

PENGENALAN SIDIK JARI MENGGUNAKAN DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING DENGAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR

Filda Maria Chiftia

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: fildamaria.21006@mhs.unesa.ac.id

Dwi Juniati

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: dwijuniati@unesa.ac.id

Abstrak

Pengenalan sidik jari merupakan salah satu metode biometrika yang banyak digunakan dalam sistem identifikasi individu. Pola sidik jari berbeda pada setiap individu dan bersifat permanen seumur hidup, sehingga menjadikannya alat identifikasi yang efektif. Namun, dalam penerapannya, sidik jari dapat mengalami kerusakan atau alterasi, baik yang terjadi secara alami akibat luka, goresan, atau penyakit, maupun yang dilakukan secara sengaja untuk menghindari sistem identifikasi. Kondisi ini dapat menurunkan tingkat akurasi sistem pengenalan sidik jari. Oleh karena itu, diperlukan sistem pengenalan sidik jari yang andal dan lebih adaptif terhadap perubahan pada pola sidik jari. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra sidik jari, baik citra asli maupun citra yang telah teralterasi, menggunakan perhitungan dimensi fraktal dengan metode *Box Counting*. Sebanyak 100 citra sidik jari digunakan dalam penelitian ini. Proses diawali dengan penajaman citra, konversi citra ke format *grayscale*, dan deteksi tepi menggunakan metode Canny. Hasil deteksi tepi kemudian digunakan dalam perhitungan dimensi fraktal. Nilai dimensi fraktal yang diperoleh selanjutnya digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan skema *k-Fold Cross Validation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi tertinggi yang dicapai adalah 83% menggunakan *4-Fold Cross Validation* pada nilai $K = 3$ dan $K = 5$ untuk jumlah tetangga terdekat. Metode ini diharapkan dapat menjadi salah satu solusi alternatif dalam pengenalan sidik jari berbasis citra yang lebih adaptif terhadap perubahan pola sidik jari.

Kata Kunci: Pengenalan Sidik Jari, Dimensi Fraktal *Box Counting*, *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Abstract

Fingerprint recognition is one of the most widely used biometric methods in individual identification systems. Fingerprint patterns are unique to each individual and remain permanent throughout their lifetime, making fingerprints an effective identification tool. However, in practice, fingerprints can be damaged or altered, either naturally due to injuries, scratches, or diseases, or intentionally to evade identification systems. These conditions can reduce the accuracy of fingerprint recognition systems. Therefore, a reliable fingerprint recognition system that is more adaptive to changes in fingerprint patterns is necessary. This study aims to classify fingerprint images, including both original and altered fingerprints, using fractal dimension calculations with the *Box Counting* method. A total of 100 fingerprint images were used in this study. The process began with image sharpening, followed by conversion to grayscale, and edge detection using the Canny method. The edge detection results were then used to calculate the fractal dimensions. The obtained fractal dimension values were subsequently used in the classification process with the *K-Nearest Neighbor* (K-NN) algorithm, applying a *k-Fold Cross Validation* scheme. The results of this study show that the highest accuracy achieved was 83% using *4-Fold Cross Validation* with K values of 3 and 5 for the number of nearest neighbors. This method is expected to serve as an alternative solution for image-based fingerprint recognition that is more adaptive to changes in fingerprint patterns.

Keywords: Fingerprint Recognition, *Box Counting* Fractal Dimension, *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

PENDAHULUAN

Biometrika adalah teknologi yang digunakan untuk mengenali atau memverifikasi identitas seseorang berdasarkan ciri fisik atau perilaku yang unik dan sulit dipalsukan. Salah satu metode biometrika yang paling umum digunakan adalah sidik jari karena bersifat unik, permanen, dan mudah diperoleh. Setiap individu memiliki pola sidik jari yang berbeda dan tidak berubah kecuali akibat cedera yang parah (Situmorang dkk., 2023).

Meskipun teknologi biometrika sidik jari memiliki berbagai keunggulan, tetap terdapat tantangan, salah satunya adalah sidik jari yang teralterasi. Sidik jari teralterasi berbeda dengan sidik jari palsu. Sidik jari palsu dibuat dari bahan seperti lem atau silikon, sedangkan sidik

jari teralterasi merupakan sidik jari asli yang telah diubah dengan cara seperti mengikis, memotong, membakar, atau melalui operasi plastik untuk menghindari identifikasi sistem biometrika (Feng dkk., 2009). Beberapa jenis alterasi yang umum adalah *obliteration* dan *z-cut*. *Obliteration* dilakukan dengan merusak permukaan kulit sehingga pola sidik jari hilang, baik secara sengaja maupun akibat penyakit kulit atau efek samping obat tertentu. Sementara itu, *z-cut* melibatkan pemotongan kulit membentuk huruf "Z" yang kemudian diputar atau dipindahkan untuk mengubah pola sidik jari alami (Biradar & Rao, 2013).

Praktik alterasi sidik jari umumnya dilakukan oleh individu yang ingin menghindari identifikasi, seperti pelaku kriminal atau imigran ilegal. Kasus alterasi pertama tercatat pada tahun 1896, ketika Sir Francis Galton

mendokumentasikan perubahan pola sidik jari akibat transplantasi kulit setelah mengalami luka. Meski pola sidik jari berputar 90 derajat, pola tersebut masih dapat dikenali setelah puluhan tahun. Kemudian pada tahun 1995, Alexander Guzman ditangkap di Florida karena memakai paspor palsu. Untuk menyembunyikan identitasnya, ia melakukan teknik *z-cut* dengan menukar dua potongan kulit berbentuk segitiga di ujung jarinya (Giudice dkk., 2020).

Telah dilakukan beberapa penelitian mengenai identifikasi sidik jari sebelumnya. Situmorang dkk. (2023) menggunakan metode berbasis *minutiae* dan memperoleh akurasi sebesar 95,11%. Namun, penelitian ini belum mempertimbangkan bahwa *minutiae* dapat berubah atau hilang akibat luka atau alterasi, sehingga dapat menurunkan akurasi sistem identifikasi. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan alternatif yang lebih tangguh terhadap perubahan tersebut, salah satunya adalah menggunakan dimensi fraktal.

Geometri fraktal, yang diperkenalkan oleh Benoit Mandelbrot pada tahun 1975, memiliki karakteristik *self-similarity* dan mampu memodelkan bentuk-bentuk kompleks dan tidak beraturan. Salah satu metode untuk menghitung dimensi fraktal adalah *box counting*, yang dinilai efektif untuk menganalisis bentuk geometris yang rumit (Hidayatillah & Jakfar, 2022).

Beberapa penelitian telah menggunakan metode ini, seperti Zen (2019) yang menerapkan *box counting* untuk identifikasi sidik jari dan mencapai akurasi 85%. Khotimah (2017) menerapkan metode ini pada pengenalan iris mata dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan memperoleh akurasi $92,63\% \pm 0,56\%$ dengan $K=3$. Sementara itu, Sapata & Juniati (2019) menggunakan metode yang sama untuk klasifikasi penyakit paru dari citra *X-Ray Thorax* dengan K-NN, dan memperoleh akurasi terbaik 79,65% pada $K=5$.

Penelitian ini menggunakan metode dimensi fraktal *box counting* dan algoritma K-NN untuk mengenali sidik jari, termasuk sidik jari yang telah teralterasi seperti *obliteration* dan *z-cut*, karena jenis alterasi ini sering digunakan oleh pelaku kriminal. Dimensi fraktal dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks seperti sidik jari, sementara K-NN dipilih karena kesederhanaan dan kemudahan implementasinya. K-NN bekerja dengan mencari K tetangga terdekat dari data uji dalam data latih. Namun, kelemahan K-NN adalah ketergantungannya pada pemilihan nilai K yang dapat memunculkan bias. Untuk mengatasi hal ini, digunakan *k-Fold Cross Validation*, yang membagi dataset menjadi *k* partisi dan secara bergantian menggunakan masing-masing partisi sebagai data uji, sehingga evaluasi model menjadi lebih akurat dan stabil (Cahyanti dkk., 2020).

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan metode identifikasi sidik jari yang lebih adaptif terhadap

perubahan pola, agar dapat meningkatkan akurasi dan keandalan sistem biometrika. Hasil penelitian ini diharapkan dapat diterapkan di berbagai bidang, seperti sektor industri yang menggunakan presensi sidik jari, sektor keamanan yang memerlukan sistem biometrika yang tahan terhadap upaya pemalsuan, serta layanan publik dan administrasi kependudukan yang membutuhkan validasi identitas yang adaptif dan lebih tahan terhadap kesalahan teknis yang biasa terjadi pada sistem konvensional.

KAJIAN TEORI

BIOMETRIKA

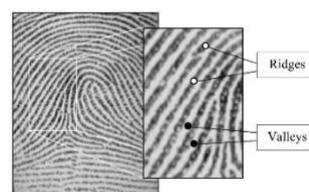
Biometrika atau *biometrics* berasal dari kata *bio* dan *metrics*. *Bio* berarti sesuatu yang hidup dan *metrics* berarti mengukur. Biometrika merujuk pada proses pengukuran karakteristik pembeda (*distinguishing traits*) dari tubuh atau perilaku seseorang yang digunakan untuk mengenali identitasnya secara otomatis dengan membandingkannya dengan data yang telah tersimpan dalam suatu *database* (Budi dkk., 2016).

Sistem biometrika memiliki dua model utama, yaitu model verifikasi dan model identifikasi atau pengenalan. Sistem verifikasi membandingkan data biometrika seseorang dengan satu data biometrika acuan dalam *database* yang diklaim sebagai miliknya. Sistem ini menjawab pertanyaan “Apakah ini biometrika saya?” dan bekerja dengan pencocokan satu-ke-satu (*one-to-one*). Sedangkan sistem identifikasi atau pengenalan membandingkan suatu data biometrika dengan seluruh data biometrika dalam *database*. Sistem ini berfungsi untuk menjawab pertanyaan “Milik siapakah biometrika ini?” dan melibatkan pencocokan satu-ke-banyak (*one-to-many*) karena memerlukan proses pencarian (*searching*) dalam *database* (Santi, 2008).

SIDIK JARI

Sidik jari merupakan salah satu jenis karakteristik pembeda pada sistem biometrika. Sidik jari adalah representasi dari tampilan luar epidermis ujung jari. Sidik jari terdiri dari pola *ridges* dan *valleys* yang tersusun secara berselang-seling. Pada citra sidik jari, *ridges* tampak berwarna gelap, sedangkan *valleys* berwarna cerah (Maltoni dkk., 2009). Pola sidik jari bersifat unik dan tidak berubah sepanjang hidup kecuali terjadi cedera parah atau upaya alterasi (Jain dkk., 2008).

Gambar 1. *Ridges* dan *Valleys*



ALTERASI SIDIK JARI

Alterasi sidik jari adalah proses modifikasi atau perubahan pola *ridge* dan *valley* pada permukaan kulit sidik jari. Tujuan utama dari alterasi sidik jari adalah untuk menghindari deteksi atau mengelabui sistem biometrika. Dalam beberapa kasus, alterasi juga dapat terjadi secara alami akibat penyakit atau cedera.

Obliteration merupakan jenis alterasi sidik jari yang dilakukan melalui pengikisan, pemotongan, pembakaran, atau transplantasi kulit. Selain itu, *obliteration* juga dapat terjadi akibat penyakit lepra, efek samping pengobatan kanker, dan paparan asam kuat.

Distortion merupakan jenis alterasi sidik jari yang dilakukan dengan mengubah pola *ridge* tanpa harus menghilangkannya sepenuhnya, umumnya dilakukan melalui prosedur pembedahan. Salah satu bentuk *distortion* yang paling dikenal adalah metode *Z-cut*. Teknik ini dilakukan dengan membuat sayatan berbentuk huruf "Z", yang menciptakan dua potongan segitiga kulit yang kemudian diputar, dipindahkan, atau ditukar posisinya sebelum dijahit kembali (Feng dkk., 2009).

Gambar 2. Citra Sidik Jari Asli

Gambar 3. Citra Sidik Jari Teralterasi *Obliteration*



Gambar 4. Citra Sidik Jari Teralterasi *Z-Cut*



CITRA DIGITAL

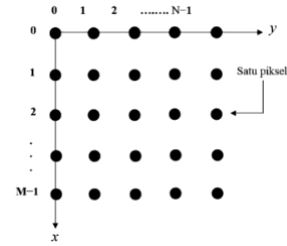
Citra adalah suatu gambaran atau kemiripan dari suatu objek. Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas $f(x, y)$, di mana harga x dan y merupakan koordinat posisi dan $f(x, y)$ adalah nilai fungsi pada setiap titik (x, y) yang menyatakan besarnya intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel di titik tersebut (Andono & Sutojo, 2018).

Gambar 5. Sistem Koordinat Untuk Mewakili Citra Digital

PENAJAMAN CITRA (SHARPENING)

Ketajaman citra merujuk pada sejauh mana perbedaan intensitas pada tepi dan detail gambar dapat terdistorsi atau terlihat jelas. Peningkatan ketajaman (*sharpening*) dilakukan dengan mempertegas perbedaan antar piksel

pada bagian tepi citra, serta meningkatkan detail dan kontras antara objek yang ada dalam citra (Fajri, 2021).



CITRA GRAYSCALE

Citra *grayscale* atau citra keabuan adalah salah satu jenis citra yang setiap pikselnya memiliki warna gradasi yang memiliki rentang warna mulai dari putih sampai hitam dalam interval nilai $[0, 255]$. Nilai 255 cenderung ke warna putih dan 0 cenderung ke warna hitam (Faizah & Juniati, 2024). Citra grayscale merupakan hasil rata-rata dari citra RGB. Citra grayscale dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$I_{Grayscale}(x, y) = \frac{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}{3}$$

dengan $I_R(x, y)$ = nilai piksel *Red* titik (x, y) , $I_G(x, y)$ = nilai piksel *Green* titik (x, y) , $I_B(x, y)$ = nilai piksel *Blue* titik (x, y) , sedangkan $I_{Grayscale}(x, y)$ = nilai piksel *grayscale* titik (x, y) (Kusumanto & Tompunu, 2011).

DETEKSI TEPI CANNY

Deteksi tepi adalah proses untuk membentuk garis-garis batas pada objek dalam sebuah citra. Tepi citra muncul ketika terjadi perubahan signifikan pada tingkat keabuan piksel. Tepi citra terletak di perbatasan antara dua area piksel dengan kontras warna yang berbeda. Tujuan dari deteksi tepi adalah untuk menentukan batas-batas objek pada citra, yang selanjutnya akan digunakan dalam proses identifikasi objek (Siregar & Juniati, 2023).

Salah satu metode deteksi tepi adalah dengan metode Canny. Metode Canny memiliki ketahanan yang lebih baik terhadap *noise* dibandingkan dengan metode lain serta lebih efektif dalam mendeteksi tepi sebenarnya meskipun tepi tersebut lemah (Maximillian dkk., 2023).

GEOMETRI FRAKTAL

Istilah fraktal pertama kali diperkenalkan oleh matematikawan Perancis-Amerika, Benoit Mandelbrot, sekitar tahun 1975 (Juniati & Budayasa, 2016). Geometri Euclidean, yang telah lama digunakan sebelumnya, tidak dapat sepenuhnya menggambarkan bentuk objek-objek di alam. Hal ini mendorong Mandelbrot untuk mengembangkan jenis geometri baru yang mampu merepresentasikan bentuk objek-objek di alam dengan lebih akurat. Kata fraktal berasal dari bahasa Latin, yaitu "fractus," yang berarti "patah" atau "rusak". Mandelbrot mendefinisikan fraktal sebagai fenomena alam atau himpunan matematika yang menunjukkan pola pengulangan pada berbagai skala yang berbeda.

Pembentukan fraktal didasarkan pada dua konsep utama, yaitu self-similarity (kemiripan diri sendiri) dan dimension (ukuran). Dengan kata lain, fraktal adalah objek yang memiliki pola serupa dengan dirinya sendiri tetapi dalam skala atau ukuran yang berbeda (Ngilawajan, 2015).

DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING

Dimensi fraktal merupakan indeks yang digunakan untuk mengkarakterisasi pola fraktal dengan mengukur tingkat kompleksitasnya, berdasarkan rasio perubahan detail terhadap perubahan skala (Juniati & Budayasa, 2016). Salah satu metode perhitungan dimensi fraktal yaitu *box counting*. Perhitungan dimensi fraktal dengan metode ini dilakukan dengan menutupi area objek menggunakan kotak-kotak persegi (*box*) dengan berbagai ukuran (Puspitasari & Juniati, 2023).

Adapun perhitungan dimensi fraktal dapat diperoleh dengan persamaan berikut:

$$N(r) = \frac{1}{r^D}$$

di mana,

$N(r)$ = banyaknya persegi yang menutupi objek,

r = skala atau rasio yang berubah dari 1 menjadi 2^n ,

D = dimensi.

Jika formula tersebut diubah ke dalam bentuk logaritma maka diperoleh:

$$\log(N(r)) = D \log\left(\frac{1}{r}\right)$$

$$D = \frac{\log(N(r))}{\log\left(\frac{1}{r}\right)}$$

Jika hasil pengukuran $\log(N(r))$ dan $\log\left(\frac{1}{r}\right)$ diplot dalam sebuah grafik, maka nilai α (gradien garis antara $\log(N(r))$ dan $\log\left(\frac{1}{r}\right)$) yang berhubungan dengan dimensi fraktal dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$\alpha = \frac{n(\sum_{k=1}^n xy) - (\sum_{k=1}^n x)(\sum_{k=1}^n y)}{n(\sum_{k=1}^n x^2) - (\sum_{k=1}^n x)^2}$$

dengan $x = \log\left(\frac{1}{r}\right)$, $y = \log(N(r))$, n = banyak data iterasi yang digunakan, dan α adalah nilai kemiringan garis $\log(N(r))$ dan $\log\left(\frac{1}{r}\right)$ yang merupakan nilai dimensi fraktal (Siregar & Juniati, 2023).

K-NEAREST NEIGHBOR

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) bekerja dengan mengklasifikasikan data baru untuk dimasukkan dalam suatu kelas berdasarkan sejumlah data yang memiliki jarak terdekat dengan data baru tersebut. Kelas terbanyak dari data-data terdekat akan dipilih sebagai kelas yang diprediksi untuk data baru. Dalam hal ini jumlah data atau tetangga terdekat ditentukan oleh *user* yang dinyatakan dengan K . Sebelum proses klasifikasi dilakukan, data dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data uji dan data latih (Hidayatillah & Jakfar, 2022). Untuk menentukan jarak

antara data latih dan data uji, digunakan rumus jarak Euclidean, yang didefinisikan sebagai berikut:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

dengan D merupakan jarak titik pada data latih x dan titik pada data uji y yang akan diklasifikasikan, sedangkan x_i dan y_i adalah besaran skalar untuk dimensi ke- i dalam ruang vektor n dimensi.

Tahapan algoritma K-NN dapat dijelaskan secara ringkas sebagai berikut:

1. Tentukan parameter nilai K sebagai banyak jumlah tetangga terdekat dengan data baru.
2. Hitung jarak antar data baru terhadap semua data latih dengan rumus jarak Euclidean.
3. Urutkan hasil perhitungan jarak dari yang terkecil hingga terbesar.
4. Tentukan tetangga terdekat berdasarkan jarak minimum ke K .
5. Tentukan kategori tetangga terdekat dengan data baru, menggunakan mayoritas kategori dari K tetangga terdekat.
6. Gunakan kategori mayoritas sebagai klasifikasi data baru (Sapata & Juniati, 2019).

K-FOLD CROSS VALIDATION

Dalam prosesnya, K-NN sering tidak lepas kaitannya dengan *k-Fold Cross Validation*. Dalam *k-Fold Cross Validation*, data dibagi menjadi k partisi yaitu $D_1, D_2, D_3, \dots, D_k$. Setiap partisi memiliki jumlah data yang sama atau hampir sama. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak k iterasi. Pada setiap iterasi ke- i , partisi D_i digunakan sebagai data uji dan partisi sisanya menjadi data latih. Proses ini diulang hingga setiap partisi telah digunakan sebagai data uji tepat satu kali (Khotimah, 2017). Setiap iterasi menghasilkan nilai akurasi. Setelah seluruh iterasi selesai, rata-rata dari nilai akurasi setiap iterasi digunakan sebagai akurasi akhir model. *k-Fold Cross Validation* dapat mengatasi kelemahan algoritma K-NN yang cenderung bias terhadap data tertentu (Azis dkk., 2020).

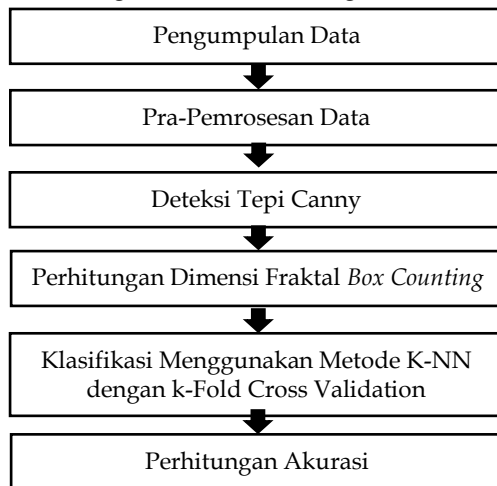
METODE

SUMBER DATA

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari *Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing) Kaggle Dataset*. Terdapat total 100 citra sidik jari ibu jari tangan kanan yang berasal dari 20 individu. Setiap individu memiliki 5 citra sidik jari dengan jenis alterasi yang berbeda, yaitu citra sidik jari asli, citra sidik jari dengan alterasi *obliteration level easy*, citra sidik jari dengan alterasi *obliteration level medium*, citra sidik jari dengan alterasi *z-cut level easy*, dan citra sidik jari dengan alterasi *z-cut level medium*.

RANCANGAN PENELITIAN

Rancangan penelitian yang digunakan dalam penelitian ini digambarkan dalam diagram berikut:



Gambar 6. Diagram Rancangan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan kumpulan citra sidik jari yang terdiri dari 20 citra sidik jari asli, 20 citra sidik jari dengan alterasi *obliteration level easy*, 20 citra sidik jari dengan alterasi *obliteration level medium*, 20 citra sidik jari dengan alterasi *z-cut level easy*, dan 20 citra sidik jari dengan alterasi *z-cut level medium*. Perbedaan antara *level easy* dan *level medium* terletak pada luas area alterasi, di mana *level medium* memiliki area modifikasi yang lebih besar dibandingkan *level easy*.

2. Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data terdiri dari beberapa langkah, yaitu:

a. Sharpening

Sharpening dilakukan untuk meningkatkan ketajaman citra sidik jari, sehingga pola sidik jari menjadi lebih jelas dan mempermudah ekstraksi fitur. Proses ini dilakukan dengan menghaluskan citra menggunakan kernel Gaussian, lalu mengurangi citra asli dengan citra yang sudah dihaluskan. Citra hasil pengurangan lalu ditambahkan ke citra asli.

b. Grayscale

Citra diubah ke format *grayscale* untuk menormalkan intensitas piksel. Citra *grayscale* didapat dengan menghitung rata-rata nilai intensitas dari citra RGB. Langkah ini bertujuan menghasilkan ciri yang lebih optimal pada proses deteksi tepi.

3. Deteksi Tepi Canny

Deteksi tepi dilakukan dengan metode Canny karena mampu mendeteksi tepi secara optimal, termasuk tepi yang lemah. Deteksi tepi dilakukan untuk mengidentifikasi pola yang penting pada sidik jari yang akan digunakan pada proses perhitungan nilai dimensi fraktal.

4. Perhitungan Dimensi Fraktal Box Counting

Citra hasil deteksi tepi kemudian dihitung nilai dimensi fraktalnya menggunakan metode *Box Counting*.

Perhitungan ini bertujuan untuk mengukur kompleksitas pola sidik jari sebagai ciri dalam proses klasifikasi.

5. Klasifikasi Menggunakan Metode K-NN

Nilai dimensi fraktal yang diperoleh kemudian diklasifikasikan. Proses diawali dengan membagi data menjadi beberapa *fold* atau partisi yang sama besar menggunakan metode *k-Fold Cross Validation*. Dilakukan percobaan nilai *k* untuk *k-Fold Cross Validation* sebesar 4 dan 5. Metode ini digunakan untuk mengurangi bias dalam proses pembagian data. Selanjutnya, data diklasifikasikan menggunakan algoritma K-NN berdasarkan karakteristik dimensi fraktalnya. Dalam proses klasifikasi juga dilakukan percobaan terhadap nilai *K* pada K-NN, yaitu *K* = 3, 5, 7, dan 9. Setiap partisi secara bergantian digunakan sebagai data uji, sementara partisi lainnya digunakan sebagai data latih.

6. Perhitungan Akurasi

Tahap terakhir yaitu menghitung keakuratan dari hasil klasifikasi.

$$\text{Akurasi} = \left(\frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Total Data}} \right) \times 100\%$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

PENGOLAHAN CITRA

Pada tahap ini, proses pengolahan citra dilakukan dengan bantuan program MATLAB. Pertama, dilakukan proses penajaman citra (*sharpening*). Kemudian citra dikonversi ke dalam format *grayscale*. Selanjutnya adalah melakukan deteksi tepi dengan metode Canny untuk mengidentifikasi detail tepi pada pola sidik jari.

Berikut merupakan contoh hasil pengolahan citra dari salah satu individu.

Tabel 1. Contoh Hasil Pengolahan Citra Sidik Jari

Jenis	Citra Awal	Sharpened	Grayscale	Canny
Asli				
Obl Easy				
Obl Med				
Z-Cut Easy				
Z-Cut Med				

DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING

Setelah dilakukan pengolahan citra, selanjutnya adalah menghitung nilai dimensi fraktal *box counting* dari masing-masing citra dengan program MATLAB. Hasil dimensi fraktal yang diperoleh berkisar 1,6269 – 1,7665. Berikut contoh nilai dimensi fraktal dari individu pada **Tabel 1**.

Tabel 2. Contoh Nilai Dimensi Fraktal

Jenis	Nilai Dimensi Fraktal
Asli	1,7109
<i>Obl Easy</i>	1,7109
Jenis	Nilai Dimensi Fraktal
<i>Obl Medium</i>	1,6952
<i>Z-Cut Easy</i>	1,7109
<i>Z-Cut Medium</i>	1,7109

MODEL KLASIFIKASI

Sebelum dilakukan pencocokan, data terlebih dahulu dibagi menggunakan *stratified k-fold cross validation* agar proporsi label di tiap *fold* seimbang. Dilakukan eksperimen pada banyak partisi data yaitu dengan nilai $k = 4$ dan 5.

Selanjutnya, proses klasifikasi dilakukan dengan metode *K-nearest neighbor* (K-NN). Akan dilakukan k kali percobaan atau iterasi dalam proses K-NN yang sesuai dengan nilai k pada *k-fold cross validation*. Dalam setiap iterasi, 1 partisi digunakan sebagai data uji dan partisi lainnya sebagai data latih. Pada metode K-NN juga dilakukan eksperimen dengan beberapa nilai K , yaitu $K = 3, 5, 7$, dan 9. Berikut adalah hasil akurasi dari eksperimen tersebut.

Tabel 3. Hasil Akurasi Percobaan *k-Fold* dan K-NN

Nilai <i>k-fold</i>	Nilai K-NN	Akurasi
4	3	83% \pm 3,32%
	5	83% \pm 3,32%
	7	58% \pm 6,63%
	9	42% \pm 10,77%
5	3	83% \pm 4%
	5	83% \pm 4%
	7	79% \pm 2%
	9	47% \pm 6%

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh akurasi tertinggi dengan deviasi standar terendah adalah sebesar 83% \pm 3,32% dengan skema *4-fold cross validation* serta nilai 3 dan 5 untuk banyak tetangga terdekat pada K-NN.

PENUTUP

SIMPULAN

Proses pengenalan citra sidik jari dilakukan melalui beberapa tahapan. Tahapan awal yaitu pra-pemrosesan yang terdiri atas proses penajaman citra (*sharpening*) dan konversi citra menjadi citra keabuan (*grayscale*). Selanjutnya, dilakukan proses deteksi tepi dengan metode Canny. Kemudian dilakukan perhitungan dimensi fraktal dengan metode *box counting*. Nilai dimensi fraktal yang diperoleh kemudian dibagi dengan metode *k-Fold Cross*

Validation yang selanjutnya akan diklasifikasikan dengan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Didapat akurasi tertinggi sebesar 83% dengan skema *4-Fold Cross Validation* saat $K = 3$ dan 5 untuk tetangga terdekat pada *K-Nearest Neighbor*. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan dimensi fraktal *box counting* dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* cukup efektif dalam pengenalan sidik jari.

SARAN

Peneliti selanjutnya diharapkan dapat menggunakan metode lain yang lebih tepat dan efisien dalam perhitungan dimensi fraktal dan proses klasifikasi, selain metode *Box Counting* dan *K-Nearest Neighbor*, guna memperoleh akurasi yang lebih tinggi. Selain itu, penambahan variasi jenis alterasi pada citra sidik jari juga dapat dilakukan untuk memperkaya data uji dan meningkatkan ketahanan sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- Andono, P. N., & Sutojo, T. (2018). *Pengolahan Citra Digital*. Andi Publisher. <https://books.google.co.id/books?id=zUJRDwAAQBAJ>
- Azis, H., Purnawansyah, P., Fattah, F., & Putri, I. P. (2020). Performa Klasifikasi K-NN dan Cross Validation pada Data Pasien Pengidap Penyakit Jantung. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(2), 81–86. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i2.507.81-86>
- Biradar, C., & Rao, V. (2013). A Challenge to Analyze and Detect Altered Human Fingerprints. *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, 13(5), 48–55.
- Budi, A., Suma'inna, & Maulana, H. (2016). Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA). *Jurnal Teknik Informatika*, 9(2), 166–175.
- Cahyanti, D., Rahmayani, A., & Husniar, S. A. (2020). Analisis performa metode KNN pada Dataset pasien pengidap Kanker Payudara. *Indonesian Journal of Data and Science*, 1(2), 52–56. <https://doi.org/10.33096/ijodas.v1i2.13>
- Faizah, A. M., & Juniati, D. (2024). Implementasi Dimensi Fraktal Box Counting dan K-Means dalam Klasifikasi Jenis Ikan Laut Berdasarkan Corak Tubuh. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(1), 197–207.
- Fajri, R. (2021). Pengolahan Citra Untuk Meningkatkan Kualitas Gambar Menggunakan Metode Kecerdasan Citra Kontras Dan Penajaman Citra. *Lentera: Jurnal Ilmiah Sains, Teknologi, Ekonomi, Sosial, dan Budaya*, 5(6).
- Feng, J., Jain, A. K., & Ross, A. (2009). Fingerprint Alteration. *MSU Technical Report*. https://www.cse.msu.edu/~jain/pubs/altered_fingerprint.pdf
- Giudice, O., Litrico, M., & Battiato, S. (2020). Single Architecture and Multiple Task Deep Neural Network for Altered Fingerprint Analysis. *2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 813–817.
- Hidayatillah, W., & Jakfar, M. (2022). Klasifikasi Batik di Jawa Timur Berdasarkan Analisis Dimensi Fraktal

- dengan Menggunakan Metode Box Counting. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 10(2), 349–358.
- Jain, A. K., Flynn, P. J., & Ross, A. A. (2008). *Handbook of Biometrics*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-71041-9>
- Juniati, D., & Budayasa, I. K. (2016). *Geometri Fraktal dan Aplikasinya*. Unesa University Press.
- Khotimah, C. (2017). Pengenalan Iris Mata Menggunakan Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal Box Counting. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 5(3).
- Kusumanto, R. D., & Tompunu, A. N. (2011). Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan (Semantik 2011)*.
- Maltoni, D., Maio, D., Jain, A. K., & Prabhakar, S. (2009). *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer London. <https://books.google.co.id/books?id=1Wpx25D8qOwC>
- Maximillian, L., Riti, Y. F., Agung, M. A., & Palis, Y. J. (2023). Perbandingan Algoritma Sobel dan Canny untuk Deteksi Tepi Citra Daun Lidah Buaya. *KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(2), 69–79.
- Ngilawajan, D. A. (2015). Konsep Geometri Fraktal dalam Kain Tenun Tanimbar. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 9(1), 33–39.
- Puspitasari, D., & Juniati, D. (2023). Implementasi Dimensi Fraktal Box Counting dan K-Means dalam Klasifikasi Jenis Kupu-Kupu (Lepidoptera) Berdasarkan Bentuk Sayap. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 11(2), 164–173.
- Santi, R. C. N. (2008). Identifikasi Biometrik Sidik Jari Dengan Metode Fraktal (Fingerprint Biometric Identification With Approach Of Method Of Fractals). *Dinamik*, 13(1).
- Sapata, B. M., & Juniati, D. (2019). Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Citra X-Ray Thorax Menggunakan Metode Fraktal Box Counting. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 7(3), 228–235.
- Shehu, Y. I., Ruiz-Garcia, A., Palade, V., & James, A. (2018). *Sokoto Coventry Fingerprint Dataset*. <https://www.kaggle.com/datasets/ruizgara/socofing>
- Siregar, T. N., & Juniati, D. (2023). Implementasi Dimensi Fraktal Box Counting dan K-Means dalam Klasifikasi Jenis Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Retina. *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, 07(02), 206–223.
- Situmorang, B. H., Putra, G. R., & Hidayatullah, S. (2023). Identifikasi Biometrika Menggunakan Ekstraksi Minutiae Pada Citra Sidik Jari. *Jurnal Teknoinfo*, 17(1), 289–302.
- Zen, M. (2019). Perbandingan Metode Dimensi Fraktal Dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dalam Sistem Identifikasi Sidik Jari Pada Citra Digital. *Jitekh*, 7(2), 42–50.