

Sistem Pengenalan dan Penghitungan Jumlah Uang Logam dengan Segmentasi Citra dan *Pretrained* CNN

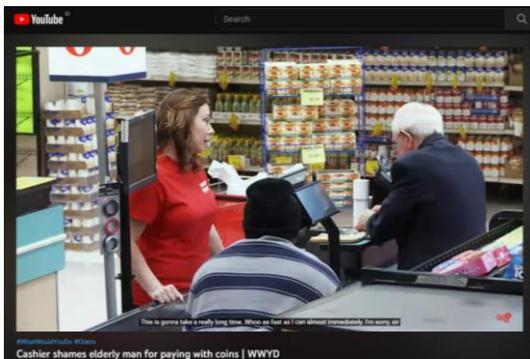
Ruhyah Faradishi Widiaputri/ 13519034
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10 Bandung
13519034@std.stei.itb.ac.id

Abstract— Uang logam tidak bisa dipisahkan dari kehidupan sebagian besar masyarakat tapi uang ini tidak praktis dalam penggunaannya misalnya ketika perlu menghitung jumlah uang koin yang banyak. Namun perkembangan teknologi saat ini yang memungkinkan otomatisasi di berbagai bidang, salah satunya teknologi untuk mengolah dan mengenali citra. Dengan demikian kita dapat membangun sistem yang menggunakan teknik segmentasi citra dan *deep learning* berupa CNN untuk mengenali dan menghitung jumlah uang koin dari citra masukan berupa sebuah gambar uang-uang logam.

Kata kunci---uang logam; jumlah uang; segmentasi citra; CNN

I. PENDAHULUAN

Uang merupakan alat tukar yang yang digunakan oleh semua orang dalam memenuhi kebutuhan hidupnya. Salah satu jenis uang yang banyak dipakai hingga saat ini adalah uang logam (koin). Koin ini meskipun kecil dan banyak dipakai tapi sangat tidak praktis. Misalnya saat dipakai di toko beberapa pegawai toko menolak untuk menerima uang koin yang banyak sebagai alat pembayaran karena menghitung jumlah uangnya sulit dan lama. Padahal uang koin ini sama seperti uang kertas, sama-sama merupakan alat tukar resmi.



Gambar 1 Ilustrasi kasir mempermalukan pria tua karena membayar dengan koin

Beruntungnya berkat kemajuan teknologi khususnya teknologi pemrosesan citra dan *computer vision* komputer dapat mengambil pemahaman dari citra secara otomatis dan cepat. Dengan demikian kita dapat mengembangkan suatu sistem yang dapat digunakan untuk membantu manusia dalam menghitung jumlah uang koin yang diberikan. Dalam

penelitian ini sistem dapat mengenali 4 jenis uang koin yaitu koin Rp100 keluaran 1999, koin Rp200 keluaran 2003, koin Rp500 keluaran 2003, dan koin Rp1000 keluaran 2010. Citra koin-koin dapat dihitung jumlahnya dengan mensegmentasi citra menjadi citra-citra koin terpisah lalu mengenali setiap koin dengan menggunakan model *pretrain* CNN. Model ini mensyaratkan latar belakang foto koin ini adalah warna gelap polos dan semua koin pada citra masukan menunjukkan bagian angka karena bagian belakang untuk koin Rp100,- Rp200,- dan Rp500,- sama-sama bergambar burung garuda.

II. LANDASAN TEORI

A. Uang Logam di Indonesia

Menurut kamus besar bahasa Indonesia (KBBI), uang adalah alat tukar atau standar pengukur nilai (kesatuan hitungan) yang sah, dikeluarkan oleh pemerintah suatu negara berupa kertas, emas, perak, atau logam lain yang dicetak dengan bentuk dan gambar tertentu. Adapun mata uang adalah satuan harga uang atau satuan uang suatu negara. Mata uang resmi yang berlaku di Indonesia adalah Rupiah. Mata uang ini dicetak dan diatur penggunaannya oleh Bank Indonesia. Uang yang berlaku di Indonesia dapat berupa uang kertas maupun uang logam.

Uang logam atau yang kadang disebut koin adalah logam yang digunakan sebagai alat transaksi ekonomi dan biasanya diterbitkan oleh pemerintah. Di Indonesia uang termasuk uang logam dicetak oleh Perum Peruri berdasarkan Peraturan Pemerintah (PP) Nomor: 06 tahun 2019. Bahan untuk membuat uang logam tersebut terbuat dari 3 macam logam, yaitu aluminium, nikel, dan kuningan.

Uang logam memiliki kelebihan seperti tidak mudah dipalsukan, bentuknya kecil dan mudah dibawa dalam jumlah yang tidak terlalu banyak, kualitas bahannya dapat dikontrol, dan mudah dibagi tanpa mengurangi nilainya atau menimbulkan kerugian. Uang koin yang beredar di masyarakat umumnya adalah uang yang memiliki nominal kecil.

Di Indonesia uang logam yang memiliki ketersediaan tinggi di masyarakat adalah uang-uang logam nominal Rp100,- Rp200,- Rp500,- dan Rp1.000,-. Berikut ini adalah uang-uang koin yang banyak tersedia di masyarakat umum.

Tampak muka	Tampak belakang	Nilai	Seri	Bahan
		Rp100	1999	Aluminium
		Rp100	2016	Aluminium
		Rp200	2003	Aluminium
		Rp200	2016	Aluminium
		Rp500	2003	Aluminium
		Rp500	2016	Aluminium
		Rp1000	2010	Baja berlapis Nikel
		Rp1000	2016	Putih keperakan

Tabel 1 Daftar Uang Logam yang Banyak Beredar di Indonesia

B. Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah operasi mempartisi citra menjadi sebuah koleksi yang terdiri dari sekumpulan pixel yang terhubung satu sama lain, baik itu membagi citra menjadi *region-region*, menjadi struktur linear seperti segmen garis dan kurva, atau menjadi bentuk-bentuk 2D seperti lingkaran, elips, kotak, dan sebagainya. Citra disegmentasi berdasarkan properti dalam citra yang dipilih seperti warna, kecerahan, tekstur, dan

sebagainya. Segmentasi citra merupakan tahapan sebelum melakukan tahapan lain seperti image/ object recognition.

Terdapat dua pendekatan dalam segmentasi citra yaitu metode diskontinuitas dan similarity. Pendekatan diskontinuitas mempartisi citra berdasarkan perubahan nilai intensitas pixel yang cepat misalnya pada deteksi tepi. Pendeteksian tepi dapat dilakukan dengan berbagai metode seperti Sobel, Prewitt, Laplace, Canny, dan lain-lain. Pendekatan *similarity* seperti namanya yaitu mempartisi citra berdasarkan kemiripan area menurut properti yang ditentukan. Ada beberapa metode segmentasi citra yang termasuk ke dalam pendekatan ini yaitu pengambungan (*thresholding*), *region growing*, *split and merge*, dan *clustering*.

Metode pengambungan merupakan metode segmentasi citra yang didasarkan pada nilai intensitas pixel-pixel dan nilai ambang T.

$$f_B(i, j) = \begin{cases} 1, & f_g(i, j) \leq T \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Hasil segmentasi citra dengan metode pengambungan ini adalah citra biner. Citra biner adalah citra yang hanya memiliki dua nilai graylevel yaitu 0 dan 1. Nilai 0 diasosiasikan dengan hitam dan nilai 1 diasosiasikan dengan putih atau juga bisa sebaliknya bergantung pada konvensi yang dipakai.



Gambar 2 Citra biner dapat memisahkan objek dari latar belakangnya

Terdapat tiga macam operasi pengambungan yaitu pengambungan secara global, pengambungan secara lokal, dan pengambungan secara adaptif. Pada pengambungan secara global nilai T berlaku untuk semua bagian di dalam citra. Nilai T dapat dipilih dengan melihat histogram citra, yaitu dengan mengambil nilai derajat keabuan pada lembah terdalam di antara dua bukit. Nilai T juga biasa ditetapkan secara tetap. Selain itu dalam menentukan nilai T untuk pengambungan secara global juga dikenal suatu metode yang bernama metode Otsu. Metode ini mencari nilai optimal untuk T yaitu dengan memaksimalkan variasi interkelas.

Pengambungan citra secara lokal dilakukan terhadap bagian-bagian tertentu di dalam citra. Dengan kata lain nilai ambang untuk setiap bagiannya belum tentu sama dengan bagian lain. Adapun pengambungan secara adaptif memiliki nilai T yang dinamis. Nilai T pada pengambungan citra secara adaptif ini mampu mengakomodasi perubahan kondisi cahaya pada gambar.

Citra biner hasil pengambungan dapat memisahkan objek dari latar belakangnya. Dengan demikian citra biner dapat menjadi template untuk melakukan segmentasi.

```

I = imread('coins.bmp');
BW = im2bw(I, 75/255);
figure, imshow(BW)
s = size(BW);
m = s(1);
n = s(2);
for i=1:m
    for j=1:n
        if BW(i,j) == 0
            C(i,j) = 255;
        else
            C(i,j) = I(i,j);
        end
    end
end
end
C = uint8(C);
figure, imshow(C);

```

Gambar 3 Contoh kode program citra biner sebagai template untuk memisahkan objek dengan latar belakang

Metode *region growing* pada segmentasi citra dilakukan dengan mengelompokkan pixel atau sub-region yang tumbuh menjadi region yang lebih besar. Metode ini akan menghasilkan citra hasil segmentasi yang setiap region nya memiliki keterhubungan yang bagus antar pixel. Namun metode ini membutuhkan pemilihan umpan yang tepat, kriteria berhenti, dan mengonsumsi waktu yang lama. Metode *region growing* juga bisa dilakukan tanpa umpan (*unseeded region growing*) yaitu dengan menggunakan algoritma *fast scanning*.

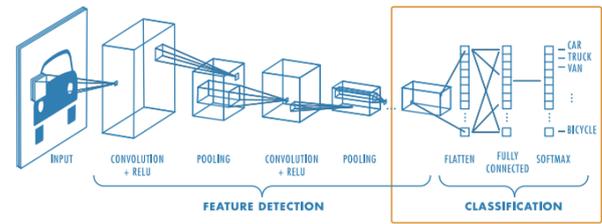
Metode *split and merge* menggunakan algoritma *divide and conquer*. Pada metode ini citra pertama-tama dibagi menjadi sejumlah region yang disjoint, kemudian region-region bertetangga yang homogen akan digabung membentuk region yang lebih besar hingga akhirnya semua region yang bertetangga tidak ada yang homogen lagi.

Metode *clustering* merupakan metode pembelajaran tanpa label (*unsupervised learning*) yang mengelompokkan pixel-pixel dalam citra ke dalam kelompok yang sama berdasarkan representasi vektor untuk setiap pixel dalam citra tersebut. Algoritma *clustering* yang paling populer adalah K-means yaitu algoritma yang akan mengelompokkan citra menjadi k kluster sedemikian sehingga dapat mengoptimalkan fungsi objektif yaitu untuk meminimumkan *square-error*.

C. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network merupakan salah satu algoritma pembelajaran mendalam yang populer, terutama dalam menganalisis citra seperti pada *task* pengenalan objek, klasifikasi objek, dan lain sebagainya. CNN merupakan jaringan saraf buatan (*artificial neural network/ ANN*) yang memiliki minimal 1 lapisan konvolusi (*convolutional layer*). Seperti pada ANN pada umumnya CNN merupakan arsitektur pembelajaran mendalam yang dapat belajar langsung dari data sehingga tidak perlu mengekstraksi fitur secara manual.

CNN menggunakan prinsip *local connectivity* dan *parameter sharing* sehingga mampu meningkatkan generalisasi dan kecepatan dalam pelatihannya. Masukan pada CNN adalah berupa matriks dan mampu menangkap fitur spasial sehingga sangat cocok untuk menganalisis citra.



Gambar 4 CNN untuk mendeteksi objek

Terdapat 3 lapisan utama dalam CNN yaitu lapisan konvolusi (*convolutional layer*), *pooling layer*, dan *fully-connected layer*. Lapisan konvolusi melakukan operasi konvolusi pada citra dengan sejumlah penapis. Tiap penapisnya menghasilkan luaran yang disebut *feature map*. Dengan kata lain lapisan konvolusi inilah yang menjadi *feature extractor* pada CNN. Setelah dilakukan operasi konvolusi biasanya akan diaplikasikan fungsi aktivasi untuk *feature map*. Fungsi aktivasi yang sering digunakan pada CNN adalah ReLU (*rectified linear unit*). ReLU memungkinkan pelatihan yang lebih cepat dan efektif dengan memetakan nilai negatif ke nol dan mempertahankan nilai positif.

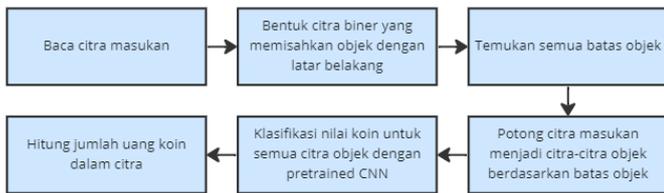
Pooling layer digunakan untuk mengurangi ukuran spasial dari matriks fitur hasil konvolusi. *Pooling layer* menurunkan dimensi citra sehingga daya komputasi yang diperlukan dapat dikurangi dan mencegah *overfitting*. Terdapat dua jenis *pooling* yaitu *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* akan mengembalikan nilai maksimum dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel sedangkan *average pooling* akan mengembalikan rata-rata dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel.

Fully connected layer digunakan umumnya pada bagian akhir *hidden layer* pada CNN untuk klasifikasi. *Fully connected layer* menghasilkan vektor berdimensi k yang merupakan jumlah kelas yang dapat diprediksi oleh jaringan sehingganya vektor ini berisi probabilitas untuk setiap kelas dari setiap gambar yang diklasifikasikan. Sebelum hasil *convolutional layer* dan *pooling layer* masuk ke *fully connected layer* perlu dilakukan *flattening* yaitu proses transformasi *feature map* menjadi vektor (1 dimensi).

CNN dapat dilatih dari awal atau memanfaatkan model yang sudah dilatih sebelumnya (*pretrained model*). Terdapat beberapa arsitektur CNN yang dikenal seperti LeNet, AlexNet, VGGNet, ResNet, dan sebagainya yang masing-masing ini sudah tersedia banyak sekali model *pretrain* nya secara bebas. Menggunakan model *pretrain* sangat memudahkan karena pelatihannya menjadi lebih cepat dan data latih yang dibutuhkan menjadi jauh lebih sedikit dibandingkan dengan melatih CNN dari nol.

III. METODE PENYELESAIAN MASALAH

Sistem pengenalan dan penghitungan jumlah uang logam dirancang dengan tahapan sebagai berikut.



Gambar 5 Tahapan pengenalan dan penghitungan jumlah uang koin yang diajukan

1) Membaca citra masukan

Misalnya citra koin-koin yang akan dikenali dan dihitung jumlahnya adalah citra berikut ini.



Gambar 6 Contoh citra masukan

Citra di atas terdiri dari 4 koin, yaitu 1 koin Rp1.000,- 1 koin Rp500,- 1 koin Rp200,- dan 1 koin Rp100,-. Dengan demikian jumlah uangnya adalah Rp1.800,-.

2) Membentuk citra biner yang memisahkan objek dengan latar belakang

Untuk membuat citra biner ini pertama-tama citra diubah menjadi citra grayscale.



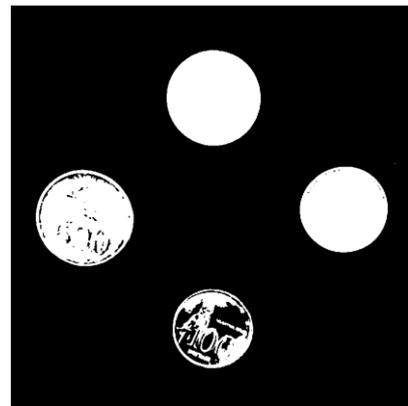
Gambar 7 Citra grayscale

Setelah itu citra grayscale di-smoothing dengan menggunakan low-pass filter. Kali ini digunakan penapis Gaussian.



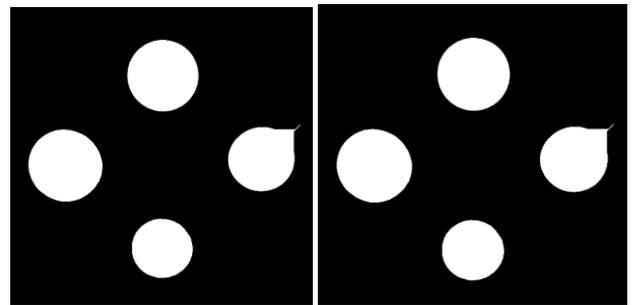
Gambar 8 Citra yang sudah dikenakan gaussian filter

Kemudian citra diubah menjadi citra biner menggunakan metode Otsu.



Gambar 9 Citra biner

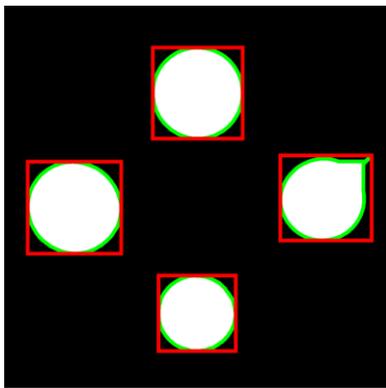
Untuk mendapatkan template yang dapat mengambil objek pada citra masukan dilakukan image closing untuk menghubungkan bagian-bagian yang berdekatan dan image filling untuk mengisi (memberi nilai 1) bagian yang berada di dalam boundary.



Gambar 10 Citra biner yang sudah di-close (kiri) dan citra yang sudah diisi (kanan)

3) Menemukan batas semua objek dalam citra

Batas objek-objek di dalam citra dicari dengan fungsi bwboundaries. Kemudian untuk memotong-motong citra digunakan fungsi regionprops untuk memperoleh bounding box dari setiap objek.



Gambar 11 *Boundary* objek yang terdeteksi (hijau) dan *bounding box* (merah)

4) Potong citra menjadi citra-citra objek berdasarkan batas objek yang telah didapatkan

Citra masukan dipotong-potong berdasarkan *bounding box* yang telah didapat. Dengan demikian akan dihasilkan sebanyak k citra dengan k adalah banyak objek yang terdeteksi dari deteksi *boundary* sebelumnya. Pada citra masukan contoh di atas berarti terbentuk empat citra sebagai berikut.



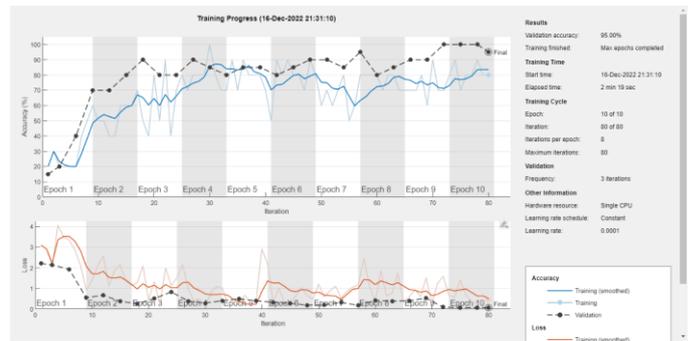
Gambar 12 Empat citra objek yang telah dipotong dari citra masukan

5) Klasifikasi nilai koin setiap citra koin menggunakan *pretrained CNN*

Setiap citra objek koin yang sudah diperoleh dari tahap selanjutnya akan diklasifikasikan ke dalam *pretrained CNN*. Model *pretrain CNN* yang digunakan adalah *pretrained AlexNet*.

Model *pretrained AlexNet* di-*fine tune* dengan menggunakan citra-citra latih dari 4 kelas koin yaitu koin Rp100 keluaran 1999, koin Rp200 keluaran 2003, koin Rp500 keluaran 2003, dan koin Rp1000 keluaran 2010. Setiap jenis koin memiliki 25 data latih. Citra-citra ini kemudian dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan perbandingan 4:1. Untuk melakukan *fine tuning* 3 *layer* terakhir dari *pretrained AlexNet* diganti dengan 3 *layer* baru untuk menyesuaikan keluaran dari yang aslinya 1000 label menjadi 4 label saja sesuai dengan banyak jenis koin yang ingin diklasifikasikan.

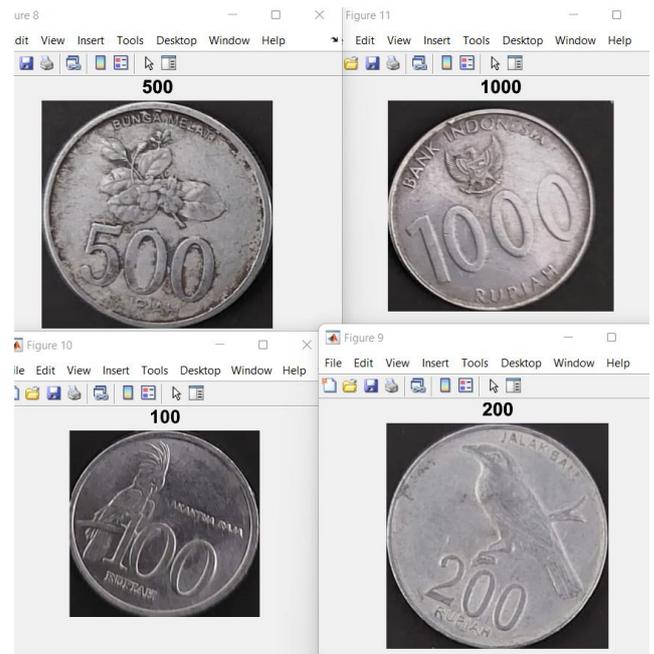
Data latih sebelum digunakan untuk pelatihan model terlebih dahulu diaugmentasi yaitu dengan ditranslasi dan dirotasi secara acak. Augmentasi citra ini bertujuan untuk mencegah *overfitting*. Data latih dan data validasi sebelum masuk ke dalam model juga dikenakan preproses yaitu dengan memastikan ukurannya adalah [227 227 3] sesuai dengan ukuran input layer *AlexNet*. Pelatihan dilakukan dengan ukuran mini batch = 10, maksimum epoch = 10 dengan pengacakan di setiap epoch, dan learning rate awal = $1e-4$. Berikut ini adalah plot *fine tuning* model.



Gambar 13 Plot *fine tuning* AlexNet untuk klasifikasi koin

Berdasarkan gambar di atas dapat dilihat bahwa akurasi validasi dari model adalah 95% yang berarti model sudah dapat mengklasifikasikan koin dengan cukup baik.

Setiap citra objek hasil pemotongan citra masukan diklasifikasikan dengan menggunakan fungsi *classify*. Berikut ini adalah hasil klasifikasi setiap citra objek.

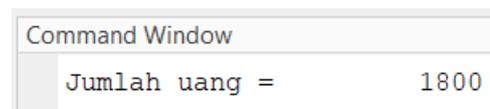


Gambar 14 Hasil klasifikasi citra objek koin

Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan semua koin di dalam citra masukan.

6) Hitung jumlah uang koin dalam citra

Hasil setiap klasifikasi kemudian disimpan ke dalam *array* dan dijumlahkan. Untuk contoh kasus citra masukan di atas keluarannya adalah sebagai berikut.



Gambar 15 Jumlah uang koin terdeteksi

Tampak bahwa jumlah uang sudah sesuai dengan jumlah uang sebenarnya yaitu Rp1.800,-

IV. KESIMPULAN

Banyak penerapan interpretasi dan pengolahan citra dalam kehidupan sehari-hari, salah satunya adalah pengaplikasian teknik segmentasi citra dan pembelajaran mendalam dengan CNN untuk mengenali dan menghitung jumlah uang koin pada citra. Untuk mengenali dan menghitung jumlah uang koin pada citra kami mengajukan solusi yaitu dengan melakukan 6 tahap: membaca citra masukan, membentuk citra biner yang memisahkan objek dengan latar belakang, menemukan semua batas objek, memotong citra masukan menjadi citra-citra objek berdasarkan batas objek, mengklasifikasikan nilai koin untuk semua citra objek dengan model *pretrained* CNN, dan menghitung jumlah uang koin dalam citra masukan. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan dengan contoh citra masukan di atas diperoleh hasil bahwa kami berhasil menggunakan metode yang diajarkan tersebut untuk mengenali dan menghitung jumlah uang koin.

Meskipun demikian program yang telah dibangun masih memiliki beberapa kekurangan seperti metode segmentasi citra tidak bisa memisahkan koin-koin jika diposisikan terlalu dekat atau model CNN gagal mengklasifikasikan nilai uang koin dengan benar jika posisi kamera kurang baik sehingga koin tidak terlihat begitu jelas. Kekurangan-kekurangan ini kemudian dapat dijadikan penelitian untuk masa yang akan datang.

V. PENUTUP

Pertama-tama penulis mengucapkan puji dan syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa karena atas rahmat dan berkah-Nya penulis dapat menyelesaikan makalah ini dengan baik.

Selanjutnya penulis mengucapkan terima kasih kepada orang tua penulis yang sudah memberikan dukungan terbaik kepada penulis dalam menuntut ilmu.

Kemudian penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T. selaku dosen mata kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra yang telah membimbing dan memberikan ilmu kepada penulis, khususnya ilmu mengenai interpretasi dan pengolahan citra yang digunakan dalam pembuatan makalah ini.

Akhir kata, penulis menyadari masih terdapat kekurangan dan kesalahan kata dalam makalah ini, penulis berharap makalah ini dapat digunakan sebaik-baiknya dan dikembangkan sehingga lebih menghasilkan manfaat bagi masyarakat luas.

TAUTAN VIDEO YOUTUBE DAN GITHUB

Tautan video YouTube:

https://youtu.be/_6Mn-OC8ueg

Tautan Github kode program:

https://github.com/ruhiyahfw/IF4073_makalah

REFERENCES

- [1] Salindia kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra – Citra Biner
- [2] Salindia kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra – Segmentasi Citra Bagian1
- [3] Salindia kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra – Segmentasi Citra Bagian2
- [4] Salindia kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra – CNN
- [5] Salindia kuliah IF5180 Kecerdasan Buatan Lanjut – *Deep Learning*
- [6] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/transfer-learning-using-alexnet.html>
- [7] <https://kbbi.kemdikbud.go.id/entri/uang> diakses 19 Desember 2022
- [8] <https://kbbi.kemdikbud.go.id/entri/mata%20uang> diakses 19 Desember 2022
- [9] https://id.wikipedia.org/wiki/Uang_logam diakses 19 Desember 2022
- [10] <https://www.peruri.co.id/produk/uang-kertas-logam> diakses 19 Desember 2022
- [11] https://id.wikipedia.org/wiki/Uang_koin_rupiah diakses 19 Desember 2022
- [12] <https://www.youtube.com/watch?v=ceim653uPqw> diakses 19 Desember 2022

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 19 Desember 2022



Ruhiyah Faradishi Widiaputri 13519034