IMPLEMENTASI ARSITEKTUR RESNET152 UNTUK KLASIFIKASI UANG KERTAS RUPIAH DENGAN METODE *TRANSFER LEARNING*

Ramadhan Sukmawardani, Lela Nurpulaela, Reni Rahmadewi
Teknik Elektro, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS. Ronggo Waluyo, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, Indonesia
2010631160083@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Di Indonesia, mata uang resmi yang digunakan adalah Rupiah. Fenomena yang sering terjadi di masyarakat Indonesia adalah kurangnya perhatian dalam mengenali dan merawat uang Rupiah. Uang kertas Rupiah memiliki nilai dan karakteristik yang beragam, terlihat dari variasi ukuran, warna, dan pola pada setiap pecahannya. Keragaman ini bisa menimbulkan kebingungan dalam mengenali uang kertas, sehingga dibutuhkan sistem yang efisien dan akurat untuk membantu masyarakat dalam identifikasinya. Penelitian ini menerapkan teknologi kecerdasan buatan (AI) dengan memanfaatkan jaringan saraf konvolusi (*Convolutional Neural Network*) menggunakan arsitektur ResNet152 dan metode *transfer learning* untuk mencapai performa yang lebih optimal. Dengan mengkombinasikan metode *transfer learning* dan arsitektur ResNet152, hasil pengujian dan evaluasi model menunjukkan performa yang cukup baik. Hal ini terlihat dari visualisasi Kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan *Confusion Matrix*. Kurva ROC menampilkan grafik yang stabil pada akurasinya dan grafik penurunan pada loss. Selain itu, hasil evaluasi model dengan *confusion matrix* menunjukkan nilai *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) lebih besar dibandingkan nilai *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Dan nilai FP dan FN seluruhnya adalah nol.

Kata kunci : *Rupiah, AI, Convolutional Neural Network, Transfer Learning, ResNet152*

1. PENDAHULUAN

Di Indonesia memiliki mata uang resmi bernama Rupiah, diatur dalam Undang-Undang Nomor 7 Tahun 2011 tentang Mata Uang (UU Mata Uang). Pasal 2 ayat (1). Setiap pecahan Rupiah memiliki ciri khas yang bertujuan untuk menunjukkan identitasnya, membedakan nilai nominal, dan melindunginya dari pemalsuan. Ciri-ciri khusus Rupiah ini diatur dalam Pasal 5 ayat (3) dan (4) UU Mata Uang [1].

Ada suatu fenomena yang umum terjadi dalam masyarakat di Indonesia yaitu ketidak pedulian masyarakat dalam mengenali dan menjaga uang rupiah mereka [2]. Uang Kertas Rupiah memiliki ciri khasnya atau ciri khususnya. Dapat diketahui cirinya ini pada warna, benang pengaman, logo Bank Indonesia, *watermark*, gambar *recto verso*, dan lainnya [3]. Nilai dan ciri Uang Kertas Rupiah di Indonesia sangat beragam. Hal ini terlihat dari ukuran kertas, warna, dan pola yang berbeda pada setiap pecahannya. Namun, keragaman ini dapat menyebabkan kebingungan dalam mengenali uang kertas, sehingga diperlukan sistem yang efisien dan tepat untuk membantu masyarakat dalam mengidentifikasi uang [4].

Perkembangan teknologi yang pesat membawa kemudahan dan kepraktisan dalam berbagai aspek kehidupan. Semakin canggih teknologi yang digunakan, semakin terbantu pula aktivitas dan pekerjaan manusia. Berbagai sistem otomatis bermunculan, mengantarkan masyarakat pada kemudahan dan efisiensi dalam kehidupan sehari-hari. Teknologi pengenalan nominal uang kertas menawarkan kemudahan bagi masyarakat. Sistem ini memanfaatkan pola identifikasi untuk mendeteksi nilai uang kertas. Kemampuan pengenalan dan identifikasi objek merupakan aspek penting dalam sistem ini [5].

Teknologi *Machine Learning*, dengan algoritma seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), kini banyak digunakan dalam berbagai sektor, termasuk dalam transaksi otomatis contohnya pada mesin penjual otomatis (*vending machine*). *Vending machine* ini memungkinkan konsumen untuk bertransaksi menggunakan uang kertas untuk mendapatkan barang yang mereka inginkan. [6].

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem deteksi dan klasifikasi uang kertas rupiah menggunakan model pembelajaran mendalam. Sistem ini memanfaatkan Jaringan Saraf Konvolusi (CNN) dengan arsitektur dari ResNet152 dan metode *Transfer Learning* untuk mencapai kinerja yang optimal. Dataset yang digunakan terdiri dari 14 jenis gambar, yaitu gambar depan dan belakang dari 7 denominasi uang kertas rupiah: Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem yang handal dan akurat dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan uang kertas rupiah.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Paper[7] Membahas mengenai perbandingan *optimizer adam* dan RMSProp untuk klasifikasi penyakit paru-paru menggunakan arsitektur ResNet152. Dalam penelitian tersebut, menerapkan model *Deep Learning* sebagai pendeteksi penyakit paru – paru manusia dengan citra CXR. Pengujiannya dilakukan dengan menggunakan *accuracy*, *precision*, recall, f1-*score*, *specitifity* dan grafik *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Hasil dari

penelitiannya menunjukkan bahwa model ResNet-152-R10 yang memiliki tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, f1-*score* dan *specitifity* terbaik yaitu masing-masing 92%, 94%, 92%, 93% dan 96,75%.

Paper [8] Membahas mengenai algoritma *Faster* R-CNN dengan arsitektur ResNet152 untuk klasifikasi citra tarian baksa kembang, Dalam penelitiannya model yang dibangun menggunakan data dari ekstraksi frame video tari tradisional Indonesia yang dikumpulkan dan dilabeli untuk dapat ditraining. Hasil penelitiannya mendapatkan AP (*Average Precision*) sebesar 58%, AP.50 sebesar 98%, dan AP.75 sebesar 64%. Model yang sama menghasilkan *Box Classifier Localization* loss sebesar 0,117 dan *Box Classifier Classification* Loss 0,118. Model yang diuji dengan *confusion matrix* mendapatkan rata-rata *Recall* sebesar 86,718%, *Precision* 82,317%, Accuracy sebesar 89,091%, dan *Specificity* sebesar 91,398%. Durasi pendeteksian membutuhkan waktu rata-rata 8,48 detik.

Paper [9] Membahas mengenai klasifikasi citra makanan/nonmakanan menggunakan metode *Transfer Learning* dengan arsitektur ResNet(*Residual Network*). Dalam penelitiannya Model *Residual Network* digunakan karena mempunyai mekanisme *residual connection* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*. Selain itu, *transfer learning* sendiri dipilih karena metode ini mampu memanfaatkan fitur dan bobot yang telah didapatkan pada proses pelatihan sebelumnya, sehingga dapat mengurangi waktu komputasi dan meningkatkan akurasi.Hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa mekanisme dengan akurasi yang paling baik terdapat pada arsitektur RestNet18 mekanisme *freeze layer* 1-3 dengan menghasilkan akurasi sebesar 0,988.

Paper [10] Membahas mengenai program pengenalan citra alat musik tradisional Papua menggunakan metode *Transfer Learning*, yang merupakan metode dari *Convolutional Neural Network*. Dalam penelitiannya Citra alat musik Papua yang digunakan adalah Fue, Pikon, Triton, Yi dan Tifa. Implementasi pengenalan citra ini dilakukan dengan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari DenseNet201 yang berjalan pada aplikasi Google *Collaboratory* dan *Tensorflow*. Hasil Dataset yang digunakan dalam pengujian sebanyak 979 data training dan 143 data testing yang mengahasilkan nilai evaluasi dengan nilai *precision* 98%, *recall* 98%, f1-*score* 98%, *accuracy* 98,46% dan *loss* 0.051.

2.1. Uang Kertas Rupiah

Pada tahun 2022, uang kertas Rupiah mengalami desain dan teknologi baru untuk meningkatkan keamanan dan mencegah pemalsuan. Hal ini merupakan bagian dari upaya pemerintah untuk menjaga stabilitas dan keandalan mata uang Rupiah sebagai alat transaksi di Indonesia. Perubahan ini bukan berarti mata uang lama menjadi tidak berlaku. uang rupiah lama dengan desain lama dan baru masih bisa digunakan secara sah untuk transaksi jual beli [11].

2.2. Jenis Uang Kertas Rupiah

Uang yang biasa kita gunakan sehari-hari, seperti uang kertas Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000, serta uang logam, dikategorikan sebagai uang kartal. Istilah ini merujuk pada uang yang diterbitkan oleh Bank Indonesia dan memiliki ciri-ciri khusus, seperti gambar pahlawan nasional, logo Bank Indonesia, dan benang pengaman [12].

2.3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*) merupakan disiplin ilmu yang mempelajari teknik dalam mengolah citra, citra yang dimaksud adalah merupakan gambar (foto) [13]. Pengolahan citra bagaikan pondasi penting dalam program pengenalan gambar. Itu berperan untuk menyempurnakan kualitas gambar dan mempersiapkannya untuk pemrosesan data selanjutnya. Hal ini ibarat menyiapkan bahan baku yang berkualitas agar hasil olahannya pun optimal.

2.4. Klasifikasi

Klasifikasi termasuk dalam seni memilah data berdasarkan kelompoknya. Ibarat memilah buah-buahan, kita mengelompokkan apel, jeruk, dan pisang berdasarkan ciri-cirinya. Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan kecerdasan buatan (AI) yang disebut *machine learning*. *Machine learning* bagaikan guru yang mempelajari contoh-contoh data di masa lampau. Semakin banyak contoh yang dipelajari, semakin pintar AI dalam mengelompokkan data baru [14].

2.5. *Machine Learning*

Machine learning, cabang dari kecerdasan buatan, meniru cara belajar manusia untuk membekali komputer dengan kemampuan analisis data dan prediksi. Melalui pelatihan data, komputer mempelajari pola dan fitur, layaknya seorang murid yang mempelajari materi pelajaran. Kemampuan ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan dan menguji data baru, membuka peluang bagi berbagai aplikasi cerdas di berbagai bidang [15].

2.6. *Transfer Learning*

Transfer learning ini teknik dalam memungut ilmu dari model yang telah terlatih pada satu tugas untuk menyelesaikan tugas lain yang berkaitan. Di ibaratkan seperti seorang murid yang sudah menguasai matematika dasar, dia dapat lebih mudah mempelajari kalkulus dibandingkan murid yang baru belajar matematika. Dalam *transfer learning*, model yang telah terlatih (misalnya, untuk mengenali kucing domestik) dimodifikasi dan digunakan untuk tugas lain (misalnya, mengenali macan tutul). Model ini tidak perlu dilatih dari awal, karena sudah memiliki pengetahuan dasar tentang fitur-fitur seperti tekstur, bentuk, dan warna [16].

2.7. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Di antara berbagai metode pengolahan citra yang ada, *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu yang paling populer dan banyak digunakan [17]. Cara kerjanya CNN memiliki kesamaan dengan caranya *Multi Layer Perceptron* (MLP). Namun, dalam CNN, setiap neuron direpresentasikan dalam bentuk neuron dua dimensi, berbeda dengan MLP yang di mana setiap neuron hanya berukuran satu dimensi. MLP menerima input data satu dimensi dan memproses data tersebut melalui jaringan hingga menghasilkan output. Setiap koneksi antara *neuron* pada dua lapisan yang berdekatan memiliki bobot satu dimensi yang menentukan kualitas model. Pada setiap data input di lapisan MLP, dilakukan operasi linear menggunakan bobot yang ada, kemudian hasil komputasi ini ditransformasi dengan menggunakan fungsi aktivasi non-linear. Di sisi lain, pada CNN, data yang diproses dalam jaringan adalah data dua dimensi, sehingga operasi linear dan parameter bobotnya berbeda. operasi linear dalam CNN dilakukan menggunakan operasi konvolusi, sementara bobotnya tidak lagi satu dimensi, melainkan berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi [18].

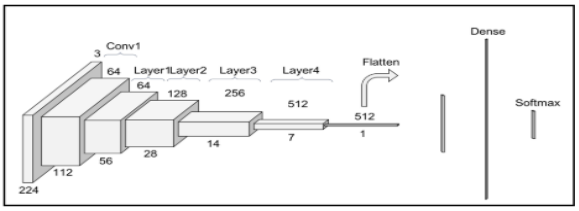
Lapisan konvolusi mempunyai susunan neural yang terdiri dari lebar, tinggi dan kedalaman. Dan pada umumnya lapisan konvolusi memiliki konvolusi, pooling serta fungsi aktivasi, berikut merupakan rumus dari persamaan operasi konvolusi :

$$(t) = (x*w)(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)\, w(t-a) \quad (1)$$

Bedasarkan rumus diatas didapati operasi konvolusi yang digunakan pada fungsi x(t) dengan nilai bobot w(t) dan x*w. Pada persamaan tersebut s(t) merupakan fungsi dari hasil operasi konvolusi dengan t merupakan variabel dari fungsi dan a merupakan bagian dari konstansta [19].

2.8. ResNet152

ResNet, singkatan dari Residual Network, suatu arsitektur jaringan saraf tiruan (CNN) yang diciptakan oleh He et al. pada tahun 2016. ResNet dirancang untuk mengatasi hambatan dalam pelatihan model CNN yang dalam, di mana akurasi model cenderung menurun seiring dengan bertambahnya jumlah lapisannya.

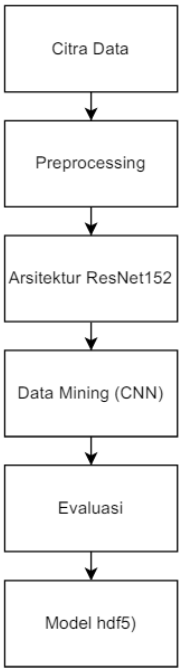


Gambar 1. Jaringan ResNet
(Sumber He et al)

ResNet152 memiliki arsitektur berjenjang dengan 5 tahap konvolusi utama, diawali dengan konvolusi 7x7, *max pooling* 3x3, *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3x3, diulang 3 kali menghasilkan *output* 56x56. Diikuti dengan *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3x3 diulang 8 kali menghasilkan *output* 28x28. Kemudian *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3x3 diulang 36 kali menghasilkan *output* 14x14. Terakhir, *batch normalization*, ReLU, dan konvolusi 3x3 diulang 3 kali menghasilkan *output* 7x7. Tahap terakhir menggabungkan hasil sebelumnya dengan *average max pooling* dan *softmax* untuk menghasilkan *output* 1x1 [20].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Blok Diagram Model Pengujian

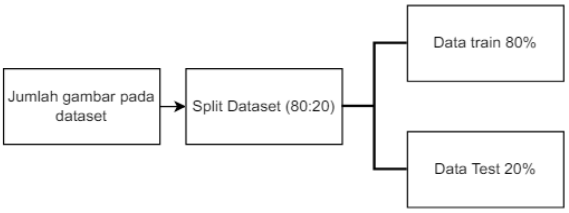


Gambar 2. Model pengujian

Penelitian ini. dimulai dengan studi Pustaka, mempelajari cara kerja dan konsep dari setiap pemograman yang akan digunakan dalam penelitian. Dapat dilihat pada Gambar.2, di awali dengan mengumpulkan sejumlah citra data yang diperlukan dalam penelitian selanjutnya data diolah dengan beberapa tahapan *preprocessing* mengenai *include_top, weights, input_shape*, dan *classes*. Selanjutnya arsitektur ResNet152 mengolah data dengan operasi umum *batch normalization, ReLU activation* dan *convolution*. Selanjutnya menggunakan Teknik data *mining* dengan proses menggunakan statistik dan matematika untuk mengidentifikasi informasi penting dalam suatu data. Hasil data yang telah di proses akan di evaluasi performanya menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall dan F1-*score*. Visualnya berupa *confusion matrix* dan

kurva ROC. Setelah melewati tahapan di atas akan menghasilkan output model berupa file hdf5.

3.2. Dataset



Gambar 3. Iluatrasi alur dataset

Dataset di kumpulkan dari gambar dalam format .jpg, dengan 7 denomasi uang kertas yakni Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000. Uang kertas tersebut merupakan emisi 2022 dengan total jumlah gambarnya mencapai 8.400 gambar yang dibagi menjadi 14 kelas, uang kertas ini akan di resize sehingga file gambar tersebut akan memiliki ukuran 7kb - 14kb. Dan dataset akan dibagi menjadi folder train dan test yang dimana jumlah data trainnya mencapai 80% dan jumlah data testnya mencapai 20%.

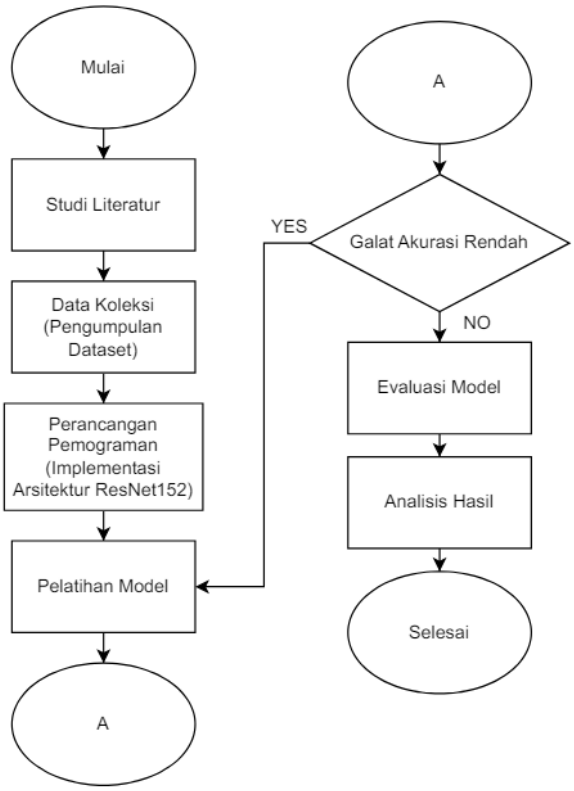
Tabel 1. Dataset uang kertas rupiah emisi 2022

No	Variabel	Latih	Uji
1	2022-1k Depan	480	120
2	2022-2k Depan	480	120
3	2022-20k Depan	480	120
4	2022-5k Depan	480	120
5	2022-50k Depan	480	120
6	2022-10k Depan	480	120
7	2022-100k Depan	480	120
8	2022-1k Belakang	480	120
9	2022-2k Belakang	480	120
10	2022-20k Belakang	480	120
11	2022-5k Belakang	480	120
12	2022-50k Belakang	480	120
13	2022-10k Belakang	480	120
14	2022-100k Belakang	480	120

Dengan jumlah gambar uang kertas rupiah sebanyak 8400 maka dapat dibagi menjadi 14 kelas dengan jumlah data train sebanyak 480 gambar dan data validasi sebanyak 120 gambar dalam per kelasnya. Dapat dilihat pada tabel 1.

3.3. Perancangan Sistem

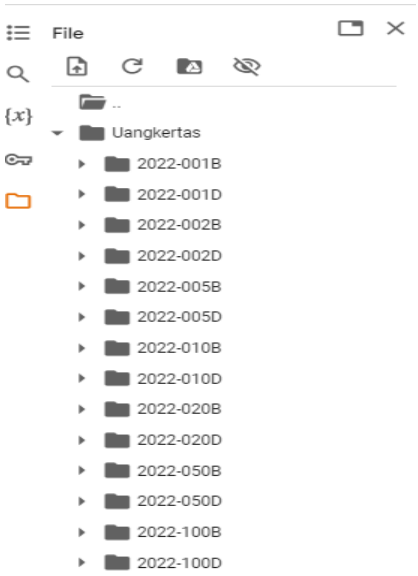
Berdasarkan gambar 4 langkah awal dalam penelitian ini dengan cara studi literatur dengan membaca referensi dari sumber jurnal dan buku, selanjutnya mencari gambar .jpg untuk dibuat menjadi dataset. Setelah dataset terkumpul melakukan perancangan pemograman dengan mengimplementasikan arsitektur dari ResNet152. Setelah perancangan pemograman selesai, masuk ke tahap pelatihan model dengan mengatur jumlah step atau *epoch* pada pemograman yang sudah dirancang sebelumnya.Jika pelatihan model hasil akurasinya rendah maka atur Kembali jumlah step pada pelatihan model hingga mencapai akurasi yang cukup baik. Setelah pelatihan model akan terbentuk model yang berisikan file .hdf5. File tersebut di evaluasi dan di analisis yang hasilnya berupa *train history*, *confusion matrix* dan *classification report*.



Gambar 4. *Flowchart* perancangan sistem

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data *pre-processing*



Gambar 5. Tampilan dataset pada google colab

Setelah dataset dikumpulkan akan di bentuk file berupa .zip dan dataset tersebut di upload ke g-drive,

selanjutnya dataset diolah dengan menggunakan platform dari google colab. Dapat dilihat pada gambar 5, dataset sudah dalam 1 file yang terbagi kedalam 14 kelas.

	filepaths	labels
0	/content/Uangkertas/2022-020D/707.jpg	2022-020D
1	/content/Uangkertas/2022-020D/1118.jpg	2022-020D
2	/content/Uangkertas/2022-020D/921.jpg	2022-020D
3	/content/Uangkertas/2022-020D/155.jpg	2022-020D
4	/content/Uangkertas/2022-020D/331.jpg	2022-020D
...	...	...
8395	/content/Uangkertas/2022-001D/142.jpg	2022-001D
8396	/content/Uangkertas/2022-001D/631.jpg	2022-001D
8397	/content/Uangkertas/2022-001D/909.jpg	2022-001D
8398	/content/Uangkertas/2022-001D/925.jpg	2022-001D
8399	/content/Uangkertas/2022-001D/253.jpg	2022-001D

8400 rows × 2 columns

Gambar 6. *Filepath* dan *labels* dataset

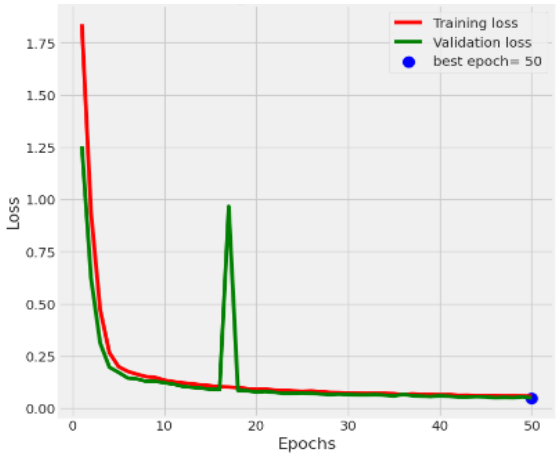
Selanjutnya data yang sudah di import dari g-drive ke google colab, data dibentuk kedalam *filepaths* dan diberi *labels* yang disatukan dalam 1 dataframe.

```
Layer (type)                 Output Shape
=================================================
resnet152 (Functional)       (None, 2048)

batch_normalization (Batch   (None, 2048)
Normalization)

dense (Dense)                (None, 64)

dropout (Dropout)            (None, 64)

dense_1 (Dense)              (None, 14)

=================================================
Total params: 58511182 (223.20 MB)
Trainable params: 58355662 (222.61 MB)
Non-trainable params: 155520 (607.50 KB)
_________________________________________________
Epoch 1/50
420/420 [==============================]
Epoch 2/50
420/420 [==============================]
Epoch 3/50
420/420 [==============================]
Epoch 4/50
420/420 [==============================]
Epoch 5/50
420/420 [==============================]
```

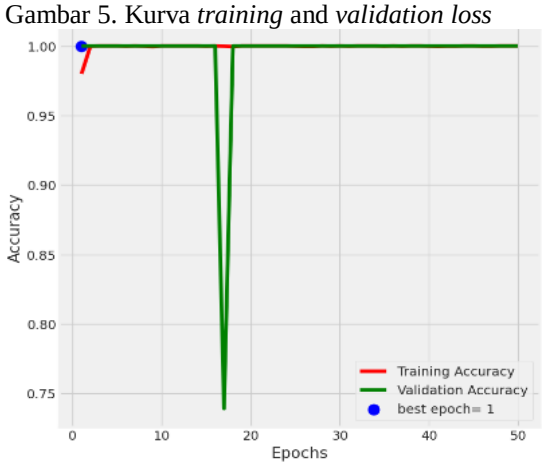
Gambar 7. Implementasi ResNet152

Dalam implementasi ResNet152 sebagai lapisan awal untuk ekstraksi fitur, menghasilkan *output* dengan dimensi (None, 2048) dan 58.370.944 parameter. Selanjutnya, terdapat lapisan *Batch Normalization* yang menormalkan *output* dari ResNet152, diikuti oleh lapisan Dense dengan 64 *neuron* yang mengubah 2048 fitur menjadi 64, dengan 131.136 parameter. Lapisan *Dropout* diterapkan setelahnya untuk mencegah *overfitting* tanpa menambah parameter. Akhirnya, lapisan *Dense* terakhir mengubah 64 fitur menjadi 14 kelas *output*, dengan 910 parameter. Kombinasi lapisan ini dirancang untuk mengklasifikasikan input menjadi 14 kelas, sambil meningkatkan stabilitas pelatihan dan menghindari *overfitting*. Selanjutnya model dilatih sebanyak 50 *epoch.*

4.2. Hasil Pengujian



Gambar 5. Kurva *training* and *validation loss*



Gambar 6. Kurva *training* and *validation accuracy*

Kedua gambar diatas, gambar 5 dan gambar 6, menunjukkan hasil yang sangat baik dengan tren positif yang selaras. Gambar 5 menunjukkan penurunan nilai loss secara konsisten seiring bertambahnya *epoch*, sedangkan gambar 6 menunjukkan peningkatan nilai *accuracy* secara stabil pada periode yang sama.

Analisis mendalam terhadap grafik menunjukkan dedikasi dan keahlian tinggi dalam proses pelatihan model, menghasilkan performa luar biasa yang membawa dampak signifikan bagi kemajuan AI. Perkembangan dan konvergensi model yang jelas selama pelatihan, ditunjukkan dengan penurunan nilai loss setiap komponen secara bertahap, menunjukkan kemampuan adaptasi dan model yang luar biasa.

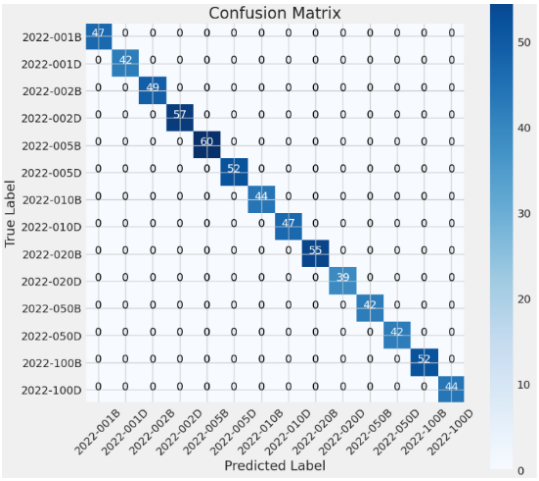
Tabel 2. *Epoch Report*

Epoch	Train Loss	Train Acc	Val Loss	Val Acc
1	1.8384	0.9799	1.2550	1.0000
5	0.1991	1.0000	0.1717	1.0000
10	0.1344	1.0000	0.1217	1.0000
15	0.1079	1.0000	0.0912	1.0000
20	0.0900	1.0000	0.0775	1.0000
25	0.0810	1.0000	0.0732	1.0000
30	0.0738	1.0000	0.0658	1.0000
35	0.0697	1.0000	0.0589	1.0000
40	0.0646	1.0000	0.0596	1.0000
45	0.0605	1.0000	0.0543	1.0000
50	0.0575	1.0000	0.0494	1.0000

Berdasarkan hasil dari tabel 1 dapat disimpulkan yakni model dari arsitektur ResNet152 melakukan pelatihan dengan cukup baik, hal ini dapat dilihat dari nilai *train loss* dan juga *validation loss* nya terus menurun setiap per epochnya, Kemampuan model dalam menangkap fitur penting objek dan menghasilkan prediksi akurat menunjukkan keberhasilan pelatihan. Grafik yang ditampilkan menjadi bukti nyata. Hasil impresif ini membuka peluang implementasi model dalam berbagai aplikasi AI. Kesuksesan ini juga menunjukkan dedikasi dan ketekunan para ahli dalam mengembangkan model yang hasilnya sempurna dan mengoptimalkan pelatihan secara efisien.

4.3. Hasil Evaluasi Model

Pengujian dilakukan dengan menggunakan citra uang kertas emisi 2022 dengan menguji 8400 gambar dan dibagi kedalam 14 kelas. Berikut gambar dari hasil evaluasi dengan *confusion matrix* :



Gambar 8. Hasil evaluasi dengan *confusion matrix*

Dapat disimpulkan pada gambar 8, bahwasannya model dengan menggunakan arsitektur ResNet152, menggunakan 8400 gambar dan dibagi kedalam 14 kelas dengan jumlah epoch sebanyak 50, di dapati hasil *True Positif* (TP) dan *True Negatif* (TN) yang lebih besar daripada *False Positif* (FP) dan *False Negatif* (FN) dapat di lihat pada di gambar 8, seluruh FP dan FN mempunyai nilai nol.

4.4. Hasil Output

Dalam menghitung *accuracy* dapat dengan persamaan:

$$Accuracy = \frac{\mathrm{TP} + \mathrm{TN}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP} + \mathrm{TN} + \mathrm{FN}} \quad (2)$$

Dalam menghitung *Precision* dapat dengan persamaan :

$$Precision = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \quad (3)$$

Dalam menghitung *Recall* dapat dengan persamaan :

$$Recall = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}} \quad (4)$$

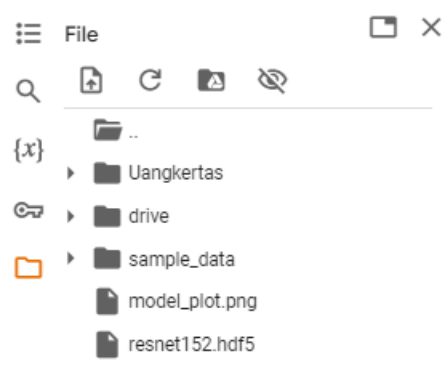
Dalam menghitung *F-1 Score* dapat dengan persamaan :

$$F - 1\ Score = \frac{2(PrecissionxRecall)}{(PrecissionxRecall)} \quad (5)$$

	precision	recall	f1-score	support
2022-001B	1.00	1.00	1.00	47
2022-001D	1.00	1.00	1.00	42
2022-002B	1.00	1.00	1.00	49
2022-002D	1.00	1.00	1.00	57
2022-005B	1.00	1.00	1.00	60
2022-005D	1.00	1.00	1.00	52
2022-010B	1.00	1.00	1.00	44
2022-010D	1.00	1.00	1.00	47
2022-020B	1.00	1.00	1.00	55
2022-020D	1.00	1.00	1.00	39
2022-050B	1.00	1.00	1.00	42
2022-050D	1.00	1.00	1.00	42
2022-100B	1.00	1.00	1.00	52
2022-100D	1.00	1.00	1.00	44
accuracy			1.00	672
macro avg	1.00	1.00	1.00	672
weighted avg	1.00	1.00	1.00	672

Gambar 9. Klasifikasi *report*

Data hasil *precision,recall, dan F-1 Score* di dapati dengan menghitung persamaan yang ada pada rumus 2,3,4, dan 5. Dapat dilihat gambar 9 seluruh nilai pada *prescision, recall dan f-1 score* mendapati nilai *output* 1.00 menunjukan bahwa model ini sudah cukup baik dalam pelatihan modelnya.



Gambar 10. Model ResNet152 dalam bentuk .hdf5

Setelah evaluasi model selnajutnya mode akan di buat dan di save dalam menu google colab. Setelah model di *save* akan keluar file berupa .hdf5 dan selanjutnya model dapat di *download.*

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari hasil pengujian ini dengan menggunakan arsitektur ResNet152 menunjukkan hasil dan kinerja model yang baik dalam proses pelatihan modelnya. Dengan dibuktikan hasil dari pengujian pada kurva ROC menunjukkan grafik yang stabil pada akurasinya dan grafik penurunan pada lossnya selanjutnya dibuktikan dari hasil pada evaluasi model dengan *confusion matrix* di dapati nilai TP dan TN lebih besar daripada nilai FP dan FN yang dimana nilai dari seluruh FP dan FN ini hanya memiliki nilai nol. Dari informasi tersebut model klasifikasi uang kertas rupiah emisi 2022 dengan 8400 gambar dibagi kedalam 14 kelas menggunakan ResNet152 dan metode transfer learning menunjukkan hasil performa keseluruhan mendapatkan nilai 1.00.

Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan kualitas gambar dataset yang lebih baik lagi dan penambahan jumlah gambar dataset yang bertujuan untuk mengurangi nilai dari train loss dan validasi lossnya sehingga model dapat menjadi lebih sempurna. Dan penerapan metode *transfer learning* ini sangat berperan penting dalam meningkatkan akurasi dan kinerja dari model.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Wijayanto, A. A., 2017. Pemalsuan Mata Uang Sebagai Kejahatan Di Indonesia. *Jurnal Hukum Khaira Ummah*, 15(1), pp.11-18.

[2] Albani, M., and Andhi, R. R., 2023. Klasifikasi Uang Rupiah Kertas Tidak Layak Edar Menggunakan CNN Xception Transfer Learning Berbasis Website. *Jurnal Inovtek Polbeng Seri Informatika*, 8(2), pp.393-406.

[3] Darmawan, A., Widyadhana, I. G. N. G. A., and Binugroho, E. H., 2022. Implementasi Metode Deep Learning Pada Prototipe Validator Uang Rupiah. *Sebatik*, 26(2), pp.535-542.

[4] Pratama, A. R., Mustajib, M., and Nugroho, A., 2020. Deteksi Citra Uang Kertas dengan Fitur RGB Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Eksplora Informatika*, 9(2), pp.163-172.

[5] Hamidah, W., Irawan, T. S. B., Hasbullah, N. A. P., and Kaswar, A. B., 2022. Deteksi Nominal Uang Kertas Menggunakan OCR (Optical Character Recognition). *Techno Xplore: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, *7*(2), pp.72-76.

[6] Zein, A. (2021). Kecerdasan Buatan Dalam Hal Otomatisasi Layanan. *Jurnal Ilmu Komputer*, 4(2), pp.16-25.

[7] Syifa, S. A., & Dewi, I. A. (2022. Arsitektur Resnet-152 dengan Perbandingan Optimizer Adam dan RMSProp untuk Mendeteksi Penyakit Paru–Paru. MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal, 7(2), pp.139-150.

[8] Ramel, R. Implementasi Algoritma Faster Region-Based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) untuk Deteksi Citra Tarian Baksa Kembang.

[9] Thiodorus, G., Prasetia, A., Ardhani, L. A., & Yudistira, N. (2021). Klasifikasi citra makanan/non makanan menggunakan metode Transfer Learning dengan model Residual Network. Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi, 11(2), pp.74-83.

[10] Solihin, A., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Klasifikasi jenis alat musik tradisional Papua menggunakan metode transfer learning dan data augmentasi. Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan), 5(2), pp.36-44.

[11] Aprillia, D., Rohana, T., Al Mudzakir, T., and Wahiddin, D. (2024). Deteksi Nominal Mata Uang Rupiah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Feedforward Neural Network. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, *4*(4), pp.2068-2077.

[12] Susmiati, S., Giri, N. P. R., and Senimantara, N. (2021). Pengaruh Jumlah Uang Beredar dan Nilai Tukar Rupiah (Kurs) Terhadap Tingkat Inflasi di Indonesia Tahun 2011-2018. *Warmadewa Economic Development Journal (WEDJ)*, *4*(2), pp.68-74.

[13] Ratna, S. (2020). Pengolahan citra digital dan histogram dengan phyton dan text editor phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3), pp.181-186.

[14] Wisnudhanti, K., & Candra, F. 2020. Image classification of pandawa figures using convolutional neural network on raspberry pi 4. *In Journal of Physics: Conference Series* 1655 (1), pp. 012103.

[15] Sya'ban, D. R., Hamzah, A., & Susanti, E. 2022. Klasifikasi Buah Segar dan Busuk Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan TFLite sebagai Media Penerapan Model Machine Learning. *PROSIDING SNAST*, pp.F7-16.

[16] Ramadhan, M., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Optimasi Algoritma CNN Menggunakan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Pneumonia dan Non-Pneunomia. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama* (JTIK), 6(2), pp.670-679.

[17] Pamungkas, B. P. G., Nugroho, B., & Anggraeny, F. 2021. deteksi dan menghitung manusia menggunakan Yolo-CNN. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, *2*(1), pp.67-76.

[18] Putra, W. S. E. (2016). Klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (CNN) pada caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, *5*(1).

[19] Prima, A., Santoso, D. B., & Nurpulaela, L. (2023). Deteksi Otomatis Nominal Uang Kertas Rupiah Untuk Tunanetra Menggunakan Algoritma Arsitektur SSD MobiilenetV3. TEKNOKOM, 6(2), pp.151-159.

[20] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770– 778.