

Verifikasi Tanda Tangan Online Menggunakan Algoritma Genetika dan *Support Vector Machine*

Pima Hani Safitri¹, Anditya Arifianto, S.T.², M.T., Kurniawan Nur R, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹pimahanisafitri@students.telkomuniversity.ac.id, ²anditya@telkomuniversity.ac.id, ³andiess2006@gmail.com

Abstrak

Tanda tangan merupakan salah satu alat autentifikasi yang sering digunakan. Banyak hal didunia ini yang diresmikan menggunakan tanda tangan. Setiap orang memiliki karakteristik tanda tangan yang cukup beragam. Pengenalan tanda tangan secara offline masih mungkin memiliki banyak kesalahan karena itu dikembangkan pengenalan tanda tangan secara online dengan menggunakan fitur-fitur dinamis dari tanda tangan. Pada penelitian ini, dibangun dua skema yaitu tanpa pemilihan fitur menggunakan Algoritma Genetika dan tanpa pemilihan fitur. Sistem verifikasi ini menggunakan algoritma *Support Vector Machine*(SVM) untuk memverifikasi tanda tangan karena SVM sudah terbukti di penelitian sebelumnya dapat menghasilkan akurasi yang baik. Penelitian ini juga ditujukan untuk menemukan fitur-fitur yang penting dalam sebuah tanda tangan dari enam kelompok fitur yang diuji. Dataset yang digunakan adalah dataset SVC2004 yang berisi tanda tangan 5 orang yang masing masing memiliki 20 tanda tangan asli dan 20 tanda tangan palsu yang ditiru oleh professional.

Hasil penelitian menunjukkan Algoritma Genetika dapat menghasilkan akurasi 94.40% dan lebih baik 4.21% dibandingkan tanpa melalui pemilihan fitur. Kelompok fitur yang berpengaruh adalah kelompok fitur *Geometry* dan *Miscellaneous* karena menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada kelompok fitur lainnya.

Kata kunci : verifikasi tanda tangan, algoritma genetika, *Support Vector Machine*(SVM), kelompok fitur

Abstract

Signatures are one of the most commonly used authentication tools. Many things in this world are inaugurated using signatures. Everyone has signature characteristics that are quite diverse. The verification of offline signatures may still have many errors because it developed the verification of signatures online by using the dynamic features of the signature. In this research, two schemes are built without the feature selection using Genetic Algorithm and without feature selection. This verification system uses the Support Vector Machine (SVM) algorithm to verify the signature because SVM has been proven in previous research to produce good accuracy. The study is also intended to find important features in a signature of the six groups of features tested. The dataset used is a SVC2004 dataset containing 20 authentic signatures and 20 fake signatures imitated by professionals of 5 users.

The results showed Genetic Algorithm can produce 94.40% and 4.21% better than without the selection of features. Influential feature groups are *Geometry* and *Miscellaneous* feature groups because they produce better accuracy than other feature groups.

Keywords: signature verification, Genetic Algorithm, Support Vector Machine(SVM), feature group

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Tanda tangan merupakan salah satu alat autentifikasi yang sering digunakan. Setiap orang memiliki karakteristik tanda tangan yang cukup beragam. Banyak hal didunia ini yang diresmikan menggunakan tanda tangan. Plakat, sertifikat, surat pernyataan, surat kepemilikan hingga hal-hal kecil seperti tanda tangan kehadiran pada suatu pertemuan. Tanda tangan pada pertemuan digunakan sebagai pembuktian bahwa yang bersangkutan benar-benar hadir di acara tersebut.

Para peneliti mengembangkan pengenalan tanda tangan karena tanda tangan merupakan salah satu biometrika yang melambangkan karakteristik setiap orang disetiap goresannya. Pengenalan dan verifikasi tanda tangan secara offline atau dengan menggunakan gambar hasil scan saja telah banyak diterapkan namun sistem tersebut masih memiliki kemungkinan pemalsuan yang tinggi. Karena alasan tersebut, maka dibutuhkan beberapa variabel karakteristik tambahan dari tanda tangan seperti jumlah goresan, tekanan goresan, kecepatan gores, dan dari mana goresan itu dimulai.

Pemilihan fitur sebuah tanda tangan menjadi tantangan tersendiri karena tanda tanagn seseorang sangat bergantung pada keadaan orang tersebut pada saat dia membubuhkan tanda tangan. Pada penelitian sebelumnya^[1], peneliti menggunakan Algoritma Genetika untuk memilih fitur-fitur penting pada sebuah tanda tangan. Fitur-fitur hasil pemilihan menunjukkan akurasi yang baik. Pada penelitian ini, Algoritma Genetika yang digunakan untuk memilih fitur, dikombinasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM). SVM adalah salah satu metode machine learning yang termasuk dalam anggota supervised learning. SVM merupakan linier classifier yang bekerja dengan

cara mencari fungsi pemisah yang akan menghasilkan margin yang maksimal antara dua buah kelas^[2]. SVM dapat digunakan untuk memverifikasi tanda tangan karena selama ini SVM bekerja sangat baik pada sampel kecil. SVM menggunakan metode matematika yang memungkinkan untuk menyelesaikan data yang kompleks. SVM memetakan pada sebuah ruang vector dan memisahkan data-data nya dengan bantuan sebuah kernel yang bertindak seperti dimensi baru. Pada tugas Akhir ini akan dibangun sebuah Online Signature Verification dengan menggunakan Algoritma Genetika sebagai pemilih fitur dan SVM sebagai algoritma validasi. Fitur yang digunakan sudah ada dalam dalam paket fitur-fitur tanda tangan yang dibagi menjadi enam kelompok. Fitur-fitur ini telah digunakan pada penelitian sebelumnya dan terbukti merepresentasikan fitur-fitur penting dari sebuah tanda tangan.

1.2. Topik dan Batasannya

Pada penelitian ini masalah yang akan dikaji adalah fitur-fitur mana yang memberikan akurasi terbaik pada verifikasi tanda tangan. Fitur-fitur tersebut sudah dijabarkan dan digunakan pada penelitian sebelumnya^[1] dan terbukti memberi akurasi yang baik. Pada penelitian sebelumnya, fitur yang digunakan berjumlah 75 fitur tetapi pada penelitian ini fitur-fitur tersebut direduksi menjadi 69 fitur karena beberapa fitur tidak terbaca. Fitur-fitur tersebut dikelompokkan menjadi 6 kelompok, yaitu *Shape Related Features*, *Dynamic Related Features*, *Time Related Features*, *Velocity Related Features*, *Geometry Related Features*, dan *Miscellaneous Features*. Pengujian dilakukan dengan mengkombinasikan kelompok-kelompok fitur tersebut. Nilai akurasi data latih dan akurasi data tes akan dicatat dan dibandingkan dengan pengujian tanpa menggunakan pemilihan fitur. Pemilihan fitur dilakukan menggunakan Algoritma Genetika jenis biner.

1.3. Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan bahwa Algoritma Genetika bisa menentukan fitur-fitur yang penting dengan tepat dan tidak berubah-ubah. Algoritma Genetika bisa membuang fitur yang tidak terlalu penting dengan tepat. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui kelompok fitur atau kombinasi dari kelompok fitur mana saja yang menunjukkan akurasi paling baik jika digunakan. Apabila kelompok fitur tersebut menunjukkan akurasi baik, maka kelompok fitur tersebut termasuk kelompok fitur yang penting bagi sebuah tanda tangan.

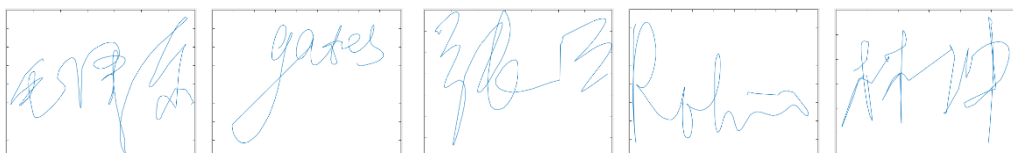
1.4. Organisasi Tulisan

Laporan penelitian ini berisi studi terkait penelitian, sistem yang dibangun, evaluasi, kesimpulan, dan daftar isi. Studi terkait berisi penjelasan singkat tentang dataset SVC2004 dan metode yang dipakai, yaitu Algoritma Genetika dan SVM. Pada bab studi terkait juga jelaskan sedikit tentang pengukuran akurasi *F-1 Score* yang digunakan untuk mengukur akurasi dari sistem. Pada bab pembangunan sistem akan dijelaskan kerangka dari Algoritma Genetika dan SVM yang menghasilkan hasil yang terbaik. Pada bab evaluasi berisi analisis dari percobaan yang telah dilakukan selama penelitian. Pada bab kesimpulan akan dijelaskan kesimpulan dari sistem yang dibangun, kekurangan dan kelebihan sistem yang bisa diperbaiki atau dikembangkan di penelitian selanjutnya.

2. Studi Terkait

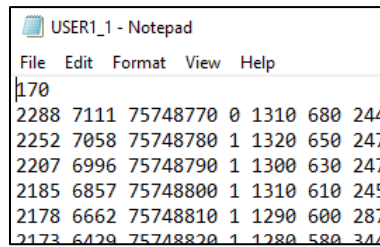
2.1. Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset SVC2004. SVC2004 adalah singkatan dari *Signature Verification Competition 2004*. SVC2004 adalah dataset yang digunakan pada *First International Conference on Biometric Authentication (ICBA 2004)*. Dataset ini berisi 400 tanda tangan dari 5 orang. Contoh tanda tangan kelima orang tersebut divisualisasikan pada Gambar 1. Tanda tangan tersebut terdiri dari 20 tanda tangan asli dan 20 tanda tangan palsu dari setiap orang^[3].



Gambar 1. Visualisasi tanda tangan user pada SVC2004

Pada setiap file pada dataset ini, terdapat matriks angka yang mempresentasikan nilai sumbu x, sumbu y, waktu gores, keadaan pena (1 untuk pena hidup/sedang menulis dan 0 untuk pena mati/tidak sedang menulis), nilai azimuth, nilai altitude, dan tekanan pada setiap titik di sebuah tanda tangan seperti pada Gambar 2. Satu file mempresentasikan satu tanda tangan. Nilai-nilai ini diambil menggunakan tablet digital. Cara pembacaan selengkapnya ada pada Lampiran.



170							
2288	7111	75748770	0	1310	680	244	
2252	7058	75748780	1	1320	650	247	
2207	6996	75748790	1	1300	630	247	
2185	6857	75748800	1	1310	610	245	
2178	6662	75748810	1	1290	600	287	
2173	6429	75748820	1	1280	580	344	

Gambar 2. Contoh pootongan Dataset SVC2004 user 1

2.2. Fitur-fitur

Pada penelitian ini, digunakan daftar fitur-fitur yang telah digunakan di penelitian sebelumnya^[1]. Fitur-fitur ini didapatkan dari beberapa kali perhitungan matematika. Beberapa penelitian yang menghasilkan fitur-fitur ini seperti penelitian apakah kecepatan mempengaruhi tanda tangan^[4], penelitian tentang fitur-fitur yang berhubungan dengan bentuk dan waktu tanda tangan dibubuhkan^[5], penelitian tentang fitur-fitur dinamis tanda tangan^[6] dan masih ada beberapa penelitian lain. Dari penelitian-penelitian sebelumnya, didapatkan fitur-fitur yang memiliki akurasi yang lebih baik dari pada fitur yang lain. Kumpulan dari fitur-fitur inilah yang akhirnya digunakan pada penelitian kali ini. Daftar fitur yang digunakan ada di Lampiran. Fitur-fitur tersebut dikelompokkan menjadi 6 kelompok, yaitu *Shape Related Features*, *Dynamic Related Features*, *Time Related Features*, *Velocity Related Features*, *Geometry Related Features*, dan *Miscellaneous Features*. Jumlah fitur pada setiap kelompok berbeda-beda seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar kelompok fitur

Kelompok Fitur	Jumlah Fitur
<i>Shape Related Features</i>	6
<i>Dynamic Related Features</i>	10
<i>Time Related Features</i>	18
<i>Velocity Related Features</i>	5
<i>Geometry Related Features</i>	19
<i>Miscellaneous Related Features</i>	11

2.3. Algoritma Genetika

Algoritma Genetika atau *Genetic Algorithm* (GA) adalah merupakan algoritma pencarian menggunakan konsep seleksi alamiah sesuai dengan konsep hukum genetika pada biologi^[7]. Disini, setiap solusi diumpamakan sebagai seekor individu yang memiliki kromosom yang terdiri dari beberapa gen dan memiliki nilai *fitness*. Solusi terbaik adalah solusi yang memiliki nilai *fitness* tertinggi.

Tahapan pada GA, yaitu membangun sebuah populasi yang berisi N individu. Kromosom dibangun secara random pada awal pembangunan sistem. Lalu kromosom tersebut dihitung nilai *fitness* nya untuk memilih kromosom mana yang akan dijadikan orang tua untuk generasi selanjutnya. Kromosom tersebut melewati tahapan *cross-over*, mutasi, dan elitisme untuk memperoleh individu baru. Individu baru yang terbentuk akan dihitung kembali nilai *fitness*-nya untuk dipilih menjadi orang tua individu digenerasi selanjutnya. Siklus ini terus berputar sampai di temukan individu dengan nilai *fitness* terbaik (sesuai dengan target).

2.4. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu metode machine learning yang termasuk golongan supervised learning. Supervised learning yang membutuhkan data yang sudah memiliki label lalu data tes diidentifikasi sebelum dikelompokkan di kelompok tertentu. SVM merupakan linier classifier yang berkerja dengan cara menghitung jarak diantara dua buah kelas. SVM menentukan fungsi pemisah yang tepat yang akan menghasilkan jarak paling optimal yang dapat memisahkan dua buah kelas tersebut. Fungsi pemisah pada SVM membutuhkan dimensi tambahan, disebut dengan kernel, untuk menambah akurasi dan mempermudah formulasi fungsi^[2].

2.5. Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi yang digunakan pada penelitian ini adalah perhitungan akurasi biasa dan *F-1 score*. Perhitungan akurasi biasa digunakan untuk mengukur fitness dari tiap kromosom pada pemilihan fitur pada GA. Perhitungan akurasi biasa digunakan karena *sample* data yang digunakan pada saat proses latih sudah mewakili setiap jenis kelas pada dataset. Perhitungan akurasi ini sederhana tetapi efektif. Perhitungan ini didapatkan menjumlahkan data prediksi yang benar dibagi dengan semua hasil yang keluar.

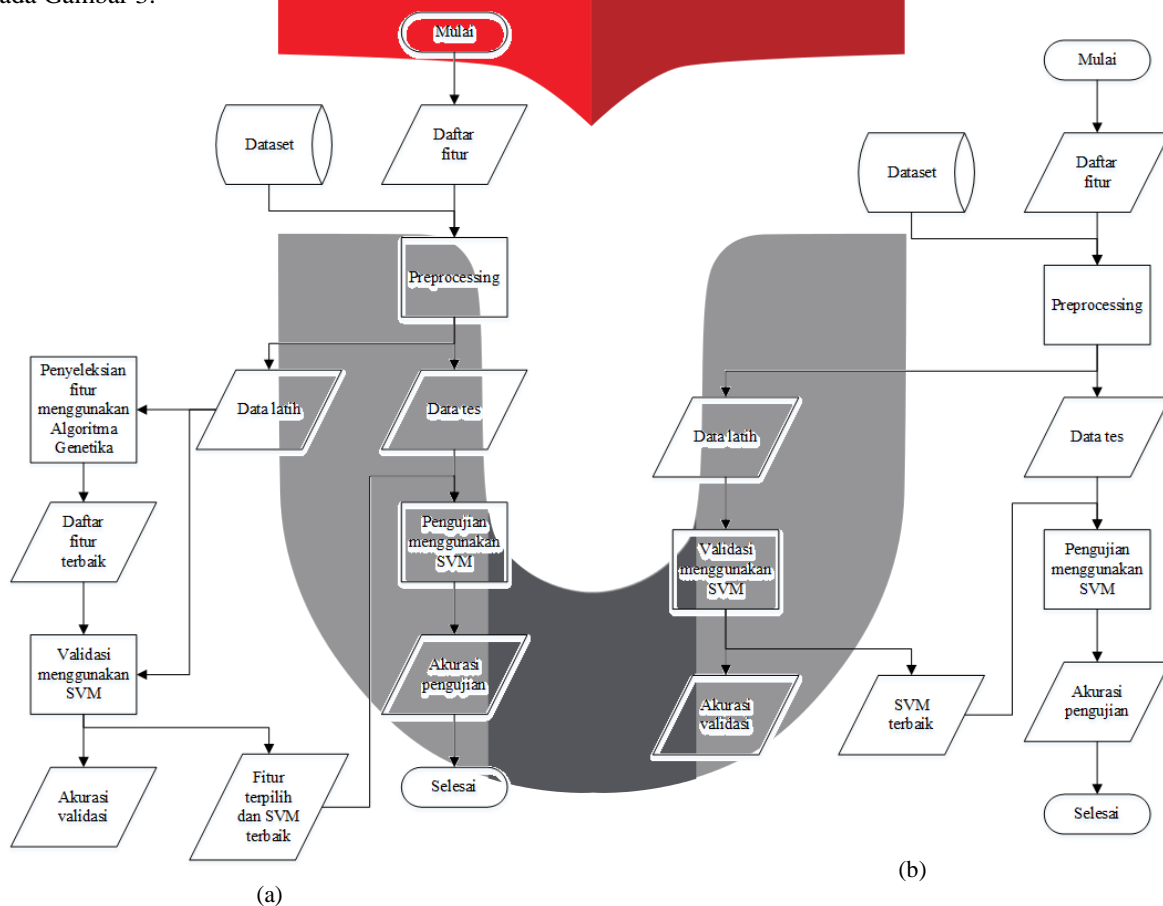
$$Akurasi = \frac{True\ Positif + True\ Negatif}{Semua\ Hasil} \dots\dots\dots(1)$$

Pengukuran *F-1 Score* menggunakan tingkat presisi dan *recall* dari data. Presisi didapatkan dari jumlah data yang sesuai antara hipotesis dan hasil tes nya dibagi dengan banyaknya data yang positif. Nilai presisi berarti nilai kerelevanan data prediksi dengan data asli. *Recall* didapat dari jumlah banyaknya data yang yang sesuai antara hipotesis dan hasil tes dibagi dengan banyaknya jumlah positif dan jumlah yang harusnya negatif dan positif. Nilai *recall* berarti nilai kemampuan sistem untuk menemukan hasil prediksi yang sesuai. Pengukuran *F-1 score* ini dinilai lebih akurat baik dari pengukuran akurasi biasa karena mengkombinasikan presisi dan *recall*. Pengukuran ini digunakan untuk mengukur akurasi pada SVM sistem untuk menambah keakuratan hasil sistem.

$$F1\ Score = 2 \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \dots\dots\dots(2)$$

3. Sistem yang Dibangun

Pada penelitian ini terdapat dua alur penelitian yaitu pengujian dengan menggunakan Algoritma Genetika untuk memilih fitur dan pengujian tanpa pemilihan fitur terlebih dahulu. Gambaran umum dari sistem dapat dilihat pada Gambar 3.

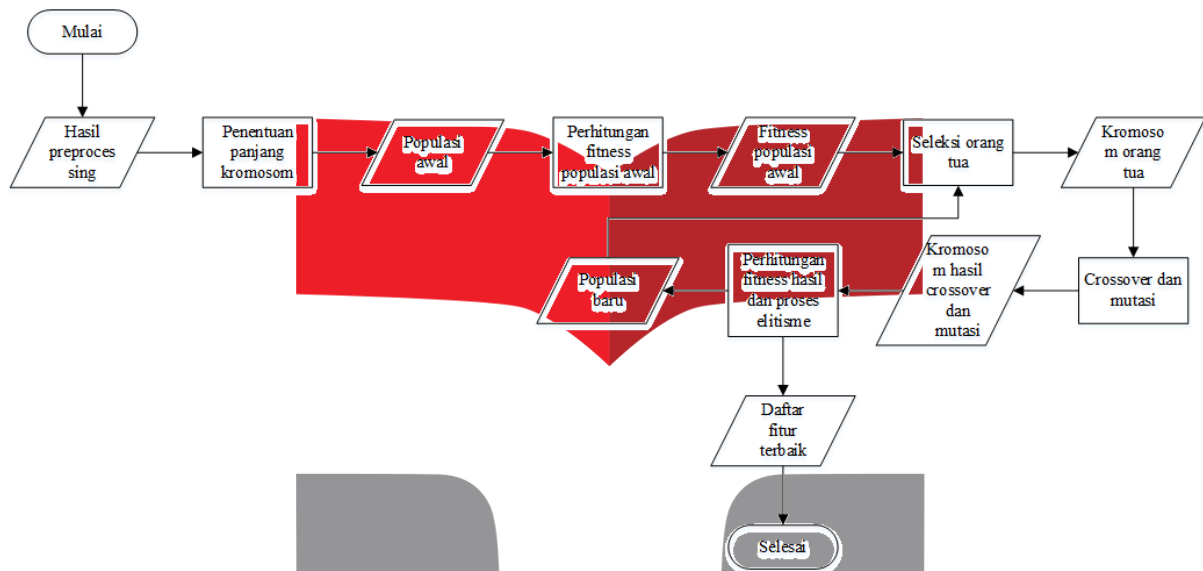


Gambar 3. Gambaran umum sistem. (a) Penelitian dengan seleksi fitur menggunakan GA. (b) Penelitian tanpa seleksi fitur.

Pada proses preprocessing, semua data set diubah menjadi bentuk fitur-fiturnya. Contoh dari dataset dan dataset yang sudah melewati proses preprocessing bisa dilihat di Lampiran. Setelah itu, dataset dibagi menjadi data latih dan data tes. Data latih dibagi lagi menjadi data latih bersih dan data validasi. Data tes terdiri atas 50 tanda tangan yang tidak akan berubah sedangkan data latih terdiri dari 110 data latih bersih dan 40 data validasi yang berubah secara acak.

3.1. Pengujian dengan menggunakan Algoritma Genetika

Algoritma Genetika memiliki beberapa tahapan di dalamnya dalam memilih fitur. Tahapan yang dilalui pada GA digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Gambaran umum Algoritma Genetika

Pada penelitian ini, jenis Algoritma Genetika yang digunakan adalah GA biner sehingga representasi kromosom hanya berisi nilai 1 atau 0. Nilai 1 berarti fitur digunakan sedangkan 0 berarti fitur tidak digunakan. Panjang kromosom pada GA tergantung pada berapa banyak fitur yang sedang di uji sehingga pada tiap percobaan bisa berbeda-beda. Untuk menentukan komposisi GA yang tepat, maka nilai derajat mutasi dan *crossover* pada percobaan dengan menggunakan semua fitur juga berubah-ubah. Selain variabel yang diuji, variabel seperti populasi, maksimal generasi dan elitism bernilai tetap seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel GA untuk seleksi fitur

Populasi	25
Maksimal Generasi	50
Elitisme	1

Nilai fitness dari tiap-tiap kromosom pada GA ditentukan menggunakan SVM. Kromosom yang merepresentasikan paket fitur akan di validasi menggunakan SVM. Hasil dari SVM akan dihitung akurasi dengan perhitungan akurasi biasa. Semakin baik nilai akurasi maka semakin baik fitnessnya juga akan semakin besar. Jika nilai fitness semakin besar, maka kromosom tersebut semakin baik.

Setelah kromosom atau daftar fitur terbaik dipilih, fitur tersebut digunakan untuk mereduksi data latih dan data validasi sehingga hanya fitur yang penting saja yang digunakan. Data latih dan data validasi kemudian dimasukkan ke dalam SVM validasi. Hasil akurasi dari SVM ini akan dicatat. Proses ini dilakukan sebanyak lima kali untuk menambah keakuratan sistem. Struktur SVM dengan hasil akurasi data latih dan data validasi terbaik digunakan untuk menguji data tes. Akurasi dari SVM dihitung dengan menggunakan *F-1 Score*.

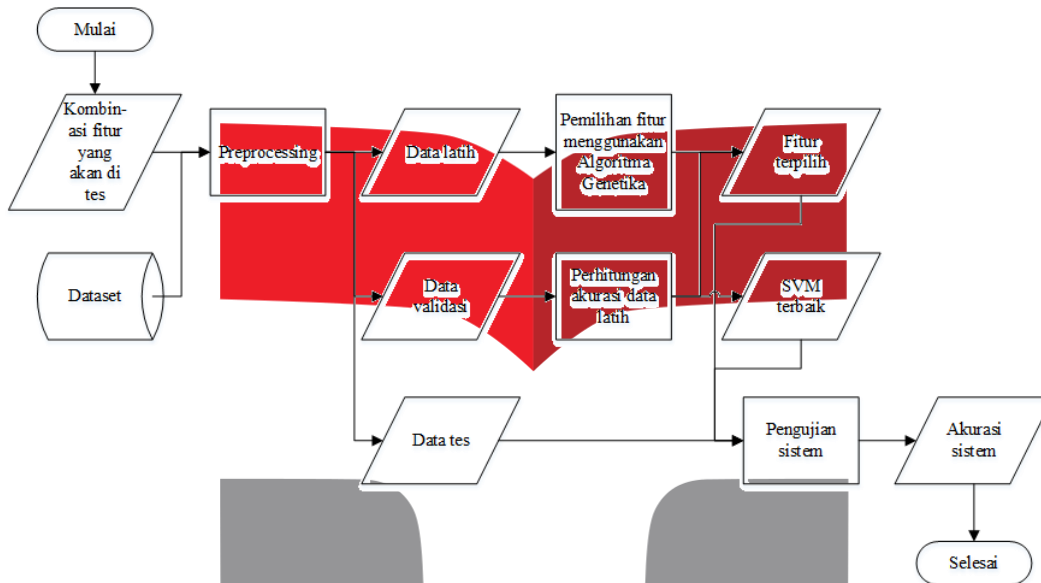
3.2. Pengujian tanpa menggunakan Algoritma Genetika

Pada skema ini, data dari hasil preprocessing langsung dimasukkan ke SVM tanpa adanya pemilihan fitur terlebih dahulu sehingga SVM sendirilah yang menentukan fitur tersebut digunakan atau tidak. Data latih dan data validasi dimasukkan ke SVM lalu diulang sebanyak lima kali. Struktur SVM dari hasil terbaik akan digunakan untuk menguji data tes.

3.3. Pengujian untuk mencari kelompok fitur

Pengujian untuk mengetahui kelompok fitur yang penting hanya menggunakan fitur-fitur yang ada pada kombinasi kelompok fitur yang sedang diuji sehingga berbeda-beda di setiap pengujian. Total percobaan adalah 62 percobaan untuk percobaan per-kombinasi fitur dengan perhitungan : 6 kombinasi 1 kelompok, 15 kombinasi 2 kelompok, 20 kombinasi 3 kelompok, 15 kombinasi 4 kelompok, dan 6 kombinasi 5 kelompok.

Proses pengujian ini menggunakan skema pemilihan fitur seperti pada Gambar 5. Pada awalnya, dilakukan preprocessing dengan kombinasi fitur yang akan dicoba lalu membagi hasil preprocessing menjadi data tes data latih dan data validasi sama seperti skema sebelumnya. Proses latih dilakukan lima kali seperti skema sebelumnya untuk mendapatkan fitur-fitur terbaik dan SVM terbaik. Selanjutnya SVM terbaik dan fitur terbaik diuji pada data tes.



Gambar 5. Gambaran percobaan pencarian kelompok fitur terbaik

4. Evaluasi

4.1. Hasil Pengujian

Pada awal percobaan, dibandingkan dua jenis SVM yaitu SVM linier dan SVM RBF untuk mengetahui jenis kernel seperti apa yang cocok untuk penelitian. Perbandingan dilakukan dengan menggunakan fitur yang terpilih secara random dari 69 fitur. Pada Tabel 2 ditunjukkan bahwa SVM linier memiliki akurasi lebih beragam dari pada SVM RBF. Penelitian ini ditujukan untuk mengetahui perbandingan antara skema dengan menggunakan pemilihan fitur dengan skema tanpa pemilihan fitur sehingga dengan menggunakan SVM RBF, perbedaan penggunaan kedua skema tidak bisa diteliti. Pada percobaan selanjutnya, SVM yang digunakan adalah SVM linier.

Tabel 3. Rata-rata akurasi menggunakan SVM Linier dan SVM RBF

Jenis SVM	Rata- rata akurasi dengan GA			Rata – rata akurasi tanpa GA		
	Train	Validasi	Tes	Train	Validasi	Tes
Linier	99.28	95.7	95.97	100	95.09	92.06
RBF	100	100	100	100	100	100

Pada tahapan pemilihan fitur dilakukan sebanyak lima kali perubahan variabel GA untuk mengetahui struktur GA yang seperti apa yang paling baik. Nantinya struktur GA ini akan digunakan untuk mencari kelompok fitur mana yang penting. Hasil dari percobaan tersebut ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 4. Hasil pengujian skema menggunakan GA dan tanpa menggunakan GA

Populasi	Max Generasi	Derajat Mutasi	Derajat Crossover	Fitur Terpilih	Akurasi dengan GA			Akurasi tanpa GA		
					Train	Validasi	Tes	Train	Validasi	Tes
25	50	0.1	0.8	36	100	95.122	92	100	95.238	90.196
25	50	0.2	0.8	36	100	94.715	92	100	95.238	90.196
25	50	0.1	0.9	36	100	95.935	92	100	96.032	90.196

25	50	0.2	0.9	36	100	95.102	97.959	100	94.443	93.878
25	50	0.2	0.7	36	100	95.567	98.039	100	94.732	88.462

Berdasarkan data hasil pengujian GA pada Tabel 3., GA pada percobaan ke-lima dapat memberikan akurasi paling baik pada data tes. Spesifikasi GA pada percobaan ke-lima inilah yang digunakan untuk menemukan kelompok fitur yang penting. Fitur-fitur yang terpilih oleh GA cenderung konstan, yaitu 36 fitur yang terdiri dari fitur nomor 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 13, 14, 15, 16, 17, 21, 26, 28, 29, 30, 32, 35, 37, 42, 43, 44, 47, 51, 52, 56, 57, 58, 60, 61, 64, 66, 67, 68, dan 69. Untuk melihat fitur apa saja yang terpilih bisa dilihat di daftar fitur pada Lampiran.

Pada 62 kombinasi percobaan dilakukan penyortiran berdasarkan penggunaan kelompok fitur. Sebanyak 31 percobaan dengan menggunakan kelompok fitur pada kombinasi dan 31 percobaan tanpa penggunaan kelompok fitur pada kombinasi untuk setiap kelompok fitur. Hal ini yang menjadi perhitungan untuk menentukan apakah kelompok fitur tersebut penting atau tidak. Akurasi dari 31 percobaan dengan menggunakan kelompok fitur di rata-ratakan, begitu juga dengan 31 percobaan lain yang tanpa menggunakan kelompok fitur tersebut. Perbandingan penggunaan masing-masing kelompok fitur pada percobaan ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil percobaan kombinasi fitur menggunakan GA

		<i>Shape</i>	<i>Dynamic</i>	<i>Time</i>	<i>Velocity</i>	<i>Geometry</i>	<i>Miscellaneous</i>
Akurasi Train	Dengan Fitur	96.273	96.273	97.744	95.353	99.167	98.323
	Tanpa Fitur	94.097	94.097	92.626	95.017	91.203	92.048
Akurasi Validasi	Dengan Fitur	88.063	88.063	88.869	86.480	92.474	91.586
	Tanpa Fitur	86.376	86.376	85.570	87.960	81.965	82.316
Akurasi Tes	Dengan Fitur	91.7847	92.854	91.79	91.322	96.021	93.846
	Tanpa Fitur	90.343	89.274	90.338	90.806	86.107	88.282

4.2. Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian, SVM linier memberikan hasil yang lebih mudah diteliti daripada SVM RBF pada penelitian ini. Skema dengan pemilihan fitur menggunakan Algoritma Genetika memberikan rata-rata akurasi 95.4%. Sedangkan skema tanpa pemilihan fitur menghasilkan rata-rata akurasi 90.59%. Dapat dilihat bahwa skema dengan penggunaan Algoritma Genetika untuk pemilihan fitur terlebih dahulu sebelum klasifikasi dengan SVM memberikan akurasi yang lebih bagus. Akurasi dengan pemilihan fitur menggunakan Algoritma Genetika meningkat 4.21% dari 90.59% menjadi 94.40%. Algoritma Genetika juga berhasil memilih fitur-fitur yang penting dengan tepat karena dalam beberapa kali percobaan, fitur yang terpilih tidak berubah.

Pada percobaan untuk menentukan fitur terbaik, fitur pada kelompok *Geometry* dan *Miscellaneous* memiliki perbedaan akurasi yang lebih tinggi dari pada kelompok fitur yang lain. Peningkatan akurasi ketika menggunakan fitur pada kelompok *Geometry* meningkat 10.94%, sedangkan pada penggunaan kelompok fitur *Miscellaneous* meningkat 7.82%. Pada pengujian kombinasi fitur, terlihat bahwa kelompok fitur yang memiliki fitur lebih sedikit menghasilkan perbandingan akurasi yang tidak jauh berbeda dengan tanpa penggunaan fitur, sedangkan kelompok fitur yang memiliki lebih banyak anggota akan memberikan perbedaan yang lebih banyak.

5. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah skema dengan pemilihan fitur menggunakan Algoritma Genetika lebih baik daripada skema tanpa menggunakan pemilihan fitur terlebih dahulu. Skema dengan menggunakan Algoritma Genetika lebih baik 4.21% dari 90.59% menjadi 94.40% dibandingkan dengan skema tanpa pemilihan fitur terlebih dahulu. Algoritma Genetika berhasil menemukan fitur-fitur penting dengan tepat.

Kelompok fitur yang terbaik adalah kelompok fitur *Geometry* dan *Miscellaneous*. Penggunaan kelompok fitur tersebut menghasilkan perbedaan akurasi yang lebih besar, dibandingkan dengan tanpa penggunaan kelompok fitur tersebut, jika dibandingkan dengan kelompok fitur yang lain.

Penelitian ini masih menggunakan jumlah fitur yang berbeda-beda pada setiap kelompok fitur. Penelitian selanjutnya mungkin akan lebih akurat jika jumlah fitur pada setiap kelompok sama. Pada penelitian ini, struktur SVM masih menggunakan *library* dari Matlab. Sehingga belum ada perbandingan kernel, support vector, dan variable parameter dari metode-metode yang digunakan. Diharapkan pada penelitian selanjutnya bisa membandingkan variable parameter dari metode juga.

Daftar Pustaka

- [1] Kour, Jaspreet., M. Hanmandhu, dan Ansari, A. Q. 2011. Online Signature Verification using GA-SVM. Image Information Processing (ICIIP), 2011 International Conference on. IEEE
- [2] Nugroho, Anto Satriyo, Witarto, Arief Budi, dan Handoko, Dwi. 2003. Support Vector Machine : Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika. IlmuKomputer.Com
- [3] Yeung, Dit-Yan., Chang, Hong., Xiong, Yimin., George, Susan., Kashi, Ramanujan., Matsumoto, Takashi., Rigoll, Gerhard. 2004. SVC2004: first International Signature Verification Competition. *First International Conference on Biometric Authentication (ICBA 2004)*. ICBA 2004.
- [4] Nelson, Winston., Turin, Willian., Hastie, Trevor., 1993. Statistical Method For On-line Signature Verification. AT&T Bell Laboratories, USA
- [5] Lee, Luan L., Berger, Toby., Aviczer, Erez., 1996. Reliable On-Line Human Signature Verification Systems. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. 18, NO. 6. IEEE
- [6] Nelson, Winston., Kishon, Eyal., 1991. Use of Dynamic Features for Signature Verification. Systems, Man, and Cybernetics, 1991. 'Decision Aiding for Complex Systems, Conference Proceedings., 1991 IEEE International Conference on USA. IEEE (2002)
- [7] Suyanto. 2014. Artificial Intelligence. Bandung : Penerbit Informatika

