ELKHA, *Vol. 11, No.2, Oktober 2019, pp. 79 - 84*
ISSN: 1858-1463 (print), 2580-6807 (online)

Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Multi-Class Support Vector Machine

Agus Andreansyah[1*)], Rika Favoria Gusa[2)], dan Muhammad Jumnahdi[3)]

[1, 2, 3)] Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Bangka Belitung, Indonesia
Corresponding Email: [*)] agusandreansya@gmail.com

Abstract – **In exposing criminal acts, it is necessary to have a concrete piece of evidence, one of which is by using the role of fingerprints. Police fingerprint identification uses supporting tools such as the INAFIS Portable System (IPS). The process of reading fingerprints using this IPS tool, usually decreases image quality which causes obstacles in reading or analyzing fingerprint patterns. Nowadays digital image processing techniques have been widely used to conduct analysis and pattern recognition. This of course, can be used to perform fingerprint pattern recognition based on texture characteristics. In this study, a system was created that was able to recognize the types of fingerprint patterns as a form of digital technology development (image processing). In this analysis system research, the Gray Level Co-Occurence Matrix (GLCM) method is used by utilizing feature feature extraction by paying attention to the pixel relationship and Multi-Class Support Vector Machine (Multi-SVM) as an introduction to fingerprint pattern types. The data used in this study were fingerprint images of scanning results from IPS tools in the form of arch, left loop, plain whorl, right loop, and twinted loop patterns. Testing this analysis system produces varying degrees of success. The average success rate on this system uses training data which is 91.6% with the highest percentage success rate of 100% in the type of arch, left loop, and plain whorl pattern. While the average success using test data is 66% with the highest percentage success rate of 100% in the arch pattern type.**

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 kecangihan teknologi saja, tetapi pada kenyataanya 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 dan 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 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. Penurunan kualitas citra sidik jari 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. Untuk meminimalisir penurunan kualitas citra sidik jari ini, maka diperlukan suatu pengembangan aplikasi yang mampu membaca jenis sidik jari dengan menggunakan pengolahan citra digital.

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*.

Penelitian ini ditujukan untuk membuat sebuah sistem analisis yang mampu mengenali jenis sidik jari sebagai bentuk pengembangan teknologi dari pengembangan

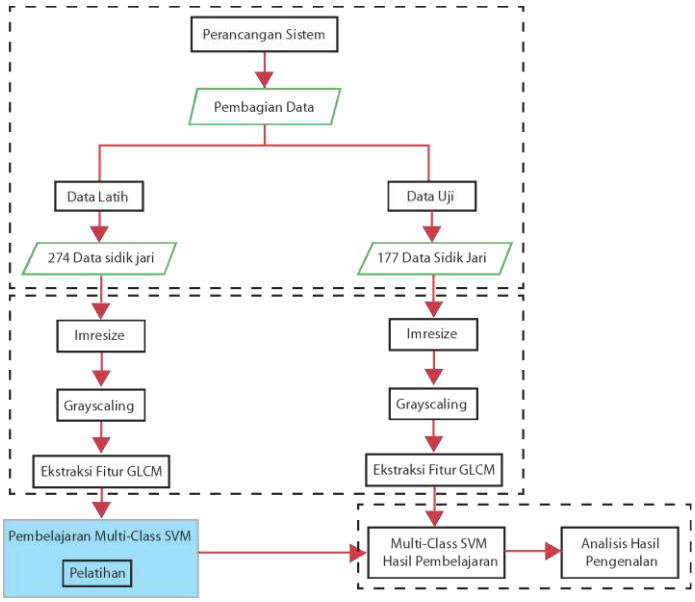
Manuscript received 10-07-2019; revised 29-09-2019; accepted 01-10-2019

teknologi digital (pengolahan citra) sehingga pengenalan sidik jari dapat dengan mudah dianalisis. Dalam penelitian ini digunakan metode GLCM untuk ekstraksi ciri tekstur dan *Multi*-SVM untuk mengenali jenis pola sidik jari. Pemilihan metode *Multi*-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[8-9]. GLCM memiliki fitur-fitur yang mampu mengekstraksi tekstur lebih akurat untuk membedakan ciri satu dengan yang lainnya[10-12].

II. METODOLOGI

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

a. Penelitian dimulai dengan perancangan dan pembuatan aplikasi pengenalan pola sidik jari menggunakan *software* Matlab yang diimplementasikan dengan metode *Multi-SVM* dan GLCM. Hal ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam pengenalan jenis pola sidik jari.
b. Citra sidik jari yang digunakan merupakan hasil *scanning* menggunakan alat IPS 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*.
c. Data masukan ini selanjutnya akan dilakukan proses *resize* citra yang diubah ukuran menjadi 87 x 87 piksel menggunakan perintah `imresize`. Hal ini bertujuan untuk menyamakan citra masukan yang akan diproses.
d. Setelah citra masukan diubah ukuran, tahapan selanjutnya yaitu mengkonversi citra RGB menjadi citra *grayscale* agar proses pengolahan citra dapat dilakukan dengan lebih mudah.
e. Citra *grayscale* selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM untuk mengetahui nilai fitur pada citra masukan. Nilai fitur yang didapatkan, selanjutnya digunakan untuk acuan penenentuan klasifikasi jenis pola sidik jari.
f. Pada data citra latih, data masukan dilakukan proses pelatihan menggunakan metode *Multi-SVM*. Pelatihan *Multi-SVM* data latih ini sebagai pembelajaran *Multi-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.
g. 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-SVM*.

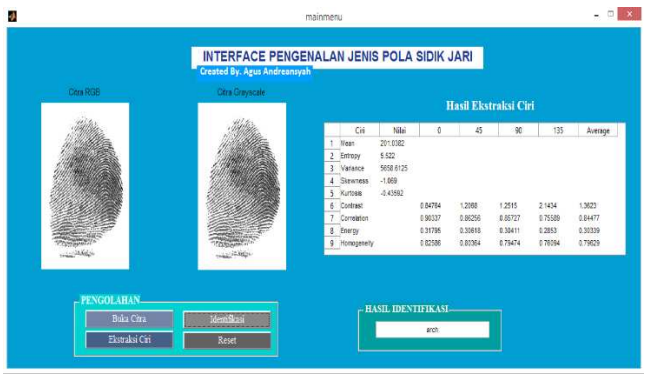


Gambar 1. Langkah Penelitian

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 gambar 2.



Gambar 2. Tampil 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'.

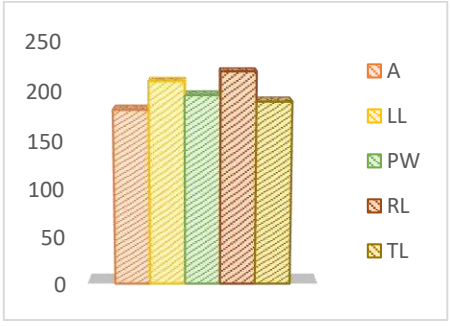
B. *Hasil Pengujian Multi-Class SVM*

Sebelum proses pengenalan pola sidik jari menggunakan metode *Multi-SVM*, terlebih dahulu citra masukan diketahui milai 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 tabel 1.

Tabel 1. Nilai Rata-rata Ekstraksi Ciri Data Latih

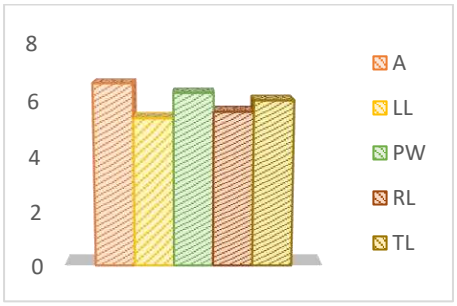
Ekstraksi Ciri	Nilai Rata-rata Setiap Jenis Pola Sidik Jari				
	Arch	*Left Loop*	*Plain Whorl*	*Right Loop*	*Twinted Loop*
Mean	179.9596	208.7339	194.738	218.3888	188.3375
Entropy	6.568118	5.338778	6.231102	5.566555	5.968733
Variance	3730.649	2962.816	3653.274	2056.382	4000.03
Skewness	-0.34826	-0.83627	-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 tabel 1 menjukkan 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 keselurahan data latih ini sebagai acuan untuk mengetahui rentangan (*range*) oleh sistem *interface* untuk mengenali nama citra *input* pada masing-masing jenis pola sidik jari.



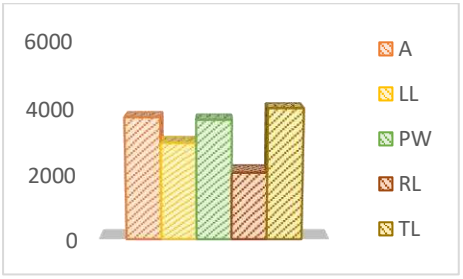
Gambar 3. Perbandingan Nilai *Mean*

Berdasarkan gambar 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.



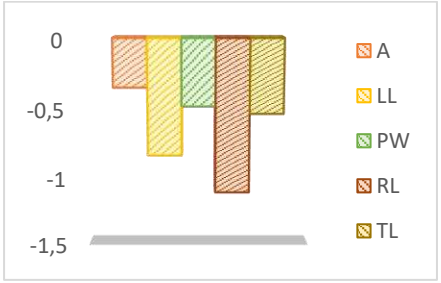
Gambar 4. Perbandingan Nilai *Entropy*

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.



Gambar 5. Perbandingan Nilai *Variance*

Mengacu pada gambar 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.

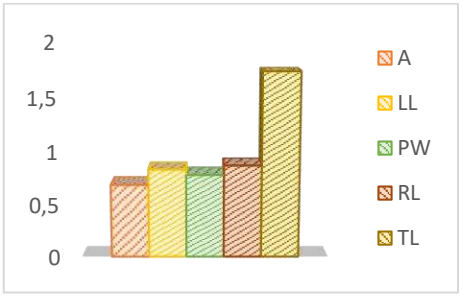


Gambar 6. Perbandingan Nilai *Skewness*

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 gambar 6 ditunjukan pada citra sidik jari jenis *right loop* dengan nilai kemiringan mencapai -1.10682 lalu diurutan 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.

Gambar 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.

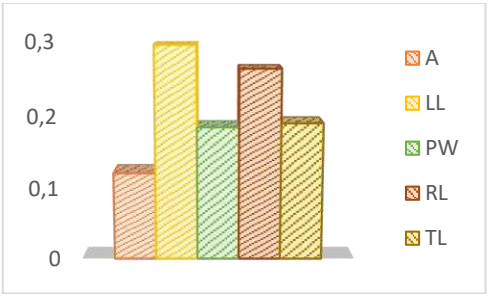


Gambar 8. Perbandingan Nilai *Contrast*

Nilai rata-rata jenis pola sidik jari pada Gambar 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.

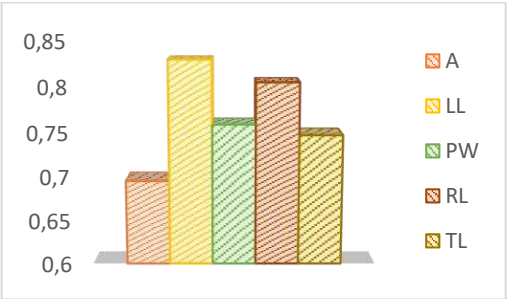
Gambar 9. Perbandingan Nilai *Correlation*

Mengacu pada gambar 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.



Gambar 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.



Gambar 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 Gambar 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 Latih*

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.

Tabel 2. Persentase Keberhasilan Identifikasi Data Latih

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 tabel 2, diketahui bahwa tingkat keberhasilan dari data latih 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 latih 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 Uji*

Percobaan ini menggunakan data uji 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. Tabel 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 uji mencapai 66%.

Tabel 3. Persentase Keberhasilan Identifikasi Uji

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

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

1. Sistem antar muka (*interface*) pengenalan jenis pola sidik jari yang telah dibuat dengan metode *Gray Level Co-Occurence Matrix* dan *Multi Class -Suport 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*-SVM dapat mengenali 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 latih, 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 pengenalan yang benar adalah 48 data atau sebesar 80% sedangkan rata-rata tingkat keberhasilan pada data latih sebesar 91,6%. Pengujian data uji 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 uji sebesar 66%.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Anonim, 2019, *Angka Kriminalitas Naik, Polri Fokus Empat Kasus Kejahatan*, CNN Indonesia, 17 Mei 2019, https://www.cnnindonesia.com/nasional/20190517062637-12-395609/angka-kriminalitas-naik-polri-fokus-empat-kasus-kejahatan

[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] Ardhianto, 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.

[6] Gusa, Rika F, 2013, *Pengolahan Citra Digital untuk Menghitung Luas Daerah Bekas Penambangan Timah*, Jurnal Nasional Teknik Elektro, Vol 2 No 2 September.

[7] Wijaya, M.Ch, dan Agus Prijono, 2007, *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox*, Penerbit Informatika, Bandung.

[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 Mchine dengan Feature Berbasis Minituae Menggunakan Metode Region*, Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengentahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor.

[10] Neneng, Yusra Fernando, 2017, *Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Analisis Citra Tekstur Gray Level o-Occurence Matrix* (GLCM) *dan Warna*, Seminar Nasional Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Jakarta, Jakarta.

[11] Syauqi, R, 2011, *Pengenalan Sidik Jari Manusia dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan* (*Gray Level Co-Occurence Matrix*). Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, Semarang.

[12] Kurniawan, N.Z., Susijanto Tri Rasmana, dan Yosefine Triwidyastuti, 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.