



Arsitektur *Convolutional Neural Network* untuk Model Klasifikasi Citra Batik Yogyakarta

Arya Prayoga¹, Maimunah^{2*}, Pristi Sukmasetya³, Muhammad Resa Arif Yudianto⁴, Rofi Abul Hasani⁵

^{1 2 3 4 5}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Magelang
¹aryaprayoga444@gmail.com, ²maimunah@unimma.ac.id*, ³pristi.sukmasetya@ummgl.ac.id,

⁴resamuhammad96@unimma.ac.id, ⁵rofiabul@unimma.ac.id

Abstract

Batik is an Indonesian culture that has been recognized as a world heritage by UNESCO. Indonesian batik has a variety of different motifs in each region. One area that is famous for its batik motifs is Yogyakarta. Yogyakarta has a variety of batik motifs such as ceplok, kawung, and parang which can be differentiated based on the pattern. Yogyakarta batik motifs need to be preserved so they do not experience extinction, one way is by introducing Yogyakarta batik motifs. The recognition of Yogyakarta batik motifs can utilize technology to classify images of Yogyakarta batik motifs based on patterns using the Convolutional Neural Network (CNN). The Yogyakarta batik motif images used for classification totaled 600 images consisting of 3 different motifs such as ceplok, kawung, and parang. Image classification using CNN depends on the architectural model used. The CNN architecture consists of two stages, namely Convolutional for feature extraction and Neural Network for classification. The CNN architectural models made for the introduction of Yogyakarta batik motifs totaled 7 models which were distinguished at the feature extraction stage. The highest accuracy results in the classification of Yogyakarta batik motif images using CNN were obtained in the 6th model. The 6th model has an accuracy of 87.83%, an average precision of 88.46% and an average recall of 87.66%. The accuracy, precision, and recall values obtained by the 6th model are above 80%, which means that the 6th model can classify Yogyakarta batik motifs quite well.

Keywords: Yogyakarta Batik Motifs, Image Classification, CNN Architecture

Abstrak

Batik merupakan budaya Indonesia yang telah diakui sebagai warisan dunia oleh UNESCO. Batik Indonesia memiliki beragam motif yang berbeda disetiap daerah. Salah satu daerah yang terkenal dengan motif batiknya yaitu Yogyakarta. Yogyakarta memiliki beragam motif batik seperti ceplok, kawung, dan parang yang dapat dibedakan berdasarkan polanya. Motif batik Yogyakarta perlu dilestarikan agar tidak mengalami kepunahan, salah satu caranya yaitu dengan mengenalkan motif batik Yogyakarta. Pengenalan motif batik Yogyakarta dapat memanfaatkan teknologi untuk melakukan klasifikasi citra motif batik Yogyakarta berdasarkan pola dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Citra motif batik Yogyakarta yang digunakan untuk klasifikasi berjumlah 600 citra yang terdiri dari 3 motif berbeda seperti ceplok, kawung, dan parang. Klasifikasi citra menggunakan CNN bergantung pada model arsitektur yang digunakan. Arsitektur CNN terdiri dari dua tahap yaitu *Convolutional* untuk ekstraksi ciri dan *Neural Network* untuk klasifikasi. Model arsitektur CNN yang dibuat untuk pengenalan motif batik Yogyakarta berjumlah 7 model yang dibedakan pada tahap ekstraksi ciri. Hasil akurasi tertinggi pada klasifikasi citra motif batik Yogyakarta menggunakan CNN didapatkan pada model ke-6. Model ke-6 memiliki akurasi sebesar 87,83%, rata-rata *precision* sebesar 88,46% dan rata-rata *recall* sebesar 87,66%. Nilai akurasi, *precision*, dan *recall* yang didapat model ke-6 diatas 80% yang berarti model ke-6 dapat mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta dengan cukup baik.

Kata kunci: Motif Batik Yogyakarta, Klasifikasi Citra, Arsitektur CNN

1. Pendahuluan

Batik merupakan budaya Indonesia yang telah diakui sebagai warisan dunia oleh UNESCO. Batik Indonesia memiliki beragam motif yang berbeda di setiap daerah. Tidak hanya motifnya yang berbeda, di setiap motif batik juga memiliki filosofi serta makna masing-masing. Perbedaan motif batik ini dipengaruhi oleh ciri khas dan makna yang ingin disampaikan [1]. Salah satu daerah yang terkenal dengan motif batiknya yaitu Yogyakarta.

Yogyakarta memiliki motif batik yang khas dengan pemilihan warna yang lebih dominan pada warna putih, hitam, dan coklat [2]. Yogyakarta memiliki beragam motif batik seperti ceplok, kawung, dan parang yang dapat dibedakan berdasarkan polanya.

Motif batik ceplok memiliki pola berupa pengulangan bentuk geometri, seperti segi empat, persegi panjang, bulat telur, ataupun bintang, motif ini memiliki makna harapan orang tua terhadap berkumpulnya semua hal



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

baik. Motif batik kawung memiliki pola berupa empat lingkaran ataupun elips yang mengelilingi lingkaran kecil sebagai pusat dengan susunan memanjang menurut garis diagonal miring ke kiri ataupun ke kanan dengan berselang - selang, motif ini memiliki makna keinginan dan usaha yang keras akan selalu membuahkan hasil. Motif batik parang memiliki pola berupa garis - garis tegas yang disusun secara *diagonal parallel*, motif ini memiliki makna hidup harus dilandasi dengan perjuangan untuk mencari kebahagiaan lahir dan batin [3].

Motif batik Yogyakarta perlu dilestarikan agar tidak mengalami kepunahan, salah satu caranya yaitu dengan mengenalkan motif batik Yogyakarta [4]. Pengenalan motif batik Yogyakarta dapat memanfaatkan teknologi untuk melakukan klasifikasi citra motif batik Yogyakarta berdasarkan pola dengan menggunakan *deep learning* yang merupakan salah satu cabang dari *machine learning* [5]. Salah satu metode *deep learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)* [6].

Menurut Kumari & Saxena yang dikutip oleh Rohim, dkk CNN merupakan metode klasifikasi yang dapat mempelajari sendiri fitur pada citra yang bersifat kompleks [7], [8]. Pengenalan citra menggunakan CNN bergantung pada model arsitektur yang digunakan [9]. Model arsitektur pada CNN terdiri dari dua tahap yaitu *Convolutional* untuk ekstraksi ciri dan *Neural Network* untuk klasifikasi. Ekstraksi ciri pada CNN terdiri dari dua lapisan yaitu konvolusi dan *sub-sampling* yang memiliki *hyperparameter*. *Hyperparameter* pada lapisan konvolusi terdiri dari ukuran *kernel*, *strides*, dan *padding*, sedangkan pada lapisan *sub-sampling* terdiri dari ukuran *kernel* dan jenis *pooling*. Pembuatan arsitektur model CNN dapat menggunakan kombinasi *hyperparameter* yang berbeda pada lapisan konvolusi dan *sub-sampling*.

Penelitian yang dilakukan oleh Tumewu, dkk berisikan tentang penggunaan data *augmentation* yang beragam pada model CNN. Model CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah Resnet (*Residual Network*) sedangkan data *augmentation* yang digunakan adalah *scale*, *random erase*, *rotation*, dan *flip*. Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu motif batik geometri (ceplik, kawung, lereng, nitik, dan parang) dan nongeometri (semen dan lunglungan). Penelitian ini menggunakan proses *augmentation* pada citra untuk meningkatkan kuantitas dataset yang dimiliki serta meningkatkan model dalam mengenali pola citra tersebut. Hasil akurasi klasifikasi pada model Resnet-18 sebesar 84,52% dan Resnet-50 sebesar 81,90% [10].

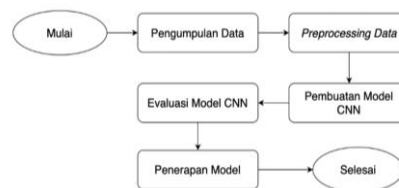
Penelitian yang dilakukan oleh Malika & Widodo berisikan penelitian tentang penggunaan CNN untuk klasifikasi batik sasambo. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 300 citra untuk 3 kategori yang terdiri dari motif peresean, bunga aruna, dan kangkong.

Model CNN yang digunakan pada penelitian ini dibuat sendiri dengan menggunakan 4 lapisan konvolusi. Hasil klasifikasi pada model CNN yang dibuat memiliki akurasi 80%. Penelitian ini juga mencoba mengklasifikasikan dengan dataset yang baru sebanyak 15 citra yang menghasilkan akurasi sebesar 73,33% [11].

Penelitian yang dilakukan oleh Fonda, dkk berisikan penelitian tentang klasifikasi untuk membedakan antara batik Riau dengan batik yang lain. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 168 citra yang terdiri dari 68 motif batik Riau dan 100 motif batik selain Riau. Hasil klasifikasi pada model CNN yang dibuat memiliki akurasi 65%. Penelitian ini juga mencoba mengimplementasikan model yang sudah dibuat untuk mengklasifikasikan citra batik untuk membedakan batik Riau dengan yang lain [12].

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka dibuatlah penelitian ini dengan judul “Arsitektur *Convolutional Neural Network* untuk Model Klasifikasi Citra Batik Yogyakarta”. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu penelitian ini berfokus pada pembuatan arsitektur model CNN yang akan digunakan untuk klasifikasi motif batik Yogyakarta. Arsitektur model CNN pada penelitian ini dibuat menggunakan model *sequential*. Pada penelitian ini akan dibuat beberapa skenario untuk mengetahui pengaruh ekstraksi ciri pada arsitektur model CNN yang digunakan untuk klasifikasi motif batik Yogyakarta. Pada penelitian ini juga akan mengimplementasikan model yang dibuat ke dalam GUI untuk memudahkan mengklasifikasikan citra motif batik Yogyakarta. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mengetahui arsitektur CNN yang memiliki hasil akurasi tinggi untuk model klasifikasi citra batik Yogyakarta.

2. Metode Penelitian



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

Alur penelitian yang dilakukan pada penelitian ini terdiri dari 6 tahap (Gambar 1) yang berurutan antara lain sebagai berikut:

2.1. Pengumpulan Data

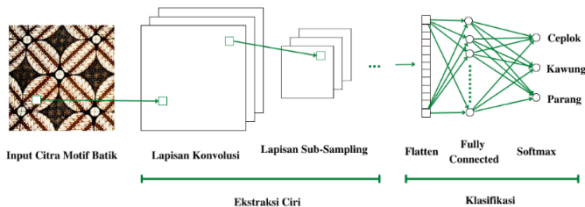
Data yang digunakan pada penelitian ini berupa citra motif batik Yogyakarta yang terdiri dari tiga motif batik yaitu ceplik, kawung, dan parang. Citra yang dikumpulkan pada penelitian ini bersumber dari *google image*. Pengambilan citra pada *google image* menggunakan eksistensi “*Bulk Image Downloader*” yang tersedia di browser chrome untuk mempermudah

pengunduhan. Citra yang telah diambil dari *google image* akan disimpan pada folder yang berbeda sesuai dengan motif batiknya masing-masing.

2.2. Preprocessing Data

Data yang sudah dikumpulkan akan dilakukan *pre-processing* terlebih dahulu sebelum digunakan pada CNN. Pada penelitian ini terdapat dua tahap *pre-processing* yaitu mengubah ukuran piksel dan proses augmentasi. Pengubahan ukuran piksel dilakukan untuk menyeragamkan ukuran piksel karena CNN memerlukan ukuran piksel yang sama disetiap citra, sedangkan citra motif batik Yogyakarta yang sebelumnya diunduh memiliki piksel yang berbeda-beda. Proses augmentasi pada citra motif batik Yogyakarta diperlukan untuk memperkaya dataset. Hal ini dilakukan karena CNN memiliki tingkat akurasi yang tinggi saat menggunakan dataset dengan jumlah yang besar [13]. Augmentasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *flip*, *rotate*, dan *zoom*.

2.3. Pembuatan Model CNN



Gambar 2. Arsitektur / Model CNN

Secara umum model CNN (Gambar 2) terdiri dari dua proses utama yaitu ekstraksi ciri dan klasifikasi. Proses ekstraksi ciri terdiri dari lapisan konvolusi yang berfungsi untuk mencari fitur / ciri dengan menggunakan *filter* dan lapisan *sub-sampling* yang berfungsi untuk mengurangi ukuran dimensi dari ciri tanpa menghilangkan informasi yang penting, sedangkan proses klasifikasi terdiri dari *flatten* yang berfungsi untuk mengubah dimensi dari ciri yang berbentuk matriks ke bentuk vector yang memiliki satu dimensi, *fully connected* berfungsi untuk mentransformasikan data pada dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear, dan *softmax* berfungsi untuk mengklasifikasikan kelas yang memiliki lebih dari dua kelas [14]–[17].

Pada penelitian ini, model CNN yang digunakan untuk mengklasifikasikan citra motif batik Yogyakarta merupakan model *sequential* yang dibangun dengan bantuan *library* keras. Model CNN dibuat lebih dari satu yang dapat dibedakan pada ekstraksi cirinya. Model CNN dibangun dalam beberapa skenario berdasarkan jumlah lapisan konvolusi, ukuran *kernel*, *padding*, *stride*, dan jenis *sub sampling*.

2.4. Evaluasi Model CNN

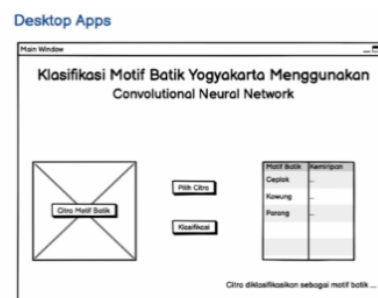
Model CNN yang berhasil dibangun, kemudian akan dilakukan evaluasi menggunakan data yang sudah melalui tahap *pre-processing* untuk mengetahui

performa model tersebut dengan menganalisis perbandingan akurasi dan waktu yang dibutuhkan. Evaluasi model pada penelitian ini menggunakan *optimizer* SGD dengan learning rate 0,001, sedangkan *epoch* yang digunakan berjumlah 100 dengan menggunakan fungsi *callback* untuk menghentikan evaluasi sebelum 100 *epoch* jika akurasi training mencapai 0,99. Evaluasi model CNN ini dijalankan menggunakan text editor google colab dengan tipe runtime yang digunakan yaitu GPU (*Graphics Processing Unit*). Hal ini dikarenakan tipe runtime GPU dapat menyelesaikan *running* program dengan waktu yang sangat singkat dibandingkan dengan CPU (*Central Processing Unit*) [18]. Setelah semua model selesai dievaluasi, model terbaik akan disimpan untuk digunakan pada proses selanjutnya.

2.5. Penerapan Model CNN

Pada penelitian ini penerapan model CNN digunakan untuk mengklasifikasikan citra motif batik Yogyakarta. Penerapan model CNN dilakukan dengan membangun GUI (*Graphical User Interface*) atau antarmuka pengguna grafis menggunakan modul *Pyqt5*. *Pyqt5* memiliki sebuah aplikasi *designer* untuk dapat memudahkan dalam mendesain GUI. Aplikasi tersebut adalah *Qt Designer*. GUI pada penelitian ini didesain dengan memiliki dua tombol untuk memilih citra dari penyimpanan lokal dan tombol yang lain untuk mengklasifikasikan citra yang telah dipilih. Selain itu, GUI ini juga didesain untuk menampilkan citra dan hasil klasifikasinya. Hasil dari desain GUI yang telah dibangun, kemudian akan disimpan dengan ekstensi ui.

GUI yang telah berhasil dibangun melalui *Qt Designer* akan ditambahkan fungsi untuk mengklasifikasi menggunakan model yang sudah disimpan pada tahapan sebelumnya. Sebelum GUI dapat ditambahkan fungsi untuk klasifikasi, GUI perlu dikonversi ekstensinya dari format *.ui* menjadi *.py* agar dapat digunakan pada pemrograman *python*. Gambar 3 merupakan rancangan desain yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 3. Rancangan Desain GUI

Pada penerapan model CNN ini, model yang diterapkan akan diuji menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah matriks yang menunjukkan hasil klasifikasi actual dan prediksi dengan ukuran sesuai dengan jumlah kelas yang dapat digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining

[19], [20]. *Confusion matrix* pada penelitian ini memiliki 3 kelas yaitu ceplok, kawung, dan parang yang dapat dilihat pada Gambar 4.

		Prediksi			
		Ceplok (C)	Kawung (K)	Parang (P)	
Aktual	Ceplok (C)	CC	CK	CP	False Negatif (FN)
	Kawung (K)	KC	KK	KP	True Negatif (TN)
	Parang (P)	PC	PK	PP	True Positif (TP) False Positif (FP)

Gambar 4. *Confusion Matrix* 3 x 3

Confusion matrix dapat digunakan untuk mengetahui nilai akurasi, *precision*, dan *recall* dari model klasifikasi motif batik Yogyakarta.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP \text{ Total}}{\text{Total Dataset}} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{\text{Total Prediksi}} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{\text{Total Aktual}} \quad (3)$$

Dengan TP merupakan jumlah prediksi yang sesuai dengan aktual dari kelasnya sendiri seperti motif batik ceplok yang diprediksi sebagai motif batik ceplok, TN merupakan jumlah data bukan kelas yang diprediksi bukan kelas seperti motif batik selain ceplok tidak diprediksi sebagai motif batik ceplok, FN merupakan jumlah prediksi yang dianggap bukan kelas yang seharusnya dianggap kelasnya sendiri seperti motif batik ceplok yang diprediksi sebagai motif batik selain ceplok, FP merupakan jumlah prediksi yang dianggap kelasnya sendiri yang seharusnya bukan termasuk kelasnya sendiri seperti motif batik selain ceplok diprediksi sebagai motif batik ceplok

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

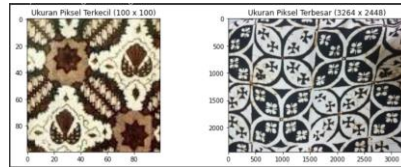
Data yang berhasil dikumpulkan dari *google image* dengan bantuan eksistensi *Bulk Image Downloader* berjumlah 600 data citra. Citra yang dikumpulkan terdiri dari 3 motif batik Yogyakarta dengan masing - masing motif batik berjumlah 200 citra diantaranya yaitu motif batik ceplok, kawung, dan parang. Citra yang telah diunduh dan akan disimpan pada folder yang sesuai dengan motif batiknya masing-masing yang dapat dilihat pada Gambar 5.



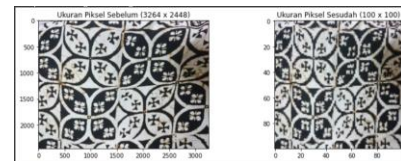
Gambar 5. Dataset Citra Motif Batik Yogyakarta

3.2. Pre-processing Data

Data yang telah berhasil dikumpulkan akan dilakukan perubahan ukuran piksel agar semua citra memiliki piksel yang sama. Perubahan ukuran piksel ini mengikuti ukuran piksel yang terkecil dari seluruh citra motif batik Yogyakarta yaitu 100 x 100 piksel yang dapat dilihat seperti Gambar 6 dan 7.

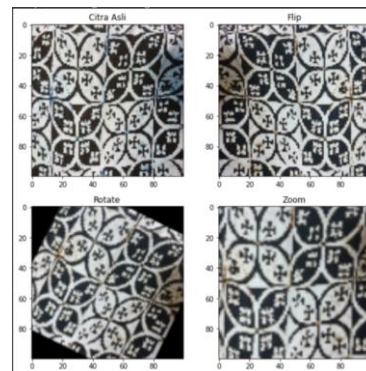


Gambar 6. Ukuran Piksel Citra Terkecil dan Terbesar



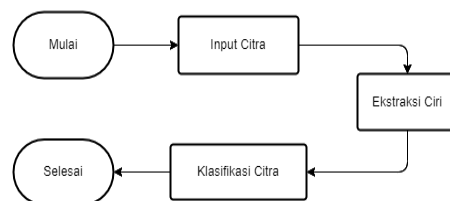
Gambar 7. Penerapan Perubahan Ukuran Piksel Citra

Setelah semua citra memiliki ukuran piksel yang sama, citra akan melalui proses augmentasi untuk memperbanyak citra dari segi jumlah maupun variasi. Proses augmentasi yang dilakukan pada penelitian ini ada 3 yaitu *flip*, *rotate*, dan *zoom* yang dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Penerapan Augmentasi Citra

3.3. Pembuatan Model CNN



Gambar 9. Alur model CNN

Model CNN yang dibuat pada penelitian ini merupakan model *sequential* yang dibangun dengan bantuan *library keras*. Secara umum alur model CNN dimulai dari *input* citra kemudian ekstraksi ciri dan yang terakhir mengklasifikasikan citra. Pada tahap pembuatan model CNN ini citra yang digunakan pada lapisan *input* adalah

citra hasil dari *pre-processing* pada tahap sebelum yang mana memiliki ukuran 100 x 100 piksel. Setelah melalui lapisan *input*, citra akan melalui proses ekstraksi ciri yang terdiri dari lapisan konvolusi untuk mencari ciri dengan menggunakan *filter* dan lapisan *sub sampling* untuk mengurangi dimensi dari ciri. Setelah melalui ekstraksi ciri, citra akan melalui proses klasifikasi citra yang terdiri dari lapisan *flatten* untuk mengubah matriks menjadi vektor, lapisan *fully connected* untuk mentransformasikan data agar dapat diklasifikasikan, dan lapisan *softmax* untuk mengklasifikasikan citra dengan 3 kelas yaitu motif batik ceplok, kawung, dan parang.

Pada penelitian ini, model CNN yang dibangun lebih dari satu model yang mana setiap model dapat dibedakan dari jumlah lapisan konvolusi, ukuran *kernel*, *padding*, *stride*, dan jenis *sub sampling* pada bagian ekstraksi ciri. Lapisan konvolusi yang mungkin digunakan dalam pembangunan model berjumlah 8 yang dapat dilihat pada tabel 1, sedangkan lapisan *sub sampling* yang digunakan untuk pembuatan model berjumlah 2 yang dapat dilihat pada Tabel 2. Pada penelitian ini, lapisan konvolusi dibedakan berdasarkan ukuran *kernel*, *strides*, dan *padding*, sedangkan lapisan sub sampling hanya dibedakan berdasarkan jenis pooling saja.

Tabel 1. Daftar Lapisan Konvolusi

No	Alias	Lapisan Konvolusi		
		Ukuran Kernel	Strides	Padding
1	C1	3 x 3	1 x 1	Ya
2	C2	3 x 3	1 x 1	Tidak
3	C3	3 x 3	2 x 2	Ya
4	C4	3 x 3	2 x 2	Tidak
5	C5	5 x 5	1 x 1	Ya
6	C6	5 x 5	1 x 1	Tidak
7	C7	5 x 5	2 x 2	Ya
8	C8	5 x 5	2 x 2	Tidak

Tabel 2. Daftar Lapisan *Sub Sampling*

No	Alias	Lapisan Konvolusi	
		Jenis Pooling	Ukuran Kernel
1	S1	Max Pooling	2 x 2
2	S2	Average Pooling	2 x 2

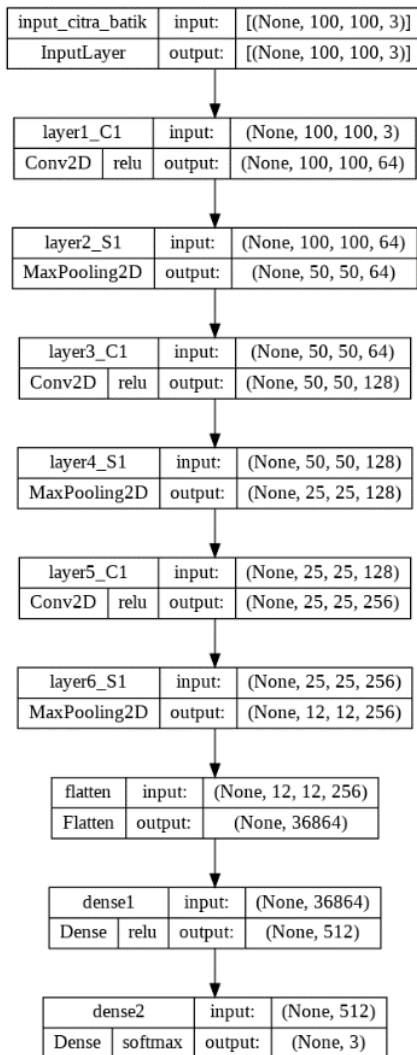
Tabel 3. Skenario pada Lapisan Ekstraksi Ciri

No	Alias	Jumlah Lapisan	Lapisan Ekstraksi Ciri
1	M1	6	C1@64 => S1 => C1@128 => S1 => C1@256 => S1
2	M2	6	C1@64 => S2 => C1@128 => S2 => C1@256 => S2
3	M3	9	C1@64 => S1 => C1@128 => C1@128 => S1 => C1@256 => C1@256 => S1
4	M4	9	C2@64 => S1 => C2@128 => C2@128 => S1 => C2@256 => C2@256 => C2@256 => S1
5	M5	9	C4@64 => S1 => C4@128 => C1@128 => S1 => C4@256 => C1@256 => C1@256 => S1
6	M6	9	C6@64 => S1 => C6@128 => C2@128 => S1 => C6@256 => C2@256 => C2@256 => S1
7	M7	9	C8@64 => S1 => C8@128 => C1@128 => S1 => C7@256 => C1@256 => C1@256 => S1

Model yang dibangun pada penelitian ini berjumlah 7 yang dibedakan pada ekstraksi ciri yang menggunakan lapisan yang berbeda berdasarkan kombinasi dari tabel 1 dan 2. Lapisan ekstraksi ciri pada penelitian ini menggunakan jumlah lapisan yang berbeda yaitu 6 dan 9 lapisan, jumlah lapisan yang berbeda digunakan untuk mengetahui pengaruh jumlah lapisan terhadap akurasi dan waktu yang dibutuhkan, selain itu pembuatan model menggunakan kombinasi yang berbeda juga diperlukan untuk mencari model terbaik dari hasil analisis akurasi dan waktu yang dibutuhkan untuk melatih data yang digunakan untuk klasifikasi motif batik Yogyakarta. Setiap model yang dibangun memiliki perbedaan, M1 dan M2 memiliki perbedaan yang terletak pada jenis *pooling* di lapisan *sub sampling*, M1 dan M3 memiliki perbedaan yang terletak pada jumlah lapisan konvolusi, M3 dan M4 memiliki perbedaan yang terletak pada penggunaan *padding*, M4 dan M5 memiliki perbedaan yang terletak pada *strides* yang digunakan, M4 dan M6 memiliki perbedaan yang terletak pada ukuran *kernel* di lapisan konvolusi, M6 dan M7 memiliki perbedaan yang terletak pada *strides* yang digunakan. Perbedaan kombinasi yang digunakan pada setiap model dapat dilihat pada Tabel 3.

Salah satu contoh arsitektur model CNN dapat dilihat pada gambar 10 yang menerapkan skenario M1 yang memiliki lapisan ekstraksi ciri yang terdiri dari C1@64 => S1 => C1@128 => S1 => C1@256 => S1 yang merujuk pada tabel 3. C1 merupakan lapisan konvolusi pada tabel 1, S1 merupakan lapisan *sub sampling* pada tabel 2, sedangkan @ yang diikuti oleh angka merupakan jumlah *channel* yang dimiliki citra setelah melewati lapisan. Model CNN pada gambar 10 dimulai dari lapisan *input* yang mana membutuhkan citra berwarna dengan 3 *channel* yaitu RGB yang memiliki berukuran 100 x 100 piksel. Setelah melalui lapisan *input*, citra akan melalui ekstraksi ciri yang terdiri dari lapisan konvolusi dan *sub sampling* sesuai dengan skenario M1 yang dimulai dari lapisan konvolusi C1@64 yang mana citra motif batik Yogyakarta yang diinput memiliki 3 *channel* yaitu RGB akan berubah menjadi 64 *channel* setelah melalui lapisan C1@64 atau layer1_C1 pada gambar 10, kemudian dilanjutkan dengan lapisan *sub sampling* S1 yang mana citra motif batik Yogyakarta yang diinput memiliki ukuran 100 x 100 piksel akan berubah menjadi 50 x 50 piksel setelah melalui lapisan S1 atau layer2_S1, proses ekstraksi ciri tetap berlanjut sampai skenario M1 selesai atau pada layer6_S1 yang menghasilkan citra berukuran 12 x 12 piksel dengan 256 *channel*. Setelah melalui proses ekstraksi ciri, citra akan melalui proses klasifikasi yang terdiri dari *flatten*, *fully connected*, dan *softmax*. Lapisan *flatten* akan mengubah citra yang sebelumnya yang berukuran 12 x 12 piksel dengan 256 *channel* kedalam sebuah vektor satu dimensi dengan ukuran 36864, kemudian lapisan *fully connected* akan mentransformasikan data agar dapat diklasifikasikan dari yang semula 36864 ke 512, kemudian lapisan *softmax*

akan mengklasifikasikan citra ke dalam 3 kelas yaitu motif batik ceplok, kawung, dan parang.



Gambar 10. Contoh Arsitektur Model CNN

3.4. Evaluasi Model CNN

Seluruh model yang telah dibangun pada tahap sebelumnya akan dievaluasi untuk mencari model yang memiliki hasil akurasi tertinggi dan akan disimpan untuk digunakan pada tahap selanjutnya. Hasil evaluasi model dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

No	Ekstraksi Ciri	Jumlah Lapisan	Akurasi	Waktu
1	M1	6	0,80833	107
2	M2	6	0,75833	177
3	M3	9	0,81167	211
4	M4	9	0,81833	162
5	M5	9	0,8233	54
6	M6	9	0,87833	172
7	M7	9	0,83	78

Model pertama dimana nilai *max pooling* lebih baik dibandingkan dengan model kedua yang menggunakan *average pooling* dapat dilihat pada nilai akurasi dan waktu yang dihasilkan dengan selisih nilai akurasi

sebesar 5% dan selisih waktu selama 70 detik. Model pertama dibandingkan dengan model ketiga memiliki perbedaan pada jumlah lapisan, model pertama menggunakan 6 lapisan sedangkan model ketiga menggunakan 9 lapisan yang mana 50% lebih banyak dari model pertama, akurasi pada model ketiga yang menggunakan lapisan lebih banyak memiliki akurasi lebih tinggi dengan selisih 0,3% sedangkan waktu yang dibutuhkan lebih lama dibandingkan dengan model pertama yang menggunakan lapisan lebih sedikit dengan selisih 104 detik. Model ketiga yang menggunakan *padding* pada lapisan konvolusi dinilai kurang baik dibandingkan dengan model keempat dengan tanpa menggunakan *padding* dari hasil akurasi dan waktu dengan selisih tingkat akurasi sebesar 0,6 % dan selisih waktu selama 49 detik.

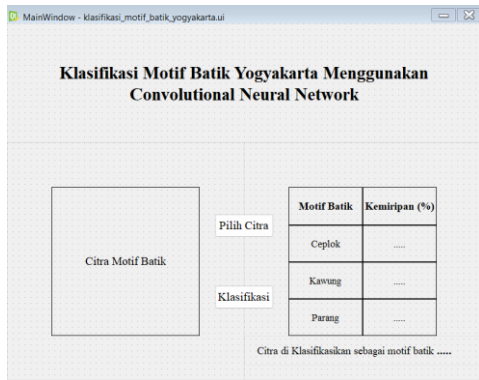
Model keempat yang menggunakan *strides* lebih rendah dinilai kurang baik dibandingkan dengan model kelima yang menggunakan *strides* lebih besar dari hasil akurasi dan waktu dengan selisih akurasi sebesar 0,5 % dan selisih waktu selama 108 detik. Model keempat yang menggunakan ukuran *kernel* lebih kecil dinilai kurang baik dibandingkan dengan model keenam yang menggunakan ukuran *kernel* lebih besar dari hasil akurasi dan waktu dengan selisih akurasi sebesar 6 % dan selisih waktu selama 10 detik. Model keenam dengan menggunakan *strides* lebih kecil saat menggunakan ukuran *kernel* yang besar memiliki akurasi lebih baik dibandingkan dengan model ketujuh yang menggunakan *strides* lebih besar saat menggunakan ukuran *kernel* yang besar dengan hasil selisih akurasi sebesar 4,83%, akan tetapi waktu yang diperlukan lebih lama dibandingkan pada model ketujuh dengan selisih waktu 94 detik.

Model yang memiliki akurasi tertinggi diperoleh pada model keenam dengan nilai akurasi sebesar 87,83%, sedangkan waktu tercepat diperoleh pada model kelima dengan waktu yang diperlukan sebanyak 54 detik. Pada penelitian ini model yang disimpan untuk mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta pada tahap penerapan model CNN menggunakan model keenam yang memiliki akurasi tertinggi. Model keenam memiliki 9 lapisan pada ekstraksi ciri yang terdiri dari 6 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *sub sampling*. Lapisan konvolusi pada model keenam menggunakan *strides* sebesar 1 x 1, tanpa *padding*, dan ukuran *kernel* 5 x 5 pada lapisan konvolusi pertama, kedua, dan keempat, sedangkan pada lapisan konvolusi ketiga dan kelima menggunakan ukuran *kernel* 3 x 3. Lapisan *sub sampling* pada model keenam menggunakan *max pooling*.

3.5. Penerapan Model CNN

Pada penelitian ini, rancangan GUI yang didesain memiliki dua tombol yaitu tombol pilih citra dan tombol klasifikasi yang terletak pada bagian tengah halaman. Tombol pilih citra digunakan untuk mengunggah citra motif batik Yogyakarta yang ingin diklasifikasikan

sedangkan tombol klasifikasi digunakan untuk mengklasifikasikan citra yang sudah diunggah. Pada bagian kiri halaman digunakan untuk menampilkan citra diunggah sedangkan pada bagian kanan halaman digunakan untuk menampilkan hasil klasifikasi citra. Hasil rancangan desain kemudian diterapkan pada program python dengan bantuan *pyqt* yang dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Hasil Desain GUI

Model CNN yang sudah disimpan pada tahap sebelumnya akan digunakan untuk mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta. Mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta pada tahap penerapan ini menggunakan GUI untuk mempermudah saat proses klasifikasi. Salah satu contoh klasifikasi menggunakan GUI dapat dilihat pada gambar 12. Pada gambar 12 menunjukkan model CNN yang diterapkan pada GUI dapat mengklasifikasikan citra dengan benar, pada bagian kiri GUI menampilkan citra motif batik ceplok yang diunggah sedangkan pada bagian kanan menunjukkan hasil klasifikasi dengan menampilkan *persentase* kemiripan atau *probabilitas* dari citra yang diunggah dibandingkan dengan citra yang digunakan sebagai data latih pada model CNN, hasil klasifikasi menunjukkan citra motif batik ceplok yang diunggah memiliki kemiripan 68,98% dengan motif batik ceplok, 0,005% dengan motif batik kawung, dan 31% dengan motif batik parang, yang mana model CNN yakin citra yang unggah merupakan citra motif batik ceplok karena memiliki *persentase* kemiripan lebih tinggi dengan kelas lain dengan kemiripan sebesar 68,98%.



Gambar 12. Contoh Hasil Klasifikasi Citra Batik Ceplok dengan GUI

Pada penelitian ini model CNN yang diterapkan dengan GUI akan diuji menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui nilai akurasi, *recall*, dan *precision*. Pengujian model CNN menggunakan citra yang tidak digunakan untuk melatih model CNN. Citra yang digunakan untuk menguji model CNN dengan *confusion matrix* berjumlah 600 citra yang terdiri dari 3 kelas yaitu 217 motif batik ceplok, 197 motif batik kawung, dan 186 motif batik parang. Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Confusion Matrix*

	Ceplok	Kawung	Parang	<i>Recall</i>
Ceplok	201	10	6	0,9263
Kawung	26	164	7	0,8325
Parang	16	8	162	0,8710
<i>Precision</i>	0,8272	0,9011	0,9257	

Motif batik ceplok yang digunakan untuk menguji model CNN menggunakan *confusion matrix* berjumlah 217 citra yang mana citra yang diklasifikasikan dengan benar berjumlah 201 sedangkan yang diklasifikasikan dengan salah berjumlah 16 dan terdapat 42 motif batik lain yang salah diklasifikasikan sebagai motif batik ceplok. Motif batik kawung yang digunakan untuk menguji model CNN menggunakan *confusion matrix* berjumlah 197 citra yang mana citra yang diklasifikasikan dengan benar berjumlah 164 sedangkan yang diklasifikasikan dengan salah berjumlah 33 dan terdapat 18 motif batik lain yang salah diklasifikasikan sebagai motif batik kawung. Motif batik ceplok yang digunakan untuk menguji model CNN menggunakan *confusion matrix* berjumlah 186 citra yang mana citra yang diklasifikasikan dengan benar berjumlah 162 sedangkan yang diklasifikasikan dengan salah berjumlah 24 dan terdapat 13 motif batik lain yang salah diklasifikasikan sebagai motif batik parang.

Akurasi dari model CNN yang diuji dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai sebesar 87,83% yang dapat dihitung dengan cara membagi jumlah klasifikasi yang benar dari setiap kelas dengan jumlah seluruh data yang diklasifikasikan sesuai dengan persamaan (1). *Precision* dapat dihitung dengan cara membagi jumlah klasifikasi yang benar dari kelasnya dengan jumlah data yang diprediksi sebagai kelasnya sesuai dengan persamaan (2), sebagai contoh *precision* dari motif batik ceplok dapat dihitung dengan membagi jumlah klasifikasi yang benar dari kelas ceplok yaitu 201 dengan jumlah motif batik yang diprediksi sebagai ceplok yaitu kolom ceplok yang berjumlah 243. *Precision* dari model CNN yang diuji dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai rata-rata sebesar 88,46% dengan nilai tertinggi pada motif batik parang sedangkan nilai terendah pada motif batik ceplok. *Recall* dapat dihitung dengan cara membagi jumlah klasifikasi yang benar dari kelasnya dengan jumlah data yang aktual dari kelasnya sesuai dengan persamaan (3), sebagai contoh *recall* dari motif batik ceplok dapat dihitung dengan membagi jumlah klasifikasi yang benar dari kelas ceplok yaitu 201 dengan jumlah motif batik yang diprediksi sebagai

ceplik yaitu baris ceplik yang berjumlah 217. *Recall* dari model CNN yang diuji dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai rata-rata sebesar 87,66% dengan nilai tertinggi pada motif batik ceplik sedangkan nilai terendah pada motif batik kawung.

4. Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan dengan mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta menggunakan 7 model arsitektur CNN yang berbeda pada ekstraksi ciri, maka didapatkan arsitektur CNN terbaik untuk mengklasifikasikan motif batik Yogyakarta dari segi akurasi yaitu model ke-6 dengan akurasi sebesar 87,83%, rata-rata *precision* sebesar 88,46%, dan rata-rata *recall* sebesar 87,66%. Arsitektur model ke-6 menggunakan 9 lapisan pada ekstraksi ciri yang terdiri dari 6 lapisan konvolusi dan 3 lapisan sub-sampling. Lapisan konvolusi pada model ke-6 menggunakan ukuran *kernel* 5 x 5, *strides* 1 x 1, dan tanpa *padding* pada 3 lapisan konvolusinya dan 3 lapisan yang lain menggunakan ukuran *kernel* 3 x 3, *strides* 1 x 1, dan tanpa *padding*, sedangkan lapisan *sub sampling* menggunakan *max pooling* dan ukuran *kernel* 2 x 2.

Daftar Rujukan

- [1] A. A. Trixie, "Filosofi Motif Batik sebagai Identitas Bangsa Indonesia," *Folio*, vol. 1, no. 1, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <https://journal.uc.ac.id/index.php/FOLIO/article/view/1380>
- [2] M. U. Januarko, "Kemitraan Masyarakat Dan Strategi Pemasaran Batik Kelompok Pembatik Palbatu," *Digilib.Esaunggul.Ac.Id*, vol. 6, no. 2, pp. 145–149, 2020, [Online]. Available: https://digilib.esaunggul.ac.id/public/UEU-Journal-18001-11_0740.pdf
- [3] A. Wulandari, *Batik Nusantara: Makna filosofis, cara pembuatan, dan industri batik*. Penerbit Andi, 2022. [Online]. Available: https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=mm13EAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=batik+wulandari&ots=fEnBR85C_r&sig=gYkhBQ4X44pwXJbzJL0ru9unFc&redir_esc=y#v=onepage&q=batik+wulandari&f=false
- [4] L. M. Hakim, "Batik Sebagai Warisan Budaya Bangsa dan Nation Brand Indonesia," *Nation State J. Int. Stud.*, vol. 1, no. 1, pp. 61–90, 2018, doi: 10.24076/nsjis.2018v1i1.90.
- [5] A. Tjahyanto and F. J. Atletiko, "Peningkatan Kinerja Pengklasifikasi Objek Bawah Laut dengan Deep Learning," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, pp. 753–760, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1466.
- [6] B. Yanto, L. Fimawahib, A. Supriyanto, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, "Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 259, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i2.2104.
- [7] N. Kumari and S. Saxena, "Review of brain tumor segmentation and classification," in *2018 International Conference on Current Trends towards Converging Technologies (ICCTCT)*, 2018, pp. 1–6.
- [8] A. Rohim, Y. A. Sari, and Tibyani, "Convolution neural network (cnn) untuk pengklasifikasian citra makanan tradisional," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 7, pp. 7038–7042, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5851/2789>
- [9] R. Indraswari, W. Herulambang, and R. Rokhana, "Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Techno.Com*, vol. 21, no. 2, pp. 378–389, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.6162.
- [10] S. F. Tumewu, D. H. Setiabud, and I. Sugiarto, "Klasifikasi Motif Batik menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation," *J. Infra*, vol. 8, no. 2, pp. 189–194, 2020, [Online]. Available: <https://publication.petra.ac.id/index.php/teknik-informatika/article/view/10519>
- [11] M. Malika and E. Widodo, "Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Batik Sasambo," *Pattimura Proceeding Conf. Sci. Technol.*, pp. 335–340, 2019, [Online]. Available: <https://ojs3.unpati.ac.id/index.php/pcst/article/view/5612>
- [12] H. Fonda, Y. Irawan, and A. Febriani, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.
- [13] M. R. A. Yudianto, K. Kusriani, and H. Al Fatta, "Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 182–191, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1319.
- [14] B. Nugroho and E. Y. Puspaningrum, "Kinerja Metode CNN untuk Klasifikasi Pneumonia dengan Variasi Ukuran Citra Input," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, p. 533, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834515.
- [15] S. F. Handono, T. A. Fetty, and R. Basuki, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Deteksi Retinopati Diabetik," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 669–678, 2020, [Online]. Available: [http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=1757872&val=18720&title=Implementasi Convolutional Neural Network CNN Untuk Deteksi Retinopati Diabetik](http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=1757872&val=18720&title=Implementasi%20Convolutional%20Neural%20Network%20CNN%20Untuk%20Deteksi%20Retinopati%20Diabetik)
- [16] Ridho Aji Pangestu, Basuki Rahmat, and Fetty Tri Anggraeny, "Implementasi Algoritma Cnn Untuk Klasifikasi Citra Lahan Dan Perhitungan Luas," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 166–174, 2020, [Online]. Available: [http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=1757847&val=18720&title=Implementasi Algoritma CNN untuk Klasifikasi Citra Lahan dan Perhitungan Luas](http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=1757847&val=18720&title=Implementasi%20Algoritma%20CNN%20Untuk%20Klasifikasi%20Citra%20Lahan%20dan%20Perhitungan%20Luas)
- [17] N. D. Miranda, L. Novamizanti, and S. Rizal, "Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Resnet-50," *J. Tek. Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, 2020, doi: 10.20884/1.jutif.2020.1.2.18.
- [18] A. Y. Zahrah, A. Arifianto, and F. Sthevanie, "Perbandingan Metode Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Sel Darah Putih Menggunakan Sistem CPU dan GPU," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 2627–2635, 2020, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/11944>
- [19] B. P. Pratiwi and A. Silvia, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix," vol. 6, no. 2, pp. 66–75, 2020, [Online]. Available: <https://journal.upgris.ac.id/index.php/JIU/article/view/6552/3859>
- [20] K. Wabang, Oky Dwi Nurhayati, and Farikhin, "Application of The Naïve Bayes Classifier Algorithm to Classify Community Complaints," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 5, pp. 872–876, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i5.4498.