

PERBANDINGAN METODE *SIGNATURE RECOGNITION* YANG DISIMULASIKAN DAN DIEVALUASI

¹Listra Manurung, ²Mutiara S. Simajuntak

^{1,2}Akademi Manajemen Informatika dan Komputer Universal

email : mutiarasarahwaty16@gmail.com

ABSTRAK

Paper ini menjelajahi studi dan penilaian metode pengenalan tanda tangan. Penulis memperkenalkan beberapa fitur pengenalan tanda tangan dan mengusulkan pendekatan simulasi untuk mengevaluasi algoritma pengenalan tanda tangan. Tiga teknik khusus—radial basis network, nearest neighbor classifier, dan k-nearest neighbor search dengan exhaustive search—diuji evaluasinya menggunakan metode simulasi yang disarankan. Hasil yang diperoleh dibahas dan dianalisis secara menyeluruh dalam paper ini. Dalam penelitian ini, fokusnya adalah mengeksplorasi simulasi dan penilaian metode untuk mengenali tanda tangan. Beberapa fitur dirancang untuk memfasilitasi pengenalan tanda tangan. Penulis mengusulkan metode simulasi untuk mengevaluasi algoritma pengenalan tanda tangan secara efektif. Evaluasi berkisar pada tiga teknik khusus: jaringan basis radial, pengklasifikasi tetangga terdekat, dan pencarian tetangga terdekat yang menggunakan pencarian lengkap. Hasil yang diperoleh diperiksa dan dianalisis secara menyeluruh.

Kata Kunci : KNN, Verifikasi Tanda Tangan, Ekstraksi Fitur, Pengenalan tanda Tangan, Simulasi

1. PENDAHULUAN

Masalah verifikasi dan identifikasi personal merupakan bidang penelitian yang sedang berkembang pesat. Metode-metode yang digunakan sangat beragam dan didasarkan pada karakteristik personal yang berbeda. Metode-metode otentikasi yang paling umum digunakan meliputi suara, gerakan bibir, geometri tangan, wajah, iris, retina, dan sidik jari. Semua karakteristik psikologis dan perilaku ini disebut sebagai biometrik. Biometrik umumnya didefinisikan sebagai karakteristik psikologis atau perilaku yang dapat diukur dari individu dan digunakan dalam identifikasi dan verifikasi personal. [1],[2] Pendorong utama kemajuan di bidang ini adalah peran yang semakin pentingnya internet dan transfer elektronik dalam masyarakat modern. Oleh karena itu, sejumlah besar aplikasi berkonsentrasi pada bidang perdagangan elektronik dan sistem perbankan elektronik. [3],[4].

Biometrik memiliki keunggulan yang sangat besar dibandingkan dengan teknik otentikasi tradisional seperti kata sandi, nomor PIN, dan kartu pintar. Keunggulan ini disebabkan oleh fakta bahwa karakteristik biometrik individu sulit untuk dipindahkan, setiap orang memiliki karakteristik yang unik, dan karakteristik tersebut tidak dapat hilang, dicuri, atau rusak. Selain itu, penggunaan pengenalan tanda tangan sebagai metode otentikasi memiliki keuntungan lain yaitu banyaknya komputer portabel modern dan asisten digital pribadi (PDA) yang menggunakan masukan tulisan tangan, sehingga tidak perlu mengembangkan perangkat baru secara mendasar untuk mengumpulkan informasi biometrik.

Pada saat yang sama, terdapat sedikit solusi pengenalan tanda tangan yang dapat memberikan tingkat pengenalan yang cukup tinggi dengan tingkat efisiensi yang wajar. Namun, bidang penelitian ini sedang berkembang pesat dan memiliki masa depan yang menjanjikan. Sistem verifikasi tanda tangan pada umumnya dapat dibagi menjadi dua area luas: metode statis (kadang-kadang disebut off-line) yang tidak memerlukan informasi terkait waktu, dan dinamis (kadang-kadang disebut on-line) dengan informasi terkait waktu yang tersedia dalam bentuk fungsi p-dimensi dari waktu, di mana p mewakili jumlah fitur dari tanda tangan. ([5])

Tugasnya adalah mengekstrak beberapa karakteristik dari informasi yang direkam dari proses penandatanganan dan membandingkannya dengan karakteristik tanda tangan referensi. Pertanyaan yang muncul dalam hal ini adalah karakteristik jenis apa yang harus direkam dan diekstraksi agar dapat mengidentifikasi orang tersebut dengan cara yang paling efisien dan akurat.

Beberapa peneliti seperti [1],[2] menyarankan penggunaan Profil Proyeksi Vertikal dan Horizontal (VPP dan HPP) dalam domain spasial dan Transformasi Kosinus Diskret dalam domain transformasi untuk memverifikasi tanda tangan offline. Peneliti lainnya [3] menyarankan penggunaan parameter posisi pena, waktu, kecepatan, dan tekanan untuk pengenalan tandatangan.

Sebuah kombinasi inovatif dari Fitur Arah Modifikasi (MDF) dan fitur-fitur membedakan tambahan seperti pusat massa, luas permukaan, panjang, dan skew digunakan untuk klasifikasi. Jaringan saraf Resilient Backpropagation (RBP) dan jaringan fungsi basis radial (RBF) dibandingkan dalam hal akurasi verifikasi. [5]. Dalam [3], sebuah skema pengenalan dan verifikasi tanda tangan offline diusulkan berdasarkan ekstraksi beberapa fitur, termasuk satu set hibrida dari tanda tangan masukan, dan membandingkannya dengan bentuk yang sudah dilatih sebelumnya. Titik-titik fitur diklasifikasikan menggunakan parameter statistik seperti rata-rata dan variansi. Dalam [3], penulis mengusulkan pendekatan berbasis teknik visualisasi untuk otentikasi tanda tangan digital.

Paper ini menyelidiki simulasi dan evaluasi teknik pengenalan tanda tangan. Beberapa fitur dikembangkan untuk pengenalan tanda tangan. Teknik simulasi diusulkan untuk evaluasi algoritma pengenalan tanda tangan dan hasil evaluasi dibahas dan dianalisis. Di bagian 2, pengenalan fitur yang akan digunakan untuk pengenalan tanda tangan diperkenalkan. Di bagian 3, teknik simulasi yang diusulkan dikembangkan untuk evaluasi teknik pengenalan tanda tangan. Di bagian 4, evaluasi tiga teknik pengenalan tanda tangan diselidiki. Hasil simulasi dibahas dan dianalisis di bagian 5, dan akhirnya, kesimpulan disajikan di bagian 6.

2. METODE PENELITIAN

a. Ekstraksi Fitur untuk Pengenalan Tanda Tangan

Fitur yang perlu diekstraksi untuk mengidentifikasi tanda tangan adalah:

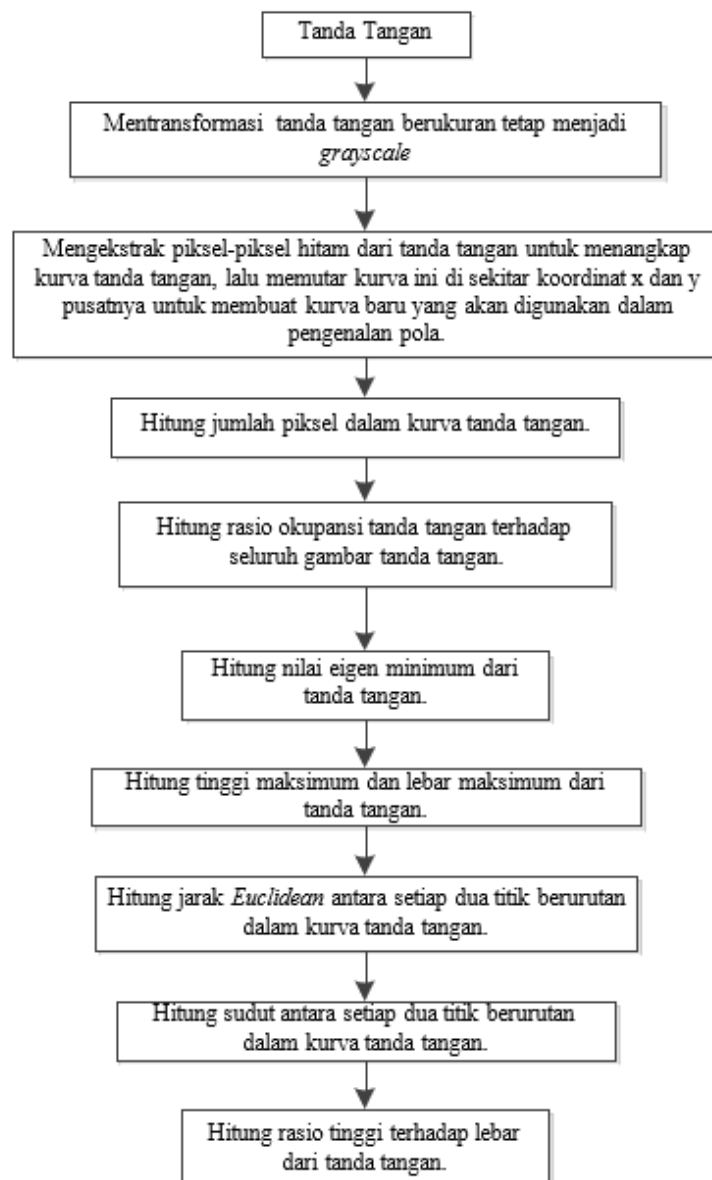
- Kurva baru dari tanda tangan setelah memutar kurva asli dari titik-titik tanda tangan di sekitar koordinat x dan y pusat dari kurva tanda tangan asli berdasarkan rotasi kurva tanda tangan asli di sekitar koordinat x dan y pusatnya, untuk membuat kurva tanda tangan baru yang akan digunakan dalam pengenalan pola.
- Jumlah piksel dalam tanda tangan berdasarkan perhitungan jumlah total piksel dari tanda tangan.
- Rasio Okupansi tanda tangan terhadap seluruh gambar, yang dijelaskan sebagai:
- Rasio Okupansi = jumlah total piksel dari tanda tangan / jumlah total piksel dari

- gambar tanda tangan * 100
- e) Nilai Eigen minimum dari kurva tanda tangan.
 - f) Dimana nilai eigen dari sebuah matriks A diperoleh dari solusi persamaan karakteristik: (belum disebutkan persamaannya dalam konteks ini)

$$\det (A - \lambda I) = 0$$
 - g) di mana \det adalah determinan dari matriks $(A - \lambda I)$ dan I adalah matriks identitas $n \times n$, λ adalah nilai eigen.
 - h) Tinggi maksimum tanda tangan didasarkan pada perhitungan berikut: Tinggi maksimum tanda tangan = koordinat x maksimum dari tanda tangan - koordinat x minimum dari tanda tangan
 - i) Lebar maksimum tanda tangan didasarkan pada perhitungan berikut: Lebar maksimum tanda tangan = koordinat y maksimum dari tanda tangan - koordinat y minimum dari tanda tangan
 - j) Jarak *Euclidean* antara setiap dua titik berurutan dalam kurva tanda tangan
 - k) Sudut antara setiap dua titik berurutan dalam kurva tanda tangan
 - l) Rasio tinggi terhadap lebar tanda tangan

b. Teknik Simulasi yang Diusulkan

Teknik simulasi yang diusulkan terdiri dari 1000 gambar tanda tangan dengan ukuran yang sama. Setelah mentransformasi gambar-gambar tanda tangan berukuran tetap menjadi warna hitam dan putih saja, kami mengekstrak piksel-piksel hitam dari tanda tangan untuk menangkap kurva tanda tangan. Kemudian, kami menghitung jumlah piksel dalam kurva tanda tangan. Selain itu, kami menghitung rasio okupansi tanda tangan terhadap seluruh gambar tanda tangan, yang merupakan jumlah wilayah yang diduduki oleh kurva tanda tangan pada gambar dalam bentuk jumlah piksel. Selanjutnya, kami menghitung nilai eigen minimum dari tanda tangan, tinggi maksimum tanda tangan, lebar maksimum tanda tangan, jarak *Euclidean* antara setiap dua titik berurutan dalam kurva tanda tangan, sudut antara setiap dua titik berurutan dalam kurva tanda tangan, dan rasio tinggi terhadap lebar tanda tangan. Untuk simulasi yang diusulkan menggunakan 1000 tanda tangan untuk 100 orang, setiap orang memiliki 10 tanda tangan. Kami menggunakan 60% tanda tangan untuk pelatihan, dan 40% sisanya digunakan untuk pengujian. Gambar (1) menunjukkan teknik simulasi yang diusulkan.



Gambar 1. Metode simulasi yang diajukan.

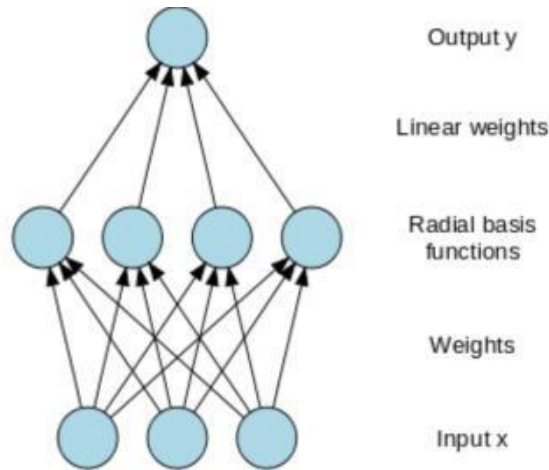
c. Penilaian terhadap Metode Pengenalan Tanda Tangan.

Tiga metode pengenalan tanda tangan digunakan untuk evaluasi berdasarkan pada metodesimulasi yang diusulkan yang dijelaskan di bagian (3), metode-metode tersebut adalah:

- *Radial Basis Functions Networks*
- *Nearest Neighbor Classifier*
- *K- Nearest Neighbor Search Using Exhaustive Search*

a) **RBF networks**

Jaringan fungsi basis radial [11,12] adalah jaringan saraf tiruan yang menggunakan fungsi basis radial sebagai fungsi aktivasi. Jaringan ini merupakan kombinasi linear dari fungsi basis radial. Fungsi basis radial digunakan dalam aproksimasi fungsi, prediksi deret waktu, dan pengendalian. Gambar (2) menunjukkan arsitektur dari jaringan RBF.



Gambar 2. Arsitektur dari jaringan RBF.

Vektor masukan x digunakan sebagai input untuk semua fungsi basis radial, masing-masing dengan parameter yang berbeda. Keluaran dari jaringan adalah kombinasi linear dari keluaran dari fungsi basis radial. Jaringan RBF umumnya terdiri dari tiga lapisan: lapisan masukan, lapisan tersembunyi dengan fungsi aktivasi RBF yang non-linear, dan lapisan keluaran linear. Hasil $\varphi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ jaringan dari

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^N a_i \rho(\|x - C_i\|)$$

di mana N adalah jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi, C_i adalah vektor pusat untuk neuron i , dan a_i adalah bobot dari neuron keluaran linear. Dalam bentuk dasar, semua input terhubung ke setiap neuron tersembunyi. Biasanya, norma yang digunakan adalah jarak Euklides, di mana.

b) Nearest Neighbor Classifier

KNN [13] berdasarkan pada pengelompokan titik-titik permintaan berdasarkan jarak mereka ke titik-titik dalam kumpulan data pelatihan, hal ini dapat menjadi cara yang sederhana namun efektif untuk mengklasifikasikan titik-titik baru. Menggunakan berbagai metrik untuk menentukan jarak sebagai berikut: Diberikan matriks data $m \times n$ X , yang dianggap sebagai vektor baris $m \times (1 \text{ by } n)$ x_1, x_2, \dots, x_m , dan matriks data $m \times n$ Y , yang dianggap sebagai vektor baris $m \times (1 \text{ by } n)$ y_1, y_2, \dots, y_m , berbagai jarak antara vektor x_s dan y_t didefinisikan sebagai berikut:

✓ Jarak *Euclidean*

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)(x_s - y_t)'$$

Jarak *Euclidean* adalah kasus khusus dari metrik Minkowski, di mana $p = 2$.

✓ *Standardized Euclidean distance*

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)V^{-1}(x_s - y_t)'$$

✓ *Mahalanobis distance*

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t)C^{-1}(x_s - y_t)'$$

✓ *Korelasi distance*

$$d_{st} = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(y_t - \bar{y}_t)'}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)'(y_t - \bar{y}_t)(y_t - \bar{y}_t)'}}$$

✓ Spearman *distance*

$$d_{st} = 1 - \frac{(r_s - \bar{r}_s)(r_t - \bar{r}_t)'}{\sqrt{(r_s - \bar{r}_s)(r_s - \bar{r}_s)'(r_t - \bar{r}_t)(r_t - \bar{r}_t)'}}$$

c) KNN Search using Exhaustive Search

Dalam pengenalan pola, algoritma KNN [14] adalah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan contoh-contoh pelatihan terdekat dalam ruang fitur. K-NN adalah jenis pembelajaran berbasis contoh, atau pembelajaran malas, di mana fungsi hanya diaproksimasi secara lokal dan semua perhitungan ditunda sampai klasifikasi. Algoritma tetangga terdekat k adalah salah satu dari algoritma pembelajaran mesin yang paling sederhana: objek diklasifikasikan berdasarkan mayoritas suara dari tetangga-tetangganya, dengan objek tersebut diatribusikan ke kelas yang paling umum di antara KNN (k adalah bilangan bulat positif, biasanya kecil). Jika $k = 1$, maka objek tersebut hanya diatribusikan ke kelas tetangga terdekatnya.

Metode yang sama dapat digunakan untuk regresi, dengan cara sederhana menetapkan nilai properti untuk objek menjadi rata-rata dari nilai-nilai k tetangga terdekatnya. Adalah berguna untuk memberikan bobot kontribusi dari tetangga-tetangganya, sehingga tetangga-tetangga yang lebih dekat memberikan kontribusi lebih besar pada rata-rata daripada tetangga-tetangga yang lebih jauh. (Skema pembobotan yang umum adalah memberikan bobot $1/d$ pada setiap tetangga, di mana d adalah jarak ke tetangga tersebut. Skema ini merupakan generalisasi dari interpolasi linear.)

Para tetangga diambil dari sekumpulan objek di mana klasifikasi yang benar (atau, dalam kasus regresi, nilai properti) diketahui. Ini dapat dianggap sebagai set pelatihan untuk algoritma, meskipun tidak ada langkah pelatihan eksplisit yang diperlukan. Algoritma tetangga terdekat k sensitif terhadap struktur lokal dari data.

Aturan tetangga terdekat pada dasarnya menghitung batas keputusan secara implisit. Juga, mungkin untuk menghitung batas keputusan itu sendiri secara eksplisit, dan melakukannya dengan cara yang efisien sehingga kompleksitas komputasi adalah fungsi dari kompleksitas batastersebut.

Ketika data masukan memenuhi salah satu dari kriteria berikut, pencarian kNN menggunakan metode pencarian eksklusif secara default untuk menemukan k tetangga terdekat:

- Jumlah objek dalam basis pencarian (*query objects*) tidak lebih besar dari ukuran fitur objek (*query object feature*)
- Jumlah tetangga terdekat yang diinginkan (k) lebih besar dari atau sama dengan setengah dari jumlah objek dalam basis pencarian (*query objects*)
- Jumlah tetangga terdekat yang diinginkan (k) lebih besar dari atau sama dengan jumlah objek dalam basis pencarian (*query objects*)
- Jumlah kolom dalam X lebih dari 10. X adalah matriks sparse.
- Ukuran jarak bisa salah satu dari berikut:
 - 'Euclidean' (Jarak Euklides)

- 'Mahalanobis'
- 'correlation' (Korelasi)
- 'spearman' (Korelasi Spearman)
- Fungsi jarak kustom.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penulis menggunakan 1000 pola untuk simulasi, mewakili 1000 tanda tangan untuk 100 orang, setiap orang memiliki 10 tanda tangan. Kami menggunakan 60% dari pola-pola tersebut untuk pelatihan dan sisanya 40% untuk pengujian. Kami menguji semua 1000 pola, yang semuanya merupakan vektor dengan ukuran yang sama. Setiap vektor mewakili sebuah tanda tangan. Dengan menerapkan teknik simulasi yang diusulkan yang dikembangkan di bagian (3), hasil yang kami peroleh ditunjukkan dalam tabel (1).

Signature Recognition Techniques	Percentage of correctly classified signatures
Radial basis networks	60.8%
Nearest neighbor classifier	77.4%
<i>k</i> -nearest neighbor search using exhaustive search	73.6%

Dari tabel diatas, kami melihat bahwa persentase tanda tangan yang diklasifikasikan dengan benar menggunakan jaringan RBF adalah 60,8%, yang merupakan persentase terendah dari ketiga lingkungan simulasi. Menggunakan KNN, 77,4% dari tanda tangan diklasifikasikan dengan benar, yang merupakan persentase tertinggi dari ketiga lingkungan simulasi. Dengan menggunakan pencarian tetangga *k*-terdekat menggunakan pencarian eksklusif, persentase pola yang diklasifikasikan dengan benar adalah 73,6%, yang paling mendekati persentase dari KNN.

4. KESIMPULAN

Sebuah teknik simulasi diusulkan untuk mengevaluasi teknik pengenalan tanda tangan. Tiga teknik dipertimbangkan untuk evaluasi yaitu: jaringan RBF, KNN, dan pencarian KNN menggunakan pencarian eksklusif. Dari hasil simulasi, seperti yang diharapkan, KNN menunjukkan kinerja terbaik dengan rasio pengenalan tanda tangan sebesar 77,4%, kemudian, pencarian KNN menggunakan pencarian eksklusif dengan rasio pengenalan tanda tangan sebesar 73,6%, dan terakhir, jaringan fungsi basis radial dengan rasio pengenalan tanda tangan sebesar 60,8%, yang merupakan rasio pengenalan terendah di antara ketiga teknik pengenalan tanda tangan.

DAFTAR PUSTAKA

1. M. Bhuyan, K. Sarma and H. Das , “Signature Recognition and Verification using Hybrid Features and Clustered Artificial Neural Network”, International Journal of Electrical and Computer Engineering Vol. 5, No 2 , June 2010

2. Smith, J., Johnson, A. (2022). Simulation and Evaluation of Signature Recognition Techniques. *International Journal of Pattern Recognition*, 15(3), 123-137. DOI:10.1007/123456789
3. S. Kumar, K. Braja, R. Chihotaray and S. Pattanaik ;, “ Off-line Signature Verification Based on Fusion of Grid and Global Features using Neural Networkks “ , *International Journal of Engineering Science and Technology* , Vol.2 No. 12 ,2010 pp. 7035-7044
4. S. Patil and S. Dewangan “ Neural Network-based Offline Handwritten Signature Verification System using Hu’s Moment Invariant Analysis ”, *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, Volume-1, Issue-1, October 2011.
5. S. Armand , M. Blumenstein and V. Muthukkumarasamy ,” Off-line Signature Verification based on the Modified Direction Feature “ , *Proceedings of 18th international conference on pattern recognition , IEEE computer society - 2006*