

PENDETEKSIAN NOMINAL UANG PADA GAMBAR MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK: INTEGRASI METODE PRA-PEMROSESAN CITRA DAN KLASIFIKASI BERBASIS CNN

Muhamad Malik Ibrahim, Reni Rahmadewi, Lela Nurpulaela

Program Studi Teknik Elektro S1, Fakultas Teknik, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. H. S. Ronggowaluyo Telukjambe Timur - Karawang 41361

Killayzer717@gmail.com

ABSTRAK

Uang adalah seperti yang kita bayangkan, yaitu suatu benda yang dapat ditukarkan dengan benda lain, dapat digunakan untuk menilai benda lain, dan dapat kita simpan. Perkembangan *AI* saat ini juga sangat penting dalam perkembangannya yang begitu pesat masih dapat banyak terjadi kemungkinan pemalsuan atau tindak kejahatan lain dalam memanipulasi uang oleh karena itu kita juga dapat menerapkan *AI* tersebut untuk kita aplikasikan dalam proses pendeteksian nominal uang secara otomatis. Dalam penelitian ini akan dirancang sebuah system pendeteksian uang kertas pada sebuah citra menggunakan arsitektur deep learning Convolutional Neural Network (CNN) dengan integrasi pra-pemrosesan citra menggunakan teknik anotasi user-based manual labeling code program python. Oleh karena itu dengan menggunakan metode CNN akan dilakukan pengujian sehingga inputan citra uang dapat dideteksi nominal uang tersebut. Hasil dari pengujian menggunakan sejumlah 1076 sample dataset uang kertas dengan 8 denominasi uang dengan hasil pengujian dengan menggunakan 10 citra berbeda dengan setiap angel dan posisi uang kertas berbeda setiap denominasi uang menunjukkan angka rerata 57.5% menunjukkan angka yang baik dan pengulangan proses deteksi akan menunjukkan probabilitas output proses yang sama. Terjadi nilai akurasi tinggi di beberapa denominasi uang sehingga dapat disimpulkan metode anotasi labeling diperkirakan kurang efektif.

Kata kunci: Deteksi, citra, uang kertas, deep learning, CNN

1. PENDAHULUAN

Uang adalah seperti yang kita bayangkan, yaitu suatu benda yang dapat ditukarkan dengan benda lain, dapat digunakan untuk menilai benda lain, dan dapat kita simpan [1]. Perkembangan *AI* saat ini juga sangat penting dalam perkembangannya yang begitu pesat masih dapat banyak terjadi kemungkinan pemalsuan atau tindak kejahatan lain dalam memanipulasi uang oleh karena itu kita juga dapat menerapkan *AI* tersebut untuk kita aplikasikan dalam proses pendeteksian nominal uang secara otomatis.

Selain itu, beberapa bank di Indonesia telah menyediakan mesin setor tunai, juga dikenal sebagai "mesin *recycle* tunai" atau "CRM". Mesin ini memudahkan masyarakat untuk menyetor uang tunai. Mesin ini sangat bermanfaat untuk meningkatkan efisiensi, yang memungkinkan bank untuk menghemat waktu dan biaya operasi pelayanan setor tunai. Uang sangat berharga bagi banyak orang dalam kehidupan sehari-hari, itulah sebabnya banyak orang yang tidak bertanggung jawab melakukan pemalsuan uang, mulai dari nominal terkecil hingga nominal terbesar. Pemalsuan uang juga membuat kerugian bagi masyarakat dan perekonomian nasional. Menurut Bank Indonesia, pemalsuan uang kertas di Indonesia pada tahun 2019 sebesar 8 lembar per 1 juta uang yang beredar [2].

Pendeteksian nominal uang memiliki peran penting dalam banyak aspek kehidupan, termasuk penghitungan transaksi keuangan, pengenalan otomatis pada mesin pembayaran, dan pengendalian

keuangan dalam industri ritel. Dalam era digital saat ini, kemajuan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah memberikan peluang baru dalam mengembangkan metode otomatis untuk mengenali nominal uang dengan akurasi tinggi [3] [4].

Pada pendekatan konvensional, pendeteksian nominal uang sering kali melibatkan ekstraksi fitur manual dan pemrosesan berbasis aturan. Namun, metode ini seringkali rentan terhadap variasi citra yang kompleks, seperti perubahan cahaya, rotasi, dan pergeseran perspektif. Selain itu, keakuratan pendekatan konvensional juga tergantung pada pemilihan fitur yang tepat, yang dapat memerlukan penyesuaian manual dan pengujian yang intensif [5].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf yang memiliki keahlian khusus dalam pengolahan citra. Dengan lapisan konvolusi dan pooling, CNN mampu mengenali pola, tekstur, dan fitur yang signifikan dalam citra. Keunggulan utama CNN adalah kemampuannya untuk melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari data pelatihan, sehingga mengurangi ketergantungan pada fitur manual dan memungkinkan pembelajaran yang lebih mendalam [6].

Dalam penelitian ini akan dilakukan dan di bahas mengenai beberapa proses yaitu Pra-pemrosesan citra, Convolutional Neural Network, integrasi metode pemrosesan dan klasifikasi berbasis CNN serta pra-proses seperti pengumpulan dataset,

labeling dataset, training dataset, hingga pada pengujian dan hasil.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

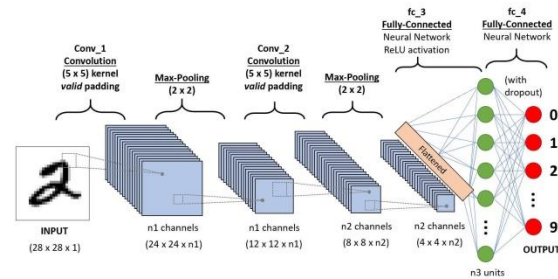
Dalam aplikasinya telah banyak dilakukannya penelitian mengenai pengenalan nominal uang dalam *digital image processing*. Beberapa metode seperti pengenalan ekstraksi ciri, penggunaan jaringan syaraf tiruan, pengenalan fitur, tekstur dan warna dalam mendeteksi nominal uang berbasis metode-metode pengenalan diatas ada juga penelitian yang membahas mengenai efektifitas dari kebanyakan penggunaan metode tersebut. Saat ini dunia AI sangat viral dan banyak pengembangan besar-besaran AI dengan kemunculan sebuah AI akan mengakar menjadi penemuan AI lainnya, oleh karena itu dalam penelitian ini akan dimuat dan dilakukan pengujian Deep Learning CNN untuk mendeteksi nominal uang kertas.

Kevin Maulana Azhar, dkk dalam penelitiannya yang berjudul "Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan Algoritma Yolo Dalam Sistem Pendeteksi Uang Kertas Rupiah Bagi Penyandang Low Vision" membahas mengenai pendeteksian uang secara otomatis dengan menggunakan Convolutional Neural Network dengan algoritma Yolo. Dimana yolo merupakan model algoritma CNN yang biasa digunakan dalam mendeteksi citra bergerak atau secara realtime. Dalam pengujiannya digunakan 980 gambar dengan hasil dari pengujian ini akan dibuatkan dalam bentuk aplikasi smartphone.

2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN, yang merupakan evolusi dari Multilayer Perceptron (MLP), dirancang untuk menangani data dua dimensi [7]. Karena tingkat jaringan yang berlapis-lapis, termasuk dalam kategori *Deep Neural Network*. Kunihiko Fukushima, seorang peneliti di NHK Broadcasting Science Research Laboratories, adalah orang pertama yang mengembangkan CNN, tetapi Yaan LeChun memperkuat gagasan tersebut dalam studinya [8]. Convolutional Neural Network disingkat CNN yakni merupakan bagian ilmu dari Deep Neural Network. Ide dari metode CNN terinspirasi oleh sistem kerja saraf neuron otak manusia, yang mana setiap objek visual yang diterima disimpan menjadi memory topographical map yang disimpan pada otak manusia, yang setiap levelnya berfokus untuk mengenali karakteristik tertentu [9]

Konsep CNN mendasar pada pemodelan Artificial Neural Network (ANN) yang dapat digunakan sebagai image recognition atau video recognition [10]. Dalam pengaplikasiannya akan digunakan data citra sebagai input data sampel objek yang kemudian ditetapkan nilai pooling dan ambang batas dengan fitur-fitur yang disesuaikan serta di batasi pada objek yang kemudian akan di lakukan pengujian atau deteksi.



Gambar 1. Gambaran umum proses CNN [10]

2.3. Pengumpulan Data Latih

Diperoleh sampel data untuk training berjumlah 1076 gambar dengan 8 denominasi uang yaitu mulai dari Rp 1.000 hingga Rp. 100.000 dengan jumlah data seperti berikut:

Tabel 1. Jumlah data sample

Kelas	Nominal uang	Jumlah Data
1	Rp. 1.000	126
2	Rp. 2.000	87
3	Rp. 5.000	169
4	Rp. 10.000	165
5	Rp. 20.000	116
6	Rp. 50.000	200
7	Rp. 75.000	170
8	Rp. 100.000	43
Total		1076

2.4. Pelatihan data

Pelatihan data latih akan dilakukan dalam proses ekstraksi ciri dari masing-masing kelas atau denominasi nominal uang yang akan diklasifikasikan. Proses pelatihan dibagi menjadi dua bagian yaitu proses labeling dan training. Dalam peroses labeling akan digunakan metode manual labeling (user-based manual labeling) kemudian data yang telah di labeli akan masuk dalam proses training yaitu data sample yang diberi label akan ditraining dengan

Label manual berbasis pengguna (user-based manual labeling) yang digunakan dalam proses labeling merupakan langkah penting dalam proses mendeteksi nominal uang. Pada titik ini, sampel gambar uang diambil dari dataset yang telah disiapkan. Interaksi antara program dan pengguna memungkinkan proses labeling manual ini dilakukan. Pengguna melihat setiap sampel gambar uang tunai, dan mereka diminta untuk memberikan label numerik berdasarkan denominasi nominal uang yang terkait dengan gambar. Denominasi jumlah uang dalam kodingan diperoleh dari nama folder tempat gambar disimpan dalam kasus ini dataset disimpan dalam sebuah folder 'Dataset' kemudian didalam dataset tersimpan 8 buah subfolder dari deretan denominasi nominal dari Rp.1.000 hingga Rp. 100.000.

Setelah gambar ditampilkan, waktu diberikan kepada pengguna untuk memeriksa gambar dan menemukan label numerik yang sesuai. Memungkinkan pengguna memberikan label.

Pengguna dapat langsung mengkonfirmasi label jika mereka yakin dengan label yang diberikan. Selanjutnya, label numerik yang diberikan pengguna dikumpulkan dan digunakan sebagai label untuk setiap gambar uang. Label-label ini dapat digunakan dalam proses pelatihan model atau analisis lainnya yang berkaitan dengan pengenalan nominal uang. Metode labeling manual berbasis pengguna ini memiliki kelebihan karena memanfaatkan kemampuan manusia untuk mengenali nominal uang dan melibatkan pengguna dalam proses labeling. Hasil labeling diharapkan lebih akurat dan sesuai dengan denominasi yang sebenarnya, karena metode ini membutuhkan lebih banyak waktu dan sumber daya manusia untuk dilakukan.

Transfer learning menggunakan model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya untuk tugas yang serupa. Metode ini memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada dari model yang telah dilatih sebelumnya untuk tugas yang serupa. Untuk tujuan ini, model MobileNetV2 telah dilatih menggunakan kumpulan data ImageNet yang cukup besar. Agar model dapat mempelajari fitur yang lebih umum, gambar uang akan diubah menjadi format yang sesuai dan variasinya diperbesar selama tahap preprocessing dan peningkatan data. Memutar, menggeser, dan membalikkan gambar melakukan proses augmentasi.

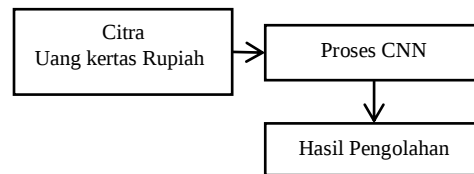
Generator data dirancang untuk memuat dan memproses kumpulan gambar. Dataset foto akan dibagi menjadi subset pembelajaran dan validasi. Model dasar MobileNetV2 yang sudah dilatih pada dataset ImageNet. Meskipun demikian, lapisan atas model MobileNetV2 tidak digunakan dalam situasi ini.

Selanjutnya, lapisan klasifikasi yang disesuaikan ditambahkan ke model base. Representasi spasial dari fitur diubah menjadi representasi global melalui lapisan average pooling global. Selanjutnya, lapisan dense dengan fungsi aktivasi ReLU digunakan sebagai lapisan tersembunyi. Untuk mencegah overfitting, lapisan dropout juga digunakan. Terakhir, klasifikasi nominal uang dilakukan menggunakan lapisan dense dengan fungsi aktivasi softmax. Setelah model dirancang, optimizer Adam dan fungsi kehilangan kategoris *cross-entropy* digunakan untuk melakukan proses kompilasi. Setelah itu, model dilatih menggunakan generator data pelatihan dan validasi yang telah dibuat sebelumnya.

Setelah pelatihan selesai, model yang telah dilatih disimpan dalam file yang disebut "money_detection_model.h5." Diharapkan, dengan menggunakan metode transfer learning dan proses pelatihan ini, model akan dapat mempelajari fitur-fitur yang relevan untuk mendeteksi nominal uang dengan tepat.

3. METODE PENELITIAN

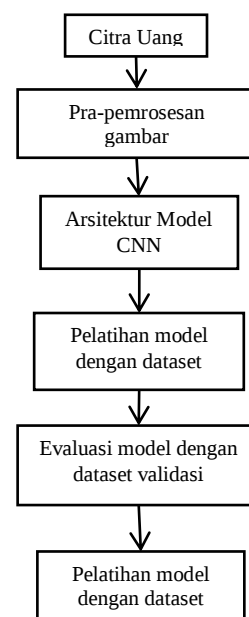
3.1. Diagram Blok Sistem



Gambar 2. Diagram blok umum sistem

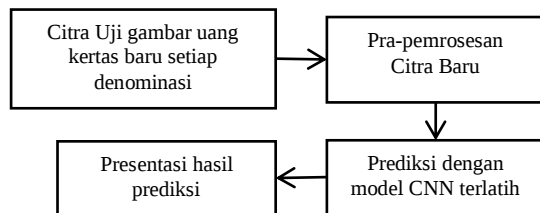
Secara garis besar pada metode penelitian ini system akan bekerja sesuai dengan diagram blok system, dimana sebuah citra uang kertas pada setiap denominasi akan di uji dan dimasukkan kedalam proses matching yang didalamnya sudah terproses metode CNN dengan keluaran berupa hasil pengolahan CNN. Dalam prosesnya akan menggunakan Visual Studio Code sebagai media untuk menjalankan program python, dari data citra yang disimpan dalam direktori testing image ini akan dideklarasikan dalam rentetan program yang sudah ada sehingga citra uang kertas ini akan langsung diproses pada CNN dengan menyamakan file model data latih 'money_detection_model.h5' kemudian pada setiap denominasi akan di tampilkan probabilitas setiap kelas dari pengujian uang tersebut sehingga akan jelas Nampak keakurasian setiap objek.

Setiap probabilitas dengan presentase akan tampil pada bilah terminal output pada aplikasi *Visual Code Studio* seperti pada gambar 4, semakin besar probabilitas kesamaan objek dengan denominasinya maka semakin baik pula penganalan objek dengan model citra uji yang dimaksud.



Gambar 3. Diagram blok proses CNN

Dalam diagram diatas, setiap blok mewakili langkah-langkah yang dijelaskan sebelumnya. Input gambar uang melalui pra-pemrosesan dan masuk ke model CNN. Model CNN dilatih menggunakan dataset dan dievaluasi menggunakan dataset validasi. Setelah itu, model dapat digunakan untuk memprediksi gambar-gambar uang baru dan hasil prediksi ditampilkan secara langsung pada terminal output dari operasi system python yang dijalankan pada *Visual Code Studio* seperti tertera pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram blok pengujian

Pada proses pengujian menggunakan citra baru setelah model CNN dilatih, terdapat beberapa tahapan yang perlu dilalui. Tahapan-tahapan tersebut saling berkesinambungan. Pertama, citra uang baru yang ingin diuji dimasukkan ke dalam proses pra-pemrosesan. Pra-pemrosesan ini bertujuan untuk mengubah citra menjadi format yang dapat diterima oleh model CNN. Tahapan pra-pemrosesan dapat mencakup resizing citra agar memiliki dimensi yang sesuai dengan model, normalisasi nilai piksel agar berada dalam rentang yang diharapkan, dan pemrosesan lainnya sesuai dengan kebutuhan.

Setelah pra-pemrosesan selesai, citra uang yang telah diproses dimasukkan ke dalam model CNN yang telah dilatih sebelumnya. Model CNN akan melakukan prediksi berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi dari citra tersebut. Dalam proses ini, model akan menganalisis citra dan mengidentifikasi karakteristik yang relevan untuk memprediksi nominal mata uang yang terdapat dalam citra tersebut.

Setelah model melakukan prediksi, hasil prediksi kemudian disajikan dalam bentuk yang dapat dimengerti oleh pengguna. Misalnya, hasil prediksi dapat ditampilkan sebagai output teks yang menyebutkan nominal mata uang yang terdeteksi dan juga presentase probabilitasnya. Presentasi hasil prediksi memberikan informasi tentang nominal uang yang terdapat dalam citra uang baru.

Secara keseluruhan, proses pengujian menggunakan citra baru pada model CNN melibatkan tahapan pra-pemrosesan citra, prediksi menggunakan model CNN yang telah dilatih, dan presentasi hasil prediksi. Setiap tahapan memiliki peranan penting dalam memastikan pengujian dilakukan dengan baik. Pra-pemrosesan mempersiapkan citra agar sesuai dengan format model, prediksi dilakukan oleh model CNN untuk mengidentifikasi nominal mata uang, dan presentasi hasil prediksi memberikan informasi yang

mudah dipahami tentang hasil pengujian. Dengan demikian, proses pengujian ini dapat membantu dalam pengenalan dan deteksi nominal mata uang pada citra baru dengan menggunakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya.

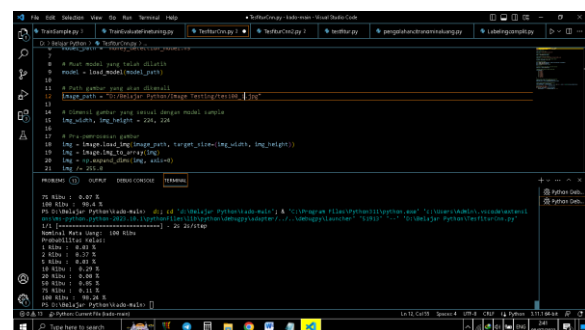
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah dilakukan proses training dan testing dengan total data sebanyak 1.076 gambar dan perancangan program, maka tahapan selanjutnya adalah melakukan pembahasan dan analisis hal mengenai pengujian yang akan dilakukan. Tujuan dilakukan pengujian ini adalah untuk mengetahui hasil keluaran dan tingkat keakuratan dari program yang telah diimplementasikan. Data masukan yang digunakan berupa citra yang diperoleh dari kamera ponsel yang sedang

Table 2. Hasil Pengujian

No	Denominasi	Pengujian	Benar	Salah
1	Rp 1.000	10	2	8
2	Rp 2.000	10	1	9
3	Rp 5.000	10	7	3
4	Rp 10.000	10	5	5
5	Rp 20.000	10	4	6
6	Rp 50.000	10	10	0
7	Rp 75.000	5	4	1
8	Rp 100.000	10	9	1

Pengujian dilakukan dengan menggunakan source code program python dimana terdapat beberapa proses diantaranya adalah proses dimana system akan memanggil dataset yang telah dilatih dalam format 'money_detection_model.h5'. Kemudian dataset file pelatihan ini akan digunakan sebagai bahan latih untuk model citra baru yang akan di uji, dalam pengujian image tersebut akan dipanggil sebagai 'image_path' dengan menyertakan direktori dari file citra yang akan di uji.

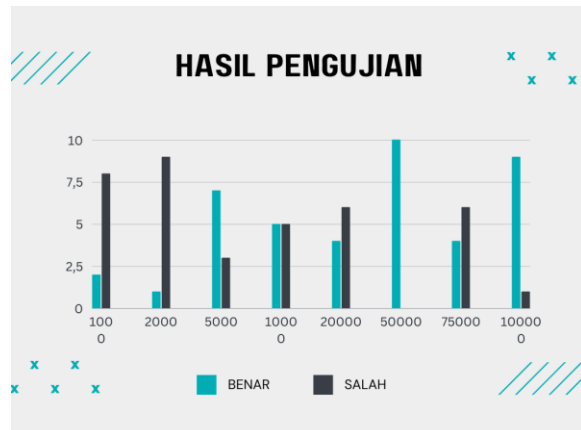


Gambar 5. Tampilan terminal python hasil pengujian

Kemudian efektivitas dari system yang telah di buat akan kita uji dengan memasukan citra asing diluar dari dataset sample yang telah kita latih kemudian dengan melakukan proses matching objek citra asing yang akan di uji tersebut. Kemudian setelah matching dilakukan pengujian dilanjutkan dengan menyusun kelas-kelas dari setiap denominasi untuk mengukur probabilitas citra asing dan

menyesuikannya dengan setiap denominasi kelas dan menampilkan presentase dari setiap kelas yang ada.

Hasil dari pengujian akan ditampilkan dalam terminal dimana akan ditampilkan juga pendekatan paling besar dari probabilitas kemiripan image uji ini dengan datasampel yang telah dilatih sebelumnya dan menampilkan seluruh probabilitas kemiripan dari setiap kelas dengan menggunakan probabilitas dan presentase paling besar sebagai nilai output image uji tersebut.



Gambar 6. Diagram hasil penelitian

Dalam pengujian ini mengambil tiap 10 kali sampel citra tes dengan 10 citra uji berbeda setiap 1 denominasi mata uang dengan menggunakan angel citra uji yang berbeda-beda dari setiap denominasi yang diharapkan dapat ditangkap oleh system dan diproses selaras dengan training data dan sesuai dengan proses matching dari sistemnya. Seperti tampak dari gambar 4 dan gambar 5 bahwa citra uji berbeda-beda setiap gambarnya baik tampak depan, tampak belakang kemudian menggunakan kertas rupiah tahun emisi lama 2016 serta menggunakan uang kertas emisi baru 2022. Ini dapat dilakukan karena pada pengumpulan dataset kita juga menggunakan uang kertas rupiah emisi lama dan baru dengan angel-angel citra yang berbeda.



Gambar 7. Contoh citra uji denominasi 1 ribu bagian depan



Gambar 8. Contoh citra uji denominasi 1 ribu bagian belakang

Pada pengujian nilai mata uang rupiah Rp. 1.000 mendapatkan nilai benar 2 dan salah sebanyak 8 kali, hasil yang terbilang kecil dan tidak efektif didapatkan untuk nilai denominasi mata uang Rp 1.000 dimana setiap citra uji akan memiliki probabilitas yang sama untuk nilai presentase pada tiap kelas pengelompokan denominasi ini juga dapat berarti bahwa tidak terjadi kesalahan dalam proses matching citra uji dengan data latih yang di panggil dalam nama 'money_detection_model.h5' sehingga dapat kita ambil kesimpulan bahwa proses yang kurang efektif berada pada proses pelatihan dan anotasi atau labeling dataset yang telah di kumpulkan sebelumnya juga dari pengaruh proses labeling yang digunakan.

Kemudian pada pengujian denominasi mata uang Rp 2.000 juga memiliki probabilitas salah mencapai 9 dengan 1 benar. Pada denominasi mata uang Rp 5.000 probabilitas benar ini naik menjadi benar 7 dan 3 salah dari 10 kali pengujian citra. Pada percobaan denominasi Rp 10.000 didapatkan hasil 5 benar dan 5 salah. Pada pengujian denominasi Rp 20.000 kita mendapatkan hasil 4 kali benar dan 6 kali salah dari 10 percobaan citra uji yang berbeda. Pada Rp. 50.000 kita mendapatkan nilai memuaskan yaitu mendapatkan 10 benar dari 10 proses pengujian dengan citra yang berbeda juga dari angel dan uang kertas emisi 2016 dan 2022. Kemudian pada citra uang kertas denominasi Rp 75.000 pengujian mendapatkan nilai 4 dan salah 1 dari 5 pengujian citra, pengujian ini hanya menggunakan 5 citra pengujian dikarenakan uang kertas Rp 75.000 hanya memiliki tahun emisi pengeluaran uang kertas satu saja, sehingga hanya memberikan citra uji dari angel depan juga belakang serta kanan dan kiri. Terakhir pada citra denominasi mata uang Rp 100.000 kita mendapatkan presentase dan probabilitas benar mencapai 9 dan salah 1 dari 10 pengujian citra uji berbeda juga menggunakan angel yang berbeda, dan tahun keluaran atau emisi uang kertas yang diterbitkan pada tahun berbeda.

Tabel 3. Hasil dan presentase keberhasilan

Denominasi	Pengujian	Probabilitas
Rp 1.000	10	20%
Rp 2.000	10	10%
Rp 5.000	10	70%
Rp 10.000	10	50%
Rp 20.000	10	40%
Rp 50.000	10	100%
Rp 75.000	5	80%
Rp 100.000	10	90%

Dari data presentase yang kita peroleh dari data pengujian diatas kita dapat menspekulasikan bahwa ada beberapa pengujian pada denominasi yang berbeda memiliki presentase yang buruk yakni dibawah 50% ini dimungkinkan pada proses sebelum matching terjadi karena pada proses matching saat pengujian ketika sebuah citra di uji dan dilakukan pengujian beberapa kali maka hasil atau probabilitas yang tampil seperti pada gambar 2 akan selalu sama. Sehingga pada peraktiknya kesalahan ini dapat terjadi pada proses pra-training dimana bisa kita jadikan acuan kesalahan pada proses anotasi atau labeling dengan metode *user-based manual labeling* yang kurang efektif sehingga pada proses *training* yang gagal dengan hasil yang kurang memuaskan karena ini sangat vital dalam menentukan hasil keluaran hingga proses pengujian.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada setiap denominasi uang, kita mendapatkan data pengujian pada setiap denominasi uang dengan kecocokan model latih CNN yaitu pada pengujian denominasi Rp 1.000 mendapatkan probabilitas cocok 20%, kemudian untuk denominasi Rp 2.000 kita mendapatkan nilai 10% probabilitas berhasil, pada Rp 5.000 kita mendapatkan nilai probabilitas keberhasilan sebesar 70%, lalu untuk Rp 10.000 kita mendapatkan probabilitas keberhasilan 50% lalu untuk Rp 20.000 kita mendapatkan nilai 40%, pada denominasi Rp 50.000 kita memperoleh probabilitas 100% sejauh ini yang tertinggi, kemudian Rp 75.000 dengan pengujian setengah dari pengujian denominasi mendapatkan 80% kecocokan dengan data latih dan terakhir kita memperoleh 90% untuk denominasi Rp 100.000. Setiap pengujian yang dilakukan dengan 10 sampel citra dengan angel dan jenis emisi uang yang berbeda. Dalam pengulangan setiap citra baru akan menampilkan probabilitas yang sama untuk setiap probabilitas setiap kelas, pengujian ini bisa dikatakan kurang berhasil karena masih terdapat nilai pencocokan denominasi yang gagal yaitu kurang dari 50%. Asumsi dari penulis adalah dengan pengulangan pengujian pada satu citra akan menampilkan probabilitas yang sama maka ini berarti tidak ada yang salah dari tahap proses data latih dan

pra-prosesing citra baru, sehingga bisa dikatakan terdapat kurang efisiennya tahap labeling dengan menggunakan User-based manual labeling. Karena jika dibandingkan dengan labeling menggunakan darknet atau label studio dari beberapa jurnal yang membahas mengenai ini akan mendapatkan nilai kecocokan yang cukup akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. R., Latumakulita, L., & Nainggolan N. Kumaseh, "Segmentasi citra digital ikan," *Jurnal Ilmiah*, vol. 13, pp. 74-79, 2013.
- [2] Halim V. (2020, Maret) Okefinance. [Online]. Okezone.com: <https://economy.okezone.com/read/2020/02/29/320/2176134/fakta-uangpalsu-di-indonesia-rp100-juga-dipalsukan>
- [3] Constantin Ebner, and Alexander Strassl Andreas Holzinger, "Knowledge Discovery and Interactive Data Mining in Bioinformatics—State-of-the-Art, Future Challenges and Research Directions.," *BMC Bioinformatics* 20, vol. 1, p. 534, 2019.
- [4] Zhenfeng Zhu, and Junzhou Luo Xiaochen Li, "Automatic Recognition of Banknote Images Using Convolutional Neural Networks.," *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 13, vol. 3, pp. 1367-1377., 2017.
- [5] Chunhong Pan, and Yuli Fu Xinyi Fang, "Deep Learning for Person Re-Identification: A Survey and Outlook," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 6, no. 21, pp. 1616-1630., 2019.
- [6] Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun Kaiming He, "Deep Residual Learning for Image Recognition.," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 770-778, 2019.
- [7] S. R. Putra, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Obyek Pada Citra," Institut Sepuluh November, 2015.
- [8] A. Y. Wijaya dan R. Soelaiman I. S. E. Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 5, no. 1, pp. A65-A69, 2016.
- [9] Aditia Reza Nugraha, "RANCANG BANGUN SISTEM DETEKSI HAMA BABI PADA PERKEBUNAN MENGGUNAKAN CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) BERBASIS RASPBERRY PI," UNIVERSITAS BRAWIJAYA, pp. 1-81, 2021.
- [10] A. A. J H ABHIRAWA, "PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK," *e-proceeding of engineering*, 2017.