

## Identifikasi Keaslian Uang Kertas Menggunakan Metode *K-Means Clustering*

Ramadhan Faddilah A<sup>1</sup>, Emilia Roza<sup>2</sup>, Sofia Pinardi<sup>3</sup>, Rosalina<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Informasi dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka

[fadilakbar40@gmail.com](mailto:fadilakbar40@gmail.com)<sup>1</sup>, [emilia\\_roza@uhamka.ac.id](mailto:emilia_roza@uhamka.ac.id)<sup>2</sup>, [sofiapinardi@uhamka.ac.id](mailto:sofiapinardi@uhamka.ac.id)<sup>3</sup>, [rosalina@uhamka.ac.id](mailto:rosalina@uhamka.ac.id)<sup>4</sup>

Received 31 Juli 2025 | Revised 22 November 2025 | Accepted 7 Januari 2026

### ABSTRAK

Kasus peredaran uang palsu merupakan masalah yang cukup serius bagi suatu negara. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi keaslian uang kertas Rupiah menggunakan *K-Means Clustering* yang diintegrasikan dengan teknik pengolahan citra digital dengan memanfaatkan 2 fitur visual utama yaitu *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Laplacian of Gaussian* (LoG) sebagai parameter analisis. Metode yang digunakan yaitu algoritma *K-Means Clustering* yang dipilih karena efisien dalam mengelompokkan data citra berdasarkan pola teksutur dan tepi. Sistem ditargetkan mencapai akurasi 80%, namun hasil pengujian menunjukkan performa dibawah target. Berdasarkan hipotesa hasil penelitian pada sistem identifikasi keaslian uang kertas menggunakan *K-Means Clustering* dengan menggabungkan kedua fitur yang terintegrasi dengan teknik pengolahan citra digital, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut: Sistem yang dikembangkan belum berhasil mencapai target akurasi 80% yang ditetapkan dalam tujuan penelitian. Akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 70.00% pada pengujian citra keseluruhan. Sedangkan akurasi terendah adalah 53.33% pada pengujian citra ROI. Penggabungan dua fitur visual utama *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Laplacian of Gaussian* (LoG) menunjukkan karakteristik yang berbeda untuk uang asli dan palsu. Uang asli cenderung memiliki nilai Mean LBP sekitar 0.65 yang menunjukkan konsistensi teksutur, sedangkan uang palsu menunjukkan Edge Density yang relatif tinggi dibanding uang asli, mengindikasikan variasi tepi yang lebih besar. Algoritma *K-Means Clustering* dapat membedakan uang asli dan palsu berdasarkan kombinasi fitur yang diesktraksi, namun tingkat akurasi yang dihasilkan masih dibawah ekspektasi. Pengujian pada citra keseluruhan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan ROI, sehingga pemilihan area analisis memengaruhi performa sistem.

*Kata kunci:* Uang Kertas, Asli, Palsu, *K-Means Clustering*, Fitur Keamanan

The circulation of counterfeit money is a serious issue for any country. This study aims to develop a system for identifying the authenticity of Indonesian Rupiah banknotes using K-Means Clustering integrated with digital image processing techniques, utilizing two main visual features—Local Binary Pattern (LBP) and Laplacian of Gaussian (LoG)—as analytical parameters. The method used is the K-Means Clustering algorithm, selected for its efficiency in grouping image data based on texture and edge patterns. The system was targeted to achieve an accuracy of 80%, but the test results showed performance below the expected target. Based on the research hypothesis regarding the banknote authenticity identification system using K-Means Clustering combined with the two integrated features and digital image processing techniques, the following conclusions can be drawn: The developed system has not successfully achieved the target accuracy of 80% as stated in the research objectives. The highest accuracy obtained was 70.00% in the full-image testing, while the lowest accuracy was 53.33% in the ROI image testing. The combination of the two main visual features, Local Binary Pattern (LBP) and Laplacian of Gaussian (LoG), revealed distinct characteristics between genuine and counterfeit banknotes. Genuine banknotes tend to have a Mean LBP value of around 0.65, indicating consistent texture, whereas counterfeit banknotes show relatively high Edge Density compared to genuine ones, suggesting greater edge variations. The K-Means Clustering algorithm is capable of distinguishing between genuine and counterfeit banknotes based on the extracted combination of features, but the resulting accuracy remains below expectations. Full-image testing yielded better performance compared to ROI testing, indicating that the choice of analysis area affects the overall system performance.

*Keywords:* Bankotes, Original, Fake, K-Means Clustering, Security Features

### I. PENDAHULUAN

Keaslian uang kertas dapat dikenali melalui ciri-ciri yang terdapat pada bahan yang digunakan, desain, dan warna masing-masing pecahan uang, serta teknik pencetakan uang tersebut. Setiap mata uang Rupiah terdapat berbagai elemen pengaman yang berfungsi menandai keaslian uang. Semakin besar nominal uang, semakin banyak pula fitur pengaman yang terdapat pada uang tersebut sehingga aman dari usaha pemalsuan. Berdasarkan Bank Indonesia (BI) ciri-ciri keaslian rupiah ada 10, tetapi pada penelitian ini memfokuskan pada

2 fitur keamanan visual (ROI) dari ciri-cirinya, yaitu *watermark* dan benang pengaman. Pengolahan citra digital adalah sebuah bidang dalam ilmu komputer yang berfokus pada pemrosesan dan analisis pada gambar atau citra menggunakan algoritma dan teknik komputasi. Tujuan pengolahan citra digital adalah untuk memperbaiki kualitas gambar, transformasi gambar, mengubah karakteristiknya, menganalisis kontennya, mengekstraksi informasi atau melakukan deskripsi objek atau pengujian objek yang terkandung pada citra yang berguna bagi citra tersebut. Dalam pengolahan citra digital terdapat tiga langkah utama, yaitu:

1. Konversi komponen warna untuk menyederhanakan representasi warna dan memudahkan proses analisis.
2. Segmentasi bertujuan untuk mendapatkan lokasi, area, atau tepian dari objek yang dicari atau akan dianalisis.
3. *Filtering*, bertujuan untuk membersihkan citra digital dari derau atau *noise* yang tidak dikehendaki (Hurriyatul Fitriyah, 2021).

*Local Binary Pattern* (LBP) adalah algoritma yang digunakan untuk mendeskripsikan tekstur pada citra *grayscale* dengan memberi label berupa angka desimal pada piksel suatu citra. LBP digunakan untuk menggambarkan tekstur citra secara efektif dan telah banyak diterapkan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah, klasifikasi citra, dan analisis tekstur. Cara kerja LBP yaitu dimulai dengan pembentukan label yang diawali dengan melakukan proses *thresholding* yaitu membandingkan setiap piksel pusat dengan delapan piksel tetangganya pada ukuran 3x3. Nilai desimal yang dihasilkan dari konversi nilai biner seluruh tetangga digunakan untuk memberi label pada setiap piksel. Nilai-nilai tersebut direpresentasikan melalui histogram. Histogram merupakan grafik yang menggambarkan penyebaran nilai intensitas dari suatu citra. Intensitas tersebut merupakan banyaknya nilai dari setiap piksel pada citra (Wahyuningtyas et al., 2022).

Operator *Laplacian of Gaussian* (LoG) adalah operator dalam pengolahan citra yang digunakan untuk mendeteksi tepi atau kontur yang tajam serta menyoroti detail-detail kecil. *Laplacian of Gaussian* merupakan kombinasi dari operator *Gaussian* dan operator *Laplacian*. Deteksi tepi orde kedua kurang sensitif terhadap *noise* karena penggunaan fungsi *Gaussian* yang menghaluskan citra dan berdampak pada pengurangan *noise*. Akibatnya, operator LoG dapat mengurangi jumlah tepi yang salah terdeteksi (Aripin et al., 2020). *K-Means Clustering* merupakan algoritma pembelajaran tanpa pengawasan (*unsupervised learning*) yang bertujuan mengelompokkan data ke dalam sejumlah k kelompok berdasarkan kemiripan karakteristik. *K-Means Clustering* merupakan salah satu metode *clustering* paling populer karena kesederhanaan implementasi dan efisiensi komputasinya (S, 2022). Algoritma *K-Means Clustering* mengelompokkan dataset tanpa label ke dalam klaster yang berbeda. Simbol k menandakan jumlah klaster yang digunakan. Klaster megacu pada kumpulan titik data yang dikelompokkan berdasarkan kesamaan tertentu. Jika K=2, maka terdapat dua klaster, dan jika K=3 maka terdapat tiga kluster, dan seterusnya.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari citra uang kertas pecahan Rp 50.000 dan Rp 100.000, baik asli maupun palsu. Tahapan ini merupakan langkah penting karena kualitas dan variasi data sangat mempengaruhi hasil identifikasi. Sumber data citra uang kertas asli menggunakan uang kertas otentik milik pribadi, sedangkan data uang palsu diperoleh dari sumber daring serta hasil fotokopi berwarna yang menyerupai ciri visual uang asli. Proses ini mencakup pemilihan gambar yang merepresntasikan variasi tekstur, warna, ukuran, dan elemen desain yang membedakan uang asli dan palsu. Pengambilan gambar menggunakan kamera *smartphone* resolusi 12 MP, menghasilkan citra digital berformat *jpeg* dengan variasi intensitas piksel. Setiap gambar diambil dengan berbagai kondisi, seperti:

1. Uang yang tidak terlipat
2. Posisi horizontal
3. Tanpa bayangan
4. Pencahayaan dan sudut berbeda, untuk mensimulasikan berbagai kondisi nyata penggunaan sistem.

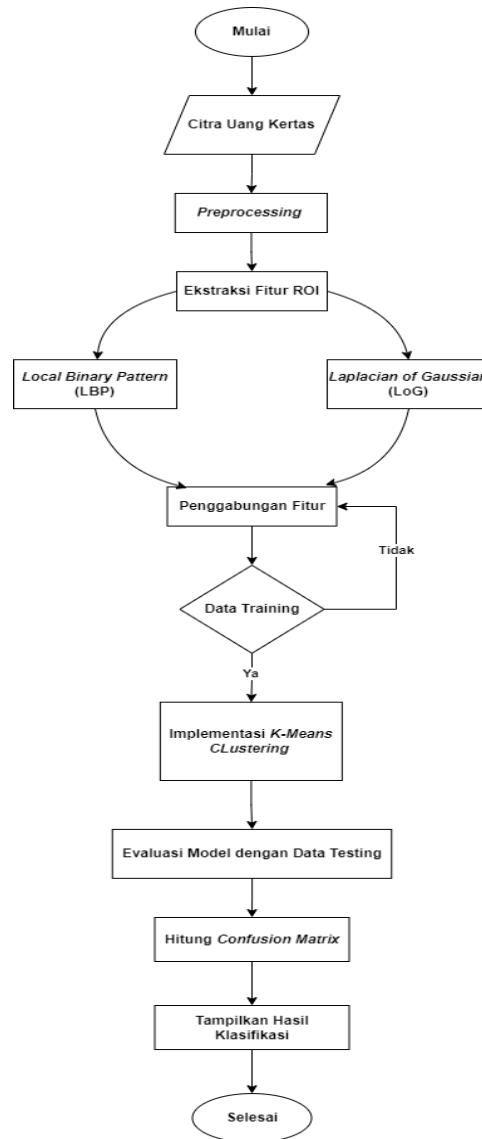
Kemudian citra dimasukkan dalam bentuk 2 folder, asli dan palsu. Tujuan dari pengumpulan dataset ini adalah menyediakan dataset representatif yang akan digunakan untuk analisis identifikasi keaslian uang kertas menggunakan metode *K-Means Clustering*.

### B. Diagram Alir Sistem

Sistem identifikasi diawali dengan menginput citra uang kertas ke dalam sistem. Jika citra valid maka lanjut ke tahap berikutnya. Pada tahap *preprocessing* dilakukan:

1. Konversi citra berwarna ke citra keabuan (*grayscale*),
2. Normalisasi ukuran,
3. Peningkatan kualitas citra.

Ekstraksi fitur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Laplacian of Gaussian* (LoG) pada ROI secara paralel, kemudian hasil fitur digabungkan. Kemudian dilakukan pemeriksaan jenis data menjadi data *training* dan *testing*. Jika data adalah *training*, maka sistem menerapkan *K-Means Clustering* untuk menghasilkan model klasifikasi, kemudian model disimpan. Jika bukan data *training*, sistem kembali pada tahap penggabungan dua fitur. Selanjutnya dilakukan evaluasi performa model pada data *testing*, menhitung *confusion matrix*, serta metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, F1-score dan *recall*. Tahapan diakhiri dengan menampilkan hasil klasifikasi.

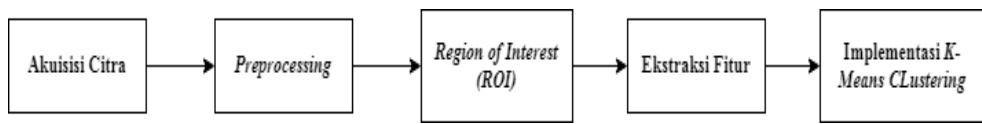


Gambar 1. Diagram Alir Sistem

### C. Analisis Data

#### 1. Akuisisi Citra

Akuisisi citra dilakukan dengan menggunakan kamera *smartphone* dengan resolusi 12 MP untuk menjaga konsistensi mutu citra. Citra kemudian di-*load* ke dalam aplikasi pemrosesan. Hasil akuisisi berupa citra RGB berformat *jpg*, lalu dipisahkan ke dalam dua folder yang berbeda: asli dan palsu. Data yang digunakan mencakup dua pecahan uang (Rp. 50.000 dan Rp. 100.000), kemudian dataset dibagi menjadi dua kelompok yaitu *training* dan *testing*.



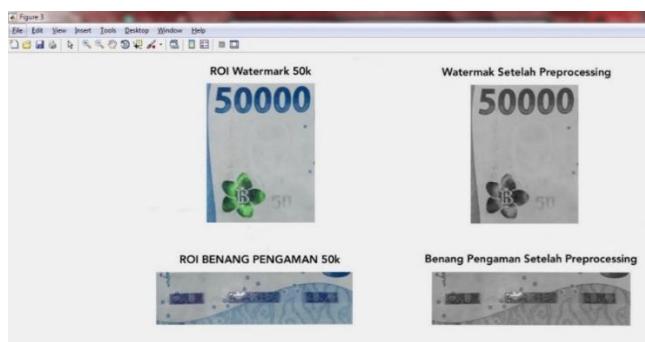
Gambar 2. Analisis Data

## 2. Preprocessing

*Preprocessing* ini dilakukan untuk mendapatkan hasil citra yang optimal sehingga mudah untuk melakukan proses selanjutnya. Pada awal proses, citra RGB akan dikonversi menjadi format keabuan (*grayscale*) untuk menyederhanakan proses komputasi. Kemudian proses *resize* citra, mengubah ukuran citra disamakan menjadi 256x256 piksel untuk memastikan konsistensi dan efisiensi proses pengolahan. Karena sebelum *preprocessing* nilai intensitas citra sangat bervariasi dan berbeda, baik citra uang asli maupun palsu. Kemudian melakukan normalisasi nilai intensitas piksel dengan rentang 0-1 untuk mengurangi efek variasi pencahayaan dan melakukan reduksi pada derau (*noise*) menggunakan fitur *Filter Gaussian* (Gonzalez, R. C., & Woods, 2021).

## 3. Region of Interest (ROI)

Penentuan ROI merupakan proses yang sangat penting, ROI dipilih pada bagian-bagian uang kertas yang memiliki fitur keamanan yang signifikan. ROI ditentukan pada dua area penting, yang pertama adalah *watermark* atau tanda air yang terlihat saat uang kertas diterawang. Kemudian ada Benang pengaman, area yang garis melintang seperti mengkilat dari atas kebawah. Penelitian juga dilakukan dengan melakukan ekstraksi fitur pada citra keseluruhan uang kertas, guna untuk mendapatkan hasil yang lebih variatif.

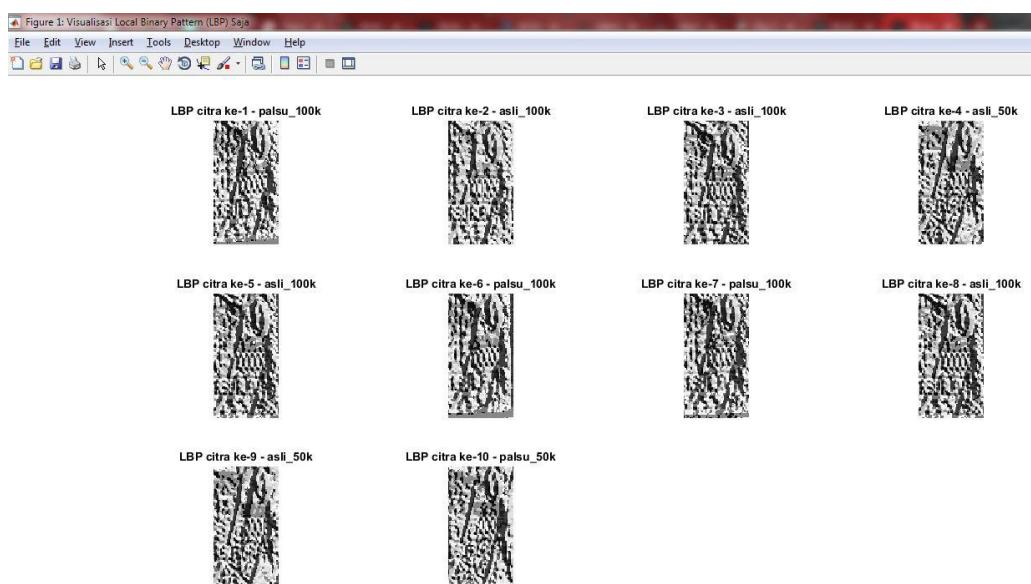


Gambar 3. *Region of Interest (ROI)* Citra Uang Rp. 50.000

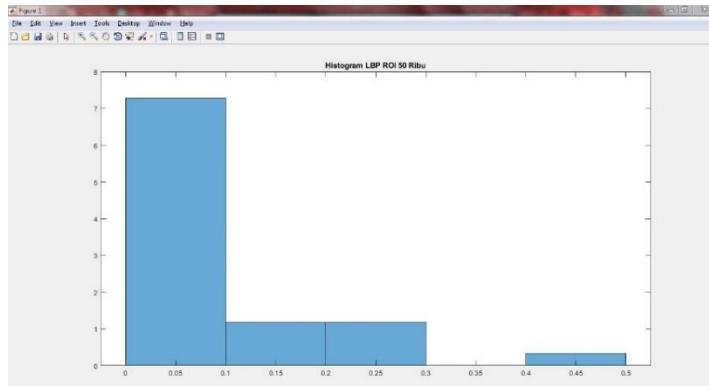
## 4. Ekstraksi Fitur

### a. Local Binary Pattern (LBP)

LBP berfungsi untuk menangkap pola tekstur pada citra uang kertas yang sebelumnya sudah di konversi ke *grayscale* dan menghasilkan representasi fitur berbasis pola lokal. Parameter yang digunakan adalah radius 1 piksel dan *neighbors* 8 piksel. LBP juga menghitung nilai intensitas pikselnya dan membandingkan dengan nilai intensitas piksel tetangganya. Hasil perhitungan tersebut membentuk sebuah bilangan biner yang dapat dikonversi menjadi nilai desimal. Selanjutnya membuat histogram dari nilai-nilai LBP yang dihasilkan, histogram ini mewakili distribusi tekstur pada citra uang.



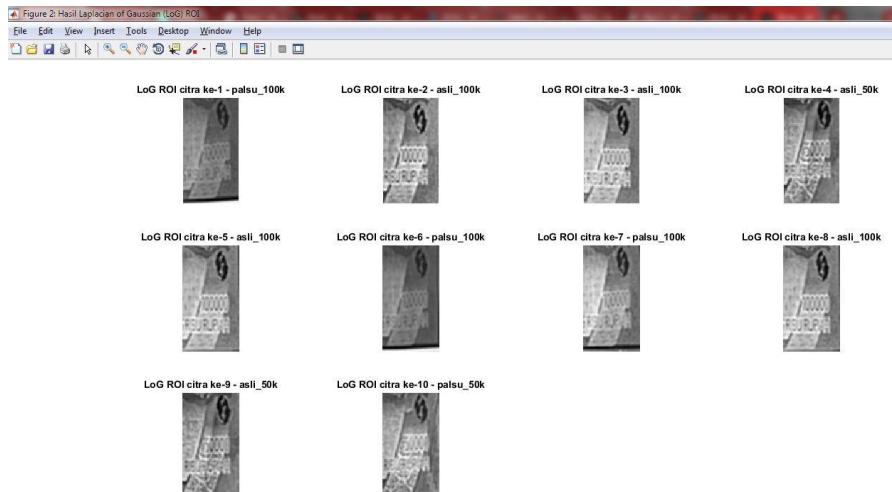
Gambar 4. Hasil LBP Citra ROI



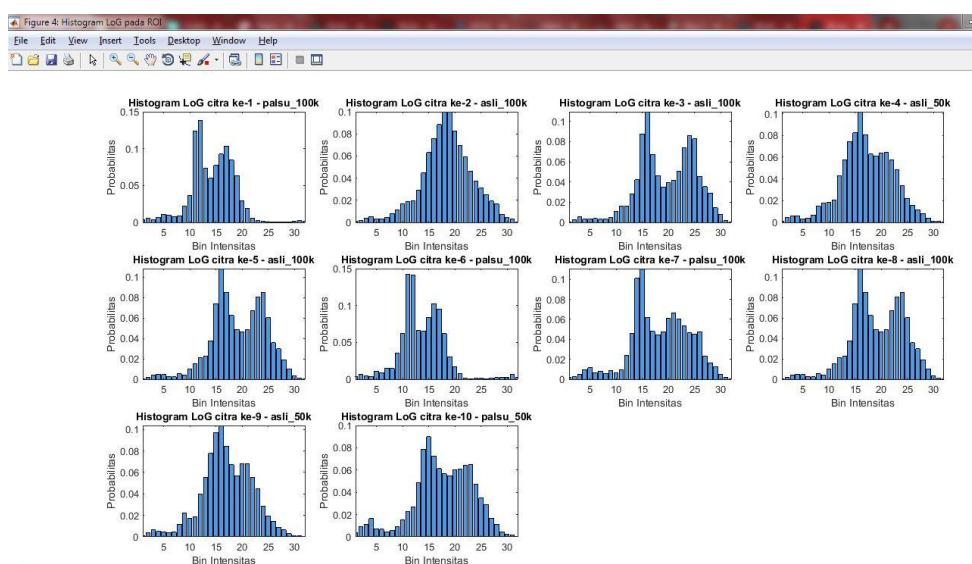
Gambar 5. Histogram LBP Citra ROI

### b. Laplacian of Gaussian (LoG)

Proses ini merupakan proses yang dilakukan untuk deteksi tepi dari citra *grayscale* tersebut. Adapun proses yaitu melakukan inisialisasi parameter, membuat gird dari koordinat x dan y untuk membangun kernel *gaussian* ( $\sigma = 1.5$ ) yang digunakan untuk menghaluskan citra dan *operator laplacian* ( $\text{sigma}=1$ ) yang digunakan untuk mendeteksi tepi citra. Fitur ini juga mengeskatrak beberapa fitur statistik dari gambar yang diproses. Normalisasi untuk memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1.



Gambar 6. Hasil LoG Citra ROI



Gambar 7. Histogram LoG Citra ROI

### c. Ekstraksi Fitur Gabungan

Proses ini menggabungkan ekstraksi fitur dari dua metode yang berbeda *local binary pattern* (LBP) dan *laplacian of Gaussian* (LoG), *output* dari hasil gabungan kedua fitur ini adalah sebuah matriks yang berisi vektor fitur untuk setiap citra yang diproses.

### 5. Implementasi *K-Means Clustering*

K-means clustering dilakukan pengelompokan fitur-fitur yang telah diekstraksi ke dalam kelompok uang asli dan palsu. Penulis melakukan 4 eksperimen dengan algoritma ini pada citra pelatihan ROI, citra keseluruhan pelatihan, citra pengujian ROI, dan citra keseluruhan pengujian. Pada penelitian ini, nilai k yang digunakan adalah 2, yang merepresentasikan kelompok uang asli dan uang palsu. Dan input yang digunakan adalah nilai dari hasil proses ekstraksi fitur gabungan(LBP+LoG), *output* dari implementasi *K-Means* ini berupa grafik hasil *clustering* dengan 2 *cluster* beserta nilai jarak *euclidean (sum of distances)* dari setiap eksperimennya. Proses *K-Means Clustering* dilakukan dengan langkah-langkah berikut:

1. Inisialisasi k pusat cluster secara acak.
2. Hitung jarak setiap data ke masing-masing pusat cluster.
3. Kelompokkan data ke dalam cluster dengan jarak terdekat.
4. Hitung kembali pusat cluster berdasarkan rata-rata data dalam setiap cluster.
5. Ulangi langkah 3-6 hingga tidak ada perubahan pada pengelompokan data atau iterasi maksimum tercapai.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Nilai Ekstraksi Fitur Gabungan

Tabel berikut menunjukkan hasil ekstraksi fitur gabungan menggunakan *LBP Mean*, *LBP Variance*, *LoG Density*, dan *LoG Mean* dari citra uang kertas asli dan palsu.

**Tabel 1. Hasil Ekstraksi Fitur Gabungan**

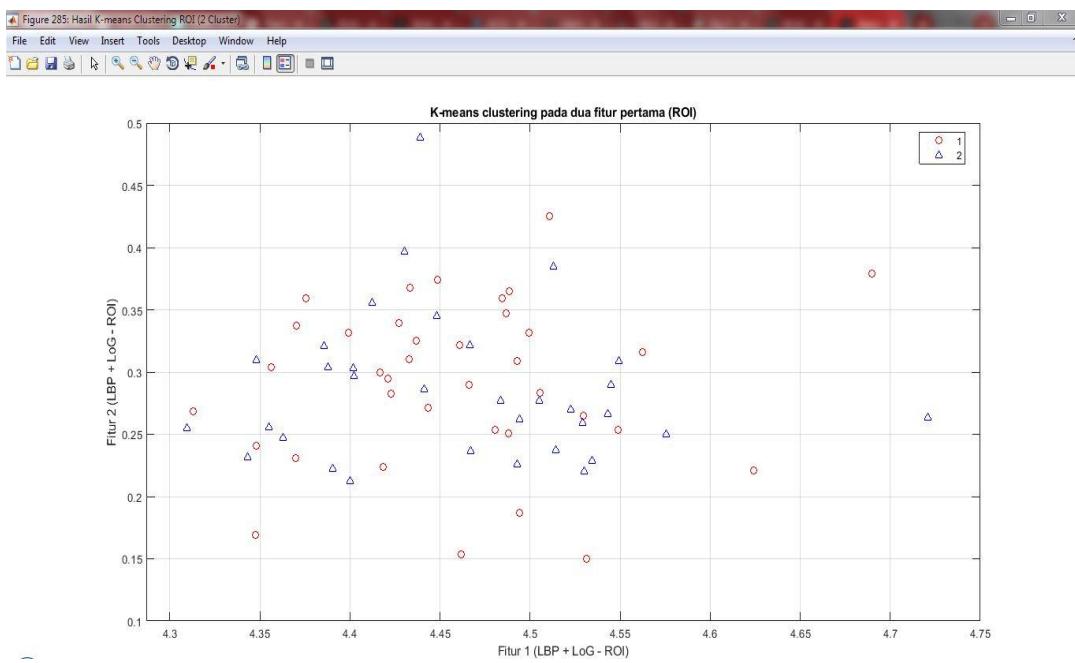
No.	Nama File	LBP Mean	LBP Variance	LoG Density	LoG Mean
1.	“asli_50k_1.jpg”	0.07252	0.011891	0.14436	0.032613
2.	“palsu_50k_2.jpg”	0.06197	0.013335	0.22051	0.016189
3.	“palsu_50k_3.jpg”	0.061022	0.013454	0.23188	0.0134
4.	“palsu_50k_4.jpg”	0.085526	0.0098005	0.28908	0.006886
5.	“palsu_50k_5.jpg”	0.060637	0.013501	0.18482	0.018481
6.	“palsu_50k_6.jpg”	0.062254	0.013299	0.11853	0.030323
7.	“asli_50k_7.jpg”	0.067737	0.012574	0.16709	0.030603
8.	“palsu_100k_8.jpg”	0.052585	0.014429	0.17586	0.01311
9.	“asli_50k_9.jpg”	0.072676	0.011868	0.138	0.023675
10.	“asli_100k_10.jpg”	0.063144	0.013186	0.16737	0.03272
11.	“palsu_50k_11.jpg”	0.061022	0.013454	0.23188	0.0134
12.	“asli_50k_12.jpg”	0.068418	0.01248	0.16917	0.022718
13.	“palsu_50k_13.jpg”	0.071553	0.012033	0.16942	0.0093497
14.	“asli_100k_14.jpg”	0.068349	0.012489	0.18621	0.017051
15.	“palsu_50k_15.jpg”	0.085526	0.0098005	0.28908	0.006886
16.	“asli_100k_16.jpg”	0.061504	0.013393	0.17817	0.024026
17.	“asli_100k_17.jpg”	0.072771	0.011854	0.1912	0.019874
18.	“asli_100k_18.jpg”	0.062254	0.013299	0.11853	0.030323
19.	“asli_50k_19.jpg”	0.071457	0.012047	0.15878	0.037724
20.	“asli_50k_20.jpg”	0.07252	0.011891	0.14436	0.032613

*LBP Mean* adalah rata-rata nilai dari fitur LBP, sedangkan *LBP Variance* menggunakan variansi yang menunjukkan seberapa besar variasi tekstur pada citra uang. *LoG Density* adalah nilai kepadatan tepi, sementara *LoG Mean* menunjukkan nilai intensitas tepi pada citra. Seperti yang sudah dijelaskan pada hasil LBP sebelumnya, nilai *LBP Mean* menunjukkan pola yang konsisten antara citra asli dan palsu setelah proses ekstraksi fitur dilakukan, yang mengindikasikan adanya variasi tekstur yang berhasil terdeteksi. *LBP Variance* juga menunjukkan nilai yang bervariasi, yang menggambarkan perbedaan tingkat kompleksitas tekstur antara citra uang asli dan palsu. Hasil dari fitur LoG juga menunjukkan nilai yang bervariasi, dengan beberapa nilai mendekati nol dan sebagian lainnya memiliki nilai tinggi. Variasi ini menggambarkan adanya perbedaan jumlah detail tepi maupun *noise* pada citra, yang umumnya lebih stabil pada citra uang asli. Hasil gabungan dari eksstraksi fitur tersebut menunjukkan bahwa citra asli cenderung memiliki nilai *LBP Mean* yang lebih stabil dan struktur data yang lebih konsisten dibandingkan citra palsu. Sementara itu, *LoG Density* pada citra palsu umumnya menunjukkan variansi tepi yang lebih tinggi akibat ketidaksamaan proses pencetakan. Temuan ini

mengindikasikan bahwa citra uang asli memiliki detail tekstur dan tepi yang lebih terdeteksi dan lebih konsisten dibandingkan citra palsu.

### B. Hasil K-Means Clustering

Hasil dari grafik diatas pada MATLAB berasal dari citra pelatihan ROI sebanyak 70 sampel baik citra asli maupun palsu. Grafik menunjukkan distribusi fitur pada dua dimensi berdasarkan hasil klastering. Ada dua jenis simbol: lingkaran merah yang merepresentasikan *cluster* 1 sebagai citra uang palsu, segitiga biru yang merepresentasikan *cluster* 2 sebagai citra uang asli. Grafik menunjukkan *scatter plot* 2D dengan sumbu X berupa “fitur 1(LBP+LoG-ROI)” dan sumbu Y berupa “fitur 2(LBP+LOG\_ROI)”. Data tersebar dalam rentang X=4.3-4.75 dan Y=0.1-0.5. Kedua *cluster* tampak sebagian terpisah, namun terlihat adanya tumpang tindih (*overlapping*) di areah tengah grafik, yang menunjukkan bahwa pemisah klaster belum optimal. Kedekatan antartitik dalam *cluster* menggambarkan kesamaan pada fitur, namun tidak ada pemisahan yang jelas antara kedua *cluster*, dan sebaran data cenderung acak sehingga batas antar-klaster tidak terbentuk dengan baik. Kemungkinan ini disebabkan karena sensitivitas terhadap pemilihan *centroid*.



Gambar 2. Hasil K-Means ROI

```
kmeans_clustering_roi_testing_30samples
Mulai ekstraksi fitur gabungan pada ROI dari 30 sampel pengujian...
Ekstraksi fitur gabungan ROI selesai untuk 30 citra.
Replicate 1, 6 iterations, total sum of distances = 4.51118.
Replicate 2, 5 iterations, total sum of distances = 4.51118.
Replicate 3, 3 iterations, total sum of distances = 4.53408.
Replicate 4, 3 iterations, total sum of distances = 4.51118.
Replicate 5, 4 iterations, total sum of distances = 4.51118.
Best total sum of distances = 4.51118
Akurasi clustering K-means (2 cluster) pada data pengujian ROI: 53.33%
Confusion Matrix:
 9   6
 8   7
```

Terdapat lima replikasi (*replicate*) untuk menentukan total jarak citra yang terakumulasi, sama seperti citra pelatihan ROI maupun citra keseluruhan, setiap replikasi mencoba untuk menemukan pusat *cluster* yang optimal. Dengan *best total sum of distances* atau nilai terbaiknya adalah 4.51118 (lebih rendah dari pelatihan ROI: 10.501) menunjukkan konsistensi dalam hal *clustering* (4 dari 5 replikasi menghasilkan nilai yang sama). Konvergensi dilakukan 3-6 iterasi per replikasi. Akurasi dari citra pengujian ROI sebesar 53.33%, sedikit lebih baik dari pelatihan ROI (51.43%). Peningkatan akurasi dari citra ROI dari 51.43% ke 53.33% sangat marginal (~2%), menunjukkan model tidak belajar pola yang signifikan dan tidak ada penurunan performa drastis pada data pengujian ROI. Tabel 2 menunjukkan struktur hasil *K-Means* citra pengujian ROI.

**C. Confusion Matrix**

$$\text{Akurasi} = \frac{9+7}{9+7+8+6} = \frac{16}{30} = 53.33\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{9}{9+8} = \frac{9}{17} = 52.94\%$$

$$\text{Recall} = \frac{9}{9+6} = \frac{9}{15} = 60.00\%$$

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times 0.5294 \times 0.60}{0.5294 + 0.60} = 56.25\%$$

**Tabel 2. Confusion Matrix ROI**

		Prediksi		Total
		Asli	Palsu	
Aktual	Asli	9	6	15
	Palsu	8	7	15
	Total	17	13	30

TP (*True Positive*) : 9TN (*True Negative*) : 7FP (*False Positive*) : 8FN (*False Negative*) : 6**IV. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian pada sistem identifikasi keaslian uang kertas menggunakan *K-Means Clustering* dengan menggabungkan dua fitur visual yang terintegrasi dengan teknik pengolahan citra digital, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma *K-Means Clustering* dapat membedakan uang asli dan palsu berdasarkan kombinasi fitur yang diekstraksi, namun tingkat akurasi yang dihasilkan masih dibawah target 80%, yaitu 53.33% pada citra ROI. Akan Tetapi, citra uang keseluruhan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan citra ROI.
2. Penggabungan dua fitur visual utama *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Laplacian of Gaussian* (LoG) menunjukkan karakteristik yang berbeda, antara uang asli dan palsu. Pada citra ROI, uang asli memiliki nilai *Mean LBP* > 0.65 dan *Edge Density LoG* < 0.18, sehingga mencerminkan konsistensi pada tekstur dan tepi. Sebaliknya, uang palsu memiliki *Edge Density* > 0.20 dan *Variance LBP* > 0.013 yang mengindikasikan tekstur yang lebih buram dan variasi tepi yang lebih tinggi.
3. Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, tingkat akurasi masih bisa ditingkatkan melalui beberapa upaya, antara lain: menggunakan algoritma atau fitur ekstraksi yang lebih efisien dan efektif, mengoptimalkan tahap *preprocessing*, meningkatkan akurasi pada citra ROI, menambah jumlah dan variasi dataset, serta menerapkan metode validasi yang kuat, penggunaan aplikasi *real time* pada penelitian selanjutnya untuk menguji performa sistem dalam kondisi nyata. Dengan perbaikan tersebut, diharapkan sistem dapat mendekripsi atau melampaui target akurasi 80% dalam mengidentifikasi keaslian uang kertas.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Aripin, S., Sarumaha, L., & Sinaga, M. N. (2020). *Implementasi Metode Laplacian of Gaussian Dalam Deteksi Tepi Citra Gigi Berlubang*. 393–396.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2021). *Digital Image Processing*. Pearson.
- Hurriyatul Fitriyah, R. C. W. (2021). *Dasar-dasar Pengolahan Citra Digital (Warna, Segmentasi, Filter)*. Universitas Brawijaya Press.
- S, H., K. (2022). *Analisis Komparatif Algoritma Clustering untuk Identifikasi Keaslian Dokumen*. 15(1), 79–80.
- Umar Rusydi, Riadi Imam, & Miladiah. (2018). *Sistem Identifikasi Keaslian Uang Kertas Rupiah Menggunakan Metode K-Means Clustering Identification System of Rupiah Currency using K-Means*

*Clustering Method.* 17(2), 179–185.

Wahyuningtyas, B., Tritoasmoro, I. I., & Ibrahim, N. (2022). Identifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode Local Binary Pattern Dan Random Forest. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 2972–2980.