

Deteksi Kepribadian Anak Melalui Sidik Jari Menggunakan Metode *Support Vector Machine*

1st Farradita Imanda
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

farraditai@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Casi Setianingsih
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

setiacasie@telkomuniversity.ac.id

3rd Marisa W. Paryasto
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

marisaparyasto@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Sidik jari merupakan bagian tubuh manusia yang menarik dan sudah diteliti sejak dahulu. Sidik jari mengandung informasi individu seperti kepribadian, dominan otak, dan potensi. Dengan mengetahui kepribadian, individu dapat mengasah dan mengembangkan diri menjadi lebih baik. Orang tua dapat membimbing dan mendidik anaknya sesuai kepribadian dan potensi anak. Tugas Akhir ini akan merancang sistem yang dapat membaca, mengolah, dan menganalisis sidik jari sehingga kepribadian anak dapat diketahui. Metode yang digunakan yaitu *Minutiae Extraction* dan *Support Vector Machine* (SVM). *Minutiae Extraction* digunakan untuk ekstraksi ciri sidik jari dan SVM digunakan untuk pengenalan dan pengklasifikasian sidik jari. Setelah sidik jari diklasifikasi maka hasil kepribadian akan dikenali. Setelah dilakukan pengujian terhadap *fingerprint dataset* *College of Engineering, Design, and Computing* dengan total 147 gambar diperoleh akurasi sebesar 80,95%, pengujian data primer sebanyak 182 gambar diperoleh akurasi 55,56%, dan pengujian data gabungan diperoleh akurasi 57,65%. Kecepatan sistem melakukan pengolahan data yaitu 34 detik. Akurasi data primer lebih rendah dari *fingerprint dataset* *College of Engineering, Design, and Computing* karena banyak data primer yang diperoleh memiliki kualitas yang tidak memadai.

Kata Kunci: kepribadian, sidik jari, *Minutiae Extraction*, *Support Vector Machine*

Abstract

Fingerprints are an interesting part of the human body and have been studied for a long time. Fingerprints contain individual information such as personality, brain dominance, and potential. By knowing the personality, individuals can hone and develop themselves for the better. Parents can guide and educate their children according to their personality and potential. This final project will design a system that can read, process, and analyze fingerprints so that the child's personality can be known. The methods used are Minutiae Extraction, Support Vector Machine (SVM) and Forward Chaining. Minutiae Extraction is used for fingerprint feature extraction and SVM is used for fingerprint recognition and classification. After the fingerprint is classified, the personality result will be recognized. After testing the fingerprint dataset of the College of Engineering, Design, and Computing with a total of 147 images, an accuracy of 80.95% was obtained, testing the primary data of 182 images with an accuracy of 55.56%, and the combined data test obtained an accuracy of 57.65%. The speed of the system doing data processing is 34 seconds. Primary data accuracy is lower than the College of Engineering, Design, and Computing fingerprint dataset because many of the primary data obtained are of inadequate quality.

Keywords: *fingerprint, personality Minutiae Extraction, Support Vector Machine*

I. PENDAHULUAN

Sidik jari banyak digunakan dalam kriminologi, forensik, untuk mengidentifikasi manusia. Sidik jari dapat mengungkapkan kepribadian dan potensi terpendam manusia [1]. Oleh karena itu, dengan keunikan sidik jari setiap manusia, dilakukan

penelitian ini yang bertujuan untuk mendeteksi kepribadian anak. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk merancang sistem pendeteksian kepribadian melalui pengolahan sidik jari dan melakukan pengujian dengan data primer dan data sekunder untuk mengetahui performansi sistem yang telah

dirancang. Rumusan masalah pada penelitian ini yaitu bagaimana cara membantu orang tua untuk mendeteksi kepribadian anak dan bagaimana performansi sistem deteksi kepribadian anak yang telah dirancang.

Kepribadian akan dideteksi berdasarkan pola dari sidik jari yang tersusun dari garis-garis yang membentuknya seperti *bridge*, *ridge*, *delta*, *bifurcations* dan *terminations*. Pada penelitian ini akan menggunakan metode *Minutiae Extraction* dan *Support Vector Machine (SVM)*. *Minutiae Extraction* digunakan untuk ekstraksi ciri pada pengolahan citra sidik jari, SVM digunakan untuk pengenalan dan pengklasifikasian sidik jari. Setelah sidik jari diklasifikasi maka hasil kepribadian akan dikenali.

Dengan mengetahui tipe kepribadian, individu dapat mengasah dan mengembangkan potensi diri yang dimiliki menjadi lebih baik. Orang tua dapat mendidik dan mengarahkan anaknya untuk mendalami bakat dan potensi yang dimilikinya berdasarkan kepribadian anak tersebut.

II. KAJIAN TEORI

Pada penelitian sebelumnya [2, 3, 4, 5], telah dilakukan pendeteksian kepribadian anak melalui sidik jari menggunakan berbagai metode. Penelitian [2] melakukan pendeteksian kepribadian anak melalui sidik jari menggunakan *Random Forest* dan *Maximum Entropy* menghasilkan *output* dominan otak untuk mengklasifikasikan kepribadian anak dengan tingkat akurasi *Maximum Entropy* sebesar 44% dan *Random Forest* 95%. Pada penelitian [3] dilakukan deteksi kepribadian dan cara belajar menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dan *Decision Tree* menggunakan ekstraksi ciri *Grey Level Co-Occurance*, menghasilkan akurasi KNN 85% dan *Decision Tree* 89%.

Pada penelitian [4] telah dilakukan deteksi kepribadian anak dengan pengolahan citra sidik jari menggunakan metode *Minutiae* untuk pencocokan sidik jari dan setelah itu sidik jari dicocokkan dengan *database* sistem pakar psikolog. Dengan jumlah data 100 gambar menghasilkan keakuratan 50% hingga 80%. Penelitian [5] melakukan deteksi kepribadian anak dengan sistem pakar melalui sidik jari menggunakan metode *Forward Chaining* dengan data 10 anak masing-masing 10 jari menghasilkan nilai akurasi 100% yang dicocokkan dengan *output* dari seorang pakar. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, hasil yang diperoleh masih kurang efektif dan optimal. Maka dari itu, Tugas Akhir ini bertujuan untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dengan cara mengkombinasikan metode dari penelitian sebelumnya.

III. METODE

Pada bagian ini membahas tentang metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini.

A. Kepribadian Menurut Sidik Jari

Kepribadian merupakan pola sifat dan karakteristik yang unik untuk setiap individunya dalam berperilaku, konsistensi perilaku dari waktu ke waktu, dan stabilitas perilaku terhadap situasinya. Karakteristik adalah kualitas unik seorang individu yang melingkupi atribut seperti temperamen, fisik, dan kecerdasan [6] Kepribadian dapat diketahui berdasarkan pola, delta, dan *ridge*-nya. Berikut ini adalah penjelasan kepribadian menurut pola sidik jari [1]:

a) Pola sidik jari *Arch* : Cenderung bersifat memegang nilai-nilai tradisional dan akhlak yang tinggi, tetap berpandangan tradisional mengenai ambisi, karier, dan kepemimpinan.

b) Pola sidik jari *Whorl* : Cenderung bersifat jujur, kritis, perfeksionis, kompetitif, komunikatif, dan berkemauan keras.

c) Pola sidik jari *Loop* : Cenderung bersifat serius dan mempunyai ingatan visual yang tinggi.

d) Pola sidik jari *Double Loop* : Cenderung bersifat hati-hati, waspada, dan observatif. Tipe ini merupakan gabungan dari *whorl* dan *loop*



Gambar 1 Jenis sidik jari

B. Image Enhancement

Image Enhancement atau peningkatan citra pada dasarnya adalah meningkatkan interpretasi atau persepsi informasi dalam gambar untuk penglihatan manusia dan memberikan input lebih baik untuk teknik pemrosesan gambar otomatis lainnya [8]. Tujuan utama dari *image enhancement* yaitu untuk memodifikasi atribut gambar agar lebih sesuai untuk tugas tertentu dan pengamat tertentu.

C. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah metode pembelajaran mesin yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan mencari hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* [9]. Bidang lingkup SVM berkembang secara signifikan, seperti metode kernel yang menyediakan *framework* untuk mengatasi beberapa masalah teori pembelajaran

mesin. Pada saat yang sama, aplikasi yang berhasil menunjukkan bahwa SVM tidak hanya memiliki dasar yang lebih kuat daripada *Artificial Neural Networks (ANN)*, tetapi mampu berfungsi sebagai pengganti *Neural Network* yang berkinerja lebih baik di beberapa bidang [10]. Jika kita mempunyai data *training* T dan n jumlah data [11]:

$$T = \{(x_i, y_i), x_i \in R^d, y_i \in \{-1, 1\}\}^n \quad (1)$$

dimana:
 x_i = sampel
 y_i = nomor *class* antara 1 atau -1
 dimana x_i set of point
 d = dimensi dari ruang input.

Dimisalkan dua buah *class* -1 dan 1 mampu terpisah dengan baik oleh *hyperplane* berdimensi d , dapat dituliskan sebagai:

$$W \cdot X - b = 0 \quad (2)$$

dimana:
 W = normal vector *hyperplane*.

Jika data *training* adalah *linearly separable*, kita harus memilih sebuah *hyperplane* yang dapat memisahkan data menjadi dua bagian dengan baik, dengan cara:

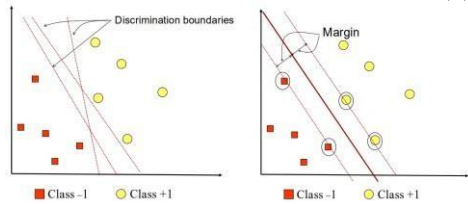
$$W \cdot X - b = 1 \quad (3)$$

$$W \cdot X - b = -1 \quad (4)$$

Kemudian jarak $\frac{2}{\|w\|}$ dua buah *hyperplane* dihitung. Kita butuh meminimalkan $\|W\|$. Untuk menghindari data jatuh menuju margin, kita menambahkan aturan:

$$W \cdot X - b \geq 1, \text{ untuk } X_i \text{ class pertama} \quad (5)$$

$$W \cdot X - b \leq -1, \text{ untuk } X_i \text{ class kedua} \quad (6)$$



Gambar 2 SVM berusaha menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kedua *class* -1 dan +1 [12].

D. Minutiae Extraction

Minutiae adalah garis (*ridge*) pada sidik jari yang membentuk suatu pola dimana pola ini yang menjadi acuan untuk mengenali sidik jari seseorang. Poin-poin *minutiae* adalah diskontinuitas *local ridge*, yang terdiri dari dua jenis: *ridge endings* (garis putus) dan *bifurcations* (percabangan). Gambar berkualitas baik memiliki sekitar 40 hingga 100 *minutiae* [13]. Poin *minutiae* inilah yang digunakan untuk menentukan keunikan sidik jari. *Minutiae Extraction* merupakan

metode ekstraksi ciri sidik jari untuk mendapatkan poin-poin *minutiae*.

Biasanya setiap *minutiae* yang dideteksi m_i didekripsikan dengan 4 parameter:

$$m_i = \{x_i, y_i, \theta_i, t_i\} \quad (7)$$

dimana:
 x_i, y_i = koordinat poin *minutiae*
 θ_i = arah *minutiae* yang diperoleh dari orientasi *local ridge*
 t_i = tipe poin *minutiae* (*ridge ending* atau *ridge bifurcations*).

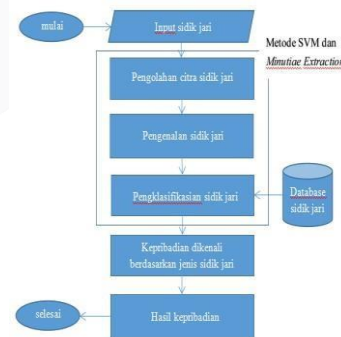
E. Data

Pada penelitian Tugas Akhir ini terdapat tiga data yang digunakan yaitu data primer, data sekunder, dan data gabungan. Data primer adalah data citra sidik jari yang diambil langsung oleh penulis yaitu citra sidik jari anak berumur 6 sampai 9 tahun yang diambil pada SDN 078 Sindangsari Antapani, Bandung. Cara pengambilan gambar ini yaitu dengan menekan jari pada bantalan tinta dan mencapkan pada kertas. Kemudian kertas dipindai dan dijadikan set data. Jumlah set data primer yaitu 182 gambar.

Data kedua atau data sekunder yang digunakan dalam pengujian ini yaitu data yang diperoleh dari *fingerprint dataset* pada tugas programming mengenai klasifikasi sidik jari oleh *College of Engineering, Design, and Computing*. *Dataset* ini terdiri dari 126 gambar untuk data *training* dan 21 gambar untuk *testing*. Data gabungan adalah gabungan dari data primer, data sekunder, dan beberapa tambahan data dari internet dimana data primer sebanyak 85 gambar dijadikan sebagai data *test* dan data sekunder sebagai data *training* 405 gambar. Tambahan data internet tersebut diambil dari *database NeuroTechnology* dan *FVC2000*.

F. Diagram Blok Sistem

Diagram blok sistem dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 3 Tahapan sistem.

Tahapan sistem dimulai dengan memasukkan gambar sidik jari. Setelah itu gambar diproses dengan *image enhancement (preprocessing)* atau peningkatan kualitas citra. Operasi peningkatan kualitas gambar berfungsi untuk meningkatkan fitur tertentu pada gambar sehingga tingkat keberhasilan dalam pengolahan gambar berikutnya menjadi tinggi. Prosesnya seperti *sharpening* (penajaman citra), memperbaiki kontras, normalisasi, *thresholding*, *segmentation*, dan *thinning*.

Setelah *enhancement*, gambar menuju proses ekstraksi ciri menggunakan *Minutiae Extraction* untuk mengetahui letak poin *minutiae* (garis sidik jari) seperti *terminations* (garis putus) dan *bifurcations* (garis bercabang). *Output* dari proses *Minutiae Extraction* pada sistem ini adalah *array* satu dimensi dari poin-poin *minutiae* agar dapat diklasifikasikan menjadi empat kelas jenis sidik jari yaitu *arch*, *loop*, *whorl*, dan *double loop* menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*.

Cara pengklasifikasian sidik jari pada sistem ini yaitu mula-mula *array* dari citra sidik jari dinormalisasikan menggunakan *preprocessing.normalize* yang disediakan oleh *Scikit Learn*. Normalisasi dilakukan untuk mengubah data agar dapat diolah oleh sistem. Selanjutnya menginisialisasi label untuk data training dan testing. Setelah itu, klasifikasi *multiclass* menggunakan *Non-linear Support Vector Machine - SVC* sebagai *One vs Rest Classifier* dengan kernel *RBF*, parameter $C = 1$ dan $\gamma = 0.1$. Kemudian mencocokkan (*fit*) model dengan data *training*. Setelah *fit* model, data tes diprediksi dan dihitung tingkat akurasi serta untuk mengevaluasi atau mengetahui seberapa baik model bekerja digunakan *classification_report* yang tersedia pada *sklearn.metrics*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini memaparkan hasil dan pembahasan dari pengujian yang telah dilakukan agar dapat diketahui keberhasilan sistem. Pengujian terbagi empat yaitu pengujian alfa, pengujian parameter yaitu pengujian parameter C dan parameter gamma, dan pengujian psikolog.

A. Pengujian Alfa

Pengujian alfa adalah pengujian untuk melihat apakah sistem berjalan dengan baik atau tidak dan menemukan masalah atau *error* sistem. Pengujian ini dilakukan sebelum aplikasi digunakan oleh pengguna. Tahapan pada proses sistem yaitu memasukkan identitas anak, mengunggguh gambar sidik jari, dan hasil kepribadian akan ditampilkan pada *website* yang telah dibuat. Berdasarkan tahapan tersebut, hasil dari pengujian alfa yaitu *website* belum dapat digunakan dengan baik dikarenakan masih terdapat satu fitur yang belum dapat berjalan sesuai dengan hasil yang diharapkan.

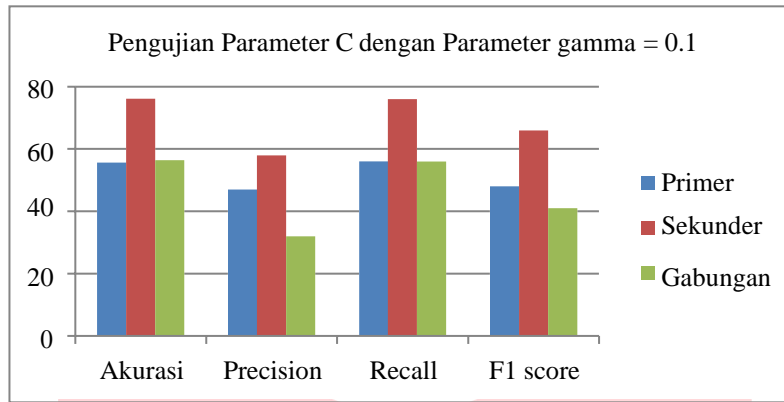
B. Pengujian Parameter

a. Pengujian parameter C

Pengujian parameter C dilakukan karena parameter C merupakan faktor atau variabel bebas yang berpengaruh terhadap tingkat akurasi klasifikasi SVM. Pada pengujian ini, diambil 4 nilai C yang berbeda yaitu 1, 10, 100, dan 1000. Pengujian dilakukan terhadap 3 skenario pengujian data yaitu terhadap data primer, sekunder, dan data gabungan. Hasil pengujian parameter C terhadap data sekunder, primer, dan gabungan ditunjukkan pada tabel di bawah ini.

Tabel 1 Pengujian Parameter C terhadap Data Primer, Data Sekunder, dan Data Gabungan

Data	C	gamma	Akurasi	Precision	Recall	F1 score
Primer	1	0.1	50.00 %	25 %	50 %	33 %
	10		55.56 %	47 %	56 %	48 %
	100		47.22 %	49 %	47 %	48 %
	1000		52.78 %	54 %	53 %	53 %
Sekunder	1		76.19 %	58 %	76 %	66 %
	10		76.19 %	58 %	76 %	66 %
	100		71.43 %	66 %	71 %	71 %
	1000		52.38 %	60 %	52 %	55 %
Gabungan	1		56.47 %	32 %	56 %	41 %
	10		55.29 %	50 %	55 %	47 %
	100		41.18 %	41 %	41 %	39 %
	1000		31.76 %	34 %	32 %	32 %



Gambar 4 Grafik Pengujian Parameter C terhadap Data Primer, Data Sekunder, dan Data Gabungan

Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian parameter C terhadap data primer, data sekunder, dan data gabungan. Hasil parameter C terbaik untuk data primer yaitu C = 10 dengan tingkat akurasi sebesar 55.56%, untuk data sekunder yaitu C = 1 dan C = 10 dengan akurasi 76,19%, dan untuk data gabungan yaitu C = 1 dengan tingkat akurasi sebesar 56.47%.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, perubahan nilai C mengakibatkan tingkat akurasi yang berubah juga. Pada data primer, tingkat akurasi terbaik berada pada saat nilai C = 10 yaitu 55.56%. Saat nilai C = 100, tingkat akurasi menurun dan pada saat nilai C = 1000 tingkat akurasi menaik lagi. Dapat disimpulkan bahwa pengujian parameter C terhadap data primer menghasilkan tingkat akurasi yang tidak stabil. Sedangkan untuk data sekunder dan gabungan, semakin besar nilai C maka semakin menurun tingkat akurasi sistem. Hal ini disebabkan karena nilai C yang kecil membuat optimasi memilih *hyperplane*

margin yang lebih besar dan memberikan toleransi kesalahan yang lebih kecil dan semakin besar nilai C maka semakin besar toleransi kesalahan yang diberikan terhadap proses klasifikasi serta optimasi akan memilih *hyperplane margin* yang lebih kecil. Pada pengujian terhadap data sekunder dan gabungan, dapat disimpulkan bahwa nilai parameter C yang kecil menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan nilai parameter C yang lebih besar.

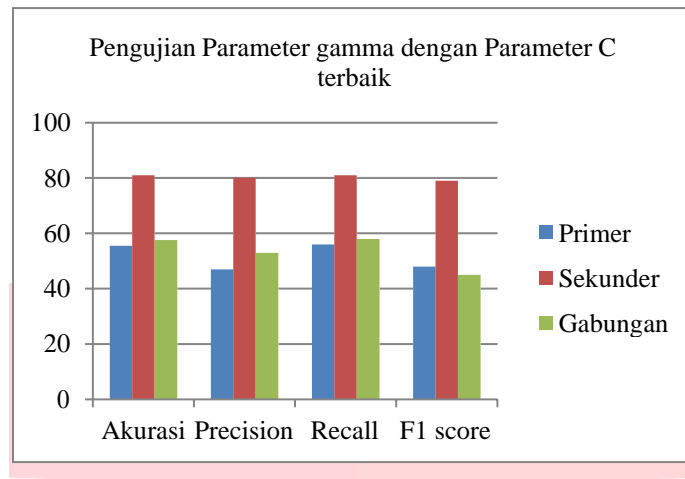
b. Pengujian parameter gamma

Pengujian parameter gamma dilakukan karena parameter gamma merupakan variabel bebas pada parameter fungsi kernel RBF. Pengujian ini dilakukan dengan mengubah-ubah nilai gamma untuk mencari tingkat akurasi sistem terbaik. Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian parameter gamma terhadap data sekunder, primer, dan gabungan.

Tabel 2 Pengujian Parameter gamma terhadap Data Primer, Data Sekunder, dan Data Gabungan

Data	C	gamma	Akurasi	Precision	Recall	F1 score
Primer	10	0.01	50.00 %	25 %	50 %	33 %
		0.1	55.56 %	47 %	56 %	48 %
		0.5	54.17 %	52 %	54 %	53 %
		0.9	48.61 %	48 %	49 %	48 %
Sekunder	1	0.01	76.19 %	58 %	76 %	66 %
		0.1	76.19 %	58 %	76 %	66 %
		0.5	76.19 %	58 %	76 %	66 %
		0.9	76.19 %	58 %	76 %	66 %
	10	0.01	76.19 %	58 %	76 %	66 %
		0.1	76.19 %	58 %	76 %	66 %
		0.5	80.95 %	80 %	81 %	79 %
		0.9	80.95 %	80 %	81 %	79 %
Gabungan	1	0.01	56.47 %	32 %	56 %	41 %

	0.1	56.47 %	32 %	56 %	41 %
	0.5	57.65 %	48 %	58 %	47 %
	0.9	57.65 %	53 %	58 %	45 %



Gambar 5 Grafik Penguujian Parameter gamma terhadap Data Primer, Data Sekuender, dan Data Gabungan

Tabel 2 menunjukkan hasil penguujian parameter gamma dengan parameter C terbaik terhadap data primer, data sekunder, dan data gabungan. Parameter gamma terbaik untuk data primer adalah gamma = 0.1 dengan nilai akurasi 55.56%. Dari penguujian parameter gamma untuk data sekunder mempunyai dua penguujian, yaitu saat C = 1 dan saat C = 10. Untuk hasil akurasi, precision, recall, dan F1-score pada saat C = 1 tidak mengalami perubahan nilai. Hal ini menunjukkan bahwa pengubahan nilai parameter gamma tidak berpengaruh terhadap data sekunder ketika C = 1. Sedangkan untuk saat C = 10 didapatkan dua parameter gamma yang baik yaitu saat gamma = 0.5 dan saat 0.9 dengan masing-masing memiliki akurasi sebesar 80.95%. Untuk penguujian data gabungan adalah gamma = 0.9 dengan nilai akurasi 57.65%.

Parameter gamma mempengaruhi tingkat akurasi sistem dikarenakan parameter gamma merupakan variabel bebas pada kernel RBF. Tujuan dari mengubah-ubah nilai gamma yaitu untuk mendapatkan tingkat akurasi terbaik. Berdasarkan gambar 3 dan gambar 4, nilai parameter terbaik pada masing-masing skenario data yaitu pada data primer dengan C = 10 dan gamma = 0.1, pada data sekunder dengan C = 10 dan gamma = 0.5 dan gamma = 0.9, pada data gabungan dengan C = 1 dan gamma = 0.9.

c. Penguujian Psikolog

Penguujian psikolog dilakukan dengan cara berkonsultasi pada psikolog terhadap data yang digunakan pada Tugas Akhir ini. Tujuan dari penguujian ini yaitu untuk memvalidasi apakah data yang digunakan adalah benar dan dapat digunakan.

d. Analisis Kecepatan Sistem

Waktu yang dibutuhkan dalam pemrosesan model *training* terhadap data primer jika menggunakan *google colab* yaitu selama 30 menit dan waktu untuk *testing* data primer yaitu 34 detik, sedangkan jika menggunakan sistem komputer sendiri membutuhkan waktu 60 menit dan waktu *testing* 20 menit. Untuk data sekunder waktu yang dibutuhkan jika menggunakan *google colab* adalah setengah dari waktu data primer yaitu 15 menit untuk *training* dan 15 detik untuk data *testing*. Ketika menggunakan sistem komputer dibutuhkan waktu sekitar 47 menit dan *testing* 20 menit. Untuk data gabungan waktu yang dibutuhkan ketika menggunakan *google colab* adalah 45 menit data *training* dan 65 detik data *testing*. Jika menggunakan sistem komputer dibutuhkan waktu 2 jam untuk pengolahan data *training* dan *testing* membutuhkan waktu 30 menit.

Waktu jika menggunakan *google colab* lebih cepat dibandingkan dengan menggunakan sistem komputer sendiri karena *google colab* memiliki komputasi yang lebih cepat dibandingkan menggunakan komputer sendiri.

e. Penguujian Parameter Terbaik dan Deteksi Kepribadian Anak

Tingkat akurasi untuk pengolahan gambar sidik jari 5 anak dapat dilihat pada tabel berikut

Tabel 3 Hasil kepribadian anak

Nama	Umur (tahun)	Jenis Kelamin	Jenis Sidik Jari	Kepribadian	Akurasi
M.Zidan	9	Laki-laki	[2 2 3 2 2]	2	60%
Diaz	9	Perempu	[2 2 1]	2	50%

Nama	Umur (tahun)	Jenis Kelamin	Jenis Sidik Jari	Kepribadian	Akurasi
		an	2 2]		
Raisya	9	Perempuan	[4 4 2 4 4]	4	40%
Syalwa	9	Perempuan	[4 3 2 2 2]	2	40%
Radit	7	Laki-laki	[3 2 4 2 2]	2	40%

Pada tabel di atas, dimasukkan identitas anak seperti nama, umur, dan jenis kelamin serta gambar sidik jari anak ke dalam sistem. Kemudian gambar sidik jari akan diproses sistem untuk menghasilkan hasil kepribadian. Jenis sidik jari pada tabel adalah hasil deteksi jenis sidik jari dari gambar sidik jari yang dimasukkan. Kepribadian yang dihasilkan merupakan hasil kepribadian dari dominan jenis sidik jari dari lima sidik jari tangan kanan anak. Akurasi menunjukkan seberapa akurat sistem mampu mendeteksi jenis sidik jari dan kepribadian anak

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini yaitu berdasarkan pengujian terhadap sampel sidik jari anak-anak sekolah dasar berumur 6 sampai 9 tahun untuk mendeteksi kepribadian anak telah dilakukan menggunakan metode *Minutiae Extraction* dan *Support Vector Machine* (SVM), sistem deteksi kepribadian ini sudah selesai dan secara keseluruhan dapat bekerja dengan baik sedangkan untuk pengimplementasian sistem deteksi kepribadian berbasis *website*, terdapat satu fungsi yang belum berjalan sesuai dengan hasil yang diharapkan.

Performansi deteksi kepribadian berdasarkan sidik jari dilakukan dengan beberapa pengujian yaitu pengujian alfa, pengujian parameter yaitu pengujian parameter C dan parameter gamma, pengujian kecepatan sistem, dan pengujian psikolog. Pengujian dilakukan terhadap data primer, data sekunder, dan data gabungan. Dari pengujian tersebut diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan data *training* 126 gambar dan data *testing* 21 gambar sebesar 80.95%. Untuk validasi sistem deteksi kepribadian berdasarkan sidik jari, pengujian psikolog dilakukan untuk mengetahui apakah data yang digunakan adalah benar dan dapat digunakan.

REFERENSI

[1] I. H. Misbach, A. Rachman, S. A. Wiramihardja, T. P. Research, "Dahsyatnya sidik jari : menguak bakat & potensi untuk merancang masa depan melalui fingerprint analysis", Visimedia, Jakarta, 2010.

[2] J. Arianda, B. Dirgantoro and C. Setianingsih, "Detection of Children with Personality Through Fingerprint Random Forest And

Maximum Entropy Method", 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA), 2019, pp. 7-12.

[3] Z. Haniffah, B. Dirgantoro and C. Setianingsih, "Detection of Children's Personality with Fingerprint Using K-Nearest Neighbor (Knn) and Decision Tree Methods", 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA), 2019, pp. 25-30.

[4] A. P. Nasution, A. B. Osmond, and R. E. Saputra, "Deteksi Kepribadian Anak dengan Pengolahan Citra Sidik Jari Menggunakan Metode *Minutiae*", *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 3, pp. 6102–6109, Dec. 2018.

[5] R. Afraghina, A. B. Osmond, and R. E. Saputra, "Deteksi Kepribadian Anak dengan Sistem Pakar Melalui Sidik Jari Menggunakan Metode Forward Chaining", *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 3, pp. 6110–6117, Dec. 2018.

[6] J. Feist, and G. J. Feist, "Theories of Personality, sixth edition", McGraw-Hill, New York, 2006.

[7] Neurotechnology, "Sample Fingerprint and Iris Database". Internet: <https://neurotechnology.com/download.html>, Sept 19, 2006 [Feb 16,2022]

[8] R. Maini and H. Aggarwal, "A Comprehensive Review of Image Enhancement Techniques", *Journal of Computing*, Vol 2, Issue 3, March 2010.

[9] I. Novasakti and D. N. Huda, "Sistem Pakar Deteksi Bakat Anak Usia 4 sampai dengan 6 Tahun Menggunakan Metode Teorema Bayes", *Jurnal Bangkit Indonesia*, pp. 1–16

[10] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, and D. Handoko, "Application of Support Vector Machine in Bioinformatics" in *Proceeding of Indonesian Scientific Meeting*, Central Japan, 2003.

[11] B. Schlkopf and A. J. Smola, "Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond", London, England: The MIT Press, 2001.

[12] S. Akbar, A. Ahmad, and M. Hayat, "Identification of Fingerprint Using Discrete Wavelet Transform in Conjunction with Support Vector Machine", *International Journal of Computer Science Issue*, vol. 11, no. 5, pp. 189–199, Sep. 2014.

[13] R. Bansal, P. Sehgal, and P. Behdi, "Minutiae Extraction from Fingerprint Images - A Review", *IJCSI - International Journal of Computer Science Issues*, vol. 8, issue 5, No. 3, Sep. 2011