *biner* agar lebih mudah dimanipulasi pada proses pengolahan pendahuluan (*preprocessing*).

Dari pengalaman empiris sebelumnya dan berdasarkan sejumlah literatur, ditemukan bahwa proses binerisasi lebih baik hasilnya kalau nilai *threshold* yang dipakai bersifat lokal pada blok kecil, dibandingkan menggunakan *threshold* global dari seluruh citra. Pada penelitian ini binerisasi menggunakan blok berukuran 10x10 piksel dengan pertimbangan rata-rata lebar alur berkisar antara 6 – 9 piksel. Nilai *threshold* lokal dihitung menggunakan nilai *mean* dari seluruh piksel pada suatu blok.

Sebelum proses pendeteksian sudut dilakukan, proses *thinning* perlu dilakukan untuk mendapatkan ketebalan alur sebesar 1 piksel atau mendekati 1 piksel. Untuk dapat memanfaatkan fungsi-fungsi yang disediakan MATLAB, nilai intensitas alur dan latar belakangnya perlu 'dibalik', yaitu intensitas alur menjadi putih dan intensitas latar belakang menjadi hitam. Karena Hamming Network mensyaratkan tipe data bipolar, maka citra *biner* ini perlu dikonversi menjadi biner bipolar, yaitu semua nilai 0 dikonversi menjadi -1.

Proses pendeteksian sudut alur dilakukan dengan cara membagi area gambar kedalam blok-blok kecil dengan ukuran 3x3 piksel. Ukuran ini dipilih agar kemungkinan kombinasi piksel dalam membentuk sudut kemiringan alur tidak terlalu banyak. Adapun definisi sudut kemiringan alur yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Definisi Sudut Kemiringan Alur

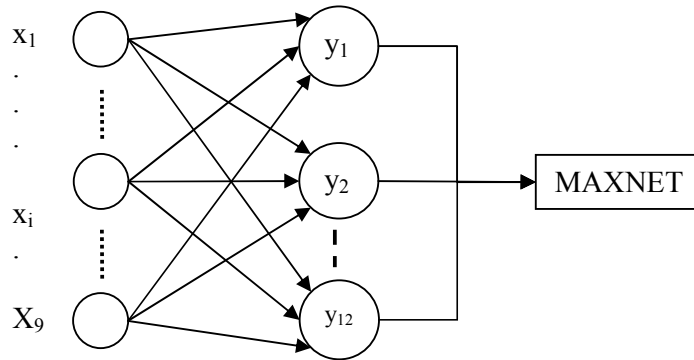
Berdasarkan pola pada Gambar 3 dibuatlah 12 vektor yang masing-masing terdiri dari 9 elemen dengan warna putih bernilai -1 dan warna hitam bernilai 1. Vektor inilah yang dipakai sebagai target bagi Hamming Network. Gambar 4 adalah diagram arsitektur Hamming Network yang dikombinasikan dengan MAXNET. Secara prinsip, Hamming Network digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan antara vektor input dengan vektor target, sedangkan MAXNET dipakai untuk menentukan tingkat kemiripan yang paling besar.

Untuk mencari sudut kemiringan suatu alur, nilai-nilai bipolar dalam blok berukuran 3x3 dipakai sebagai masukan bagi Hamming Network. Hamming Network bersama MAXNET selanjutnya akan menentukan sudut berapa yang paling mirip dengan sudut alur dalam blok tersebut. Apabila komposisi nilai piksel dalam blok menghasilkan lebih dari satu nilai maksimum, maka blok tersebut 'ditolak' karena tidak dapat ditentukan dengan pasti sudut kemiringannya.

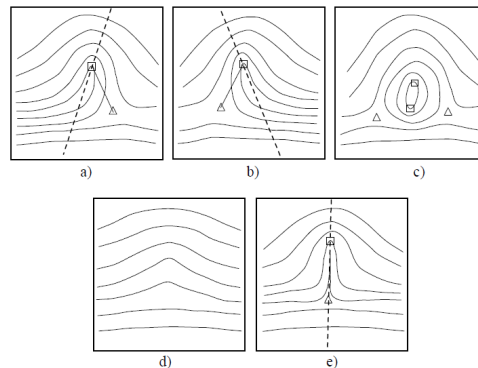
Proses penentuan sudut kemiringan ini dilanjutkan pada blok-blok lain dalam citra sidik jari. Setelah semua blok ditentukan nilai sudut kemiringannya, maka hasilnya dirangkum dalam suatu vektor output yang memiliki 4 elemen, yaitu  $total\_sudut\_0$ ,  $total\_sudut\_90$ ,  $total\_sudut\_45$  dan  $total\_sudut\_135$ . Urutan posisi elemen dibuat seperti ini agar sudut  $45^\circ$  berdampingan dengan sudut  $135^\circ$  sehingga mudah dilihat nilai rasionya.

Nilai-nilai elemen pada vektor output berupa bilangan desimal yang tidak mudah diklasifikasikan. Agar vektor ini lebih mudah diklasifikasikan, dilakukan proses binerisasi dengan menggunakan *threshold* dari vektor tersebut. Berdasarkan vektor output inilah klas suatu sidik jari ditentukan dan hasil klasifikasinya dibandingkan dengan hasil klasifikasi secara manual. Sebagai acuan klasifikasi manual digunakan ketentuan yang sudah diterima secara umum, seperti terlihat pada Gambar 5.

Sebagai data uji untuk penelitian ini digunakan 80 citra sidik jari berformat *grayscale* dengan ukuran 300x300 piksel yang diambil dari *database* citra sidik jari yang merupakan lampiran dari referensi [a].



Gambar 4. Arsitektur *Hamming Net* dan *Maxnet*



Gambar 5. Pola Alur Sebagai Dasar Klasifikasi :  
a) Left Loop, b) Right Loop, c) Whorl, d) Arch, e) Tented Arch [a]

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

**Tabel 1.** Contoh Hasil Penelitian

A = Arch TA = Tented Arch LL = Left Loop RL = Right Loop W = Whorl

No	Nama File	# Sudut Kemiringan				# Blok Ditolak	Output biner	Pengamatan visual	Catatan
		0°	90°	45°	135°				
1	101_1.tif	515	335	732	390	8028	1010	A / LL	RAGU
2	101_2.tif	499	318	649	453	8081	1010	LL	RAGU
3	101_3.tif	502	333	812	370	7983	0010	A/LL	RAGU
4	101_4.tif	628	321	472	658	7921	1001	A	SESUAI
5	101_5.tif	428	355	815	361	8041	0010	LL	SESUAI
6	101_6.tif	440	338	770	340	8112	0010	LL	SESUAI
7	101_7.tif	360	380	870	357	8033	0010	LL	SESUAI
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
80	110_8.tif	301	450	528	496	8225	0111	LL	RAGU

Hasil penelitian dari 80 sampel dirangkum dalam bentuk tabel seperti Tabel 1. Kolom 'Output biner' merupakan hasil binerisasi dari vektor output dengan menggunakan *threshold* lokal dari vektor tersebut. Dari kolom ini terlihat bahwa untuk klas yang sama nilai 'output binernya' dapat berbeda. Sebaliknya ada sejumlah citra dari klas berbeda menghasilkan nilai 'output biner' yang sama.

Kolom 'Pengamatan visual' diisi berdasarkan pengamatan peneliti terhadap citra sidik jari. Nilai kolom ini didasarkan pada acuan Gambar 5. Dari pengalaman empiris selama mengadakan pengamatan, kadang-kadang ditemui pola sidik jari yang tidak mudah ditentukan kelas-nya karena tidak semua sidik jari memiliki fitur yang ditentukan pada acuan Gambar 5. Tidak adanya fitur-fitur pada suatu sidik jari dapat disebabkan oleh beberapa hal, misalnya kualitas citra yang tidak baik, bagian citra ada yang terpotong, atau memang ada sidik jari yang pola alurnya tidak normal. Kondisi semacam ini menyebabkan penentuan klas menjadi tidak tegas, bahkan kalau dilakukan secara manual.

Faktor lain yang juga mempengaruhi hasil penelitian adalah posisi geometris pola sidik jari. Karena metode ini mengandalkan distribusi sudut kemiringan suatu blok, maka kalau terjadi proses rotasi pada citra akan mempengaruhi penghitungan blok dengan sudut kemiringan tertentu.

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa klas *Left Loop* mempunyai blok dengan sudut kemiringan 45° yang dominan. Sebaliknya untuk klas *Right Loop* blok yang dominan adalah yang memiliki sudut kemiringan 135°. Pada sejumlah citra sidik jari, peran blok dengan sudut 0° dan 90° tidak banyak pengaruhnya. Pada klas *Whorl* secara teoritis semua sudut dominan, namun hasil penelitian ini menunjukkan bahwa komposisi binernya mirip dengan klas lain. Dengan demikian, metode ini tidak cocok untuk mendeteksi sidik jari dengan klas *Whorl*.

Secara keseluruhan metode ini dengan menggunakan sampel data yang ada menghasilkan tingkat ketepatan sekitar 63%. Pola-pola yang meragukan kelas-nya menghasilkan perhitungan yang tidak tepat.

#### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan uji coba terhadap sampel yang digunakan, dapat disimpulkan hal-hal berikut.

- Metode ini memerlukan komputasi yang sederhana sehingga waktu komputasinya cepat.
- Metode ini tidak cocok untuk mendeteksi sidik jari dengan klas *Whorl*.
- Metode ini secara tepat mendeteksi sidik jari dengan klas *Left Loop* dan *Right Loop*.
- Metode ini masih dapat diperbaiki kinerjanya dengan memperbesar ukuran blok dan memperbanyak definisi sudut kemiringan alur.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ashbourn, J., 2000, *Biometrics: Advanced Identity Verification The Complete Guide*, Springer, London,.
- [2] Bazen A.M. dan Gerez S.H., 2002, Systematic Methods for the Computation of the Directional Fields and Singular Points of Fingerprints, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 7, July, pp. 905-919.
- [3] Bow, S.T., 2002, *Pattern Recognition and Image Processing*, 2<sup>nd</sup> Edition, Revised and Expanded, Marcell Dekker, Inc., New York,.
- [4] Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice-Hall.
- [5] Kulkani, J.A., Jayadevan R, Mali S.N., Abhyankar H.H., Holambe R.S., *A New Approach for Fingerprint Classification based on Minutiae Distribution*, *International Journal of Computer Science* Volume 1 Number 4
- [6] Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., Prabhakar, S., 2003, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, New York,.
- [7] Mostafa, M., Allah., A., 2005, *Artificial Neural Networks Based Fingerprint Authentification With Clusters Algorithm*, *Informatica* 29,.
- [8] Rahmati, M. Dan Jannatpour, A., *Fingerprint Classification using singular points and Fourier image*, Computer Engineering Department, Amir Kabir University of Technology.
- [9] Wang, S., Zhang, W.W., Wang, Y.S., 2002, *Fingerprint Classification by Directional Fileds*, IEEE.
- [10] Wang, S dan Lee, C., *Fingerprint Recognition Using Directional Micropattern Histograms and LVQ Networks*, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University.
- [11] Wei, L., 2008, *Fingerprint Classification Using Singularities Detection*, *International Journal Of Mathematics and Computer Simulation*, Issue 2, Volume 2.
- [12] Zhang, Q., Huang, K., Yan, H., 2002, *Fingerprint Classification Based on Extraction and Analysis of Singularities and Pseudoridges*, Australian Computer Society, Inc.