

Pengembangan Model Pembelajaran Mesin untuk Mengidentifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Menggunakan Algoritma CNN Dengan Library Keras

I Made Gede Indra Mahendra

Informatika, Fakultas Industri Kreatif, Institut Teknologi dan Bisnis Kalbis
Jalan Pulomas Selatan Kav. 22, Jakarta Timur, 13210
Email: indramahendra1231@gmail.com

Abstract: This study develops application to identify the value of rupiah banknotes. The rupiah banknotes used are the 2009 and 2016 issuances. The purpose of this study is to produce a machine learning model that can be used as a basis for identifying the value of rupiah banknotes and creating a GUI to be able to use its functions easily. The method used in this study is the Convolutional Neural Network. The results obtained are models that have a final value of training loss = 7%, training accuracy = 98%, validation loss = 33%, and validation accuracy = 93%. The finished model has also been tested and can identify new image data.

Keywords: Identification of the value of rupiah banknotes, the Blind, Transaction, Convolutional Neural Network.

Abstrak: Penelitian ini membuat aplikasi untuk mengidentifikasi nominal uang kertas rupiah. Uang kertas rupiah yang digunakan adalah emisi 2009 dan 2016. Tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan model pembelajaran mesin yang dapat dijadikan dasar untuk mengidentifikasi nominal uang kertas rupiah serta membuat GUI untuk dapat menggunakan fungsinya dengan mudah. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Convolutional Neural Network. Hasil yang didapatkan adalah model yang memiliki nilai akhir training loss = 7%, training accuracy = 98%, validation loss = 33%, dan validation accuracy = 93%. Model yang selesai dibuat juga sudah dilakukan pengujian dan dapat mengidentifikasi data gambar baru.

Kata kunci: Identifikasi nominal uang kertas rupiah, Tuna netra, Transaksi, Convolutional Neural Network.

I. PENDAHULUAN

Transaksi ekonomi merupakan hal penting yang diperlukan untuk mencukupi kebutuhan sehari hari. Transaksi adalah kegiatan yang melibatkan dua atau lebih orang yang berinteraksi untuk mencapai kesekapatan guna memenuhi kepentingan masing – masing pihak [1]. Kegiatan

transaksi sudah dilakukan dari zaman dulu hingga sekarang dengan berbagai cara yang beragam mulai dari barter hingga sistem *online*. Salah satu cara yang masih cukup umum dilakukan adalah transaksi konvensional yang memerlukan interaksi langsung antara penjual dan pembeli dengan menggunakan uang sebagai nilai tukar yang sah. Oleh karena itu, sangat penting bagi para aktor yang terlibat dalam

transaksi untuk mengenali nominal dan mata uang yang digunakan. Hampir semua orang pernah melakukan transaksi konvensional dengan kepentingannya masing – masing termasuk bagi para penyandang disabilitas salah satunya tuna netra [2]. Oleh karena itu hal ini tentunya menjadi kesulitan bagi para penyandang tuna netra untuk membaca dan mengenali uang yang digunakan [3]. Sudah muncul beberapa upaya untuk menangani masalah ini seperti mengingat ukuran uang itu sendiri dan lembaga resmi yaitu Bank Indonesia mengeluarkan desain serta penyuluhan terkait uang terbaru emisi 2016 yang menyertakan *blind code* pada permukaan uang kertas [4]. Namun, upaya – upaya tersebut masih memiliki kelemahan jika keadaan uang sudah lusuh, robek, basah, atau sudah berkali kali terlipat [5]. Keadaan – keadaan itu menyebabkan tekstur unik yang disediakan sulit terdeteksi karena semakin lama semakin terkikis dan masih ada beberapa faktor lainnya yang menyebabkan sulitnya pengenalan uang kertas.

Adapun beberapa riset yang telah dilakukan dari berbagai media berkaitan dengan keresahan tuna netra yang masih dialami setelah uang emisi 2016 sudah dikeluarkan. Yang pertama menjelaskan sulitnya mendeteksi uang kertas, sehingga masih menggunakan cara dengan mengingat ukuran uang kertas [6]. Yang kedua memilih untuk masih menggunakan cara dengan bertanya ke orang lain dan Menyusun uang kertas yang diterimanya [7]. Yang ketiga menjelaskan bahwa *blind code* masih sulit dikenali [4]. Dan yang keempat juga menjelaskan sulitnya mengenali fitur *blind code*, terlebih lagi jika kondisinya sudah banyak tertekuk [5].

Salah satu kemajuan teknologi yang dapat dimanfaatkan pada hal ini adalah pembelajaran mendalam (*Deep*

Learning) dalam konteks penglihatan komputer (*Computer Vision*). Salah satu cara pada *Computer Vision* yang biasa digunakan dalam menangani pemrosesan data gambar yaitu dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) [8]. Secara singkat, Algoritma CNN merupakan metode untuk mengolah gambar dengan melakukan konvolusi untuk menemukan fitur unik pada data pembelajaran, lalu fitur tersebut dilanjutkan sebagai *input* untuk dilakukan pembelajaran dengan *Neural Network*. Sehingga komputer memiliki pengetahuan untuk mengklasifikasi uang agar dapat dikenali sesuai nominalnya berdasarkan fitur unik yang telah dipelajari. Dengan demikian, penelitian ini berusaha untuk merumuskan pokok persoalan yang akan dibahas yaitu bagaimana membuat model pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi nominal uang kertas rupiah menggunakan algoritma CNN dengan *library keras*. Penelitian ini memiliki tujuan untuk menghasilkan model pembelajaran mesin yang dapat mengidentifikasi foto uang kertas rupiah.

II. METODE PENELITIAN

A. Data yang digunakan

Data yang diambil merupakan gambar uang kertas emisi 2009 dan 2016 pecahan Rp 1.000,00, Rp 2.000,00, Rp 5.000,00, Rp 10.000,00, Rp 20.000,00, Rp 50.000,00 dan Rp 100.000,00. Objek uang kertas yang diambil, dipilih secara acak dengan variasi uang yang dimiliki peneliti. Lembaran uang kertas yang digunakan difoto hingga mencapai target *dataset* yang diinginkan, setiap lembar uang kertas difoto dengan jumlah yang acak tanpa menentukan jumlah gambar tertentu pada

setiap lembarannya. Rincian data yang depan dan tampak belakang. Keterangan

Uang	Training		Validation		Testing	
	Emisi 2009	Emisi 2016	Emisi 2009	Emisi 2016	Emisi 2009	Emisi 2016
Rp 1.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 2.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 5.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 10.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 20.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 50.000,00	180	90	20	10	6	6
Rp 100.000,00	180	90	20	10	6	6
TOTAL	1890		210		84	

digunakan untuk membangun model dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1 Rincian data yang digunakan

No	Uang	Lembar	Jumlah gambar
	Emisi 2009		
1	Rp 1.000,00	3	100
3	Rp 2.000,00	2	100
5	Rp 5.000,00	1	100
7	Rp 10.000,00	2	100
9	Rp 20.000,00	2	100
11	Rp 50.000,00	3	100
13	Rp 100.000,00	3	100
	Emisi 2016		
2	Rp 1.000,00	6	200
4	Rp 2.000,00	28	200
6	Rp 5.000,00	31	200
8	Rp 10.000,00	13	200
10	Rp 20.000,00	11	200
12	Rp 50.000,00	25	200
14	Rp 100.000,00	11	200

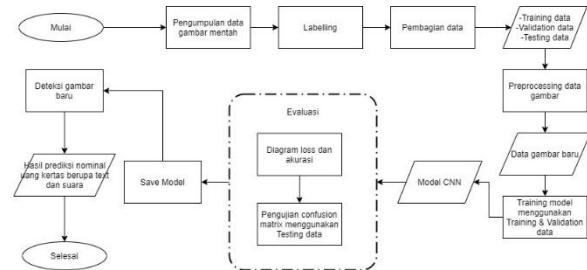
Pada pengambilan gambar, dilakukan dengan memfoto uang kertas menggunakan kamera *handphone* dengan variasi kondisi pencahayaan yang wajar (tidak terlalu gelap dan tidak terlalu terang) pada ruangan tanpa lampu tambahan, jarak pengambilan gambar sekitar 15cm – 20cm, dan variasi kondisi uang yang berbeda beda. Variasi perbedaan kondisi yang dimaksud yaitu tindakan yang dilakukan untuk dapat menciptakan lipatan, lecek, basah, lusuh, sobek, dan sebagainya.

Pembagian data dilakukan secara manual agar data terbagi secara merata dikarenakan 1 kelas memiliki 2 jenis uang kertas serta mempunyai tampilan tampak

pembagian data dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 2 Keterangan pembagian data

B. Analisis Alur Proses Pembangunan Model Inkremen Satu



Gambar 1 Alur proses pembangunan model

Dimulai dari pengumpulan data gambar mentah yang dibutuhkan. Data mentah dikelompokkan dan diberi label. Data yang sudah diberi label dibagi berdasarkan kebutuhan penggunaan data menjadi *training* data, *validation* data, dan *testing* data. Semua data dilakukan pemanggilan, *preprocessing*, dan disimpan untuk digunakan pada keperluannya masing – masing. Rangkaian tahapan *preprocessing* yang dilakukan yaitu pertama *rotation* untuk mengubah orientasi gambar agar memiliki arah gambar yang sama. Kedua *resize* untuk mengubah ukuran gambar agar semua gambar dapat memiliki ukuran yang sama. Ketiga *crop* untuk memotong *pixel* yang diperlukan, pada tahap ini mendapatkan objek spesifik

uang kertas. Keempat *grayscale* untuk mengubah *channel* warna menjadi gambar keabuan. Kelima *blur* untuk memburamkan gambar agar menghilangkan *noise*. Keenam *adaptive gaussian thresholding* untuk melakukan binerisasi agar mendapatkan gambar hitam putih yang memperlihatkan pola angka dan gambar yang diperlukan.

Training dan *validation* data yang telah melalui *preprocessing* dipanggil dan digunakan untuk keperluan proses pembelajaran agar menghasilkan model. Hasil dari proses pembelajaran divisualisasi dalam bentuk diagram *loss* dan akurasi untuk memudahkan analisa model. *Testing* data digunakan untuk visualisasi prediksi menggunakan *confusion matrix*. Hasil dari prediksi berdasarkan model yang digunakan divisualisasi sehingga dapat melihat nilai dan tampilan petaan dari hasil prediksinya.

Penelitian ini melakukan percobaan dengan mencoba 3 arsitektur CNN yang berbeda untuk membandingkan serta menentukan arsitektur mana yang mempunyai hasil paling baik untuk dapat dipilih dalam tahapan selanjutnya.

Tabel 3 Arsitektur C1

Layer	Kernel	Stride	Padding
Input (75x160x1)			
Convolution 32	3x3	1	SAME
Max Pooling	2x2	2	VALID
Convolution 64	3x3	1	VALID
Convolution 64	3x3	1	VALID
Max Pooling	2x2	2	VALID
Convolution 128	3x3	1	VALID
Dropout 0,5			
Flatten			
Fully Connected 128			
Dropout 0,5			
Fully Connected 7			

Tabel 3 adalah arsitektur pertama yang dinamakan C1. Arsitektur C1 terdiri dari 4 *convolution layer*, 2 *max pooling layer*, 2 *dropout layer*, *flatten layer*, dan 2 *fully connected layer*.

Tabel 4 Arsitektur C2

Layer	Kernel	Stride	Padding
Input (75x160x1)			
Convolution 32	3x3	1	SAME
Max Pooling	2x2	2	VALID
Convolution 64	3x3	1	VALID
Max Pooling	2x2	2	VALID
Convolution 128	3x3	1	VALID
Max Pooling	2x2	2	VALID
Dropout 0,5			
Flatten			
Fully Connected 128			
Dropout 0,5			
Fully Connected 7			

Tabel 4 adalah arsitektur kedua yang dinamakan C2. Arsitektur C2 terdiri dari 3 *convolution layer*, 3 *max pooling layer*, 2 *dropout layer*, *flatten layer*, dan 2 *fully connected layer*.

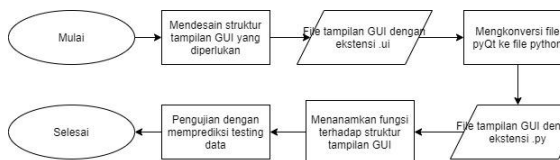
Tabel 5 Arsitektur C3

Layer	Kernel	Stride	Padding
Input (75x160x1)			
Convolution 32	3x3	1	SAME
Max Pooling	2x2	2	VALID
Convolution 64	3x3	1	VALID
Convolution 128	3x3	1	VALID
Dropout 0,5			
Flatten			
Fully Connected 128			
Dropout 0,5			
Fully Connected 7			

Tabel 5 adalah arsitektur ketiga yang dinamakan C3. Arsitektur C3 terdiri dari 3 *convolution layer*, 1 *max pooling layer*, 2 *dropout layer*, *flatten layer*, dan 2 *fully connected layer*.

Setelah model dibuat, maka model disimpan. Dari model yang sudah dihasilkan akan dipilih satu model yang paling baik dan digunakan sebagai dasar untuk mendeteksi gambar baru dan dilanjutkan pada tahapan selanjutnya.

C. Analisis Alur Proses Pembangunan GUI Inkremen Dua



Gambar 2 Proses pembuatan GUI

Diawali dengan proses untuk membuat tampilan GUI. File dari tampilan yang telah dibuat dilakukan konversi kedalam bentuk file python agar dapat melakukan proses editing kode untuk menanamkan fungsi yang diinginkan terhadap tampilan GUI yang sudah dibuat sebelumnya. GUI diuji dengan melakukan prediksi dari testing data yang ada.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Inkremen Satu

1. Preprocessing Gambar



Gambar 3 Hasil preprocessing

Gambar 3 merupakan contoh data gambar mentah yang telah melalui semua rangkaian tahapan preprocessing. Gambar

uang menjadi hitam putih dan menampilkan pola angka dan gambar yang diperlukan untuk proses pembelajaran.

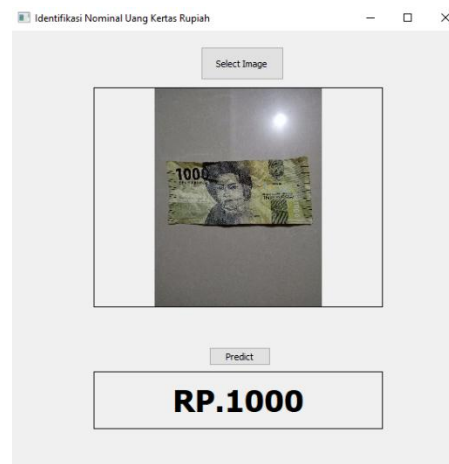
2. Pembuatan Model

Tabel 6 Perbandingan model

Model	Gambar benar diprediksi	Gambar salah diprediksi	Precision	Recall	F1-Score
C1	72	12	88%	86%	86%
C2	75	9	91%	89%	89%
C3	65	19	78%	77%	77%

Penelitian ini membandingkan ketiga model berdasarkan nilai yang dihasilkan pada saat memprediksi testing data. Dari nilai – nilai yang dihasilkan pada Tabel 6 dapat dilihat bahwa model dengan arsitektur C2 mampu memprediksi testing data dengan benar paling banyak dengan jumlah 75 gambar serta memiliki nilai precision, recall, dan f1-score paling tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini memilih model dengan arsitektur C2 untuk digunakan pada tahap selanjutnya.

B. Hasil Inkremen Dua



Gambar 4 hasil pembuatan GUI

Gambar 6 merupakan tampilan setelah memilih dan memprediksi input gambar yang diinginkan. Input gambar yang dipilih pada tombol select image

ditampilkan pada label berbentuk kotak dibawahnya kemudian setelah *input* gambar telah muncul, dapat dilanjutkan dengan menekan tombol predict untuk mendapatkan hasil prediksi berupa text dan suara. Pada gambar 6 *input* gambar yang digunakan adalah uang kertas nominal Rp. 1000 dan memiliki hasil prediksi yang tepat sesuai nominalnya.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan uji coba yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka peneliti dapat menyimpulkan hal – hal sebagai berikut:

1. Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) dengan menggunakan *library Keras* dapat diterapkan pada pembangunan model pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi nominal uang kertas rupiah.

2. Model pembelajaran mesin hanya memberikan nilai pada data yang berbanding dengan *dataset* yang dimiliki.

3. Penerapan tahapan *preprocessing* pada kasus penelitian ini dapat digunakan untuk menghasilkan model yang dapat mengidentifikasi nominal uang kertas rupiah.

4. Model dengan arsitektur C2 menghasilkan nilai yang paling baik dari model lain yang dibandingkan. Hasil dari model dengan arsitektur C2 mampu memprediksi 75 gambar dengan benar serta memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* paling tinggi.

5. Dapat dihasilkan tampilan GUI sederhana yang memudahkan penggunaan fungsi dari model yang sudah dibuat.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] B. Questibrilia, “Kenali Pengertian Transaksi Beserta Jenis-jenisnya,” *Jojonomic.com*, 2019. [https://www.jojonomic.com/blog/pengertian-transaksi/#:~:text=Menurut Slamet Wiyono \(2005%3A12,atau atas dasar ketentuan hukum \(diakses Aug. 11, 2020\).](https://www.jojonomic.com/blog/pengertian-transaksi/#:~:text=Menurut Slamet Wiyono (2005%3A12,atau atas dasar ketentuan hukum (diakses Aug. 11, 2020).)
- [2] S. H. Kurniadi and A. A. Edvanto, “Pembuatan Aplikasi Pemindai Uang Kertas Dengan Algoritma Viola-Jones,” *Tek. Inform. STMIK AMIKOM Yogyakarta*, 2016.
- [3] M. Anindita, A. Novianty, and M. S. Sabril, “Aplikasi Pendeteksi Dan Pengenalan Nominal Uang Kertas Dengan Metode Learning Vector Quantization Sebagai Alat Bantu Bagi Penyandang Tuna Netra,” *Fak. Elektro dan Komun. IT Telkom, Bandung*, 2012.
- [4] H. Miladi, “Mencetak Mata Uang Braille Khusus Tuna Netra, Mungkinkah?,” *Kompasiana.com*, 2018. [https://www.kompasiana.com/primata/5bf0a6f16ddcae7623234de2/mencetak-mata-uang-braille-khusus-tuna-netra-mungkinkah?page=all \(diakses Aug. 11, 2020\).](https://www.kompasiana.com/primata/5bf0a6f16ddcae7623234de2/mencetak-mata-uang-braille-khusus-tuna-netra-mungkinkah?page=all (diakses Aug. 11, 2020).)
- [5] R. Hilman, “Aplikasi Membaca Pecahan Uang Rupiah Khusus Tuna Netra,” *Indocomtech.net*, 2019. [https://indocomtech.net/2019/10/24/aplikasi-i-membaca-pecahan-uang-rupiah-khusus-tuna-netra/ \(diakses Aug. 11, 2020\).](https://indocomtech.net/2019/10/24/aplikasi-i-membaca-pecahan-uang-rupiah-khusus-tuna-netra/ (diakses Aug. 11, 2020).)
- [6] Arwani, “Mata Uang Rupiah, Bisakah Tunanetra Mengetahui Nilainya?,” *NewsDifabel.com*, 2018. [https://www.newsdifabel.com/mata-uang-rupiah-bisakah-tunanetra-mengetahui-nilainya/ \(diakses Aug. 11, 2020\).](https://www.newsdifabel.com/mata-uang-rupiah-bisakah-tunanetra-mengetahui-nilainya/ (diakses Aug. 11, 2020).)
- [7] T. P. Jaya, “Dilipat Beda Arah, Cara Difabel Tunanetra Kenali Nominal Rupiah,” *Kompas.com*, 2020. [https://regional.kompas.com/read/2020/02/28/11143471/dilipat-beda-arrah-cara-difabel-tunanetra-kenali-nominal-rupiah?page=all \(diakses Aug. 11, 2020\).](https://regional.kompas.com/read/2020/02/28/11143471/dilipat-beda-arrah-cara-difabel-tunanetra-kenali-nominal-rupiah?page=all (diakses Aug. 11, 2020).)

- [8] S. Sena, "Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN)," *Medium.com*, 2017. <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutional-neural-network-cnn-b003b477dc94> (diakses Jun. 22, 2020).