



**SUBMIT**

(Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains)

Vol. 1 No. 2 (2021) 39 - 45

ISSN Media Elektronik: 2798-6861

## **IDENTIFIKASI DAN KONVERSI MATA UANG ASING MENGGUNAKAN SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM**

**Ronny Makhfuddin Akbar<sup>1</sup>, Fajar Indra Kurniawan<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Majapahit  
Email: <sup>1</sup> ronnyma.ft@unim.ac.id, <sup>2</sup> fajar@unim.ac.id

(Naskah masuk: 21 November 2021, diterima untuk diterbitkan: 15 Desember 2021)

### **Abstrak**

Uang kertas masih banyak digunakan dalam transaksi komersial meskipun mata uang digital menjadi populer, uang kertas fisik masih menjadi jumlah besar dari transaksi lokal. Salah satu permasalahan wisatawan dari luar negeri mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi harga barang dan jasa menggunakan mata uang lokal dan membayar barang-barang tersebut dalam mata uang lokal. Untuk mengatasi permasalahan ini, sistem identifikasi uang kertas dan konversi mata uang asing akan menjadi alat yang berguna serta sebagai alternatif solusi bagi para wisatawan asing. Sistem identifikasi dan konversi mata uang asing adalah alat yang sangat dibutuhkan untuk setiap wisatawan asing. Tujuan penelitian ini merancang aplikasi yang memberikan konversi mata uang asing dengan mengambil gambar uang kertas asing. Aplikasi dimulai dengan mengambil citra sejumlah uang kertas asing, kemudian memberi label pada citra dengan nilai mata uang. Citra yang dihasilkan akan dibandingkan dengan serangkaian pelatihan beberapa citra uang kertas asing dengan algoritma SIFT dan RANSAC untuk pencocokan citra. Kemudian nilai mata uang asing dikonversi ke Rupiah. Posisi setiap uang kertas beserta nilai mata uang Rupiah dikirim kembali ke citra dengan label di atas citra asli dan dijumlahkan jika uang kertas lebih dari satu. Penelitian ini telah berhasil mengidentifikasi uang kertas dan konversi mata uang asing menggunakan metode SIFT yang mampu membedakan beberapa uang kertas dari berbagai negara dengan akurasi 100% untuk identifikasi sampai dengan 8 uang kertas. Sistem juga berhasil mengidentifikasi uang kertas jamak baik dari negara yang sama ataupun dari beberapa negara dengan waktu rata-rata 32.67 detik.

**Kata kunci:** *uang kertas asing; identifikasi uang kertas asing; konversi mata uang asing; SIFT; RANSAC.*

## ***FOREIGN CURRENCY IDENTIFICATION AND CONVERSION USING SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM***

### ***Abstract***

*Banknotes are still widely used in commercial transactions, although the digital currency is becoming popular, physical banknotes still make up a large proportion of local transactions. One of the problems for tourists from abroad is the difficulty in identifying prices for goods and services using the local currency and paying for these goods in the local currency. To solve this problem, the banknote identification system and foreign currency conversion will be a useful tool as well as an alternative solution for foreign tourists. The application starts by taking an image of a number of foreign banknotes, then labelling the image with the currency value. The resulting image will be compared with a series of training on several foreign banknote images using the SIFT and RANSAC algorithms for image matching. Then the foreign currency value is converted to Rupiah. This research has succeeded in identifying banknotes and converting foreign currencies using the SIFT method which is able to distinguish several banknotes from various countries with 100% accuracy for the identification of up to 8 banknotes. The system also succeeded in identifying multiple banknotes from the same country or from several countries with an average time of 32.67 seconds.*

**Keywords:** *foreign banknotes; identification of foreign banknotes; foreign currency conversions; SIFT; RANSAC.*

## 1. PENDAHULUAN

Uang kertas masih banyak digunakan dalam transaksi komersial meskipun mata uang digital menjadi populer, uang kertas fisik masih menjadi jumlah besar dari transaksi lokal. Salah satu permasalahan wisatawan dari luar negeri mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi harga barang dan jasa menggunakan mata uang lokal dan membayar barang-barang tersebut dalam mata uang lokal. Untuk mengatasi permasalahan ini, sistem identifikasi uang kertas dan konversi mata uang asing akan menjadi alat yang berguna serta sebagai alternatif solusi bagi para wisatawan asing. Beberapa uang kertas memiliki karakteristik yang berbeda dalam identifikasi mata uang kertas. Untuk deteksi uang kertas, berbagai metode telah diusulkan dan metode tersebut sensitif terhadap kondisi pencahayaan dan pengambilan citra seperti latar belakang citra.

Algoritma *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) dapat menghasilkan *keypoint* dan deskriptor fitur yang berbeda untuk setiap objek. Dan dianggap salah satu algoritma yang berkontribusi pada peningkatan teknik ekstraksi fitur dalam citra. Algoritma SIFT adalah teknik pemilihan fitur yang bergantung tampilan objek pada *interest point* tertentu. *Interest point* ini tidak diubah oleh skala atau rotasi citra. Penerapan metode SIFT membutuhkan dua langkah utama: pertama, ekstraksi karakteristik objek dan menghitung deskriptornya (untuk mendeteksi karakteristik yang paling mungkin mewakili objek tersebut); kedua, menempatkan prosedur pemetaan atau pencocokan yang merupakan tujuan akhir dari metode ini (Hamida, Azizi and Maaloul, 2016).

Beberapa penelitian sebelumnya dari sistem identifikasi uang kertas telah terbukti berhasil, sistem deteksi mata uang india menggunakan algoritma SIFT sudah dilakukan oleh Bhavani dengan hasil akurasi yang baik (Bhavani, 2017). Pengenalan koin dan uang kertas yordania menggunakan algoritma SIFT telah dilakukan dengan akurasi 71% untuk uang kertas, dan 25% untuk koin. Hasilnya menunjukkan bahwa akurasi pengenalan mata uang koin kurang dari akurasi pengenalan mata uang kertas. Ini terjadi karena kondisi iluminasi yang mempengaruhi citra koin (Abu Doush and AL-Btoush, 2017). Untuk sistem identifikasi uang kertas yang didesain untuk orang tunanetra, sistem dengan ekstraksi fitur hanya pada mata uang Mesir. Metode pengenalan fitur yang digunakan adalah algoritma *Oriented Fast and Rotated Brief* (ORB) dengan akurasi 96% (Yousry, Taha and Selim, 2018). Kurniawati dkk. (Kurniawati, Risandriya and Wijanarko, 2019) mengusulkan sistem deteksi nominal uang kertas bagi penyandang Tunanetra menggunakan *Neural Network* dengan akurasi rata-rata 97.6%.

Beberapa metode menggunakan algoritma *Machine Learning* seperti menggunakan metode *Principal Component Analysis*, dan *Linear Feature Transformation* untuk ekstraksi fitur. Sistem berhasil dengan akurasi 91.15%, namun hanya bisa digunakan untuk mata uang Persia (Mousavi *et al.*, 2015). Metode *Artificial Intelligence* juga digunakan untuk pengenalan uang kertas dengan akurasi 100%, namun hanya digunakan untuk mata uang Amerika dan Euro (Han and Kim, 2019). Mata uang kertas dan koin Jordania Dinar dan Korea Won dilakukan deteksi menggunakan metode *Faster Region-Based Convolution Neural Network* (Faster R-CNN) dengan hasil akurasi uang kertas lebih baik dibandingkan dengan deteksi koin (Park *et al.*, 2020). Pengenalan uang kertas mata uang Nigeria, Amerika, Kanada, dan Euro telah berhasil dilakukan menggunakan metode *Shape Context*, SIFT, *Gradient Location and Orientation Histogram* (GLOH), dan *Histogram of Gradient* (HOG) untuk ekstraksi fitur, serta menggunakan metode *Weighted Majority Average* (WMA) untuk klasifikasi uang kertas dengan akurasi 99% (Dittimi and Suen, 2019).

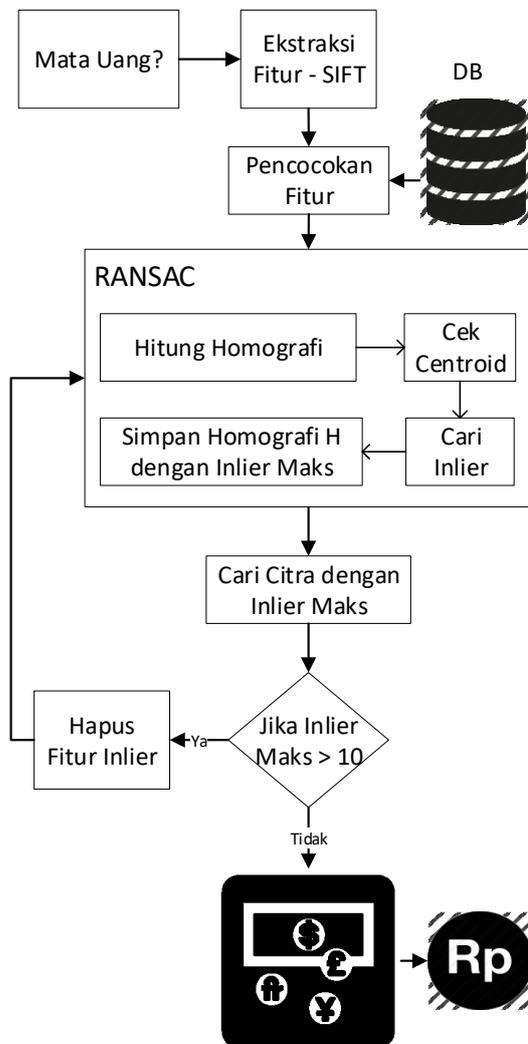
Untuk sistem deteksi mata uang palsu menggunakan uang kertas multinasional seperti penelitian dari Tuyen dkk. (Pham *et al.*, 2020), berhasil mengenali keaslian uang kertas US dollar, Euro, Korea Won, dan Jordania Dinar menggunakan kamera smartphone dengan metode CNN. Sistem pengenalan uang kertas palsu berhasil dilakukan menggunakan algoritma SURF dengan akurasi 100% dalam beberapa kondisi pencahayaan seperti white light dan ultraviolet untuk mendeteksi uang kertas palsu. Sistem tersebut didesain untuk mata uang Iraq (Abbas, 2019). Sistem pengenalan mata uang palsu juga diteliti oleh Shahani dkk. menggunakan metode *Back Propagation Neural Network* dengan akurasi 100% (Shahani, Jagiasi and R., 2018).

Dari beberapa penelitian sebelumnya, belum ada penelitian identifikasi uang kertas untuk wisatawan asing dengan konversi mata uang asing ke mata uang lokal, dalam penelitian ini yaitu mata uang Rupiah. Dimana ekstraksi fitur menggunakan metode SIFT. Sistem identifikasi dan konversi mata uang asing adalah alat yang sangat dibutuhkan untuk setiap wisatawan asing. Penelitian ini merancang aplikasi yang memberikan konversi mata uang asing dengan mengambil gambar uang kertas asing. Aplikasi dimulai dengan mengambil citra sejumlah uang kertas asing, kemudian memberi label pada citra dengan nilai mata uang. Citra yang dihasilkan akan dibandingkan dengan serangkaian pelatihan beberapa citra uang kertas asing dengan algoritma SIFT dan RANSAC untuk pencocokan citra. Kemudian nilai mata uang asing dikonversi ke Rupiah. Posisi setiap uang kertas beserta nilai mata uang Rupiah dikirim kembali ke citra dengan label

di atas citra asli dan dijumlahkan jika uang kertas lebih dari satu. Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat sistem yang mampu mengidentifikasi beberapa citra uang kertas asing dan dikonversi ke dalam mata uang Rupiah.

## 2. METODE PENELITIAN

Sistem yang diusulkan menggunakan sekumpulan citra uang kertas mata asing sejumlah 7 negara yaitu Amerika, Arab, China, Hongkong, Korea, Singapura, dan Thailand yang digunakan sebagai data training. Data training digunakan untuk membantu sistem mengidentifikasi mata uang asing dengan benar. Terdapat 4 tahapan yaitu: pembuatan database mata uang asing, proses ekstraksi dan pencocokan fitur, proses cek konsistensi geometri dengan RANSAC, dan menampilkan hasil dari sistem. Untuk lebih detail tahapan sistem bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Algoritma Identifikasi Uang Kertas Asing dan Konversi Mata Uang Asing

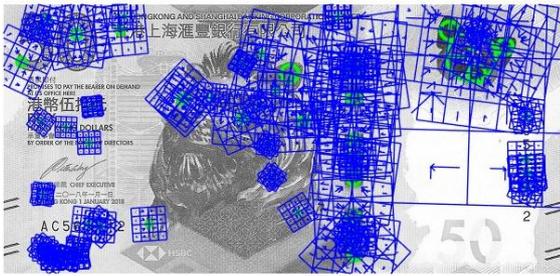
## 2.1. Database Mata Uang Asing

Untuk mengidentifikasi uang kertas yang diinginkan, database mata uang asing yang valid harus sudah dihitung terlebih dahulu. Database ini berisi deskriptor yang terkait dengan *keypoint* untuk setiap uang kertas dari kedua sisi uang kertas. Banyak alat scan tidak bisa memindai atau menyalin uang kertas dari seluruh dunia, dan aplikasi scan akan mengarahkan pengguna ke website, dan pengguna dapat mempelajari tentang undang-undang anti-pemalsuan dari seluruh dunia (CBCDG, 2020). Rintangan ini terbukti sangat bermasalah saat mencoba mengisi database uang kertas.

Dari permasalahan tersebut, dataset citra dikumpulkan dengan mengambil hasil scan mata uang asing yang diambil dari Website Bank Note Museum (Banknote.ws, 2020). Dengan rincian 3 nominal mata uang terkecil dari setiap negara dan kedua sisi uang kertas. Secara total ada 42 citra data training. Untuk pembuatan database, algoritma yang digunakan untuk ekstraksi fitur adalah SIFT dengan nilai *threshold* 0.5 yang dapat menghasilkan ribuan *keypoint* per citra. Algoritma SIFT diimplementasikan untuk mendapatkan deskriptor untuk disimpan dalam database (Saranya, Badhan and Alekhya, 2020). Mengekstrak terlalu banyak fitur terkadang menurunkan kinerja sistem dalam hal waktu eksekusi berdasarkan fitur tekstur dan fitur warna (Praneesh, Nagarajan and Kavitha, 2019). Oleh karena itu data fitur yang akan disimpan max 500 *keypoint* untuk efisiensi komputasi pencocokan fitur. Di dalam database terdapat nama negara, nama file, nilai mata uang, nilai threshold, SIFT *Keypoint* seperti pada Gambar 2, SIFT *Descriptor* seperti pada Gambar 3, nilai kurs rupiah, tinggi citra, dan lebar citra. Nilai kurs rupiah diambil pada tanggal 28 oktober 2020. Pada Gambar 2, *keypoint* digambarkan dalam bentuk lingkaran dengan garis untuk menunjukkan orientasi. Pada Gambar 3, *descriptor* digambarkan dalam *window* 16 x 16 di sekitar *keypoint*, dibagi menjadi 16 sub-blok berukuran 4 x 4, untuk setiap sub blok terdapat nilai orientasi.



Gambar 2. Visualisasi keypoint Uang Kertas



Gambar 3. Visualisasi *descriptor* Uang Kertas

**2.2. Ekstraksi dan Pencocokan Fitur**

Ekstraksi fitur yang dilakukan pada citra uji menggunakan nilai *threshold* 0.1 untuk memudahkan sistem mengidentifikasi uang kertas pada citra uji dengan menyimpan 3000 *keypoint* teratas untuk proses pencocokan fitur. Dengan fitur citra uji terbesar yang disimpan, perbandingan dengan citra uang kertas dalam database bisa dilakukan. Secara paralel, fitur dari setiap sisi masing-masing uang kertas dalam database dibandingkan dengan fitur citra uji menggunakan perintah *VLFeat* yaitu *vl\_ubcmatch* dengan jarak rasio *threshold* dua. Sejumlah kecocokan fitur yang dihasilkan dibersihkan untuk menghapus kecocokan di mana fitur-fitur berbeda dalam uang kertas database dan dipetakan ke fitur yang sama pada citra uji. Kecocokan fitur yang tersisa kemudian disimpan sesuai dengan uang kertas database terkait.

**2.3. Cek Konsistensi Geometri dengan RANSAC**

Setelah melalui tahapan ekstraksi dan pencocokan fitur kemudian dijalankan beberapa pemeriksaan, dimulai dengan pemeriksaan konsistensi geometris menggunakan implementasi RANSAC (*Random Sample Consensus*)(Fischler and Bolles, 1981), untuk menemukan uang kertas secara berulang di seluruh citra uji. Tahapan pemeriksaan ini dapat dilihat pada Gambar 1. Dengan mengambil fitur yang sesuai dengan database uang kertas, iterasi empat ratus kali dari algoritma RANSAC diterapkan pada fitur-fitur ini secara paralel untuk menentukan homografi terbaik antara database uang kertas dan uang kertas pada citra uji.

Untuk setiap iterasi, RANSAC memilih subset acak dari fitur yang cocok dan memperkirakan homografi dari subset ini. Untuk kecepatan, subset terdiri dari minimal empat fitur yang cocok. Homografi dihasilkan melalui algoritma *normalized Direct Linear Transformation* (nDLT), yang diusulkan oleh Marco Zuliani(Zuliani, 2011). Homografi ini kemudian diaplikasikan pada semua fitur database uang kertas ini untuk mengetahui kemampuannya dalam mendeskripsikan transformasi uang kertas secara akurat pada citra. Akurasi ini diukur melalui kuantitas inlier, yang dijelaskan dalam rumus 1 dan rumus 2 di bawah ini:

$$v_{est,i} = H v_{db,i} \tag{1}$$

$$\|v_{est,i} - v_i\|_2^2 < threshold \Rightarrow v_i \text{ adalah inlier} \tag{2}$$

Di mana  $v_i$  pada rumus 2 adalah deskriptor citra dari fitur yang cocok ke- $i$ ,  $v_{db,i}$  pada rumus 1 adalah deskriptor database dari fitur yang cocok ke- $i$ , dan  $v_{est,i}$  pada rumus 1 dan rumus 2 adalah perkiraan deskriptor citra ke- $i$  yang digambarkan oleh homografi,  $H$ . Setiap homografi diberi skor yang setara dengan jumlah inlier yang dihasilkan. Dalam implementasi algoritma ini, nilai *threshold* ditetapkan ke nilai tiga puluh.

Dari transformasi yang dihasilkan, homografi dengan skor terbesar diasumsikan sebagai transformasi paling akurat dari uang kertas yang ada di database terhadap uang kertas pada citra uji. Pada homografi ini, skor dan inlier yang terkait disimpan untuk perbandingan. Operasi ini dilakukan untuk setiap uang kertas dalam database.

Setelah menghasilkan homografi terbaik untuk setiap database uang kertas, maka uang kertas dengan skor tertinggi, atau jumlah inlier dengan homografi terbaiknya, dianggap paling mungkin muncul pada citra uji. Nilai homografi, inlier, dan database disimpan untuk diproses lebih lanjut. Hasil dari tahapan ini bisa dilihat pada Gambar 4.





Gambar 4. Hasil Cek Konsistensi Geometri. Atas : Semua fitur yang cocok. Bawah: Inlier dari Homografi Tertinggi

Setelah menentukan uang kertas mana yang memiliki probabilitas tertinggi untuk ada dalam citra uji, skornya diperiksa terhadap nilai *threshold* 10. Tes ini menentukan apakah ada uang kertas yang tersisa dalam citra uji, dan sistem akan menampilkan hasil identifikasi jika tidak ada uang kertas. Jika pengujian berhasil mengidentifikasi uang kertas pada citra uji, maka tepi dan centroid uang kertas dihitung menggunakan homografi dan disimpan untuk ditampilkan pada citra uji, bersama dengan informasi tentang uang kertas di database. Setelah penyimpanan ini, inlier dihapus dari kumpulan fitur global yang cocok, sehingga uang kertas tidak terdeteksi lagi.

Satu pemeriksaan terakhir kemudian diterapkan pada citra uji yang tersisa. Jika rasio jumlah fitur yang tersisa dengan jumlah fitur sebelum rangkaian pemeriksaan konsistensi ini lebih besar dari nilai *threshold* 0.2, maka penambahan uang kertas diasumsikan ada pada citra uji, dan tahapan pengecekan konsistensi geometris dengan RANSAC dijalankan kembali pada fitur yang tersisa. Jika tidak, citra uji yang tersisa dianggap bukan uang kertas, dalam hal ini tahapan berikutnya dijalankan yaitu menampilkan hasil sistem.

Untuk semua pemeriksaan konsistensi geometris berikutnya, pemeriksaan sentroid dijalankan. Cek sentroid mengambil homografi terbaik yang dihasilkan untuk setiap uang kertas dalam database dan menghitung kotak pembatas dan sentroid uang kertas tersebut, dalam citra uji, sesuai dengan homografinya. Jika sentroid homografi terlalu dekat dengan sentroid uang kertas yang ditemukan sebelumnya, skor homografi diset ke 0.

## 2.4. Menampilkan Hasil

Setelah menangkap semua uang kertas yang terdeteksi pada citra uji, sebuah layer untuk menampilkan hasil dibuat pada citra uji. Dengan menggunakan lokasi setiap uang kertas pada citra uji, negara asal, nilai mata uang asing, dan nilai kurs mata uang dalam Rupiah dihitung dan ditampilkan di centroid setiap uang kertas. Selain itu, sudut setiap uang kertas ditentukan dari data yang disimpan dan di-highlight pada citra uji. Terakhir, jumlah nilai Rupiah dari semua uang kertas yang terdeteksi dihitung dan ditampilkan di sudut kiri atas citra uji. Hasil dari sistem bisa dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Identifikasi 3 Uang Kertas Hongkong

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem diuji dengan 57 citra uji. Gambaran umum distribusi nilai uang kertas yaitu memuat uang kertas dalam beberapa kondisi, seperti pengambilan gambar frontal dari kedua sisi uang kertas sejumlah 6 citra tiap negara, uang kertas jamak per gambar dalam satu negara sejumlah 1 citra tiap negara, dan juga uang kertas jamak per gambar dalam beberapa negara sejumlah 8 citra. Untuk lebih detail jumlah citra uji tiap negara bisa dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Rancangan Analisis Komputasi (8pt, ditengah)

Negara	Citra 1 Uang Kertas	Citra >1 Uang Kertas
Amerika	6	1
Arab	6	1
China	6	1
Hongkong	6	1
Korea	6	1
Singapura	6	1
Thailand	6	1
Mixed	0	8

### 3.1. Hasil Identifikasi Uang Kertas Tunggal

Semua hasil percobaan pada uang kertas tunggal baik uang kertas pada sisi depan atau sisi belakang menunjukkan bahwa algoritma mampu mengidentifikasi uang kertas tunggal dengan akurasi 100%. Dalam praktiknya, dengan eksposur ke

beberapa latar belakang yang berbeda, sistem berhasil mengidentifikasi dengan benar. Contoh hasil identifikasi uang kertas tunggal dengan latar belakang yang berbeda bisa dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Identifikasi 1 Uang Kertas dengan Latar Berbeda

**3.2. Hasil Identifikasi Uang Kertas Jamak**

Algoritma ini juga terbukti efektif untuk banyak uang kertas termasuk uang kertas dengan negara yang sama dan campuran dari beberapa negara. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma dapat mendeteksi hingga sembilan uang kertas. Pada sembilan uang kertas, fitur menjadi terlalu kecil untuk dideteksi karena jarak pengambilan gambar menjadi jauh sehingga terdapat 1 uang kertas yang tidak teridentifikasi, hasil bisa dilihat pada Gambar 7. Dalam semua kasus yang diuji, hingga sembilan uang kertas dengan konfigurasi saat ini, 99% uang kertas diidentifikasi dengan benar. Tabel 2 menunjukkan hasil percobaan, dengan keterangan sebagai berikut sampel pada Tabel 2 merupakan jumlah citra uji, kolom benar merupakan jumlah uang kertas yang berhasil terdeteksi dari citra uji, kolom salah merupakan jumlah uang kertas yang terdeteksi tetapi salah identifikasi, sedangkan kolom missed merupakan jumlah uang kertas yang tidak terdeteksi.

Tabel 2. Tabel Hasil Percobaan Citra Uji

Jenis Citra	#Sampel	#Benar	#Salah	#Missed
1 Uang Kertas	42	42	0	0
2 Uang Kertas	1	2	0	0
3 Uang Kertas	8	24	0	0
4 Uang Kertas	1	4	0	0
5 Uang Kertas	1	5	0	0
6 Uang Kertas	1	6	0	0
7 Uang Kertas	1	7	0	0
8 Uang Kertas	1	8	0	0
9 Uang Kertas	1	8	0	1



Gambar 7. Identifikasi 9 Uang Kertas Negara Berbeda

**3.3. Jumlah Waktu Proses Identifikasi**

Waktu pemrosesan dihitung untuk setiap proses identifikasi uang kertas dan teridentifikasi dengan benar. Oleh karena citra uji yang memuat 9 uang kertas tidak diikuti pada uji coba ini. Dari Tabel 3 semakin banyak jumlah uang kertas waktu identifikasi menjadi lama, sistem berhasil mengidentifikasi sampai dengan 8 uang kertas dengan waktu 61.89 detik, dan rata-rata waktu sistem bisa mengidentifikasi uang kertas dengan benar adalah 32.67 detik.

Tabel 3. Tabel Rata-rata Waktu Identifikasi Citra Uji

Jenis Citra	#Sampel	Waktu(s)
1 Uang Kertas	42	14.46
2 Uang Kertas	1	15.91
3 Uang Kertas	8	24.46
4 Uang Kertas	1	23.67
5 Uang Kertas	1	39.85
6 Uang Kertas	1	40.94
7 Uang Kertas	1	40.22
8 Uang Kertas	1	61.89
Rata-Rata		32.67

**4. KESIMPULAN**

Penelitian ini telah berhasil mengidentifikasi uang kertas asing dan konversi mata uang menggunakan metode SIFT yang mampu membedakan beberapa uang kertas dari berbagai negara dengan akurasi 100% untuk identifikasi sampai dengan 8 uang kertas. Sistem juga berhasil mengidentifikasi uang kertas jamak baik dari negara yang sama ataupun dari beberapa negara dengan waktu rata-rata 32.67 detik.

Penelitian berikutnya disarankan peningkatan database untuk memasukkan lebih banyak uang kertas dari lebih banyak negara serta menggunakan fitur *auto update* untuk kurs rupiah. Ini akan membutuhkan beberapa peningkatan algoritma untuk mempertahankan waktu proses yang serupa, terutama dalam pencocokan fitur dan perbandingan RANSAC. Salah satu solusi yang diusulkan melibatkan penyimpanan fitur dalam kd-tree dan menerapkan teknik clustering untuk mengurangi jumlah perbandingan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, A. A. (2019) 'An Image Processor Bill Acceptor for Iraqi Currency', *Al-Nahrain Journal of Science*, 22(2), pp. 78–86. doi: 10.22401/anjs.22.2.10.
- Abu Doush, I. and AL-Btoush, S. (2017) 'Currency Recognition using a Smartphone: Comparison Between Color SIFT and Gray Scale SIFT Algorithms', *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. King Saud University, 29(4), pp. 484–492. doi: 10.1016/j.jksuci.2016.06.003.
- Banknote.ws (2020) *Bank Note Museum*. Available at: <http://www.banknote.ws/> (Accessed: 31 August 2020).
- Bhavani, A. S. (2017) 'Currency Recognition using SIFT', *International Journal of Computer Applications*, 167(9), pp. 15–20. doi: 10.5120/ijca2017914368.
- CBCDG (2020) *Banknotes & Counterfeit Deterrence*. Available at: <https://rulesforuse.org/> (Accessed: 31 August 2020).
- Dittimi, T. V. and Suen, C. Y. (2019) 'High Correlation-based Banknote Gradient Assessment of Ensemble Classifier', *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 17(3), pp. 1–18. doi: 10.1142/S0219691319500061.
- Fischler, M. A. and Bolles, R. C. (1981) 'Random Sample Consensus: a Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography', *Communications of the ACM*, 24(6), pp. 381–395. doi: 10.1145/358669.358692.
- Hamida, S. Ben, Azizi, R. and Maaloul, A. (2016) 'Intelligent System of M-Vision Based on Optimized SIFT', *Journal of Computer and Communications*, 04(04), pp. 52–62. doi: 10.4236/jcc.2016.44005.
- Han, M. and Kim, J. (2019) 'Joint Banknote Recognition and Counterfeit Detection using Explainable Artificial Intelligence', *Sensors (Switzerland)*, 19(16), pp. 11–13. doi: 10.3390/s19163607.
- Kurniawati, L., Risandriya, S. K. and Wijanarko, H. (2019) 'Pendeteksi Nominal Uang Kertas bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Neural Network', *Journal of Applied Electrical Engineering*, 3(2), pp. 39–43. doi: 10.30871/jaee.v3i2.1821.
- Mousavi, S. A. et al. (2015) 'Old and Worn Banknote Detection using Sparse Representation and Neural Networks', *Indian Journal of Science and Technology*, 8(10), pp. 913–918. doi: 10.17485/ijst/2015/v8i.
- Park, C. et al. (2020) 'Deep Feature-Based Three-Stage Detection of Banknotes and Coins for Assisting Visually Impaired People', *IEEE Access*, 8, pp. 184598–184613. doi: 10.1109/access.2020.3029526.
- Pham, T. D. et al. (2020) 'Deep Learning-Based Fake-Banknote Detection for the Visually Impaired People Using Visible-Light Images Captured by Smartphone Cameras', *IEEE Access*. IEEE, 8, pp. 63144–63161. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2984019.
- Praneesh, M., Nagarajan, R. and Kavitha, P. (2019) 'Design and Development for Forgery Currency Detection using SIFT Features Based SVM Classifier', *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(10 Special Issue), pp. 135–137. doi: 10.35940/ijitee.J1025.08810S19.
- Saranya, K. S., Badhan, A. K. and Alekhya, A. (2020) 'Currency Counting for Visually Impaired Through Voice using Image Processing', *International Journal of Engineering Research and*, V9(05), pp. 195–199. doi: 10.17577/ijertv9is050137.
- Shahani, S., Jagiasi, A. and R., P. (2018) 'Analysis of Banknote Authentication System using Machine Learning Techniques', *International Journal of Computer Applications*, 179(20), pp. 22–26. doi: 10.5120/ijca2018916343.
- Yousry, A., Taha, M. and Selim, M. M. (2018) 'Currency Recognition System for Blind People using ORB Algorithm', *International Arab Journal of e-Technology*, 5(1), pp. 34–40.
- Zuliani, M. (2011) *RANSAC for Dummies*, unpublished. Available at: <https://www.cs.tau.ac.il/~turkel/imagepapers/RANSAC4Dummies.pdf> (Accessed: 31 August 2020).