

IMPLEMENTASI HOUGH CIRCLE TRANSFORM DAN ORB UNTUK DETEKSI KLASIFIKASI NOMINAL KOIN RUPIAH

**Maulana Zulfan Azka¹, Hanin Putri Sholiha², Syahna Aulia Putri³, Muhammad Mahardicka
Alfatah Zelda⁴, Endang Purnama Giri⁵, Gema Parasti Mindara⁶**

^{1,2,3,4}Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Sekolah Vokasi, IPB University

⁵Program Studi Ilmu Komputer, Sekolah Data Sains Matematika dan Informatika, IPB University

⁶Program Studi Teknologi Rekayasa Komputer, Sekolah Vokasi, IPB University

Email : ¹zulfanazka@apps.ipb.ac.id, ²haniinam_hanin@apps.ipb.ac.id,
³syahna09putri@apps.ipb.ac.id, ⁴5464zelda@apps.ipb.ac.id, ⁵endang_pg@apps.ipb.ac.id,
⁶gemaparasti@apps.ipb.ac.id

Jl. Raya Darmaga Kampus IPB, Babakan, Kec. Dramaga, Kabupaten Bogor, Jawa Barat, 16680
Jl. Kumbang No.14, Kelurahan Babakan, Kecamatan Bogor Tengah, Kota Bogor, Jawa Barat 16128

ABSTRAK

Penghitungan dan klasifikasi uang logam secara manual pada volume transaksi besar seringkali tidak efisien dan rentan terhadap kesalahan manusia. Dalam implementasi visi komputer, tantangan utama deteksi koin adalah variasi pencahayaan dan perubahan skala citra yang menyebabkan metode konvensional berbasis luas area menjadi tidak akurat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi koin yang tangguh (*robust*) terhadap perubahan jarak kamera dan kondisi cahaya. Metode yang diusulkan menggabungkan algoritma *Hough Circle Transform* untuk mendeteksi lokasi geometris koin dan *ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)* untuk mengklasifikasikan nominal berdasarkan pencocokan fitur tekstur permukaan. Sistem ini dilengkapi dengan mekanisme pembelajaran adaptif (*Human-in-the-Loop*), yang memungkinkan pengguna untuk melatih sistem secara interaktif saat menemukan varian koin baru atau koin yang gagal dikenali. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi pra-pemrosesan *CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)* dan deteksi *Hough* mampu mengisolasi objek lingkaran yang saling bersentuhan, sementara metode *feature matching efektif* membedakan nominal koin yang memiliki diameter serupa namun tekstur berbeda. Disimpulkan bahwa integrasi analisis tekstur dan fitur koreksi manual pengguna terbukti meningkatkan akurasi dan fleksibilitas sistem dibandingkan metode deteksi statis berbasis kontur.

Keywords: Penghitungan Objek, Hough Circle, ORB, Feature Matching, Pembelajaran Adaptif

ABSTRACT

Manual coin counting and classification in high-volume transactions are often inefficient and prone to human error. In computer vision implementations, the primary challenges in coin detection are lighting variations and changes in image scale, rendering conventional area-based methods inaccurate. This study aims to develop a coin detection system robust to changes in camera distance and lighting conditions. The proposed method combines the *Hough Circle Transform* algorithm for detecting geometric coin locations and *ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)* for classifying denominations based on surface texture feature matching. The system is equipped with an adaptive learning mechanism (*Human-in-the-Loop*), allowing users to interactively train the system upon encountering new coin variants or unrecognized coins. Test results indicate that the combination of *CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)* pre-processing and *Hough* detection successfully isolates overlapping circular objects, while the *feature matching method* effectively distinguishes coin denominations with similar diameters but distinct textures. It is concluded that integrating texture analysis with user manual correction features significantly enhances system accuracy and flexibility compared to static contour-based detection methods.

Keywords: Object Counting, Hough Circle, ORB, Feature Matching, Adaptive Learning

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Uang logam atau koin merupakan alat pembayaran yang vital dalam transaksi ekonomi mikro. Namun, perhitungan manual terhadap tumpukan koin dalam jumlah besar sering kali tidak efisien dan rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*). Solusi berbasis visi komputer (*computer vision*) menawarkan alternatif otomatisasi yang fleksibel, seperti halnya penerapan teknologi pengenalan objek visual pada perangkat bergerak yang semakin berkembang [1][2]. Selain itu, integrasi sistem cerdas ke dalam antarmuka aplikasi modern memungkinkan interaksi pengguna yang lebih efektif dalam berbagai kasus penggunaan [3].

Tantangan utama dalam deteksi koin berbasis citra adalah variasi pencahayaan dan kemiripan warna antar nominal koin [4]. Metode konvensional yang hanya mengandalkan segmentasi warna atau luas area kontur (*contour area*) sering kali memiliki akurasi rendah. Pendekatan berbasis luas area sangat sensitif terhadap jarak kamera (skala citra); sedikit perubahan ketinggian kamera dapat mengubah jumlah area piksel secara drastis, menyebabkan kesalahan klasifikasi [5]. Selain itu, oklusi atau tumpang tindih antar koin juga menjadi masalah signifikan dalam metode segmentasi tradisional [6].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan hibrida yang menggabungkan deteksi bentuk geometris dan pencocokan fitur tekstur. Sistem yang dibangun tidak lagi hanya bergantung pada luas area, melainkan menggunakan algoritma *Hough Circle Transform* untuk deteksi lokasi koin yang lebih *robust* terhadap *noise* [5], serta algoritma *ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)* untuk ekstraksi fitur permukaan koin [7]. *ORB* dikenal memiliki efisiensi komputasi yang tinggi dan ketahanan terhadap rotasi, menjadikannya pilihan ideal untuk aplikasi *real-time* [8]. Selain itu, sistem ini menerapkan konsep *Human-in-the-Loop*, di mana pengguna dapat melakukan intervensi korektif secara *real-time* untuk "mengajari" sistem mengenali koin baru, yang kemudian disimpan dalam basis data (*JSON*) untuk meningkatkan akurasi deteksi di masa depan [9]. Pendekatan pembelajaran interaktif ini sejalan dengan tren terkini dalam pengembangan sistem kecerdasan buatan yang adaptif [10].

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, permasalahan yang akan diselesaikan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana meningkatkan deteksi tepi koin pada kondisi pencahayaan yang tidak merata menggunakan teknik perbaikan kontras adaptif?
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)* untuk mengklasifikasikan nominal koin berdasarkan tekstur permukaannya, bukan hanya luas areanya?
3. Bagaimana membangun antarmuka sistem yang memungkinkan pengguna melatih (*train*) sistem secara interaktif untuk mengenali varian koin baru?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi "Smart Coin Detector" untuk deteksi serta klasifikasi nominal koin yang mampu:

1. Mendeteksi objek berbentuk lingkaran menggunakan *Hough Gradient Method* yang tahan terhadap tumpang tindih parsial.
2. Mengklasifikasikan nominal koin menggunakan pencocokan fitur (*feature matching*) dengan metode *Brute Force Hamming*.
3. Menyediakan mekanisme pembelajaran dinamis di mana sistem dapat menyimpan template fitur koin baru berdasarkan input pengguna.

1.4 Kontribusi Penelitian

Kontribusi utama penelitian ini adalah penerapan metode pencocokan fitur (*ORB*) yang ringan namun efektif untuk klasifikasi objek pada perangkat dengan sumber daya terbatas, serta integrasi mekanisme umpan balik pengguna (*user feedback loop*) yang memungkinkan sistem beradaptasi dengan lingkungan baru tanpa perlu pelatihan ulang (*re-training*) model yang kompleks.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Bagian ini membahas teori-teori pendukung dan penelitian terkait yang menjadi landasan dalam pengembangan sistem deteksi dan klasifikasi nominal koin rupiah menggunakan metode pengolahan citra digital.

2.1 Pengolahan Citra Digital dan Pra-pemrosesan

Pengolahan citra digital merupakan teknik memanipulasi citra menggunakan algoritma komputer untuk meningkatkan kualitas visual atau mengekstraksi informasi penting darinya [11]. Dalam konteks deteksi objek, tahapan pra-pemrosesan sangat krusial untuk mempersiapkan citra sebelum masuk ke tahap deteksi utama. Salah satu teknik dasar adalah konversi citra *RGB* (*Red, Green, Blue*) menjadi *Grayscale*. Proses ini menyederhanakan representasi citra dengan menghilangkan informasi krominansi namun tetap mempertahankan informasi intensitas yang cukup untuk mendeteksi tepi dan fitur geometris [4].

Selain itu, *noise* atau derau pada citra seringkali mengganggu proses deteksi tepi. Untuk mengatasi hal ini, digunakan metode *Gaussian Blur*. Untuk mengurangi *noise*, teknik *filtering* seperti *Gaussian Blur* diterapkan untuk menghaluskan citra dengan tetap mempertahankan struktur utama objek, sebagaimana dijelaskan dalam literatur standar pengolahan citra [3].

2.2 Perbaikan Kualitas Citra (*Image Enhancement*)

Tantangan utama dalam deteksi koin logam adalah variasi pencahayaan dan pantulan cahaya pada permukaan logam. Metode histogram ekualisasi standar seringkali meningkatkan *noise* latar belakang. Oleh karena itu, metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* digunakan.

Penelitian oleh Mohammed dan Isa [12] menunjukkan bahwa *CLAHE* mampu meningkatkan kontras lokal pada citra dengan kondisi pencahayaan buruk secara adaptif. Teknik ini membatasi amplifikasi kontras pada area homogen, sehingga detail tekstur permukaan koin dapat ditonjolkan tanpa memperburuk *noise* secara signifikan [13].

2.3 Deteksi Tepi dan Bentuk Geometris

Untuk memisahkan objek koin dari latar belakang, digunakan deteksi tepi *Canny*. Algoritma ini dikenal optimal dalam mendeteksi berbagai tepian citra dengan tingkat kesalahan yang rendah. Dalam aplikasi pemisahan objek, metode deteksi tepi sering dikombinasikan dengan teknik klasifikasi area, seperti *Quadrant Tree Classifier*, untuk membedakan *Region of Interest (ROI)* secara lebih efektif [1]. Mengingat karakteristik koin yang berbentuk lingkaran, metode *Hough Circle Transform (HCT)* diterapkan sebagai algoritma deteksi bentuk utama. *HCT* bekerja dengan melakukan *voting* pada ruang parameter untuk menentukan keberadaan lingkaran meskipun tepian objek tidak sepenuhnya sempurna atau terputus sebagian [5]. Metode ini sangat efektif untuk mendeteksi batas luar koin sebelum dilakukan ekstraksi fitur internal.

2.4 Ekstraksi Fitur dengan *ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)*

Setelah lokasi koin terdeteksi, klasifikasi nominal dilakukan berdasarkan fitur visual permukaan koin. *Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)* digunakan sebagai deskriptor fitur. *ORB* merupakan alternatif yang efisien dari *SIFT* atau *SURF*, dengan keunggulan invarian terhadap rotasi dan perubahan skala.

ORB menggabungkan detektor *keypoint FAST* dengan deskriptor *BRIEF* yang telah dimodifikasi untuk menangani orientasi, menjadikannya invarian terhadap rotasi dan perubahan skala [8]. Dalam penelitian ini, *ORB* berperan penting untuk mencocokkan fitur koin yang dideteksi dengan citra referensi (*database*) menggunakan metode pencocokan *Brute Force Matcher*.

2.5 Hough Circle Transform (HCT)

Hough Circle Transform (HCT) adalah teknik pengenalan bentuk yang sangat efektif dalam mendeteksi objek berbentuk lingkaran sempurna atau hampir sempurna dalam citra digital. Berbeda dengan metode berbasis kontur yang rentan terhadap tepi yang terputus, *HCT* bekerja dengan mengubah ruang piksel ke ruang parameter (ruang *Hough*) melalui akumulator. *HCT* memetakan setiap titik tepi (piksel) yang ditemukan pada citra ke dalam ruang tiga dimensi (x, y, r), di mana (x, y) adalah koordinat pusat lingkaran dan (r) adalah jari-jari lingkaran. Titik dalam ruang *Hough* yang menerima "suara" (*vote*) terbanyak mengindikasikan keberadaan pusat dan jari-jari lingkaran pada citra asli [5].

HCT dipilih karena kemampuannya mendeteksi bentuk lingkaran meskipun terjadi tumpang tindih parsial atau *noise* tinggi, yang sering terjadi pada tumpukan koin. Dalam implementasi ini, *HCT* digunakan dengan metode gradien (*Hough Gradient Method*) untuk meningkatkan akurasi deteksi tepi yang tidak sempurna.

2.6 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE adalah teknik pra-pemrosesan citra yang digunakan untuk meningkatkan kontras gambar, terutama pada area lokal. Metode ini merupakan pengembangan dari *Adaptive Histogram Equalization (AHE)* yang membagi citra menjadi wilayah-wilayah kecil (disebut *tiles*) dan melakukan *equalization* pada setiap wilayah secara independen [13]. Keunggulan *CLAHE* adalah membatasi (*clipping*) peningkatan kontras pada wilayah homogen untuk mencegah amplifikasi *noise* berlebihan.

CLAHE sangat krusial dalam penelitian ini karena digunakan untuk menonjolkan fitur tekstur (angka nominal, ornamen) pada permukaan koin yang mungkin pudar atau berada di bawah bayangan. Peningkatan kontras ini memastikan algoritma *ORB* dapat mengekstraksi titik fitur yang lebih stabil [12].

2.7 Konsep Pembelajaran Interaktif (Human-in-the-Loop / HIL)

Human-in-the-Loop (HIL) merujuk pada kerangka kerja di mana manusia berinteraksi secara aktif dan berkala dengan sistem *Machine Learning* atau otomasi untuk melatih, menguji, atau meningkatkan performa sistem [14].

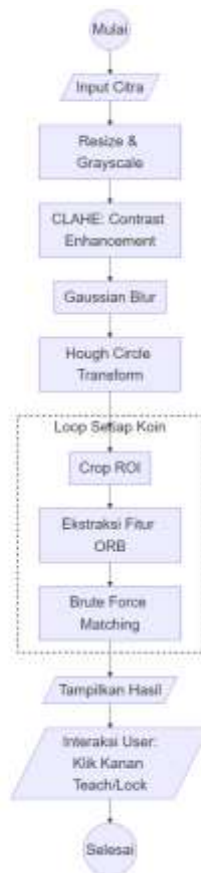
Dalam penelitian ini, *HIL* diwujudkan melalui fitur "Teach & Lock". Jika sistem gagal mengklasifikasikan nominal koin, pengguna dapat melakukan intervensi korektif. Mekanisme ini memungkinkan sistem untuk beradaptasi dengan varian data baru (misalnya, koin edisi lama atau koin yang sangat kusam) tanpa perlu proses pelatihan ulang (*re-training*) model yang rumit. Data korektif dari pengguna disimpan sebagai template baru, yang secara dinamis meningkatkan akurasi deteksi di masa depan.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini mengimplementasikan alur pemrosesan citra digital yang terintegrasi dalam aplikasi antarmuka pengguna grafis (*GUI*) berbasis Python (Tkinter).

3.1 Alur Kerja Sistem

Sistem dirancang dengan alur kerja interaktif seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Proses dimulai dari input citra, pra-pemrosesan, deteksi kandidat koin, ekstraksi fitur, pencocokan dengan basis data template, hingga validasi oleh pengguna.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian

3.2 Pra-pemrosesan Citra (*Pre-processing*)

Tahap ini bertujuan mempersiapkan citra agar optimal untuk proses deteksi. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

1. *Penskalaan (Scaling)*: Citra diubah ukurannya agar memiliki lebar tetap (800 piksel) untuk menjaga konsistensi parameter deteksi radius, terlepas dari resolusi kamera asli.
2. *Konversi Grayscale*: Mengubah citra *RGB* menjadi derajat keabuan. Konversi ini menyederhanakan data citra dan mempercepat proses komputasi selanjutnya [11].
3. *CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)*: Berbeda dengan *global equalization*, metode ini meningkatkan kontras lokal pada citra. Hal ini sangat krusial untuk menonjolkan tekstur permukaan koin (angka dan gambar) agar fitur dapat diekstraksi oleh algoritma *ORB*, terutama pada koin yang terlihat pudar atau terkena bayangan [12]. Teknik perbaikan kontras lokal terbukti efektif dalam meningkatkan detail pada citra dengan pencahayaan rendah [13].
4. *Gaussian Blur*: Menggunakan kernel (15x15) untuk mereduksi *noise* frekuensi tinggi sebelum proses deteksi lingkaran [15]. Penggunaan filter blur merupakan langkah standar untuk meminimalkan deteksi tepi palsu pada algoritma *Hough* [16].

3.3 Deteksi Objek (*Hough Circle Transform*)

Berbeda dengan penelitian terdahulu yang menggunakan *contour finding*, penelitian ini menggunakan *Hough Circle Transform* (*cv2.HoughCircles*) dengan metode *Gradient*. Algoritma ini lebih handal dalam mendeteksi bentuk lingkaran sempurna meskipun garis tepinya tidak terhubung sepenuhnya atau terhalang sebagian [7].

Parameter sensitivitas (*param2*) pada akumulator *Hough* dibuat dinamis dan dapat diatur oleh pengguna melalui *slider* sensitivitas pada *GUI*, memungkinkan adaptasi terhadap tingkat kekacauan (*clutter*) latar belakang citra.

3.4 Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi (*ORB & BFMatcher*)

Setelah lokasi koin (*x*, *y*, *radius*) ditemukan, sistem melakukan *cropping* pada *Region of Interest* (*ROI*). Klasifikasi nominal dilakukan dengan pendekatan berikut:

1. Ekstraksi Fitur *ORB*: Algoritma *ORB* mendeteksi *keypoints* (titik unik) dan menghasilkan *descriptors* biner dari tekstur permukaan koin. *ORB* dipilih karena komputasinya jauh lebih cepat dibandingkan *SIFT* atau *SURF*, namun tetap invarian terhadap rotasi [7][8].
2. Pencocokan Template (*Template Matching*): *Descriptor* dari koin yang dideteksi dicocokkan dengan *database* template koin yang tersimpan menggunakan *Brute Force Matcher* dengan norma *Hamming* (*cv2.NORM_HAMMING*) [17]. Penggunaan jarak *Hamming* sangat efisien untuk membandingkan deskriptor biner seperti yang dihasilkan oleh *ORB* [18].
3. Penentuan Nominal: Jika jumlah *matches* (titik yang cocok) melebihi ambang batas tertentu (misalnya > 8 *matches*), koin diklasifikasikan sesuai nominal template dengan kecocokan tertinggi. Jika tidak, koin dilabeli sebagai tidak diketahui ("?").

3.5 Mekanisme Pembelajaran Interaktif (*Human-in-the-Loop*)

Sistem dilengkapi fitur pembelajaran dinamis. Jika sistem gagal mengenali koin atau salah klasifikasi, pengguna dapat melakukan klik kanan pada koin tersebut di antarmuka aplikasi. Fitur ini memicu fungsi *train_and_lock*, yang akan:

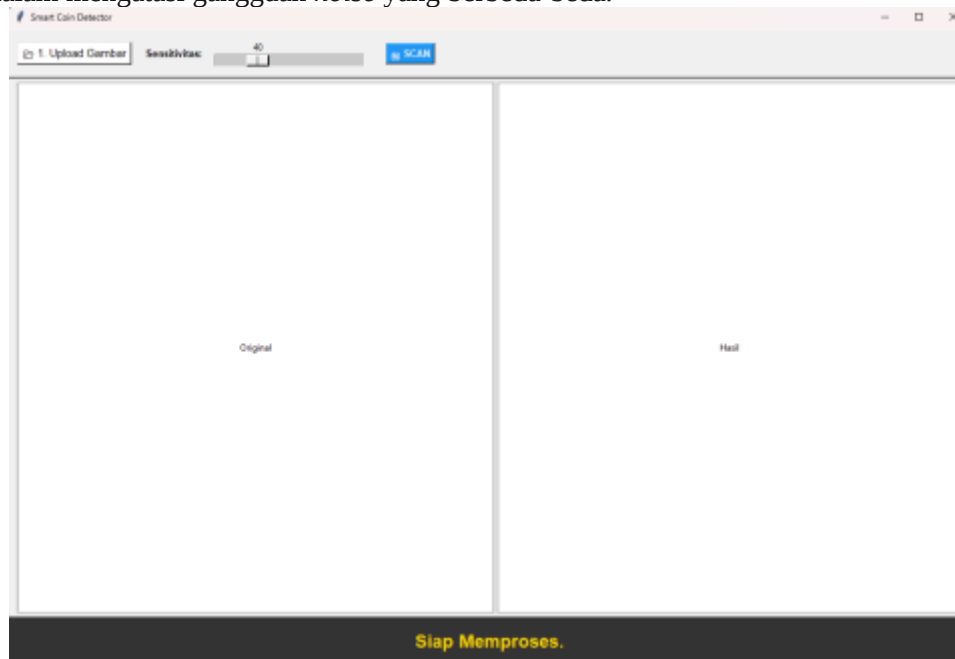
1. Mengambil *ROI* koin tersebut.
2. Menyimpannya sebagai template baru (format *.jpg* dan data fitur) ke dalam *folder* sistem.
3. Memperbarui basis data *JSON* untuk mengingat posisi dan nominal koin tersebut.
4. Pendekatan ini memungkinkan sistem menjadi semakin akurat seiring dengan bertambahnya penggunaan, karena variasi data latih dikumpulkan langsung dari kondisi operasional nyata.

4. PEMBAHASAN

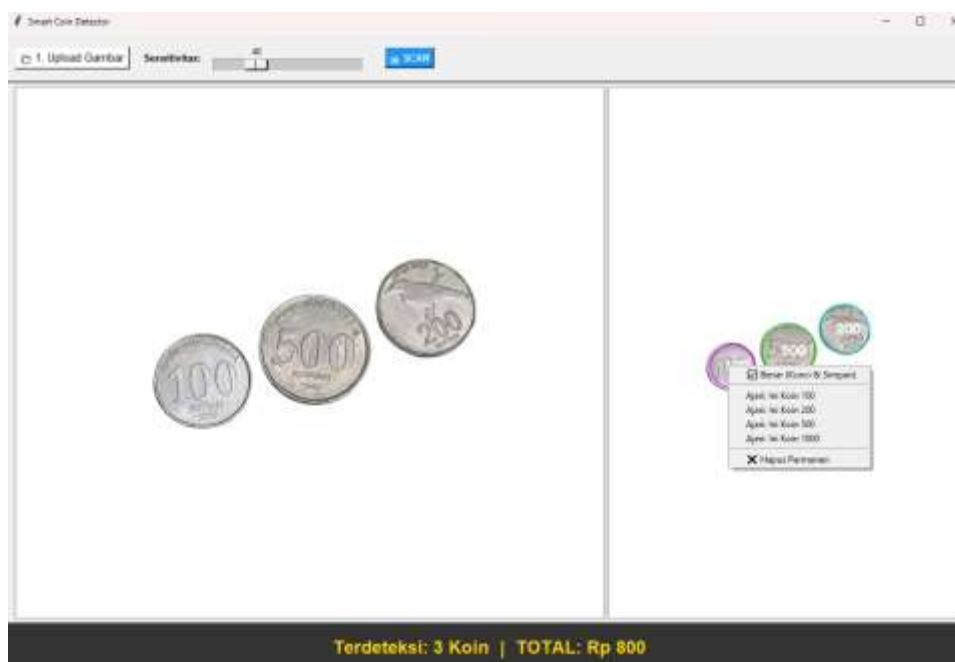
4.1 Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem "Smart Coin Detector" telah berhasil diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan antarmuka grafis (*GUI*) berbasis Tkinter. Dalam rancangannya, antarmuka utama sistem diorganisasikan secara sistematis ke dalam dua segmen fungsional, yaitu panel visualisasi untuk menampilkan citra digital sebelum dan sesudah pemrosesan, serta panel kontrol yang memuat berbagai parameter operasional. Desain ini memfasilitasi interaksi pengguna yang efisien, di mana pengguna dapat memuat citra masukan dari penyimpanan lokal sekaligus melakukan penyesuaian (*tuning*) sensitivitas deteksi yang memberikan respons visual secara waktu nyata (*real-time*). Fitur unggulan yang menjadi nilai tambah dari antarmuka ini adalah integrasi komponen *slider* pengatur sensitivitas yang terhubung secara langsung dengan parameter internal algoritma *Hough Transform*. Mekanisme kontrol ini menawarkan fleksibilitas operasional yang signifikan, memungkinkan pengguna

untuk mengkalibrasi ambang batas deteksi secara presisi guna mengakomodasi variasi karakteristik citra, terutama dalam mengatasi gangguan *noise* yang berbeda-beda.



Gambar 2. Tampilan GUI



Gambar 3. Tampilan Fitur *Train & Lock*

4.2 Analisis Deteksi Objek

Penerapan *Hough Gradient Method* menunjukkan hasil yang superior dibandingkan metode kontur konvensional pada kasus koin yang saling bersentuhan. Algoritma mampu memisahkan koin yang berdempetan karena mendeteksi kelengkungan (*curvature*) tepi koin. Selain itu, penerapan *CLAHE* sebelum deteksi terbukti efektif memperjelas batas tepi koin pada area yang tertutup bayangan, sehingga mengurangi tingkat *false negative*.

4.3 Analisis Klasifikasi Nominal

Metode pencocokan fitur *ORB* berhasil mengatasi kelemahan metode berbasis luas area yang rentan terhadap perubahan jarak kamera.

1. **Ekstraksi Fitur:** Algoritma *ORB* berhasil mengekstraksi titik-titik unik (*keypoints*) seperti angka nominal dan ornamen garuda.
2. **Akurasi Klasifikasi:** Dengan ambang batas minimal 8 titik kecocokan, sistem mampu membedakan koin Rp500 (perak) dan Rp500 (emas) yang memiliki ukuran serupa namun tekstur berbeda. Koin diklasifikasikan sebagai "?" jika fitur yang cocok di bawah ambang batas, mencegah kesalahan identifikasi (*false positive*).

4.4 Evaluasi Akurasi Klasifikasi

Pengujian sistem dilakukan menggunakan *dataset* uji yang terdiri dari 27 sampel koin Rupiah dengan berbagai nominal (Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000). Pengujian dilakukan pada kondisi pencahayaan dalam ruangan dengan latar belakang yang bervariasi. Kinerja sistem dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk memetakan perbandingan antara kelas nominal sebenarnya (*Actual Class*) dengan kelas hasil prediksi sistem (*Predicted Class*).

Nominal Asli/ Prediksi	Rp.100	Rp.200	Rp.500	Rp.1000	Unknown(?)	Total sampel	Recall (%)
Rp.100	7	0	0	0	0	7	100%
Rp.200	0	4	0	0	1	5	80%
Rp.500	0	0	7	0	0	7	100%
Rp.1000	0	0	0	8	0	8	100%
Total	7	4	7	8	1	27	96,30%

Tabel 1. *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi

Berdasarkan Tabel 1, sistem berhasil mengenali seluruh sampel koin Rp100, Rp500, dan Rp1.000 dengan tepat (*Recall* 100%). Namun, terdapat misklasifikasi pada kategori koin Rp200, di mana satu sampel terdeteksi sebagai "Unknown" (?). Kategori "Unknown" muncul ketika jumlah titik fitur (*keypoints*) yang cocok (*matches*) antara citra input dan template *database* berada di bawah nilai ambang batas (*threshold*) yang ditentukan, yaitu 8 *matches*.

Akurasi keseluruhan (*Overall Accuracy*) sistem dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{\sum TruePositive}{\sum TotalData} \times 100\% \quad (1)$$

$$Akurasi = \frac{7 + 4 + 7 + 8}{27} \times 100\% = 96,30\%$$

4.5 Efektivitas Fitur *Human-in-the-Loop*

Fitur *Human-in-the-Loop* yang diimplementasikan memberikan solusi praktis untuk menangani kasus *False Negative* (seperti pada koin Rp200 yang tidak terdeteksi). Pengujian menunjukkan bahwa

setelah pengguna melakukan koreksi manual melalui antarmuka *Train & Lock* pada sampel yang gagal dikenali, sistem berhasil menyimpan karakteristik fitur baru tersebut ke dalam *file coin_database.json*. Pada percobaan ulang dengan sampel yang sama, sistem mampu mengenali koin tersebut dengan benar sebagai Rp200, membuktikan bahwa sistem memiliki kemampuan adaptasi terhadap variasi data baru.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem deteksi dan klasifikasi nominal koin Rupiah menggunakan metode gabungan *Hough Circle Transform* dan algoritma *ORB Feature Matching*. Berdasarkan pengujian terhadap 27 sampel citra, sistem mencapai tingkat akurasi rata-rata sebesar 96,30%. Sistem menunjukkan keandalan tinggi pada koin dengan fitur tekstur yang jelas (Rp500 dan Rp1.000), namun masih menghadapi tantangan pada koin dengan permukaan sangat reflektif (Rp200). Mekanisme *Human-in-the-Loop* yang dikembangkan terbukti krusial dalam meningkatkan *usability* sistem, memungkinkan koreksi kesalahan secara *real-time* tanpa perlu melatih ulang model dari awal. Pengembangan selanjutnya disarankan untuk menerapkan teknik pra-pemrosesan pencahayaan yang lebih lanjut, seperti normalisasi histogram adaptif, untuk mengurangi efek pantulan cahaya pada koin berbahan logam mengkilap.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. C. Nurcahyo, V. Wati, D. E. Profesi, and K. Kusri, "Implementasi Deteksi Tepi Menggunakan Metode Quadrant Tree Classifier pada Pemisahan Objek Berbasis Digital Image Processing (Studi Kasus: Objek Bendera Negara)," *J. Inf. Interaktif*, vol. 4, no. 3, pp. 138–148, Sept. 2019.
- [2] F. Fitriastuti, R. A. Setyawan, and H. R. Correia, "Prototype Pengenalan Candi di Yogyakarta Berbasis Augmented Reality," *J. Inf. Interaktif*, vol. 7, no. 1, pp. 70–78, Jan. 2022.
- [3] R. A. Setyawan and R. M. Fadilla, "Media Komunikasi Kesehatan Untuk Tuna Rungu Dan Tuna Wicara Berbasis Android," *J. Inf. Interaktif*, vol. 7, no. 1, pp. 50–59, Jan. 2022.
- [4] E. Haryanto, "Implementasi Teknik Steganografi sebagai Anti Forensik Penyisipan Teks pada Citra," *J. Inf. Interaktif*, vol. 1, no. 2, 2016.
- [5] M. H. Rifqo, Y. Darnita, D. Deslianti, and W. Zen, "Application of Hough Transformation Method for Value Analysis Rupiah Coins," *J. Komput. Inf. Dan Teknol.*, vol. 2, no. 2, pp. 247–258, Dec. 2022, doi: 10.53697/jkomitek.v2i2.855.
- [6] D. M. Dumaliang, J. M. Q. Rigor, R. G. Garcia, J. F. Villaverde, and J. R. Cuñado, "Coin Identification and Conversion System using Image Processing," in *2021 IEEE 13th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM)*, Nov. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/HNICEM54116.2021.9732002.
- [7] S. A. K. Tareen and Z. Saleem, "A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK," in *2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET)*, Mar. 2018, pp. 1–10. doi: 10.1109/ICOMET.2018.8346440.
- [8] E. Karami, S. Prasad, and M. Shehata, "Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images." 2017. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1710.02726>
- [9] N. Wondimu, C. Buche, and U. Visser, "Interactive Machine Learning: A State of the Art Review," 2022. doi: 10.48550/arXiv.2207.06196.
- [10] A. Holzinger, "Interactive machine learning for health informatics: when do we need the human-in-the-loop?," *Brain Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 119–131, June 2016, doi: 10.1007/s40708-016-0042-6.
- [11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Pearson, 2018. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=0F05vgAACAAJ>
- [12] I. Majid Mohammed and N. Ashidi Mat Isa, "Contrast Limited Adaptive Local Histogram Equalization Method for Poor Contrast Image Enhancement," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 62600–62632, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3558506.
- [13] Zekson Arizona Matondang, "Penerapan Metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (Clahe) Pada Citra Digital Untuk Memperbaiki Gambar X-ray," *Publ. Ilm. Teknol. Inf. Neumann*, vol. 3, no. 2, pp. 24–29, Nov. 2018.
- [14] Varsha Rahul Dange, "Human in Loop Machine Learning: A Paradigm Shift," *Panam. Math. J.*, vol. 35, no. 1s, pp. 138–148, Nov. 2024, doi: 10.52783/pmj.v35.i1s.2295.
- [15] R. Mayasari and N. Heryana, "Reduce Noise in Computed Tomography Image using Adaptive Gaussian Filter," 2019, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1902.05985>
- [16] J. Zhou *et al.*, "Nonlinear Computational Edge Detection Metalens," *Adv. Funct. Mater.*, vol. 32, no. 34, p. 2204734, Aug. 2022, doi: 10.1002/adfm.202204734.

- [17] Giovinna Khoharja, Liliana Liliana, and Anita Nathania Purbowo, “Aplikasi Deteksi Nilai Uang Pada Mata Uang Indonesia Dengan Metode Feature Matching,” *J. Infra*, vol. 5, no. 1, pp. 51–55, 2017.
- [18] H. Shridhar, S. S. Harakannanavar, R. Chetan, V. Kanabur, H. Jayalaxmi, and C. Prashanth, “Enhanced Video Mosaic Generation: Efficient ORB Feature Extraction and Hamming Distance Matching,” in *2024 Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies (ICACCTech)*, IEEE, 2024, pp. 92–97.