



Deteksi Sarung Samarinda Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Pengolahan Citra

Anindita Septiarini¹, Rizqi Saputra², Andi Tejawati³, Masna Wati⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

¹anindita@unmul.ac.id*, ²saputraa.rizqii@gmail.com, ³tejawatiandi@gmail.com, ⁴masnawati@fkti.unmul.ac.id

Abstract

Samarinda sarong is one of the cultural treasures in the form of cloth from Samarinda, East Kalimantan. It has a characteristic in the form of a square motif with a unique color combination. However, several people do not know the difference between a Samarinda sarong and a non-Samarinda sarong because the Samarinda sarongs may have a similar motif or color to a non-Samarinda sarong. This study aims to develop a Samarinda sarong detection method to distinguish between the sarong of Samarinda and non-Samarinda. The detection of the Samarinda sarong was carried out based on two features: color and texture. The feature extraction of color was applied using color moments and Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) for texture. The classification was implemented using the Naive Bayes method. The dataset used consists of 250 sarong images (150 Samarinda sarong images and 100 Non-Samarinda sarong images) divided into training and test data. It was divided using percentage split and cross-validation. The test results show the implementation of the color moments, GLCM, and Naive Bayes methods using a percentage split (70%) produce the best accuracy of 0.987 compared to using cross-validation (K=10) with an accuracy of 0.984. The difference may occur because the number of training and testing data used on percentage split and cross-validation is different. Moreover, the sarong images used on training and test data were chosen randomly.

Keywords: Samarinda Sarong, color moments, GLCM, feature extraction, Naive Bayes, classification

Abstrak

Sarung Samarinda merupakan salah satu kekayaan budaya berupa kain tradisional dari Samarinda, Kalimantan Timur. Kain jenis ini memiliki suatu ciri khas berupa motif kotak dengan perpaduan warna tertentu. Namun, tidak semua orang dapat membedakan antara sarung Samarinda dan bukan sarung Samarinda (non-Samarinda) karena sarung Samarinda dapat memiliki motif atau warna yang mirip dengan sarung non-Samarinda. Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode deteksi sarung Samarinda untuk membedakan antara sarung Samarinda dan non-Samarinda. Deteksi sarung Samarinda dilakukan berdasarkan dua jenis fitur yaitu warna dan tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan metode *color moments* dan GLCM untuk fitur tekstur. Klasifikasi diimplementasikan menggunakan metode *Naive Bayes*. Dataset yang digunakan terdiri dari 250 citra sarung (150 citra sarung Samarinda dan 100 citra sarung Non-Samarinda) yang dibagi menjadi dua yaitu sebagai data latih dan data uji. Pembagian data tersebut dilakukan dengan *percentage split* dan *cross-validation*. Berdasarkan hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan metode *color moments*, GLCM, dan *Naive Bayes* menggunakan *percentage split* (70%) mampu menghasilkan akurasi terbaik yaitu mencapai 0,987 dibanding menggunakan *cross-validation* (K=10) dengan akurasi 0,984. Perbedaan tersebut dapat terjadi karena jumlah data latih dan uji pada penerapan *percentage split* dan *cross-validation* tersebut berbeda. Selain itu, citra yang digunakan sebagai data latih dan uji tersebut dipilih secara acak.

Kata kunci: Sarung Samarinda, *color moments*, GLCM, ekstraksi fitur, *Naive Bayes*, klasifikasi

1. Pendahuluan

Sarung Samarinda atau Tajong Samarinda adalah jenis kain tenun tradisional dibuat menggunakan alat tenun bukan mesin yang digerakkan secara manual oleh manusia yang disebut gedokan. Keunikan sarung Samarinda berasal dari proses pembuatan yang ditunen dengan bahan baku berupa benang yang khusus di datangkan dari Tiongkok [1]. Sarung Samarinda

memiliki motif yang beragam, di mana pola utama berbentuk kotak dengan perpaduan warna yang khas. Contoh motif sarung Samarinda misalnya Belang Hatta yang memiliki pola kotak besar diapit oleh garis melintang berwarna merah, biru, putih atau hitam. Belang Negara yang dicirikan dengan garis-garis kotak berimpit dan didominasi oleh warna biru sebagai warna dasar [2]. Banyaknya ragam motif sarung Samarinda yang ada, akan menyebabkan kesulitan dalam

membedakan motif dari masing-masing sarung, di mana tingkat warna dan kemiripan sangat dekat. Oleh karena itu, dalam penelitian ini kami bertujuan membangun sebuah model untuk deteksi sarung Samarinda berbasis pengolahan citra yang dapat membedakannya. Dalam beberapa tahun terakhir ini, pengenalan kain tradisional merupakan salah satu bidang penelitian yang banyak menarik minat peneliti diantaranya Tapis Lampung [3], batik Sleman [4], batik Solo [5], dan kain Sasirangan [6]. Umumnya penelitian tersebut menerapkan pendekatan beberapa proses utama yaitu pre-processing, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

Pada *pre-processing* diimplementasikan *image resizing* [7], *grayscale* [8],[9], dan *histogram equalization* [8]. Berikutnya, ekstraksi fitur dilakukan berdasarkan warna, bentuk, atau tekstur. Fitur warna dapat dihasilkan menggunakan metode *color moments* [9], *color histogram* [7]. Sementara itu, fitur bentuk menggunakan *moment invariant* [10], deteksi tepi dengan operator Canny [8], [11], Sobel [12], [13], Prewitt dan Gaussian [14], sedangkan fitur tekstur menggunakan GLCM [15]–[20], *Local Binary Pattern* (LBP) [21], HMTSeg [22], dan Filter Gabor [3], [23]. Pada proses akhir yaitu klasifikasi, metode yang umum digunakan dalam pengenalan kain tradisional adalah *K-nearest neighbor* (KNN) [8], [9], [18], [20], [24], [25], *probability neural network* (PNN) [3], jaringan syaraf tiruan (JST) [16],[26], *support vector machine* (SVM) [5], Naive Bayes [7], dan *learning vector quantization* [27].

Penelitian terkait pengenalan pola kain batik telah dilakukan menggunakan SVM-GLCM-LBP dengan dataset terdiri dari 160 citra. Hasil akurasi yang diperoleh dari algoritma tersebut mencapai 100% dengan kernel *polynomial*, *linear*. Penerapan SVM dan GLCM menghasilkan akurasi 96,8% [21]. Sementara itu, deteksi kain batik dan non batik, diimplementasikan terdiri dari beberapa tahapan yaitu *pre-processing* dengan teknik *grayscale*, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM dan deteksi motif menggunakan JST. Dataset yang digunakan dibagi menjadi 70% sebagai data latih, dan 30% sebagai data uji. Model JST yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma pembelajaran *backpropagation* dengan pelatihan *scaled conjugate gradient* (trainscg) dan metode pelatihan Lavenberg-Marquardt (trainlm). Hasil yang diperoleh untuk akurasi dengan metode pelatihan algoritma *scaled conjugate gradient* (trainscg) lebih tinggi dengan nilai akurasi sebesar 84.12%, dibandingkan dengan metode algoritma Lavenberg-Marquardt (trainlm) sebesar 86.11% [26].

Selanjutnya, implementasi metode ekstraksi fitur gabor filter dan PNN digunakan untuk identifikasi pola kain tapis Lampung. Akurasi yang dihasilkan untuk mendeteksi motif, pola kompleks, dan pola sederhana lainnya mencapai 96% [3]. Selanjutnya, motif kain sarung khas Makassar dikenali dengan menggunakan

fitur yang diekstraksi dengan metode GLCM. Klasifikasi dilakukan menggunakan KNN dengan akurasi yang dihasilkan mencapai 91,67% [20].

Penelitian berbasis pengolahan citra terkait pengenalan pola kain telah dilakukan, namun belum ada penelitian terkait pola sarung Samarinda. Oleh karena itu, pada penelitian ini telah menerapkan metode *color moments* dan GLCM untuk ekstraksi fitur warna dan tekstur serta *Naive Bayes* untuk melakukan klasifikasi. Penerapan metode tersebut bertujuan untuk mendeteksi sarung Samarinda berdasarkan fitur warna dan tekstur berbasis pengolahan citra. Deteksi yang dilakukan bertujuan untuk membedakan antara jenis sarung Samarinda dan Non-Samarinda. Jenis sarung Samarinda terdiri dari: Belang Hatta, Belang Negara, dan Kuningsau. Data masukan berupa citra sarung Samarinda dan Non-Samarinda yang diakuisisi dengan menggunakan *smartphone*. Penggunaan *smartphone* dipilih karena lebih mudah ditemukan dan dioperasikan.

2. Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Dataset pada penelitian ini menggunakan tiga jenis motif sarung Samarinda dan non-Samarinda. Motif sarung Samarinda yang digunakan terdiri dari Belang Hatta, Belang Negara, dan Kuningsau. Contoh motif sarung Samarinda dan non-Samarinda diperlihatkan pada Gambar 1.



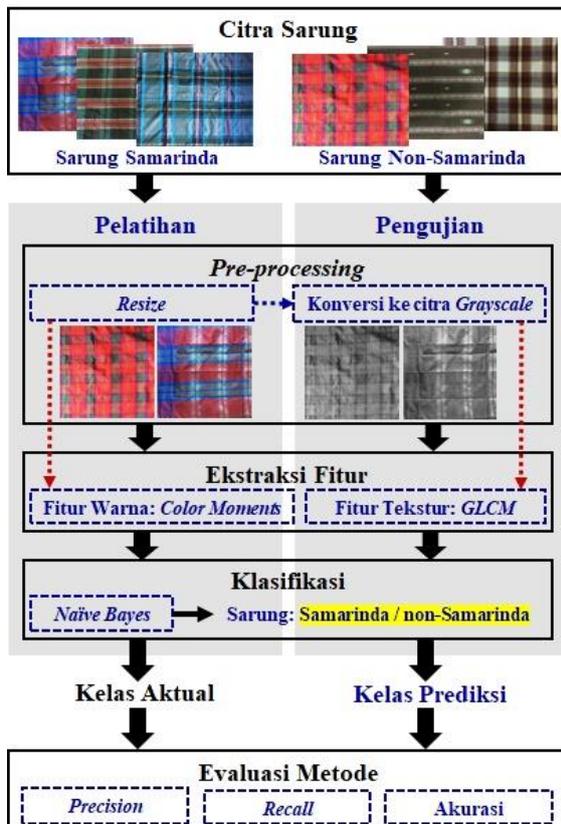
Gambar 1. Contoh Beberapa Citra Sarung Samarinda dan non-Samarinda

Setiap motif sarung Samarinda tersebut masing-masing dihasilkan 50 citra. Sementara itu, dari tiga jenis motif

sarung non-Samarinda dihasilkan 100 citra. Citra dengan motif yang sama dihasilkan dari sarung yang sama. Total jumlah citra yang dihasilkan adalah 250 citra. Data citra tersebut dibagi menjadi dua yaitu 175 citra data latih dan 75 citra data uji. Akuisisi citra dilakukan menggunakan *smartphone (Iphone 6s plus)* dengan kamera 12 megapiksel dengan posisi serta jarak antara kamera dan objek berbeda-beda yaitu 30 – 60 cm. Akuisisi tersebut dilakukan di dalam ruangan dengan pencahayaan lampu dan cahaya dari luar ruangan melalui jendela pada pukul 09.00 – 12.00. Citra yang dihasilkan disimpan dengan format JPEG dan berukuran 3024×4032 piksel.

2.2. Tahapan Proses Metode Yang Diusulkan

Metode deteksi sarung Samarinda yang diusulkan menerima data masukan berupa citra sarung untuk membedakan citra tersebut merupakan kelas sarung Samarinda atau non-Samarinda. Metode ini terdiri dari dua tahap yaitu pelatihan dan pengujian. Setiap tahap memiliki proses utama yang sama yaitu: *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pada bagian akhir dilakukan evaluasi metode deteksi sarung Samarinda yang diusulkan untuk mengukur kinerja dari metode tersebut. Alur proses dari metode yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 2. Adapun detail dari setiap proses utama tersebut dijelaskan pada bagian selanjutnya.



Gambar 2. Alur Tahapan Pelatihan dan Pengujian

2.3. Pre-processing

Pre-processing bertujuan untuk melakukan perbaikan dan meningkatkan kualitas citra agar ciri dari suatu kelas dapat terlihat lebih jelas serta dapat menyederhanakan proses selanjutnya. Pada penelitian ini, *pre-processing* yang dibutuhkan untuk ekstraksi fitur warna dan tekstur berbeda. *Pre-processing* yang dilakukan untuk menghasilkan fitur warna adalah hanya melakukan *resize* terhadap citra asli. Sementara itu, untuk menghasilkan fitur tekstur dilakukan *resize* terhadap citra asli dan konversi citra RGB menjadi *grayscale*. Penerapan *resize* bertujuan untuk mengurangi waktu komputasi dengan cara mengubah citra hasil akuisisi berukuran 3024×4032 piksel menjadi 256×256 piksel [16]. Konversi citra RGB menjadi citra *grayscale* dari bertujuan untuk menyederhanakan proses perhitungan. Citra *grayscale* dibutuhkan sebagai data masukan pada proses selanjutnya yaitu ekstraksi fitur berdasarkan tekstur. Konversi citra RGB menjadi *grayscale* dilakukan menggunakan persamaan (1) [14]:

$$x = 0,289R + 0,587G + 0,114B \quad (1)$$

di mana x adalah nilai piksel *grayscale*, R , G , dan B nilai intensitas piksel pada masing-masing *channel*.

2.4. Ekstraksi Fitur

Proses ini bertujuan untuk menghasilkan nilai fitur yang digunakan untuk membedakan antara kelas sarung Samarinda dan non-Samarinda. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur dilakukan berdasarkan warna dan tekstur. Ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan *color moments*, sedangkan fitur tekstur menggunakan GLCM.

Ekstraksi fitur warna menggunakan *color moments* menghasilkan dua jenis fitur yaitu *mean* dan standar deviasi yang diterapkan pada setiap *channel* dari ruang warna RGB, sehingga jumlah fitur warna yang dihasilkan adalah 6 fitur. Fitur tersebut adalah fitur *mean* dari *channel* R, G, dan B serta fitur standar deviasi dari *channel* R, G, dan B. Adapun fitur *mean* dan standar deviasi didefinisikan pada persamaan (2) dan (3) sebagai berikut [9]:

- *Mean*

Mean (μ) merupakan nilai rata-rata piksel yang dicari pada setiap *channel* warna.

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (2)$$

di mana M dan N adalah ukuran citra, P adalah piksel citra dan ij adalah piksel j pada *channel* warna i .

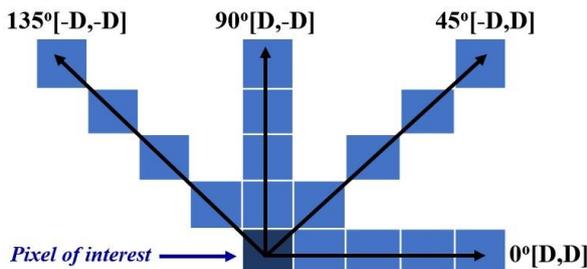
- Standar deviasi

Standar deviasi (σ) merupakan akar kuadrat dari total selisih dengan nilai rata-rata. Standar deviasi adalah salah satu teknik statistik yang digunakan untuk menjelaskan homogenitas kelompok.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - \bar{X}_i)^2} \quad (3)$$

di mana M dan N menyatakan ukuran citra, X adalah piksel citra dan \bar{X} adalah *mean*.

Sementara itu, ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM. GLCM adalah sebuah teknik untuk mendapatkan nilai statistik orde kedua dengan menghitung probabilitas hubungan kedekatan antara dua buah piksel pada jarak (d) dan sudut (θ) tertentu [16]. Jarak proses kerja dari metode GLCM yaitu dengan membentuk kookurensi pada data citra, selanjutnya menentukan fungsi dari matriks antar piksel tersebut. Kookurensi merupakan kejadian dari banyaknya satu level pada piksel yang saling bertetangga dengan nilai piksel berdasarkan pada jarak dan orientasi sudut. Jarak yang dimaksud dapat berupa piksel sedangkan orientasi berupa derajat. Piksel dapat ditentukan melalui jarak antar piksel yaitu ditentukan sebesar 1 sampai 10 piksel sedangkan orientasi sudut dibentuk dari empat arah sudut yaitu sebesar 0° , 45° , 90° , dan 135° . Ilustasi dari empat arah tersebut ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arah Kookurensi GLCM

Pada penelitian ini terdapat empat jenis fitur GLCM yang diekstraksi meliputi kontras, korelasi, energi, dan homogenitas dengan masing-masing sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° , sehingga jumlah fitur tekstur yang dihasilkan terdiri dari 16 fitur. Empat fitur tersebut digunakan karena mampu mengenali pola kain dengan motif yang lebih beragam seperti yang dilakukan pada penelitian sebelumnya [16], [21]. Adapun empat jenis fitur yang digunakan didefinisikan sebagai berikut [16]:

• **Kontras**

Kontras ($F1$) merupakan ukuran keberadaan nilai dari tingkat keabuan disekitar area citra. Terdapat perbedaan tingkat warna atau skala keabuan pada citra, jika memiliki nilai piksel ketetanggaannya yang sama maka nilai kontras sama dengan 0. Perhitungan kontras dilakukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$F1 = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (4)$$

dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i,j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

• **Korelasi**

Korelasi ($F2$) adalah ukuran ketergantungan linear dari derajat tingkat keabuan dalam citra yang dapat menunjukkan struktur linear gambar pada setiap piksel yang saling bertetangga dengan objek citra. Nilai yang terdapat pada korelasi antar -1 sampai dengan 1. Perhitungan fitur korelasi dilakukan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$F2 = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(i - \mu_j)P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p_{(i,j)} \quad (6)$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p_{(i,j)} \quad (7)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i,j)} \quad (8)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 p(i,j)} \quad (9)$$

dengan i adalah baris matriks j adalah kolom matriks, $P_{(i,j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j), μ_i , μ_j adalah rata-rata elemen pada baris dan kolom matriks, σ_i , σ_j adalah standar deviasi pada baris dan kolom matriks.

• **Energi**

Energi ($F3$) menyatakan ukuran ketidakaturan aras keabuan didalam citra. Nilainya tinggi jika elemen-elemen GLCM mempunyai nilai yang relatif sama. Nilai rendah jika elemen-elemen GLCM dengan 0 atau 1. Persamaan perhitungan fitur energi sebagai berikut:

$$F3 = \sum_{i,j} P(i,j)^2 \quad (10)$$

dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i,j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

• **Homogenitas**

Homogenitas ($F4$) adalah ukuran homogenitas (kemiripan) citra. Nilai homogenitas akan bernilai tinggi jika semua piksel memiliki kesamaan nilai.

$$F4 = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{P(i_1 i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (11)$$

dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i,j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

2.5. Klasifikasi

Proses klasifikasi diperlukan untuk menentukan citra uji yang yang diterima oleh sistem termasuk kelas sarung Samarinda atau non Samarinda. Proses ini menerima

masukannya sejumlah 16 fitur hasil dari proses ekstraksi fitur. Tahapan ini proses klasifikasi diterapkan menggunakan metode Naïve Bayes. Metode ini memiliki keunggulan hanya membutuhkan jumlah data pelatihan yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses klasifikasi.

Metode Naive Bayes merupakan suatu klasifikasi statistik yang mampu digunakan untuk memprediksi kemungkinan sesuatu yang akan datang. Metode Naive Bayes berdasarkan teorema Bayes memiliki suatu kegunaan untuk klasifikasi kelas yang sama dengan menghasilkan pohon keputusan. Metode Naive Bayes terbukti menghasilkan suatu nilai akurasi dan kecepatan yang lebih tinggi pada saat pengujian dengan jumlah dataset yang lebih banyak [29]. Adapun Perhitungan Naive Bayes didefinisikan pada persamaan (12) [7]:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \quad (12)$$

Keterangan:

X = data kelas yang belum diketahui

C = Hipotesis data x yang merupakan suatu kelas yang lebih spesifik

$P(C|X)$ = posteriori probability

$P(C)$ = prior probability

$P(X|C)$ = probabilitas berdasarkan kondisi hipotesis

$P(X)$ = probabilitas c

2.6. Evaluasi Metode

Proses evaluasi metode dilakukan untuk mengetahui kinerja dari penerapan metode yang dikembangkan terhadap dataset yang digunakan pada penelitian ini. Evaluasi diterapkan menggunakan *confusion matrix* yang terdiri dari dua kelas yaitu sarung Samarinda dan non-Samarinda. Adapun *confusion matrix* untuk kelas sarung ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix Kelas Sarung

Eksperimen	Kelas Prediksi	
	Samarinda	Non-Samarinda
Kelas Aktual	Samarinda	Non-Samarinda
	True	False
	False	True

Evaluasi metode dilakukan dengan menggunakan tiga parameter sebagai alat ukur pengujian yang terdiri dari *precision*, *recall*, dan akurasi. Ketiga parameter tersebut dihitung untuk mengetahui kinerja dari metode deteksi sarung Samarinda yang dikembangkan. Adapun nilai *precision*, *recall*, dan akurasi didefinisikan pada persamaan (13) – (15) [30].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (15)$$

Nilai *precision*, *recall*, dan akurasi yang dihasilkan berada diantara 0 hingga 1. Kinerja dari metode dikatakan baik jika nilai yang dihasilkan oleh ketiga parameter tersebut mendekati 1.

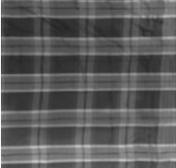
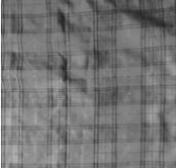
3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menunjukkan beberapa hasil dari langkah-langkah dalam proses yang diterapkan pada metode yang diusulkan. Proses yang dilakukan adalah *pre-processing*, ekstraksi fitur, klasifikasi dan evaluasi metode. *Pre-processing* dan ekstraksi fitur diterapkan menggunakan Matlab versi R2020a, sedangkan klasifikasi dilakukan menggunakan tools Weka versi 3.9.5 dengan nilai fitur yang telah disimpan dengan format *Comma-separated values* (CSV). Hasil setiap langkah proses tersebut dijelaskan sebagai berikut.

3.1. Resize Image dan Konversi Grayscale

Pada *pre-processing* diterapkan *resize image* dan konversi dari citra RGB menjadi *grayscale*. Penerapan *resize image* diperlukan untuk mempercepat proses komputasi dengan cara memperkecil ukuran piksel citra. Data citra sarung asli yang semula 3024×4032 piksel diterapkan operasi *resize* menjadi 256×256 piksel. Selanjutnya citra hasil *resize* tersebut dikonversi menjadi citra *grayscale* untuk menyederhanakan perhitungan pada proses ekstraksi fitur tekstur. Adapun contoh citra hasil *resize* dan citra *grayscale* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Citra Hasil *Pre-processing*

No.	Citra Hasil <i>Resize</i>	Citra <i>Grayscale</i>
1.		
2.		
3.		
4.		

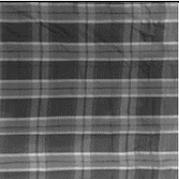
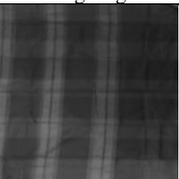
3.2. Color Moments dan GLCM

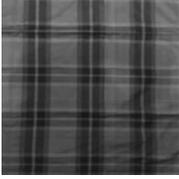
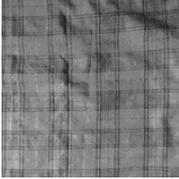
Pada ekstraksi fitur dihasilkan 22 nilai fitur dari setiap citra sarung. Fitur yang digunakan yaitu warna dengan *Color Moments* terdiri dari mean (μ) dan standar deviasi (σ) yang dihasilkan dari setiap *channel* warna RGB. Sementara itu, fitur tekstur dihasilkan menggunakan metode GLCM yang meliputi fitur kontras (F1), korelasi (F2), energi (F3), dan homogenitas (F4) dengan masing-masing sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° . Contoh dari hasil ekstraksi fitur warna maupun fitur tekstur dari beberapa sarung diperlihatkan pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur Warna

No.	Citra RGB	Nilai Fitur
1.		$\mu R = 91,068$ $\mu G = 83,586$ $\mu B = 77,135$ $\sigma R = 39,773$ $\sigma G = 25,535$ $\sigma B = 24,348$
	Belang Negara	
		$\mu R = 101,144$ $\mu G = 90,855$ $\mu B = 124,448$ $\sigma R = 32,995$ $\sigma G = 28,187$ $\sigma B = 41,473$
	Belang Hatta	
3.		$\mu R = 60,773$ $\mu G = 109,369$ $\mu B = 120,495$ $\sigma R = 36,228$ $\sigma G = 45,844$ $\sigma B = 51,231$
	Kuningsau	
4.		$\mu R = 186,361$ $\mu G = 91,473$ $\mu B = 95,741$ $\sigma R = 58,019$ $\sigma G = 30,865$ $\sigma B = 25,708$
	Non Samarinda	

Tabel 4. Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur

No.	Citra Grayscale	Nilai Fitur
1.		$F1^0 = 0,17$ $F3^0 = 0,26$ $F1^{45} = 0,28$ $F3^{45} = 0,23$ $F1^{90} = 0,21$ $F3^{90} = 0,26$ $F1^{135} = 0,29$ $F3^{135} = 0,23$ $F2^0 = 0,85$ $F4^0 = 0,91$ $F2^{45} = 0,75$ $F4^{45} = 0,87$ $F2^{90} = 0,81$ $F4^{90} = 0,90$ $F2^{135} = 0,75$ $F4^{135} = 0,86$
	Belang Negara	
2.		$F1^0 = 0,13$ $F3^0 = 0,22$ $F1^{45} = 0,36$ $F3^{45} = 0,17$ $F1^{90} = 0,31$ $F3^{90} = 0,19$ $F1^{135} = 0,37$ $F3^{135} = 0,17$ $F2^0 = 0,91$ $F4^0 = 0,93$ $F2^{45} = 0,78$ $F4^{45} = 0,85$ $F2^{90} = 0,81$ $F4^{90} = 0,88$ $F2^{135} = 0,77$ $F4^{135} = 0,85$
	Belang Hatta	

3.		$F1^0 = 0,24$ $F3^0 = 0,16$ $F1^{45} = 0,33$ $F3^{45} = 0,13$ $F1^{90} = 0,18$ $F3^{90} = 0,16$ $F1^{135} = 0,31$ $F3^{135} = 0,13$ $F2^0 = 0,90$ $F4^0 = 0,89$ $F2^{45} = 0,86$ $F4^{45} = 0,86$ $F2^{90} = 0,92$ $F4^{90} = 0,91$ $F2^{135} = 0,87$ $F4^{135} = 0,86$
4.		$F1^0 = 0,28$ $F3^0 = 0,22$ $F1^{45} = 0,43$ $F3^{45} = 0,18$ $F1^{90} = 0,31$ $F3^{90} = 0,21$ $F1^{135} = 0,44$ $F3^{135} = 0,18$ $F2^0 = 0,82$ $F4^0 = 0,88$ $F2^{45} = 0,67$ $F4^{45} = 0,82$ $F2^{90} = 0,76$ $F4^{90} = 0,86$ $F2^{135} = 0,67$ $F4^{135} = 0,81$

3.3. Klasifikasi dan Evaluasi Metode

Metode diuji menggunakan dataset yang terdiri dari 250 citra meliputi 150 citra sarung Samarinda (50 Belang Hata, 50 Belang Negara, 50 Kuningsau) dan 100 citra sarung non-Samarinda. Pengujian dilakukan dengan membagi dataset citra menjadi dua bagian yaitu sebagai data latih dan uji. Pembagian data latih dan uji dilakukan menggunakan *percentage split* dan *cross-validation*. *Percentage split* adalah membagi data latih dan uji dengan nilai persentase tertentu, di mana pada penelitian ini data latih dan uji adalah 70% dan 30%. Sementara itu, *cross-validation* membagi data latih dan uji menjadi n sub-himpunan dengan n merupakan nilai *fold*, di mana nilai n yang digunakan adalah 10. Hal tersebut menunjukkan data diuji sebanyak 10 kali, di mana data pada setiap *fold* menjadi data uji sebanyak satu kali dan menjadi data latih sebanyak $n - 1$ [31].

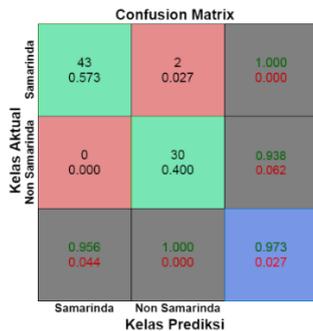
Proses klasifikasi diterapkan dengan Weka versi 3.9.5 menggunakan Naïve Bayes. Metode usulan dievaluasi berdasarkan nilai akurasi benar dan salah. Evaluasi metode diterapkan membandingkan penggunaan fitur warna dan tekstur saja serta gabungan antara kedua fitur tersebut. Hal tersebut dilakukan untuk mengetahui peran dari setiap jenis fitur. Adapun hasil evaluasi penggunaan fitur warna (A) dan tekstur (B) dengan perbedaan pembagian data latih dan uji diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Metode Yang Diusulkan

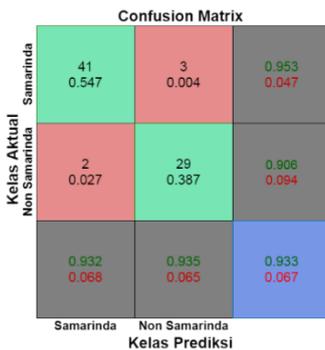
No.	Pembagian Data Latih dan Uji	Jenis Fitur	Hasil Klasifikasi	
			Akurasi Benar	Akurasi Salah
1.	<i>Percentage split</i> (70%)	A	0,973	0,027
2.		B	0,933	0,067
3.		A+B	0,987	0,013
4.	<i>Cross-validation</i> (10-folds)	A	0,964	0,036
5.		B	0,892	0,108
6.		A+B	0,984	0,016

Berdasarkan hasil uji coba yang diperlihatkan pada Tabel 5 membuktikan bahwa penggunaan gabungan fitur warna dan tekstur mampu mencapai hasil yang paling optimal, baik pada pembagian data latih dan uji menggunakan *percentage split* atau *cross-validation*. Nilai akurasi benar dan salah yang dihasilkan dengan *percentage split* adalah 0,987 dan 0,013. Sementara itu,

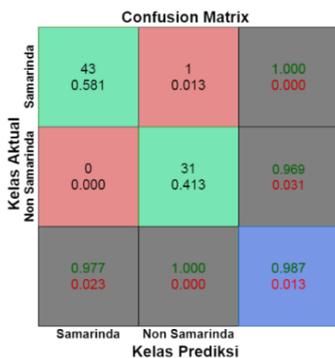
nilai akurasi benar dan salah yang dihasilkan menggunakan *cross-validation* adalah 0,984 dan 0,016. Tabel 5 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi yang hanya menggunakan fitur warna dan tekstur saja lebih rendah. Hasil terendah ditunjukkan dari klasifikasi yang hanya menggunakan fitur tekstur saja dengan *cross-validation*, di mana nilai akurasi benar dan salah yang dihasilkan adalah 0,892 dan 0,108. Sementara itu, detail hasil klasifikasi beserta nilai *precision* dan *recall* setiap kelas dapat dilihat pada *confusion matrix*. Adapun *confusion matrix* hasil klasifikasi pada Tabel 5 untuk pembagian data latih dan uji menggunakan *percentage split* dapat dilihat pada Gambar 4 – Gambar 6, sedangkan *cross-validation* diperlihatkan pada Gambar 7 – Gambar 9.



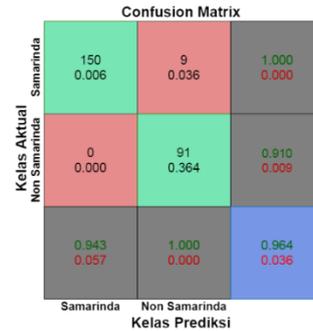
Gambar 4. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur Warna Menggunakan *Percentage Split*



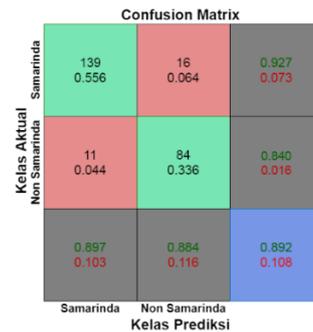
Gambar 5. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur Tekstur Menggunakan *Percentage Split*



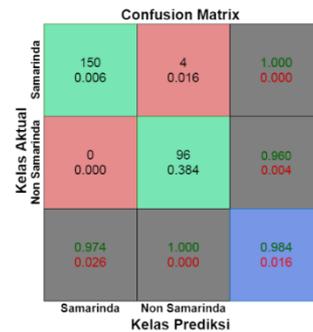
Gambar 6. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur: (a) Warna, (b) Tekstur, dan (c) Warna dan Tekstur Menggunakan *Percentage Split*



Gambar 7. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur Warna Menggunakan *Cross-validation*



Gambar 8. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur Tekstur Menggunakan *Cross-validation*



Gambar 9. *Confusion Matrix* Penerapan Fitur Warna dan Tekstur Menggunakan *Cross-validation*

Gambar 4, 6, 7, dan 9 menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada sarung non Samarinda yang terklasifikasi sebagai sarung Samarinda. Pada Gambar 4 dan 6 menunjukkan dari sejumlah 75 citra data uji terdapat masing-masing 2 citra dan 1 citra yang salah diklasifikasikan, sedangkan Gambar 7 dan 9 menunjukkan dari sejumlah 250 citra data uji terdapat masing-masing 9 citra dan 4 citra yang salah diklasifikasikan. Sementara itu, Gambar 5 dan 8 menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi terjadi pada kedua kelas sarung yaitu Samarinda dan non Samarinda. Gambar 5 menunjukkan dari 75 citra data uji terdapat 2 citra sarung Samarinda dan 3 citra sarung non Samarinda yang salah diklasifikasikan, sedangkan pada Gambar 8 sarung Samarinda dan non Samarinda yang salah diklasifikasikan sebanyak 11 citra dan 16 citra dari 250 citra data uji.

Secara keseluruhan, Gambar 4 hingga Gambar 9 menunjukkan kesalahan deteksi yang sering terjadi adalah sarung non Samarinda terdeteksi sebagai sarung Samarinda. Gambar 6 dan 9 menunjukkan bahwa penerapan penggabungan fitur warna dan tekstur meningkatkan hasil akurasi yang diindikasikan dengan berkurangnya jumlah kesalahan klasifikasi hingga hanya terjadi 1 kelas yang ditunjukkan pada Gambar 6. Hal tersebut menunjukkan bahwa gabungan fitur warna dan tekstur sesuai diterapkan untuk membedakan warna dan pola dari sarung Samarinda dan non Samarinda.

4. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan metode deteksi sarung untuk membedakan antara sarung Samarinda dan non-Samarinda berdasarkan fitur warna dan tekstur berbasis pengolahan citra. Metode tersebut menerima masukan berupa citra sarung serta terdiri dari tiga proses utama yaitu: *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. *Pre-processing* yang dilakukan untuk menghasilkan fitur warna adalah *resize image*, sedangkan untuk menghasilkan fitur tekstur diterapkan *resize image* dan konversi citra RGB menjadi *grayscale*. Proses ini bertujuan untuk mempercepat waktu komputasi dan membuat perhitungan menjadi lebih sederhana. Fitur yang digunakan sejumlah 22 yang diperoleh dari 6 fitur warna dan 16 fitur tekstur. Fitur warna diekstraksi berdasarkan nilai *mean* dan standar deviasi dari setiap *channel* RGB, sedangkan fitur tekstur berdasarkan nilai kontras, korelasi, energi, dan homogenitas pada metode GLCM. Klasifikasi diimplementasikan dengan dua cara pembagian data latihan dan uji yaitu *percentage split* dan *cross-validation* menggunakan metode Naïve Bayes. Kinerja dari metode yang diusulkan dievaluasi berdasarkan nilai akurasi benar dan salah serta nilai *precision* dan *recall* dari setiap kelas. Nilai akurasi benar dan salah untuk pembagian data menggunakan *percentage split* yang berhasil dicapai adalah 0,987 dan 0,013. Sementara itu, pembagian data menggunakan *cross-validation* mampu dicapai nilai akurasi benar dan salah yaitu 0,984 dan 0,016. Hasil yang diperoleh menunjukkan penerapan penggabungan fitur warna dan tekstur dapat mengurangi kesalahan klasifikasi.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Mulawarman dan *Islamic Development Bank* (IsDB) atas dukungan dana penelitian yang diberikan pada tahun 2021 (No. Kontrak: 405/UN17.11/PL/2021).

Daftar Rujukan

[1] R. Rifayanti, G. Kristina, S. R. Doni, R. Setiani, and T. P. Welha, "Filosofi Sarung Tenun Samarinda Sebagai Simbol dan Identitas Ibu Kota Kalimantan Timur," *Psikostudia J. Psikol.*, vol. 6, no. 2, p. 21, 2017, doi: 10.30872/psikostudia.v6i2.2373.
[2] Purwadi, "Kajian Sarung Samarinda dari Prespektif Pemangku Kepentingan," *Kinerja*, vol. 12, no. 2, pp. 89–101, 2015.

[3] A. Syarif, A. R. Tanjung, R. Andrian, and F. R. Lumbanraja, "Implementasi Metode Ekstraksi Fitur Gabor Filter dan Probability Neural Network (PNN) untuk Identifikasi Kain Tapis Lampung," *J. Komputasi*, vol. 8, pp. 1–9, 2020.
[4] M. N. Fauzy, B. Soedijono, and Sudarmawan, "Ekstraksi citra fitur pada pengenalan pola motif batik sleman menggunakan metode gray level co-occurrence matrix," *J. Inf. Politek. Indonusa Surakarta*, vol. 5, pp. 3–6, 2019.
[5] R. A. Putri and N. Rochmawati, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo Berdasarkan Fitur Multi- Autoencoders," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 01, no. 01, pp. 56–63, 2019.
[6] M. D. Rosyadi, "Pengenalan Motif Dasar Pada Kain Sasirangan," *Technologia*, vol. 8, no. 2, pp. 53–61, 2017.
[7] Z. MUSIAFA, "Perancangan Ekstraksi Fitur Motif Sasirangan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berbasis Color Histogram Dan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GlcM)," *Technol. J. Ilm.*, vol. 8, no. 2, p. 108, 2017, doi: 10.31602/tj.v8i2.1114.
[8] M. A. Hasan and D. Y. Liliana, "Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Deteksi Tepi Canny, PCA dan KNN," *Multinetics*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2020, doi: 10.32722/multinetics.v6i1.2700.
[9] Kevin, J. Hendryli, and D. E. Herwindiati, "Klasifikasi Kain Tenun Berdasarkan Tekstur & Warna dengan metode K-NN," *J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 85–95, 2019.
[10] Nurhalimah, I. G. P. Wijaya, and B. Fitri, "Klasifikasi Kain Songket Lombok Berdasarkan Fitur Glcm Dan Moment Invariant Dengan Teknik Pengklasifikasian Linear Discriminant Analysis (Lda)," *JTIKA*, vol. 2, no. 1, pp. 173–183, 2020.
[11] I. P. G. S. Andisana, M. Sudarma, and I. M. O. Widyantara, "Pengenalan Dan Klasifikasi Citra Tekstil Tradisional Berbasis Web Menggunakan Deteksi Tepi Canny, Local Color Histogram Dan Co-Occurrence Matrix," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 17, no. 3, p. 401, 2018, doi: 10.24843/mite.2018.v17i03.p15.
[12] R. W. Anggi Wahyu Triprasetyo, Danar Putra Pamungkas, "Aplikasi Pengenalan Pola Batik Trenggalek Menggunakan Deteksi Tepi Sobel Dan Algoritma K-," *Apl. Pengenalan Pola Batik Trenggalek Menggunakan Deteksi Tepi Sobel Dan Algoritma K-MeanS*, vol. 2, no. 2, pp. 25–32, 2018.
[13] M. A. Masril, Yuhandri, and Jufriadif Na'am, "Analisis Perbandingan Perbaikan Kualitas Citra Pada Motif Batik Dengan Konsep Deteksi Tepi Robert, Sobel, Canny Menggunakan Metode Morfologi," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 1, pp. 36–41, 2019.
[14] M. A. Masril and R. Noviard, "Analisa Morfologi Dilasi untuk Perbaikan Kualitas Citra Deteksi Tepi Pada Pola Batik Menggunakan Operator Prewitt dan Laplacian of Gaussian," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1052–1057, 2020.
[15] R. K. Tjondrowiguno *et al.*, "Aplikasi Pengenalan Pola Batik Dengan Menggunakan Metode Gray-Level Cooccurrence Matrix," *J. Infra*, vol. 5, pp. 0–6, 2018.
[16] A. A. Kasim and A. Harjoko, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. Yogyakarta, 21 Juni 2014*, pp. 7–13, 2014.
[17] R. A. Surya, A. Fadlil, and A. Yudhana, "Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan," *J. Inform. Pengemb. IT (JPIT, Vol. 02, No. 02, Juli 2017)*, vol. 02, no. 02, pp. 23–26, 2017.
[18] Johan Wahyudi and Ihdahubbi Maulida, "Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan Glcm Dan Knn," *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 4, no. 2, pp. 43–48, 2019, doi: 10.20527/jtiulm.v4i2.37.
[19] I. Amalia, Indrawati, and Y. M. Amin, "Ekstraksi Fitur Citra Songket Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)," *J. Infomedia*, vol. 3, no. 2, pp. 64–68, 2018, doi: 10.30811/jim.v3i2.715.
[20] F. Maharani, B. Hidayat, and H. Fauzi, "Perancangan Sistem Pola Kain Sarung Khas Makassar Dengan Metode Glcm Berbasis Android," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 2638–2645, 2015.

- [21] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2021.
- [22] Murinto and E. Aribowo, "Pengenalan Pola Citra Batik Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Hidden Markov Tree Segmentation (HMTSeg)," pp. 1–8, 2014.
- [23] A. Padmo A.M and M. Murinto, "Segmentasi Citra Batik Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Metode Filter Gabor Dan K-Means Clustering," *J. Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 1173–1179, 2016, doi: 10.26555/jifo.v10i1.a3349.
- [24] M. A. Naufal, "Implementasi Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2017.
- [25] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *Techno.COM*, vol. 13, no. 4, November, pp. 251–262, 2015.
- [26] A. Kasim, M. Bakri, and A. Septiarini, "The Artificial Neural Networks (ANN) for Batik Detection Based on Textural Features," 2020, doi: 10.4108/eai.12-10-2019.2296538.
- [27] B. Robi'in, "Analisis Dekomposisi Wavelet Pada Pengenalan Pola Lurik Dengan Metode Learning Vector Quantization," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 2, pp. 153–160, 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i2.133.153-160.
- [28] N. M. Setiohardjo and A. Harjoko, "Analisis Tekstur untuk Klasifikasi Motif Kain (Studi Kasus Kain Tenun Nusa Tenggara Timur)," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 8, no. 1, pp. 177–188, 2014, doi: <https://doi.org/10.22146/ijccs.6545>.
- [29] E. Purnamasari, D. P. Rini, and Sukemi, "Seleksi Fitur menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization pada Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Naive Bayes," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 3, pp. 469–475, 2020.
- [30] P. A. Wicaksana, I. M. Sudarma, and D. C. Khrisne, "Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Gringsing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Model Arsitektur," *J. SPEKTRUM*, vol. 6, no. 3, pp. 159–168, 2019.
- [31] A. Nugroho, A. B. Gumelar, A. G. Sooi, D. Sarvasti, and P. L. Tahalele, "Perbandingan Performansi Algoritma Pengklasifikasian Terpandu Untuk Kasus Penyakit Kardiovaskular," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 998–1006, 2020.