



# Implementasi *Deep Learning* Menggunakan Metode Cnn Untuk Klasifikasi Jenis Ulos Batak Toba

**Eka Fitrilia Sari Hutagalung**

Universitas Negeri Medan

Email: [ekafitriliasari@gmail.com](mailto:ekafitriliasari@gmail.com)

**Pardomuan Sitompul**

Universitas Negeri Medan

Email: [ptmath@unimed.ac.id](mailto:ptmath@unimed.ac.id)

**Abstract.** *The Toba Batak tribe has a distinctive fabric known as ulos. Toba Batak ulos have types depending on their uses. But in the modern era, especially among urban communities, very few people know the types and uses. Motivated by the success of Convolutional Neural Network (CNN) algorithm in image classification, this study will conduct a learning-based approach to classify 5 types of Toba Batak ulos (Ragi Hidup, Ragi Hotang, Mangiring, Sadum, and Sibolang). The process starts from data collection, data analysis, model building, model training, and confusion matrix. The dataset used is 1000 images with 80% training data, 10% valid data, and 10% test data. Convolution, maxpooling, dropout, flatten, and fully connected are the 5 layers forming the CNN model. The optimizer used is Adam with a learning rate of 0.001. The model generated in this study can detect Toba Batak ulos images at an accuracy rate of 94.00%.*

**Keywords:** CNN, Classification, Ulos of Toba Batak.

**Abstrak.** Suku Batak Toba memiliki kain khas yang dikenal dengan ulos. Ulos Batak Toba memiliki jenis tergantung pada kegunaannya. Namun di era modern, khususnya di kalangan masyarakat kota, sangat sedikit orang yang mengetahui jenis dan kegunaannya. Dimotivasi oleh keberhasilan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam pengklasifikasian *citra*, studi ini akan melakukan pendekatan berbasis pembelajaran untuk mengklasifikasikan 5 jenis ulos Batak Toba (Ragi Hidup, Ragi Hotang, Mangiring, Sadum, dan Sibolang). Proses yang dilakukan mulai dari pengumpulan data, analisis data, pembentukan model, *training model*, dan *confusion matrix*. *Dataset* yang digunakan sebanyak 1000 *citra* dengan 80% *data training*, 10% *data valid*, dan 10% *data test*. *Konvolusi*, *maxpooling*, *dropout*, *flatten*, dan *fully connected* merupakan 5 *layer* pembentuk model CNN. *Optimizer* yang digunakan adalah Adam dengan *learning rate* sebesar 0,001. Model yang dihasilkan dalam studi ini dapat mendeteksi *citra* ulos Batak Toba pada tingkat akurasi 94,00%.

**Kata kunci:** CNN, Klasifikasi, Ulos Batak Toba.

## LATAR BELAKANG

Indonesia memiliki sekitar 300 suku bangsa yang menempati 13.677 pulau dengan budaya berbeda di kepulauan Nusantara (Muta'allim et al., 2022:1), salah satunya suku Batak Toba. Suku Batak Toba memiliki ciri khas baik dalam bahasa, warna, kain, tata cara adat dan corak dinding. Dalam acara adat istiadat, masyarakat Batak tidak lepas dengan kain tradisional yaitu ulos (Yolanda Y.P Rumapea & M. Yohana, 2019:106). Ulos selalu menjadi bagian dari

---

Received Maret 30, 2023; Revised April 22, 2023; Accepted Mei 30, 2023

\* Eka Fitrilia Sari Hutagalung, [ekafitriliasari@gmail.com](mailto:ekafitriliasari@gmail.com)

suku asli Batak Toba sejak zaman prasejarah. Ulos adalah kain tenun khas Batak berbentuk selendang dengan makna yang unik (Evan A. Abdillah & Irwansyah, 2020:169).

Menurut Inestyia Fitri Desiani (2022:128) corak, warna, dan simbol pada kain ulos yang dibuat dalam Martonun Ulos tercermin dalam tanda yang dibawa oleh kain ulos tersebut. Setiap jenis ulos Batak Toba memiliki tujuan tertentu. Namun di era modern, khususnya di kalangan masyarakat kota, sangat sedikit orang yang mengetahui jenis dan kegunaan masing-masing. Untuk memilih jenis ulos yang akan digunakan untuk acara adat Batak, masyarakat Batak menghadapi tantangan karena sebagian besar masyarakat Batak yang tinggal di perkotaan tidak memahami acara adat Batak, khususnya pemilihan jenis ulos. Fenomena ini sejalan dengan tren modernisasi yang semakin cepat. Hal ini sangat disayangkan karena informasi tentang setiap jenis motif ulos yang diwariskan secara turun-temurun perlu diketahui dan dipertahankan. (Evan A. Abdillah & Irwansyah, 2020:170).

Tujuan dari studi ini adalah membangun model CNN untuk mengklasifikasikan jenis ulos Batak Toba berdasarkan citra ulos Batak Toba dan mengetahui hasil tingkat akurasi ulos batak Toba yang diklasifikasikan dengan benar menggunakan metode yang dikembangkan.

## **KAJIAN TEORITIS**

### ***Statistical Learning***

Ekstraksi informasi, kategorisasi dokumen, peringkasan dokumen, rekomendasi produk berdasarkan catatan transaksi, dan masih banyak lagi merupakan contoh proses pengolahan data yang dilakukan (Jan W.G Putra, 2020:8).

Kumpulan metode untuk memodelkan dan memahami kumpulan data yang rumit adalah pembelajaran statistik (*statistical learning*). Mengingat banyaknya data yang dapat diakses saat ini, *statistical learning* adalah ilmu yang sangat penting untuk memahami data (James et al., 2021:1).

Metode pembelajaran dengan *data training* yang bertindak sebagai panduan untuk membuat model merupakan bagian dari pembelajaran terarah atau terawasi (*supervised learning*). Pada persamaan (1) dapat dilihat interpretasi dari persamaan *supervised learning* (Jan W.G Putra, 2020:13).

$$q(y|x)$$

(1)

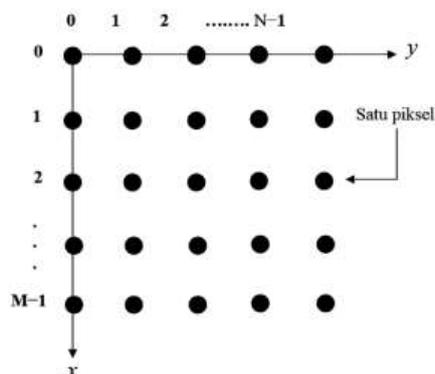
## Data Mining

*Data Mining* dikenal dengan dengan “*Knowledge Discovery in Database (KDD)*” adalah teknik untuk menemukan informasi baru dengan menganalisis sejumlah data yang besar (Jiawei Han et al., 2012:5). Pengenalan pola, *clustering*, asosiasi, prediksi, dan klasifikasi merupakan teknik yang digunakan dalam *data mining* untuk mengekstrak informasi penemuan pola pengetahuan dalam pengambilan keputusan (Jiawei Han et al., 2012:6).

## Pengolahan Citra Digital

Komputer tidak dapat merepresentasikan gambar analog, sehingga tidak dapat memprosesnya secara langsung. Tentu saja, citra analog harus dibatasi pada citra digital agar dapat diproses di komputer. Dengan membagi citra analog menjadi  $M$  baris dan  $N$  kolom, sistem yang mengubah citra analog menjadi citra digital adalah sistem sampling. Sedangkan sistem kuantisasi dapat mengubah intensitas analog menjadi intensitas digital. Untuk mencapai resolusi gambar yang dibutuhkan, kedua sistem ini bertugas mengambil sampel gambar ke dalam  $M$  baris dan  $N$  kolom dan menghitung setiap baris dan kolom untuk menentukan seberapa besar intensitas yang ada di tiap piksel tersebut (Andono, Pulung Nurtantio et al., 2017:1).

Dua parameter yang membentuk piksel adalah koordinat dan intensitas atau warna. Besar intensitas atau warna dari piksel di titik citra digital  $f(x, y)$  berasal dari nilai yang terdapat pada koordinat  $(x, y)$ .



**Gambar 1.** Koordinat Citra  
(Sumber: Andono, Pulung Nurtantio (2017))

Gambar 1. menggambarkan sistem koordinat citra. Persamaan (2) menunjukkan bentuk matriks yang terbentuk oleh koordinat citra.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Secara fungsi matematis suatu citra  $f(x,y)$ , dapat dituliskan dari persamaan (2), seperti beriku:

$$0 \leq x \leq M - 1$$

$$0 \leq y \leq N - 1$$

$$0 \leq f(x,y) \leq G - 1$$

Dimana,

M : total piksel baris citra

N : total piksel kolom citra

G : nilai jarak *grayscale*

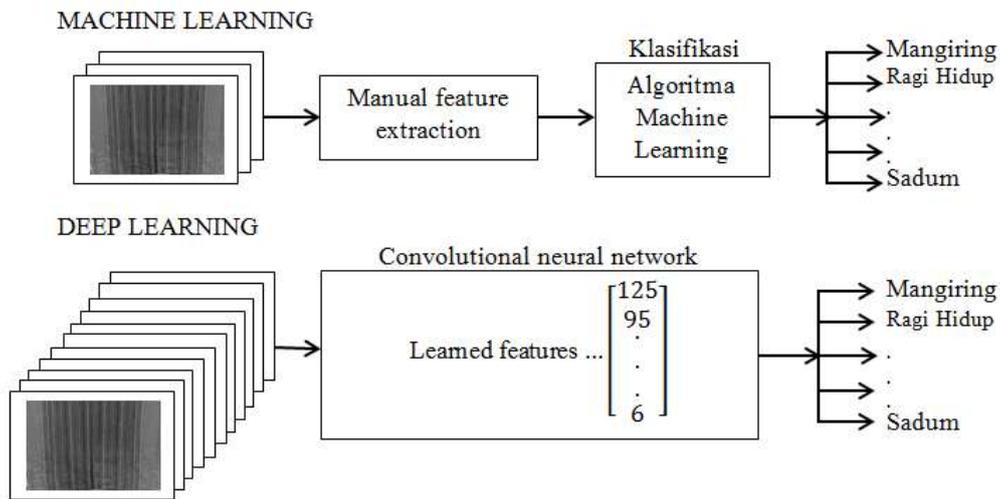
Citra digital dapat direpresentasikan secara matematis sebagai fungsi intensitas  $f(x,y)$ , dimana  $x$  (baris) dan  $y$  (kolom) adalah koordinat posisi dan  $f(x,y)$  adalah nilai fungsi pada setiap titik  $(x,y)$ , yang menyatakan intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna piksel pada titik tersebut (Andono, Pulung Nurtantio et al., 2017:2).

Kuantisasi pada citra merepresentasikan nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam *grayscale* berdasarkan jumlah bit biner yang digunakan, sedangkan sampling pada citra merepresentasikan besaran ukuran piksel (titik) pada citra (Marleny, F.D, 2021:49). Hasil pengolahan citra menghasilkan jenis-jenis citra, diantaranya: citra berwarna, citra *grayscale*, dan citra *biner*.

### **Deep Learning**

Kecerdasan buatan yang dikenal dengan *artificial intelligence* (AI) termasuk kedalam *machine learning* yang membuat komputer memiliki kemampuan untuk belajar data baru tanpa harus memerlukan program secara eksplisit. Tujuan utamanya adalah mengembangkan program komputer yang dapat menganalisis data dan kemudian menghasilkan model yang disiapkan untuk digunakan dalam memecahkan masalah tertentu (Ibnu Daqiqil Id, 2021:13). *Deep learning* bagian dari *machine learning* yang merupakan pengembangan dari *artificial neural network* pada *machine learning*. *Deep learning* melakukan pembelajaran yang terdiri dari banyak *layer*. *Deep learning* diaplikasikan pada teknik klasifikasi, *clustering*, segmentasi ataupun *recognition* (Wahyudi Setiawan, 2020:2).

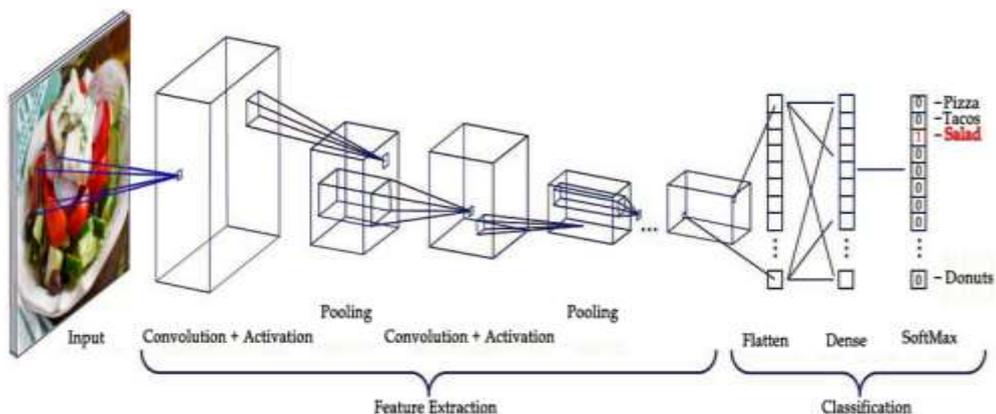
*Deep learning* bagian dari *machine learning*, namun keduanya memiliki perbedaan dalam mengekstaksi suatu fitur yang ditunjukkan oleh Gambar 2. Pada *machine learning konvensional*, *ekstraksi fitur* dilakukan secara manual dengan menentukan terlebih dahulu jenis fitur yang akan digunakan. Setelah fitur-fitur didapatkan, selanjutnya diproses dengan algoritma *machine learning*. Sedangkan *deep learning*, *ekstraksi fitur* dan klasifikasi dilakukan secara otomatis (Wahyudi Setiawan, 2020:3).



**Gambar 2.** Perbedaan proses *Machine Learning* dengan *Deep Learning*

### ***Convolutional Neural Network***

CNN adalah jaringan saraf *multi-layered* dengan arsitektur unik yang dirancang untuk mengekstaksi fitur data yang semakin kompleks di setiap lapisan, untuk menentukan *output* dengan tepat (Kiourt, C., 2020:4). Arsitektur CNN sederhana dapat dilihat pada Gambar 3. CNN sebagian besar digunakan ketika ada kumpulan data yang tidak terstruktur contohnya citra sehingga model perlu mengekstrak informasi dari citra.



**Gambar 3.** Arsitektur CNN sederhana

(Sumber: Kiourt, C. (2020))

### Algoritma Backpropagation

Algoritma pembelajaran yang digunakan dalam *deep learning* adalah *backpropagation*. Jaringan menggunakan teknik *backpropagation* untuk memodifikasi nilai bobot yang memanggil dan mempelajari pada kelompok *neuron* tersembunyi. Algoritma ini melakukan tahap propagasi maju untuk mengambil kesalahan, yang kemudian digunakan untuk mengubah nilai bobot ke arah sebaliknya (Kusumadewi, 2004).

### Confusion Matrix

Suatu model baik atau tidaknya dapat dilihat dari parameter pengukuran performnya. Tingkat akurasi, *recall*, dan *presisi* adalah dasar dari pengukuran perform. Cara untuk menghitung faktor-faktor tersebut dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat Gambar 4,

		Kejadian Sebenarnya	
		P	N
Hipotesis Kejadian	T	True Positive	True Negative
	F	False Positive	False Negative

**Gambar 4.** *Confusion Matriks*

(Sumber: Jan W.G Putra (2020))

Gambar 4. dapat digunakan untuk memperoleh tingkat akurasi, terlihat pada persamaan (3).

$$Akurasi = \frac{TP+FN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

Menghitung tingkat presisi prediksi,

$$Presisi\ prediksi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Menentukan *recall* atau *sensitifitas* sistem terhadap kelas,

$$Sensitifitas\ prediksi = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

Rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall* yang disebut dengan *F1-Score*,

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

Dimana, nilai 1 merupakan nilai terbaik dari *F1-Score* dan 0 merupakan nilai terburuk.

## Penelitian Relevan

CNN telah banyak diterapkan diberbagai bidang penelitian diantaranya untuk klasifikasi *varieties* tanaman berdasarkan *morfologi* daun (Syahputra, H & A. Harjoko, 2011:11), mendeteksi gambar sampah organik dan anorganik (Octavia D.S. Sunanto & Putranto H.U, 2022:373), deteksi ekspresi wajah (Pulung A. Nugroho et al., 2020:12), identifikasi jenis tumbuhan (Sarirotul Illahiyah & Agung Nilogiri, 2018:49), sistem pengenalan wajah (Noviana Dewi & Fiqih Ismawan, 2021:34), klasifikasi hama tanaman padi (Susi Yuliany et al., 2022:24), klasifikasi citra candi (Rikki Fajri & Linda Atika, 2021:317), deteksi biji jagung kering (Arum T Sari & Emy Haryatmi, 2021:265), mendeteksi manusia dan objek belanja dalam keranjang (Beatrix B.M Wantania et al., 2020:101), klasifikasi pada batik motif Bali (Edwin Sentosa et al., 2022:1451), dan masih banyak lagi penerapan *deep learning* menggunakan metode CNN dalam bidang bisnis, industri, dan perekonomian.

## Identifikasi Jenis Ulos Batak Toba

Ulos adalah kain tradisional yang dibuat oleh wanita Batak melalui prosedur menenun yang menghasilkan berbagai desain atau pola dan warna yang mewakili makna yang berbeda (Desiani, Fitri Inestyia. 2022:128).

Hasil observasi studi ini dilakukan pada Selasa, 14 Pebruari 2023 di Tarutung, Kab.Tapanuli Utara bersama narasumber (*raja hata/natua-tua*) ada 3 jenis ulos Batak Toba yaitu Ragi Hotang, Ragi Hidup, dan Sadum yang akan dipergunakan pada acara adat pernikahan Batak Toba. Dimana terdapat 2 jenis ulos Batak Toba yang sering di jumpai pada acara besar adat istiadat Batak Toba yaitu ulos Sibolang dan ulos Mangiring.

### 1. Ragi Hotang

Diberikan kepada menantu mempelai (pasangan pengantin) oleh orang tua mempelai perempuan. Diharapkan bahwa keduanya memiliki ikatan batin.



**Gambar 5.** Cuplikan Ragi Hotang

## 2. Ragi Hidup

Diberikan oleh orang tua mempelai perempuan kepada orang tua mempelai laki-laki dengan syarat pemberian ulos ini, orang tua tersebut sudah berumur panjang. Panjang umur sering disebut oleh orang Batak Toba sebagai *Natua-tua (marpahoppu)*. Kain ulos ini melambangkan kelangsungan hidup dan kebahagiaan hidup seseorang.



Gambar 6. Cuplikan Ragi Hidup

## 3. Sadum

Diberikan kepada saudara perempuan mempelai perempuan oleh pihak keluarga perempuan, baik adik laki-laki maupun kakak perempuan (*naboru*) pihak ayah. Makna ulos ini menggambarkan kebahagiaan.



Gambar 7. Cuplikan Sadum

## 4. Sibolang

Karena sering disebut sebagai simbol berkabung, ulos ini biasanya digunakan pada saat berkabung. Ulos ini berfungsi sebagai ulos *saput* pada saat acara berkabung adat yang dikenakan oleh orang yang sudah meninggal. Selain itu juga sebagai ulos *tujung* yang dikenakan oleh suami atau istri pada saat pasangannya meninggal dunia.



Gambar 8. Cuplikan Sibolang

## 5. Mangiring

Orang tua (Nenek/*Oppung*) memberikan ulos mangiring kepada cucunya. Ulos ini merupakan doa dan harapan untuk anak berikutnya pada keluarga tersebut. Ulos ini kemudian dapat dimanfaatkan sebagai ulos parompa atau dikenal juga sebagai kain selempang.

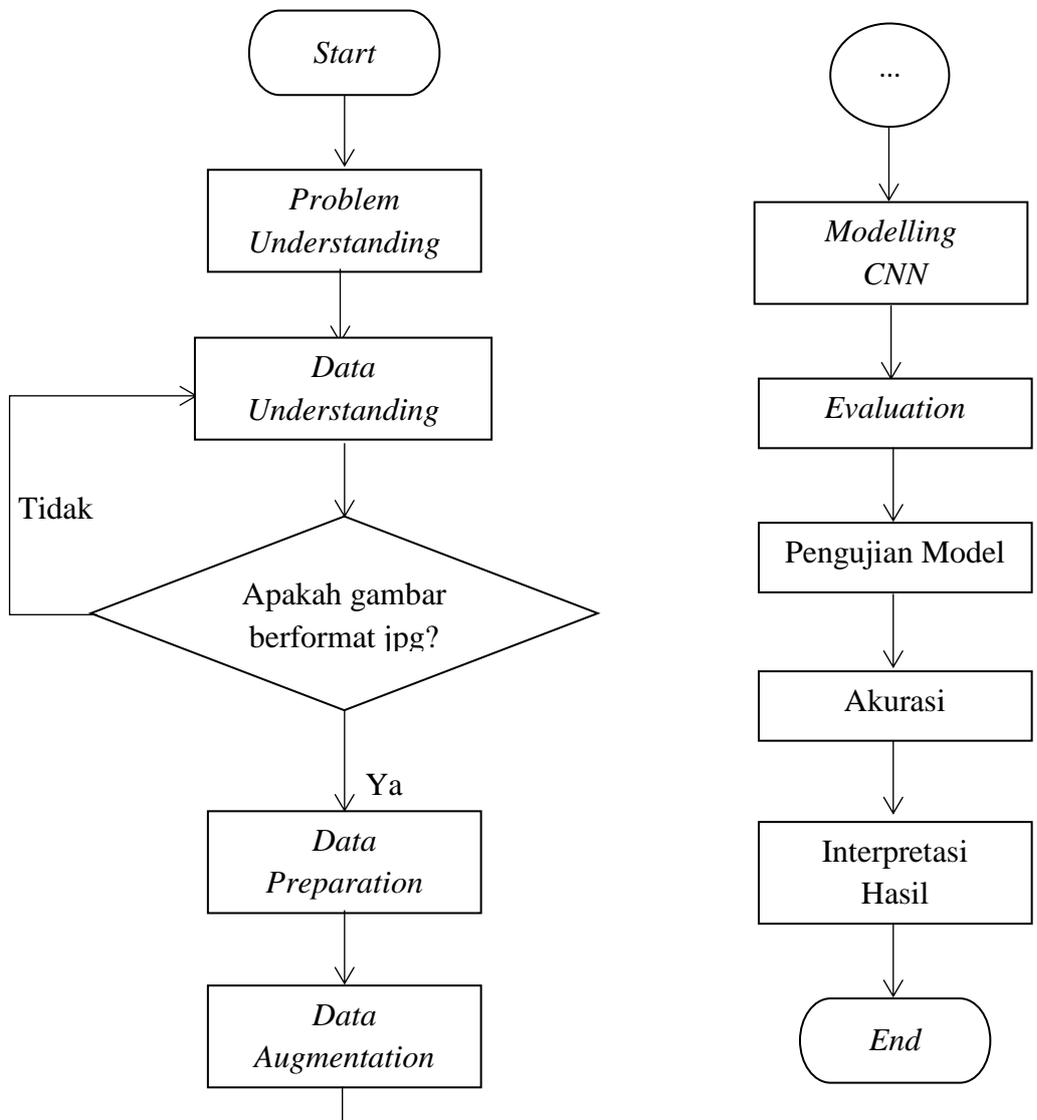


**Gambar 9.** Cuplikan Mangiring

**METODE PENELITIAN**

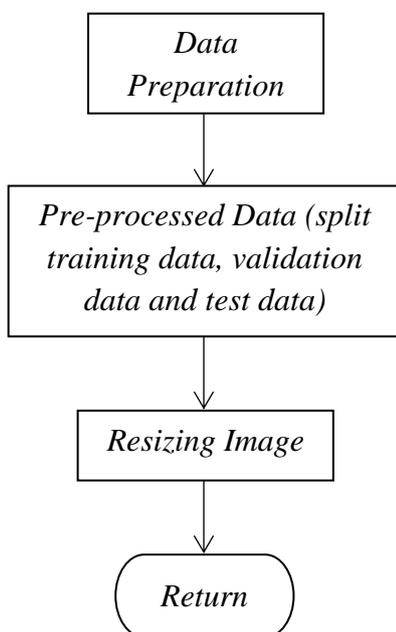
Studi ini dilakukan di Digital Library Universitas Negeri Medan, Jl. Willem Iskandar No.2 Pasar 5 Medan Estate, Kab.Deli Serdang, Sumatera Utara selama kurang lebih 2 bulan. Populasinya adalah ulos Batak Toba dengan sampel menggunakan 5 jenis ulos yaitu Ragi Hotang, Ragi Hidup, Sadum, Sibolang dan Mangiring. Masing-masing sampel diambil 200 gambar. Dimana, 800 citra untuk *training* dan 200 citra untuk *testing*. Sampel dikumpulkan dengan mengambil gambar ulos langsung dari situs *google* dan toko ulos yang ada di Tarutung Kab.Tapanuli Utara.

Desain penelitian untuk mengklasifikasikan jenis ulos Batak Toba menggunakan algoritma CNN akan mengikuti alur kerja pada gambar 5.



**Gambar 10.** Tahapan Penelitian

Untuk *Data Preparation* bertujuan untuk membagi *dataset* ke dalam 3 kategori yaitu *training*, *validation* dan *test*. Selanjutnya yaitu tahap *resizing image* yang bertujuan untuk penyeragaman ukuran citra untuk data sehingga mempercepat proses latihan.



**Gambar 11.** Tahapan *Praproses Data*

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Data ini berupa citra ulos Batak Toba dengan 5 jenis yaitu Ragi Hotang, Ragi Hidup, Sadum, Sibolang, dan Mangiring. Total dataset dari ke 5 jenis ulos Batak Toba berjumlah 1000 gambar. Dari tabel 2, dapat dilihat secara rinci jumlah citra dari setiap kelas citra ulos Batak Toba.

**Tabel 1.** *Dataset* Citra Ulos Batak Toba

No	Kelas citra ulos Batak Toba	Jumlah citra
1	Ragi Hotang	200
2	Ragi Hidup	200
3	Sadum	200
4	Sibolang	200
5	Mangiring	200

Penginputan *dataset* pada *Python* menggunakan *framework* dari *Jupyter Notebook*. *Dataset* yang sudah terbaca akan menampilkan jumlah citra pada setiap label, dapat dilihat pada Gambar 12.

```

                                filepaths  labels
0  C:/Users/Eka Fitri... Mangiring
1  C:/Users/Eka Fitri... Mangiring
2  C:/Users/Eka Fitri... Mangiring
3  C:/Users/Eka Fitri... Mangiring
4  C:/Users/Eka Fitri... Mangiring
Mangiring      200
Ragi Hidup     200
Ragi Hotang    200
Sadum          200
Sibolang       200
Name: labels, dtype: int64

```

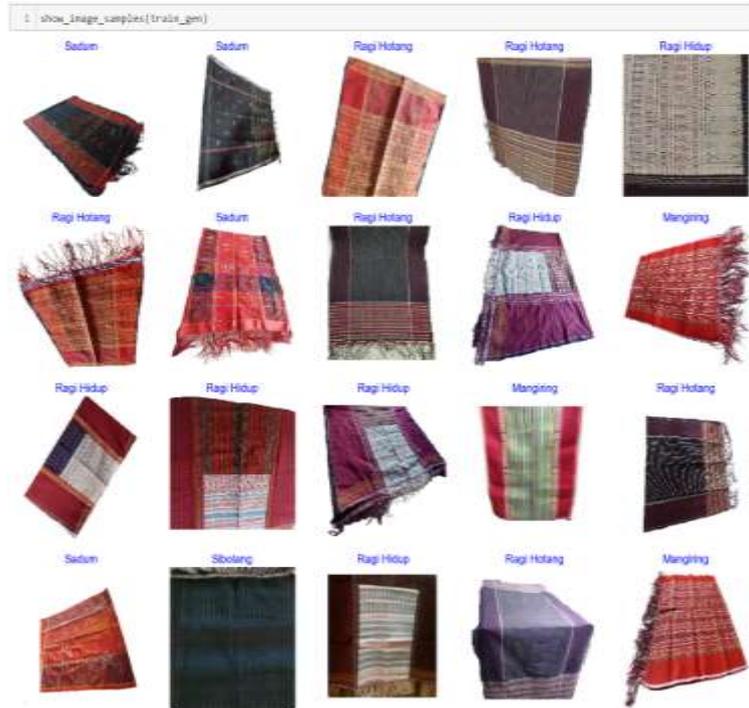
**Gambar 12.** *Input Dataset*

Sebanyak 1000 gambar yang terdapat pada *dataset* dipisahkan menjadi tiga bagian untuk *training*, *validation*, dan *test*.

```
train_df length: 800  test_df length: 100  valid_df length: 100
```

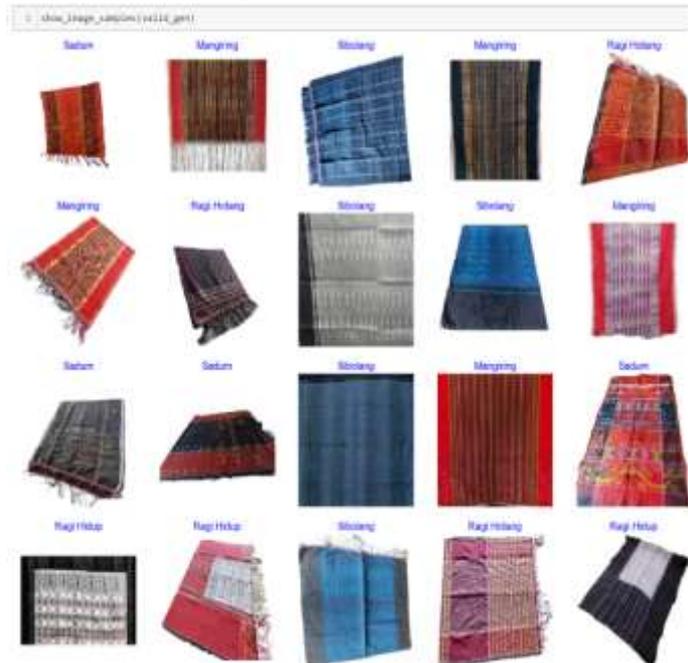
**Gambar 13.** *Data training, validation, dan test*

Pada gambar 9, dapat dilihat sampel dari *data train*



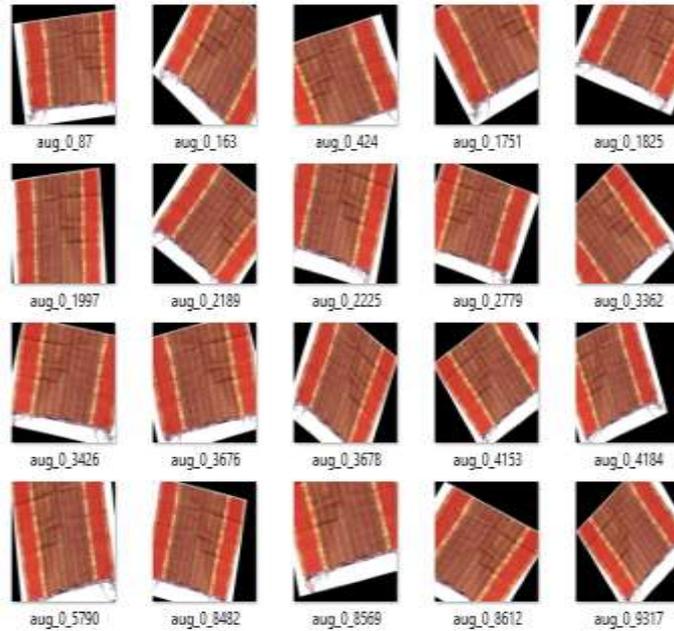
**Gambar 14.** Sampel data train

Pada gambar 10, dapat dilihat sampel dari *data validation*



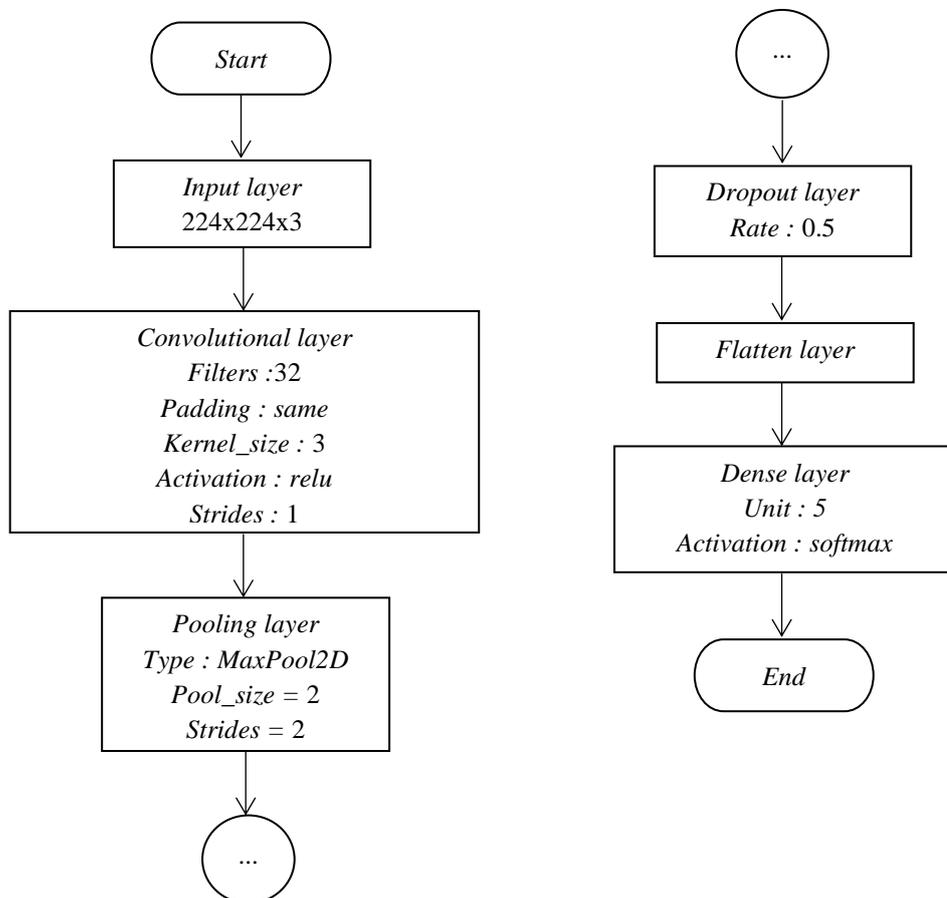
**Gambar 15.** Sampel data validation

*Augmentasi* juga sangat dibutuhkan untuk proses *data training*. *Augmentasi* merupakan manipulasi data seperti *rotation*, *width shift*, *height shift*, *zoom*, *horizontal flip*. *Augmentasi* ini dilakukan karena CNN tidak dapat menghendel *rotation*. *Augmentasi* ini juga memiliki keunggulan yaitu meningkatkan *generality* (mengurangi *overfit*) dan menambah data. Gambar 11, memperlihatkan ilustrasi pada teknik *augmentasi* pada salah satu data *training*.



**Gambar 16.** Augmentasi pada citra ‘ma(1)’

Hasil pembentukan model dengan total 5 *layers* dimana tahapan *convolutional* dilakukan 1 kali dilanjutkan dengan *pooling layer* kemudian masuk ke *flatten layer* untuk mengubah menjadi *matrix* 1 dimensi sehingga bisa menjadi *input* untuk *fully connected layer*. Gambar 12, merupakan tahapan pembentukan model.



**Gambar 17.** Tahapan pembentukan arsitektur CNN

*Hyperparameter* dapat membantu arsitektur menemukan akurasi yang lebih baik. *Hyperparameter* yang digunakan dalam pembentukan model dapat dilihat pada tabel 2.

**Tabel 2.** *Hyperparameter* pembentuk arsitektur CNN

<i>Hyperparameter</i>	
<i>Split data</i>	80% <i>Train</i> , 10% <i>Valid</i> , 10% <i>Test</i>
<i>Batch size</i>	20
<i>Layers</i>	5
<i>Epoch</i>	15
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning rate</i>	0,001

Algoritma CNN yang dikembangkan akan menggunakan 20 sampel data pertama dari 800 citra yang telah disebarakan oleh *neural network* hingga nantinya data selesai dipelajari, selanjutnya diambil sampel sebanyak 20 sampel lagi dan dilakukan secara terus menerus hingga 800 data *training* selesai dipelajari. Hal ini dikarenakan *batch size* atau sampel data yang didistribusikan ke jaringan syaraf tiruan sebanyak 20. *Convolution*, *maxpooling*, *dropout*, *flatten*, dan *fully connected* adalah 5 layer yang membentuk arsitektur yang dikembangkan. *Epoch* 15 menunjukkan bahwa telah terjadi 15 iterasi dari proses pelatihan. Bobot pada data *training* diperbarui secara iteratif menggunakan pengoptimal *Adam*. *Learning rate* sebesar 0,001. Suatu model semakin detail tergantung pada learning rate, karena semakin kecil suatu *learning rate* maka model akan mempelajari *data training* semakin detail.

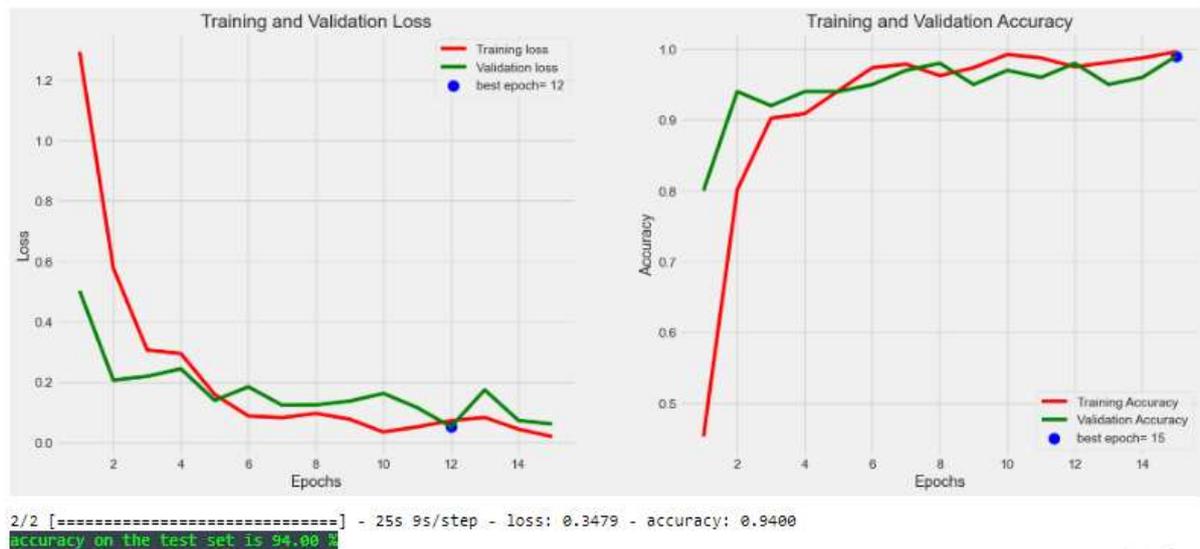
Proses *training model* dapat dilakukan setelah model dibuat yang bertujuan untuk mengembangkan model arsitektur tersebut. Tingkat presisi dipengaruhi secara signifikan oleh *hyperparameter* yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil dari proses pelatihan model ditunjukkan pada tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil Proses *Training Model* CNN

<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>		<i>Accuray</i>	
	<i>Loss</i>	<i>Val_loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_accuracy</i>
1	1.2939	0.5021	0.4525	0.8000
2	0.5766	0.2062	0.8012	0.9400
3	0.3060	0.2187	0.9025	0.9200
4	0.2943	0.2438	0.9087	0.9400
5	0.1586	0.1391	0.9413	0.9400
6	0.0874	0.1841	0.9737	0.9500
7	0.0819	0.1231	0.9787	0.9700

8	0.0960	0.1241	0.9625	0.9800
9	0.0767	0.1367	0.9737	0.9500
10	0.0342	0.1621	0.9925	0.9700
11	0.0513	0.1152	0.9875	0.9600
12	0.0719	0.0517	0.9750	0.9800
13	0.0826	0.1738	0.9812	0.9500
14	0.0436	0.0726	0.9875	0.9600
15	0.0190	0.0609	0.9962	0.9900
Total <i>training</i> akurasi = 94,00%				

Nilai pada tabel 3, menghasilkan grafik seperti pada gambar 18,



**Gambar 18.** Grafik *Training* Akurasi

Melihat bentuk kurva pada Gambar 18, model menganalisis *data training* secara perlahan dan menyeluruh dengan baik. *Training* dan *validation loss* secara bertahap menurun, sehingga model ini mengukur seberapa baik kinerja arsitektur yang dikembangkan dalam memprediksi target. Untuk *training* dan validasi, akurasi secara bertahap meningkat, menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang semakin naik.

Model yang telah dilatih sebelumnya perlu dilakukan pelatihan kembali atau tidak tergantung pada hasil uji menggunakan *confusional matrix*. *Akurasi*, *presisi*, *recall* dan hasil *f1-Score* merupakan hasil *confusional matrix*. Gambar 15 menunjukkan klasifikasi jenis ulos Batak Toba.



**Gambar 19.** Hasil Pengujian Model Klasifikasi Ulos Batak Toba

Pada gambar 15 terdapat 100 citra *data test* dan didapatkan hasil bahwa model CNN dapat mendeteksi 5 kelas, yaitu:

- Untuk kelas Mangiring dapat diprediksi 21 citra dari 22 citra dengan tepat, 1 citra yang seharusnya kelas Mangiring namun diprediksi kedalam kelas Sibolang,.
- Untuk kelas Ragi Hidup dapat diprediksi 24 citra dari 24 citra.
- Untuk kelas Ragi Hotang dapat diprediksi 14 citra dari 16 citra dengan tepat, 2 citra yang seharusnya kelas Ragi Hotang namun diprediksi kedalam kelas Sadum.
- Untuk kelas Sadum dapat diprediksi 17 citra dari 17 citra.
- Untuk kelas Sibolang dapat diprediksi 18 citra dari 21 citra dengan tepat, 1 citra yang seharusnya kelas Sibolang namun diprediksi kedalam kelas Ragi Hotang, 1 citra yang seharusnya kelas Sibolang namun diprediksi kedalam kelas Ragi Hidup, dan 1 citra yang seharusnya kelas Sibolang namun diprediksi kedalam kelas Mangiring.

Sehingga didapatkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{21+24+14+17+18}{21+1+24+14+2+17+1+1+1+18} \times 100\% = 94\%$$

$$Precision(ma) = \frac{21}{21+1} = 0,95$$

$$Recall(ma) = \frac{21}{21+1} = 0,95$$

$$Precision(ri) = \frac{24}{24+1} = 0,96$$

$$Recall(ri) = \frac{24}{24} = 1,00$$

$$Precision(ro) = \frac{14}{14+1} = 0,93$$

$$Recall(ro) = \frac{14}{14+2} = 0,87$$

$$Precision(sa) = \frac{17}{17+2} = 0,89$$

$$Recall(sa) = \frac{17}{17} = 1,00$$

$$Precision(si) = \frac{18}{18+1} = 0,95$$

$$Recall(si) = \frac{18}{18+1+1+1} = 0,86$$

$$F_{1-score}(ma) = 2 \times \frac{0,95 \times 0,95}{0,95 + 0,95} = 0,95$$

$$F_{1-score}(ri) = 2 \times \frac{0,96 \times 1,00}{0,96 + 1,00} = 0,98$$

$$F_{1-score}(ro) = 2 \times \frac{0,93 \times 0,87}{0,93 + 0,87} = 0,90$$

$$F_{1-score}(sa) = 2 \times \frac{0,89 \times 1,00}{0,89 + 1,00} = 0,94$$

$$F_{1-score}(si) = 2 \times \frac{0,95 \times 0,86}{0,95 + 0,86} = 0,90$$

Dari hasil pengujian model klasifikasi jenis ulos Batak Toba yang telah dilakukan dan berdasarkan *data test* sebanyak 1000 citra. Maka didapatkan presentasi akurasi pengujian klasifikasi *confusion matrix* dalam mengidentifikasi 5 jenis ulos Batak Toba yaitu sebesar 94.00%.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Metode yang diperoleh dari arsitektur CNN yang dikembangkan dapat digunakan untuk mempelajari dan mengklasifikasikan citra ulos Batak Toba dengan tingkat akurasi modelnya sebesar 94%.

Saran yang dapat diberikan untuk peneliti selanjutnya dapat memperbanyak dataset dan jumlah jenis yang akan diklasifikasikan dari seluruh jenis ulos Batak Toba dan juga dapat dikembangkan.

## DAFTAR REFERENSI

- Abdillah, Evan A & Irwansyah. 2020. Perancangan Infografis Pengenalan Kain Ulos Batak Toba. *Jurnal FSD*. 1(1). 169-182.
- Andono, Pulung Nurtantio et al. 2017. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: ANDI.
- Darmawan, A.C & Lizda Iswari. 2022. Pengembangan Aplikasi Berbasis Web dengan Python Flask untuk Klasifikasi Data Menggunakan Metode Decision Tree C4.5. *Jurnal Pendidikan dan Konseling*. 4(5). 5351-5362. e-ISSN: 2685-936x. p-ISSN: 2685-9351.
- Desiani, Fitri Inestyia. 2022. Simbol dalam Kain Ulos pada Suku Batak Toba. *Jurnal Ilmu Budaya*. 18(2). 127-137.
- Dewi, Noviana & Fiqih Ismawan. 2021. Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk Sistem Pengenalan Wajah. *Jurnal Ilmiah Factor Exacta*. 14(1). 34-43. ISSN:2502-339X.
- Fajri, Rikki & Linda Atika. 2021. Implementasi Machine Learning dengan Menggunakan CNN (Convolutional Neural Network) untuk Klasifikasi Citra Candi. *Jurnal Bina Darma Conference on Computer Science*. 317-323. e-ISSN: 2685-2683.
- Id, Ibnu Daqiqil. 2021. *Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python*. Riau: UR PRESS.
- Illahiyah, Sarirotul & Agung Nilogiri. 2018. Implementasi Deep Learning pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia*. 3(2). 49-56. ISSN: 2541-5735.
- James et al. 2021. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Singapura: Springer Science.
- Kiourt, C., Pavlidis, G. and Markantonatou, S. 2020. Deep Learning Approaches in Food Recognition. *Advances in Theory and Applications of Deep Learning*. 18(4). 1-26.
- Marleny, Finki Dona. 2021. *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Python*. Puwokerto Selatan: Cv.Pena Persada.
- Muta'allim, et al. 2022. *Keanekaragaman Budaya, Bahasa, dan Kearifan Lokal Masyarakat Indonesia (Resolusi, Pergeseran, Pemertahanan, dan Konservasi Kearifan Lokal di Indonesia)*. Bojongsari: Cv.Eureka Media Aksara.
- Putra, Jan W.G. 2020. *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*. Tokyo:<https://wiragotama.github.io/resources/ebook/intro-to-ml-secured.pdf>.
- Rumapea, Yolanda Y.P & M. Yohana. 2019. Sistem Pakar Penggunaan Jenis Ulos pada Acara Adat Batak dengan Metode Forward Chaining Berbasis Web. *Journal of Informatics Telecommunication Engineering*. 2(2). 105-113. ISSN: 2549-6247.
- Sentosa, Edwin et al. 2022. Implementasi Image Classification pada Batik Motif Bali dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network. *Jurnal Pendidikan Tambusai*. 6(1). 1451-1463. e-ISSN: 2614-3097.
- Siang, Jong Jek. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrograman Menggunakan Matlab*. Yogyakarta:Andi.

- Sunanto, Oktavia D.S & Putranto H.U. 2022. Implementasi Deep Learning dengan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Gambar Sampah Organik dan Anorganik. *Jurnal Informatika*. 373-382.
- Syahputra, H & A. Harjoko. 2011. Klasifikasi Varietas Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan *Backpropagation Neural Network* dan *Probabilistic Neural Network*. *IJCCS*. 5(3).
- Wantania, Beatrix et al. 2020. Penerapan Pendeteksian Manusia dan Objek dalam Keranjang Belanja pada Antrian di Kasir. *Jurnal Informatika*. *Jurnal Teknik Informatika*. 15(2). 101-108. e-ISSN:2685-368X.
- Yuliany, Susi. 2022. Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Buana Informatika*. 13(1). 54-65.