

Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan MultiClass Support Vector Machine

By Agus Andreansyah

Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Multi-Class Support Vector Machine

14

Abstract – In disclosing the criminal act, there is a need for concrete evidence, one of which is by using the role of fingerprints. In identifying fingerprints using a support tool such as INAFIS Portable System (IPS). The process of reading fingerprints using this tool usually has a decrease in image quality which creates obstacles in reading or analysis of fingerprint patterns. So, it is necessary to have a fingerprint pattern recognition application. In this study, an interface for fingerprint pattern recognition was designed by using a Multi-Class Support Vector Machine. The study began by taking fingerprint images using IPS tools as much as 274 for training data and 177 test data. Based on the research using test data recognized and unrecognized data consisting of 5 classes namely arch, left loop, plain whorl, right loop, and twisted loop patterns showed that the highest level of accuracy was found in the arch pattern, left loop pattern, plain whorl pattern which were 100% while the right loop pattern and twinted loop pattern are 30% for data recognize. In the data unrecognized the accuracy of the arch pattern was 100% and the smallest level of accuracy was found in the right loop pattern and twinted loop pattern were 30%.

Key words: Pattern Recognition, Fingerprints, INAFIS portable system, Multi-SVM.

I. PENDAHULUAN

Tindakan kriminal yang berkembang di masyarakat, tidak hanya terjadi pada kasus yang memanfaatkan kecanggihan teknologi saja, tetapi pada kenyataannya juga terjadi pada kejahatan *street crime*. Berdasarkan data angka kriminalitas dari Mabes Polri periode 1-15 Mei 2019 tercatat sebanyak 226 kasus pencurian dengan pemberatan, 109 kejadian pada kasus pencurian kendaraan bermotor, 44 kasus pencurian dengan kekerasan, sementara periode 15-30 april 2019 tercatat kasus pencurian dengan kekerasan dengan senjata api sebanyak tujuh kasus[1]. Pada tanggal 15 Juni 2019 kasus pencurian dengan kekerasan senjata api menewaskan satu korban pengendara motor yang terjadi di Batam[2].

Dalam mengungkap tindak kriminal tersebut diperlukan adanya suatu alat bukti yang konkret salah satunya dengan mengenali identitas korban menggunakan peranan sidik jari, mengingat identifikasi sidik jari atau daktiloskopi termasuk dalam identifikasi forensik yang bersifat ilmiah. In objektif karena sifatnya unik dan permanen. Menurut pasal 184 Kitab Undang-Undang Hukum Acara Pidana (KUHAP), disebutkan bahwa alat bukti yang sah adalah

Keterangan Saksi, Keterangan ahli, Surat, Petunjuk (Sidik Jari), dan Keterangan terdakwa[3].

Untuk memenuhi kebutuhan pengguna identifikasi sidik jari Polri memiliki Pusat Indonesia Automatic Fingerprint Identification System Badan Reserse Kriminal Kepolisian Republik Indonesia (Pusat INAFIS Bareskrim Polri) yang mendukung pelaksanaan identifikasi pada unit-unit di kepolisian wilayah yang dapat diakses secara online. Penentuan identifikasi sidik jari korban bukan berdasarkan citra asli sidik jari namun berdasarkan *feature* dari citra asli sidik jari tersebut. Feature sidik jari ini diperoleh dari hasil pemindaian alat identifikasi menggunakan teknologi Inafis *Portable System* (IPS). IPS adalah suatu alat atau instrumen yang digunakan oleh pihak kepolisian INAFIS dalam mengungkap atau mengidentifikasi dengan melakukan perekaman sidik jari secara digitalisasi.

Feature citra sidik jari ini biasanya mengalami penurunan tingkat kualitas (terdegradasi) dibandingkan citra sidik jari asli. Hal ini disebabkan beberapa faktor luar seperti jenis kulit (keriput, berminyak, kotor, kering) ataupun karena kualitas peralatan yang digunakan. Citra sidik jari *feature* tersebut menimbulkan kendala dalam pembacaan atau analisis pola terhadap citra *feature* sidik jari menggunakan mata manusia untuk mengidentifikasi seseorang. Pembacaan pola sidik jari ini bertujuan untuk mengetahui ciri unik yang dimiliki suatu guratan pola sidik jari pada setiap orang dan perbedaan pola sidik jari inilah yang dijadikan acuan untuk mengidentifikasi. Sehingga, diperlukan adanya pengembangan suatu aplikasi pengenalan pola sidik jari dengan melakukan pengolahan citra digital, ekstraksi ciri, dan klasifikasi jenis pola pada citra sidik jari.

Dalam bidang kepolisian, pengolahan citra digital (*image processing*) sangat membantu pihak kepolisian divisi identifikasi untuk menginterpretasikan citra terutama mengetahui pengenalan pola sidik jari[4-7], meningkatkan kecepatan dan keakuratan dalam mengidentifikasi pola sidik jari melalui sarana visual manusia untuk memudahkan dalam pembacaan citra sidik jari. Berbagai macam metode mesin pembelajaran yang sering digunakan untuk pengenalan sidik jari diantaranya Jaringan Syaraf Tiruan, *Template Matching*, *Edge Detection*, *K- Nearest Neighbour*, *Local Binary Pattern*, *Euclidean Distance*, dan *Support Vector Machine*. Metode *Support Vector Machine* merupakan metode baru dan memiliki performa yang baik dalam bidang aplikasi seperti *bioformatic* akan tetapi metode ini hanya bisa

mengidentifikasi dua kelas data saja, sedangkan pada penelitian ini menggunakan lebih dari dua kelas data sehingga diperlukan metode tambahan yaitu dengan menggunakan metode Multi-SVM yang merupakan pengembangan lanjutan dari SVM[8-9]. Mengingat ilmu sidik jari dibagi menjadi tiga golongan besar yaitu *arch*/busur sebesar 5%, *Loop*/Sangkutan sebesar 60% sampai 65%, dan *Whorl*/Lingkaran sebesar 30% sampai 35%. Di Indonesia, pola sidik jari yang sering ditemukan yaitu pola *Loop*[10-11]. Sehingga, metode *Multi-Class SVM* cocok untuk mengklasifikasi citra sidik jari.

Pemilihan metode *Multi-Class SVM* berdasarkan kelebihan yang dimiliki yaitu mampu mengklasifikasi data lebih dari dua kelas, *One Against All*, serta mampu mengklasifikasikan suatu pattern yang tidak termasuk data yang dipakai dalam pembelajaran[8]. Selain itu, penelitian sebelumnya yang menggunakan citra input dan metode yang sama mampu memberikan tingkat akurasi yang baik antara 79,7% hingga 83,3 %.

Sementara itu, pemilihan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* pada citra sidik jari ini berdasarkan penelitian sebelumnya yang banyak menggunakan metode ini dalam mengekstraksi ciri tekstur dan memiliki nilai tekstur yang kuat untuk mengklasifikasi data dan masalah khususnya dalam penggunaan citra input sidik jari[12-14]. Selain itu, fitur-fitur yang dimiliki metode ini juga sangat membantu dalam membedakan ciri satu dengan ciri yang lain mengingat pola sidik jari memiliki tekstur yang berbeda-beda pada setiap jenis pola sidik jari. Proses perhitungan nilai tekstur menggunakan metode *GLCM* ini berdasarkan empat arah yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° .

II. METODOLOGI

Metode yang digunakan dalam penelitian perancangan pola sidik jari menggunakan metode *Multi Class Support Vector Machine* dapat dilihat pada gambar 1.

- Penelitian dimulai dengan pembuatan *interface* pengenalan pola sidik jari menggunakan *software* Matlab dan perancangan sistem yang diimplementasikan dengan metode *GLCM* dan *Multi-SVM*. Hal ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam pengenalan jenis pola sidik jari.
- Citra sidik jari yang digunakan merupakan hasil scanning menggunakan alat operasional *INAFIS Portable System* yang terdiri dari lima jenis pola sidik jari yaitu pola *arch*, *left loop*, *plain whorl*, *right loop*, dan *twinted loop*.
- Setelah citra sidik jari didapat, selanjutnya citra tersebut dibagi menjadi citra data latih dan data uji dalam folder yang berbeda. Total citra data latih sebanyak 274 citra dengan rincian citra 1 sampai 34 adalah citra pola *arch*, 35 sampai 94 adalah citra pola *left loop*, 95 sampai 154 adalah pola *plain whorl*, 155 sampai 214 adalah pola *right loop* dan 215 sampai 274 adalah pola *twinted loop*. Keseluruhan citra data latih ini disimpan didalam 1 *folder*. Hal tersebut bertujuan untuk mempermudah pembagian kelas. Sedangkan citra data uji sebanyak 177 data dengan rincian citra 1 sampai 17 adalah pola *arch*, 18 sampai 57 adalah pola *left loop*, 58 sampai dengan 97 adalah pola *plain whorl*, 98 sampai dengan 137 adalah pola *plain whorl*, dan 138 sampai dengan

177 adalah pola *twinted loop*. Data uji ini disimpan dalam 1 *folder*.

- Data masukan ini selanjutnya akan dilakukan proses *resize* citra yang diubah ukuran menjadi 85×87 piksel menggunakan perintah *imresize*. Hal ini bertujuan untuk menyamakan citra masukan yang akan diproses.
- Setelah citra masukan diubah ukuran, tahapan selanjutnya yaitu mengkonversi citra RGB menjadi citra *grayscale* agar proses pengolahan citra dapat dilakukan dengan lebih mudah.
- Citra *grayscale* selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* untuk mengetahui nilai fitur pada citra masukan. Nilai fitur yang didapatkan, selanjutnya digunakan untuk acuan penentuan klasifikasi jenis pola sidik jari.
- Pada data citra latih, data masukan dilakukan proses pelatihan dan pengujian menggunakan metode *Multi Class-SVM*. Pelatihan *Multi-Class SVM* data latih ini sebagai pembelajaran *Multi-Class SVM* untuk mengklasifikasikan data latih sesuai dengan jenis pola sidik jari. Pengklasifikasian data latih ini berdasarkan nilai ekstraksi ciri fitur *GLCM* dari data latih yang telah dilakukan pembagian kelas sesuai dengan jenis sidik jari, sehingga memudahkan dalam pemisahan kelas sidik jari.
- Tahap terakhir setelah proses ekstraksi ciri dan pembentukan data acuan adalah proses pengenalan jenis pola sidik jari. Metode yang digunakan dalam proses pengenalan pola sidik jari adalah *Multi Class-SVM*.

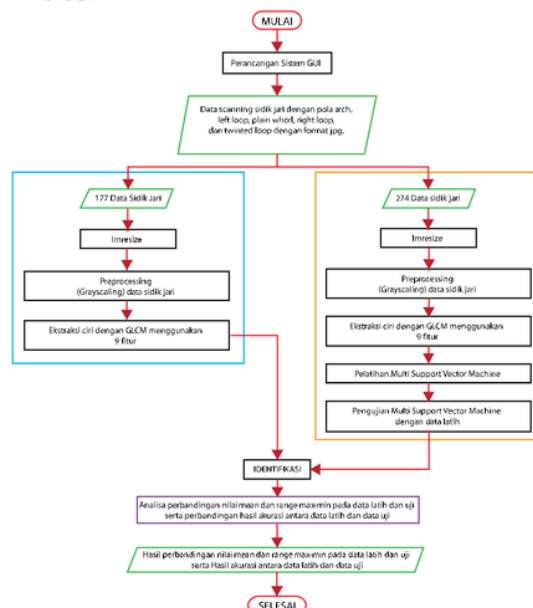


Figure 1. Langkah Penelitian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Graphical User Interface Sidik Jari

GUI adalah bagian visual dari MATLAB yang

digunakan untuk mempermudah pengguna untuk berinteraksi dengan sistem operasi. Semua tahapan pengenalan jenis pola sidik jari dikemas dalam GUI mulai dari proses *input* citra sidik jari hingga proses pengenalan jenis pola sidik jari dapat dilihat pada *figure 2*.



Figure 2. Tampilan Awal GUI

Proses pengenalan jenis pola sidik jari dimulai dari memasukkan citra yang akan diuji dengan menekan tombol 'buka citra', selanjutnya citra yang dipilih akan tampil pada axes 'citra RGB'. Langkah selanjutnya menekan tombol 'ekstraksi ciri'. Sebelum melakukan proses ekstraksi ciri terlebih dahulu akan melalui proses konversi citra menjadi citra *grayscale* dan proses mengubah ukuran citra. Citra masukan tadi akan tampil pada axes 'citra *grayscale*' dan mendapatkan nilai hasil ekstraksi ciri. Langkah terakhir menekan tombol 'identifikasi', maka secara otomatis akan menampilkan nama jenis pola sidik jari pada kolom 'hasil identifikasi'.

B. Hasil Pengujian Multi-Class SVM

Sebelum proses pengenalan pola sidik jari menggunakan metode *Multi-Class Support Vector Machine*, terlebih dahulu citra masukan diketahui nilai ekstraksi ciri yang digunakan untuk acuan penentuan klasifikasi jenis pola sidik jari. Nilai ini didapat setelah melalui proses konversi citra RGB menjadi citra *grayscale*. Sehingga didapatkan nilai ekstraksi ciri fitur GLCM yaitu *mean, skewness, kurtosis, contrast, correlation, entropy, homogeneity, energy, dan variance* seperti table 1.

Table 1. Nilai Rata-rata Ekstraksi Ciri Data Latih

Ekstraksi Ciri	Nilai Rata-rata Setiap Jenis Pola Sidik Jari				
	Arch	Left Loop	Plain Whorl	Right Loop	Twinted Loop
Mean	179.9596	208.7339	194.738	218.3888	188.3375
Entropy	6.568118	5.338778	6.231102	5.566555	5.968733
Variance	3730.649	2962.816	3653.274	2056.382	4000.03
Skewness	-0.34826	-0.83627	-0.48248	-1.10682	-0.53492
Kurtosis	-0.87163	-0.40072	-1.05002	0.381438	-0.60424
Contrast	1.837401	0.746723	1.249401	0.862931	1.725507
Correlatio	0.682235	0.82591	0.77529	0.71772	0.728466
Energy	0.120132	0.293456	0.182952	0.261651	0.188395
Homog	0.694638	0.829025	0.75774	0.804168	0.746041

Dari table 1 menunjukkan bahwa nilai hasil dari ekstraksi ciri dengan 9 parameter fitur memiliki nilai yang berbeda-beda pada setiap jenis pola sidik jari. Hal ini membuktikan

bahwa nilai ekstraksi ciri ini sangat berpengaruh terhadap tingkat akurasi atau keberhasilan pada citra sidik jari *input*. Nilai rata-rata dari keseluruhan data latih ini sebagai acuan untuk mengetahui rentangan (*range*) oleh sistem *interface* untuk mengenali nama citra *input* pada masing-masing jenis pola sidik jari.

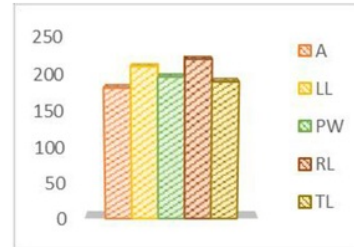


Figure 3. Perbandingan Nilai Mean

Berdasarkan *figure 3* grafik tersebut menunjukkan bahwa nilai kelima jenis pola sidik jari tersebut, nilai rata-rata ekstraksi ciri mean yang paling tertinggi diraih oleh jenis pola sidik jari *right loop* mencapai angka 218.3888. Sementara itu, jenis pola *left loop* dengan nilai 208.7339 dan pola *plain whorl* dengan nilai 194.738. Nilai rata-rata pola *twinted loop* yang didapat yaitu 188,3375 dan nilai rata-rata yang paling rendah yaitu pola arch dengan hasil nilai 179.9596.



Figure 4. Perbandingan Nilai Entropy

Perbandingan nilai *entropy* terhadap jenis pola sidik jari pada grafik diatas menunjukkan bahwa nilai rata-rata yang didapatkan sama yaitu diangka 5 dan 6. Urutan nilai rata-rata yang tertinggi yang pertama yaitu jenis pola arch dengan nilai rata-rata 6,568118 sedangkan nilai yang paling rendah didapat pada jenis pola *left loop* yaitu 5,338778.

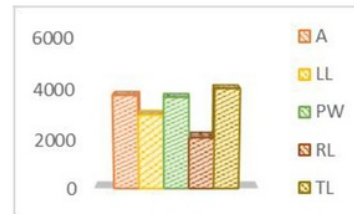


Figure 5. Perbandingan Nilai Variance

Mengacu pada *figure 5* Nilai rata-rata *variance* didominasi oleh jenis pola *twinted loop* dengan hasil nilai mencapai angka 4000 lebih. Nilai *arch* yaitu di angka 3730,649, dan nilai *plain whorl* 3653,278. Sementara itu,

jenis pola lainnya seperti *left loop* dan *right loop* berada diangka 2000-an. Nilai rata-rata yang paling terendah didapat pada jenis pola *right loop* yaitu 2056,382.



Figure 6. Perbandingan Nilai Skewness

Nilai *skewness* digunakan untuk mengetahui ciri citra sidik jari dari tingkat kemecengan atau kemiringan pada citra sidik jari input pada *interface*. Nilai *skewness* yang menonjol pada *figure 6* ditunjukkan pada citra sidik jari jenis *right loop* dengan nilai kemiringan mencapai -1.10682 lalu diurutkan kedua nilai left loop yaitu -0.83627. Sementara itu, untuk pola *arch*, *plain whorl*, dan *twinted loop* berada di angka yang sama yaitu -0 koma lebih.



Figure 7. Perbandingan Nilai Kurtosis

Dari gambar 7 dapat dijelaskan bahwa nilai *kurtosis* dari kelima jenis pola sidik jari, pola *right loop* memiliki perbedaan yang signifikan jika dibandingkan dengan jenis pola lainnya. Nilai rata-rata *kurtosis* pada *right loop* yaitu 0,381438. Sementara itu, rata-rata nilai *kurtosis* jenis pola *plain whorl* yaitu -1,05002, *arch* yaitu -0,87163, pola *twinted loop* yaitu -0,60424 dan *left loop* yaitu -0,40072.



Figure 8. Perbandingan Nilai Contrast

Nilai rata-rata jenis pola sidik jari pada *figure 8* didapat berdasarkan ukuran penyebaran nilai intensitas citra sidik jari. Jenis pola sidik jari *twinted loop* menduduki nilai tertinggi yaitu 1,725507 sedangkan untuk nilai terendah terdapat pada jenis pola *arch* yaitu 0.682235. Sementara itu, jenis pola *plain whorl*, *right loop*, dan *left loop* memiliki nilai rata-rata yang sama yaitu 0,7 lebih.



Figure 9. Perbandingan Nilai Correlation

Mengacu pada *figure 9* nilai rata-rata *correlation* pada jenis pola sidik jari yaitu *twinted loop*, *plain whorl*, dan *right loop* memiliki nilai rata-rata yang sama yaitu di angka 0.7. Sementara itu, nilai rata-rata yang paling tertinggi dari kelima jenis pola sidik jari didapatkan nilai sebesar 0.82591 pada sidik jari *left loop* dan nilai yang terendah didapat pola sidik jari *twinted loop* yaitu 0.682235.



Figure 10. Perbandingan Nilai Energy

Perbandingan nilai rata-rata *energy* pada kelima jenis pola sidik jari ini memiliki nilai hasil yang selaras yaitu di angka 0.1 sampai dengan 0.2. Jenis pola sidik jari antara *left loop* dan *right loop* hanya memiliki selisih 0.031805 sedangkan nilai rata-rata antara *plain whorl* dan *twinted loop* juga memiliki selisih yang tidak terlalu jauh yaitu 0.005443. Sementara itu, jenis pola *arch* hasil nilai rata-rata yang didapat lebih kecil dari lima jenis pola sidik jari yang ada yaitu di angka 0.120132. Nilai ekstraksi ciri *energy* dari jenis pola sidik jari ini dihitung berdasarkan ukuran ketidakteraturan bentuk tekstur citra.



Figure 11. Perbandingan Nilai Homogeneity

Nilai *homogeneity* dihitung berdasarkan kehomogenan variasi intensitas dalam citra. Nilai homogen ini juga dipengaruhi oleh besar kecilnya nilai variansi pada setiap jenis pola sidik jari. Pada *figure 11* dapat dijelaskan bahwa nilai *left loop* lebih mendominasi ketimbang empat jenis pola sidik jari lainnya yaitu dengan nilai 0,829025. Untuk nilai yang paling rendah pada rata-rata ekstraksi ciri

homogeneity didapatkan pada jenis pola arch yaitu 0,694638.

1. Percobaan 1 Data Dikenali

Percobaan ini menggunakan data latih sebanyak 274 data terdiri dari 34 data untuk pola *arch* dan pola *left loop*, *plain whorl*, *right loop* dan *twinted loop* masing-masing berjumlah 60 data. 274 data latih ini lalu di uji kan kembali pada sistem.

Table 2. Persentase Keberhasilan Identifikasi Data Dikenali

Jenis Sidik Jari	Jumlah Sidik Jari yang diuji	Total Benar Identifikasi	Persentase keberhasilan
Arch	34	34	100 %
Left Loop	60	60	100 %
Plain Whorl	60	60	100 %
Right Loop	60	48	80 %
Twinted Loop	60	47	78 %
Akurasi : Jumlah Benar/Jumlah Data			91,6 %

Berdasarkan hasil persentase pada table 2, diketahui bahwa tingkat keberhasilan dari data dikenali didapatkan tingkat rata-rata persentase keberhasilan yaitu 91,6% dari kelima jenis pola sidik jari masukan. Jumlah data sidik jari yang di latih sebanyak 274 data yang dibagi menjadi *arch* yaitu 34 data, *left loop* 60 data, *plain whorl* 60 data, *right loop* 60 data dan *twinted loop* 60 data. Tingkat persentase keberhasilan yang paling tinggi pada data dikenali didapatkan pada pola *arch*, *left loop*, dan *plain whorl* mencapai 100%. Hal ini terbukti bahwa nilai fitur dari masing-masing jenis pola tersebut berbeda dan memiliki nilai yang tinggi sehingga menyebabkan pola *arch*, *left loop*, dan *plain whorl* mudah dikenali oleh sistem. Sementara itu, pola *right loop* mencapai 80% atau total benar 48 data dan *twinted loop* dengan benar 47 data atau sebesar 78%. Nilai kedua pola tersebut tidak mencapai 100% dikarenakan nilai fitur yang dimiliki kedua pola tersebut memiliki kemiripan dengan pola lainnya seperti pola *right loop* dengan *left loop*. Jika dilihat menggunakan mata secara manual, pola tersebut hanya berbeda letak posisi guratan, sehingga sistem kesulitan untuk mengenali pola tersebut. Sama halnya dengan pola *twinted loop* yang memiliki nilai yang tumpang tindih dengan pola lain sehingga sistem banyak mengenali jenis pola *right loop* dan *left loop*, mengingat untuk pola *twinted loop* merupakan gabungan antara pola *right loop* dan *left loop*.

2. Percobaan 2 Data Tidak Dikenali

Percobaan ini menggunakan data tidak dikenali sebanyak 177 data terdiri dari 17 data untuk pola *arch* dan pola *left loop*, *plain whorl*, *right loop* dan *twinted loop* masing-masing berjumlah 60 data. Table 3 menunjukkan bahwa pola *arch* masih menduduki posisi teratas dengan tingkat akurasi mencapai 100% dikarenakan pola *arch* memiliki nilai yang berbeda dan yang paling tinggi sehingga memudahkan sistem dalam mengenali pola tersebut, lalu posisi kedua dengan nilai persentase keberhasilan mencapai 98% didapatkan oleh pola *left loop*

dan yang paling terendah diraih oleh pola sidik jari jenis *right loop* dan *twinted loop* sebesar 30%. Untuk pengujian pengenalan pola sidik jari jenis *right loop*, hasil pengenalan oleh sistem yang paling banyak dikenali yaitu pola *arch* dikarenakan nilai fitur pada pola *left loop* yang dihasilkan lebih mendekati nilai ekstraksi fitur *arch* sehingga sistem yang seharusnya dikenali pola *right loop* akan tetapi yang dikenali adalah pola *arch*. Jika dilihat secara manual, pola *right loop* juga hampir mirip dengan pola *arch* yang memiliki lengkungan tinggi. Sementara itu, rata-rata tingkat keberhasilan pada data tidak dikenali mencapai 66%.

Table 3. Persentase Keberhasilan Identifikasi Data Tidak Dikenali

Jenis Sidik Jari	Jumlah Sidik Jari yang diuji	Total Benar Identifikasi	Persentase keberhasilan
Arch	17	17	100 %
Left Loop	40	39	97,5 %
Plain Whorl	40	29	72,5 %
Right Loop	40	12	30 %
Twinted Loop	40	12	30 %
Akurasi : Jumlah Benar/Jumlah Data			66 %

IV. KESIMPULAN ²

Dari hasil pengujian citra sidik jari dan implementasi *interface* yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Sistem antar muka (*interface*) per¹anal jenis pola sidik jari yang telah dibuat dengan metode *Gray Level Co-Occurence Matrix* dan *Multi Class -Support Vector Machine* dapat digunakan dalam pengenalan pola sidik jari.
2. Metode *GLCM* yang diimplementasikan dapat membedakan ciri tekstur jenis sidik jari satu dengan jenis sidik jari yang lain. Hal ini terbukti bahwa 9 fitur tersebut mampu menghasilkan nilai parameter fitur yang berbeda pada tiap jenis pola sidik jari.
3. Metode *Multi Class - Support Vector Machine* dapat mengklasifikasikan citra sidik jari berdasarkan kelas-kelas yang ada. Akan tetapi, hasil tingkat akurasi pengenalan pola sidik jari tidak semua citra terklasifikasi dengan benar. Pada pengujian pengenalan jenis pola sidik jari pada data dikenali, tingkat akurasi keberhasilan pengenalan yang paling tinggi adalah jenis pola sidik jari *arch*, *left loop*, *plain whorl* sebesar 100 %. Sementara itu, untuk pola *right loop* total identifikasi yang benar adalah 48 data atau sebesar 80% sedangkan rata-rata tingkat keberhasilan pada data latih sebesar 91,6%. Pengujian data yang tidak dikenali tingkat akurasi pengenalan yang paling tinggi pada jenis pola sidik jari yaitu pola *arch* sebesar 100% , pola *left loop* sebesar 97,5%, dan yang paling terendah sebesar 30 % atau 12 data yang benar didapat pada pola *right loop* dan *twinted loop*. Rata-rata tingkat keberhasilan data tidak dikenali sebesar 66%.

6 REFERENSI PUSTAKA

- [1] Anonim, 2019, *Angka Kriminalitas Naik, Polri Fokus Empat Kasus Kejahatan*, CNN Indonesia, 17 Mei 2019, <https://www.cnnindonesia.com/nasional/201905170>

- 6
[62637-12-395609/angka-kriminalitas-naik-polri-fokus-empat-kasus-kejahatan](https://www.batam.tribunnews.com/2019/05/17/ira-handoko-tewas-jadi-korban-begal-terbaru-2019-di-batam-pelaku-masih-remaja)
- [2] Anonim. 2019. *Ira Handoko Tewas Jadi Korban Begal Terbaru 2019 di Batam Pelaku Masih Remaja*. Batam Tribunnews, 17 Mei 2019, <https://batam.tribunnews.com/2019/05/17/ira-handoko-tewas-jadi-korban-begal-terbaru-2019-di-batam-pelaku-masih-remaja>
- [3] Indonesia. Undang-Undang tentang Kitab Undang-Undang Hukum Acara Pidana. UU No. 8 Tahun 1981, LN No. 76 Tahun 1981, Psl. 184.
- [4] Ardianto, E. 2010. *Pengolahan Citra Digital untuk Identifikasi Ciri Sidik Jari Berbasis Minutiae*. Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank Semarang, *Dinamika Informatika*, Vol II No 1.
- [5] Andono, P.N., dan T. Sutojo, Mulyono, 2007, *Pengolahan Citra Digital*, Edisi 1, Penerbit Andi, Yogyakarta. 8
- [6] Gusa, Rika F. 2013. *Pengolahan Citra Digital untuk Menghitung Luas Daerah Bekas Penambangan Timah*. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, Vol 2 No 2 September. 9
- [7] Wijaya, M.Ch. dan Agus Prijono. 2007. *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox*. Penerbit Informatika, Bandung. 2
- [8] Nugroho, A.S, Arief Budi Witarto, dan Dwi Handoko. 2003. *Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika*. IlmuKomputer.com.
- [9] Purnomo, W. 2011. *Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Support Vector Machine dengan Feature Basis Minutiae Menggunakan Metode Region*. Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengentahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- [10] Sulistiyo, 2015. *Materi Hanjar Bidang Daktiloskopi Umum*. Badan Reserse Kriminal Polri Pusat Identifikasi, Jakarta.
- [11] Suryanto, H. 2017. *Buku Panduan Indonesia Automatic Fingerprint Identification System*, Edisi ke 1. Pusinafis Bareskrim Polri, Jakarta. 12
- [12] Neneng, Yusra Fernando, 2017. *Klasifikasi Jenis Pening Berdasarkan Analisis Citra Tekstur Gray Level Co-Occurence Matrix (GLCM) dan Warna*. Seminar Nasional Sains dan Teknologi, Universitas Muhammad 10 Jakarta, Jakarta. 10
- [13] Syaqui, R. 2011. *Pengenalan Sidik Jari Manusia dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-Occurence Matrix)*. Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, Semarang. 3
- [14] Kurniawan, N.Z., Susija, b Tri Rasmana, dan Yosefine Triwidvastuti. 2016. *Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tembakau Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurence Matrix dan Support Vector Machine*. *Jurnal Of Control and Network Systems*, Vol. 5, halaman 158-163. 5

Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan MultiClass Support Vector Machine

ORIGINALITY REPORT

11%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	jurnal.stikom.edu Internet	77 words — 2%
2	www.scribd.com Internet	46 words — 1%
3	es.scribd.com Internet	34 words — 1%
4	id.scribd.com Internet	31 words — 1%
5	eprints.umm.ac.id Internet	30 words — 1%
6	www.cnnindonesia.com Internet	29 words — 1%
7	pengadaan-barang-jasa.blogspot.com Internet	25 words — 1%
8	jnte.ft.unand.ac.id Internet	19 words — 1%
9	jurnal.upnyk.ac.id Internet	15 words — < 1%
10	eprints.undip.ac.id Internet	14 words — < 1%

www.lontar.ui.ac.id

11	Internet	14 words — < 1%
12	jurnal.umj.ac.id Internet	12 words — < 1%
13	id.123dok.com Internet	11 words — < 1%
14	Rudi Rudi, Irwan Dinata, Rudy Kurniawan. "RANCANG BANGUN PROTOTYPE SISTEM SMART PARKING BERBASIS ARDUINO DAN PEMANTAUAN MELALUI SMARTPHONE", Jurnal ECOTIPE, 2017 Crossref	11 words — < 1%
15	eprints.ums.ac.id Internet	10 words — < 1%
16	www.neliti.com Internet	8 words — < 1%
17	Rahmat Robi Waliyansyah, Citra Fitriyah. "Perbandingan Akurasi Klasifikasi Citra Kayu Jati Menggunakan Metode Naive Bayes dan k-Nearest Neighbor (k- NN)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2019 Crossref	7 words — < 1%

EXCLUDE QUOTES OFF
EXCLUDE ON
BIBLIOGRAPHY

EXCLUDE MATCHES OFF