

KLASIFIKASI JENIS SAMPAH MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Prayoga Hajid Mu'arif¹, Rizki Ridwan², Siti Marti'ah³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Indraprasta PGRI

Jalan Raya Tengah No 80, Kelurahan Gedong, Pasar Rebo, Jakarta Timur
prayogaanonymous@gmail.com¹, rizki8992@gmail.com², sitimartiah1@gmail.com³

Abstrak

Sampah merupakan masalah lingkungan yang kerap ditemui di lingkungan sekitar. Sampah kerap kali berada dalam satu lingkup tanpa tersortir dengan baik. Berdasarkan data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional pada tahun 2023, penanganan sampah hanya mencapai 16,728,139.88 ton/tahun dengan timbulan sampah sebanyak 33,743,338.15 ton/tahun. Maka dari itu, penelitian ini bermaksud untuk mengklasifikasi sampah berdasarkan jenisnya, seperti sampah organik, sampah anorganik, dan sampah B3. Pada penelitian ini, algoritma *Convolutional Neural Network* dipilih untuk menjadi metode dalam pengklasifikasian jenis sampah. Dataset yang digunakan berjumlah 300 citra yang tersebar rata di ketiga jenis sampah. Dataset dibagi menjadi tiga, yaitu data latih, data validasi, dan data tes dengan proporsi 60:20:20. Data latih sebanyak 180 citra, data validasi sebanyak 60 citra, data tes sebanyak 60 citra. Hasil akhir dari penelitian ini menunjukkan akurasi sebesar 98%.

Kata Kunci: Klasifikasi, Jenis Sampah, *Convolutional Neural Network*, *Artificial Intelligence*, *Deep Learning*

Abstract

Waste is an environmental issue frequently encountered in various surroundings. Often, waste is found in single area without proper sorting. According to data from Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional in 2023, only 16,728,139.88 tons/year of waste managed, while the total generated was 33,743,338.15 tons/year. Therefore, this research aims to classify waste into categories such as organic waste, inorganic, and hazardous waste. In this study, *Convolutional Neural Network (CNN)* was chosen as the method for the classifying waste types. The dataset used consist 300 images evenly distributed across the three types of waste. The dataset was divided into three parts: data train, data validation, and data test with proportions of 60:20:20. The training data consisted of 180 images, the validation of 60 images, and the data test of 60 images. The final results of this study showed an accuracy of 98%.

Keywords: Classification, Waste Type, *Convolutional Neural Network*, *Artificial Intelligence*, *Deep Learning*

PENDAHULUAN

Sampah merupakan masalah yang sering dihadapi oleh berbagai negara. Berdasarkan data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional pada tahun 2023, penanganan sampah hanya mencapai 16,728,139.88 ton/tahun dengan timbulan sampah sebanyak 33,743,338.15 ton/tahun (SIPSN, 2023). Ini berarti masih kurangnya kinerja dalam penanganan sampah yang ada. Berdasarkan jenisnya, sampah terbagi menjadi tiga, yaitu sampah organik, sampah anorganik, dan sampah B3. Sampah organik merupakan sampah yang mudah terurai secara alami. Contoh sampah organik yaitu dedaunan, kotoran makhluk hidup, dan kulit buah. Sampah anorganik merupakan sampah yang sulit terurai secara alami. Contoh sampah anorganik yaitu plastik kemasan, botol plastik, dan sedotan plastik. Sampah B3 merupakan sampah yang dapat membahayakan ekosistem alam. Contoh sampah B3 yaitu baterai, bahan kimia, dan alat medis (Sutanty et al., 2023).

Klasifikasi merupakan suatu teknik untuk membangun model yang bertujuan untuk membedakan objek berdasarkan kelasnya. Proses klasifikasi terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pelatihan, model akan dilatih menggunakan data yang telah memiliki label. Sedangkan pada tahap pengujian, data akan diuji untuk mengetahui performa model dengan

menggunakan data baru yang tidak diikuti dalam tahap pelatihan (Yudianto et al., 2020). *Artificial Intelligence* adalah sistem yang dirancang dalam disiplin ilmu tertentu yang diterapkan pada komputer atau mesin (Sandy et al., 2023). *Artificial Intelligence* merupakan suatu teknologi yang memiliki kecerdasan yang dibangun untuk membantu otomatisasi pekerjaan manusia. *Machine Learning* adalah suatu disiplin ilmu yang berfokus untuk mempelajari perilaku manusia hingga mendapatkan pengetahuan baru (Wang et al., 2021).

Pada penelitian ini, peneliti akan menggunakan algoritma CNN sebagai media untuk mengklasifikasikan jenis sampah. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu algoritma *deep learning* yang bekerja dengan cara memproses citra untuk mengenali dan mendeteksi sebuah objek dari suatu citra (Hendriyana & Maulana, 2020). CNN diperkenalkan oleh Alex Krizhevsky dalam acara ImageNet Classification Challenge (Hossain & Alam Sajib, 2019). CNN dipilih sebagai algoritma dalam penelitian ini karena CNN mampu untuk mendeteksi objek dan mengenali objek (Qotrunnada & Utomo, 2022). Konvolusi adalah suatu tahapan di mana citra dimanipulasi dengan *external mask* yang menghasilkan *output* berupa citra yang baru (Rohim et al., 2019). Algoritma CNN memiliki dua tahapan proses, yaitu *feature learning* dan *classification*. *Feature learning* merupakan proses di mana citra input akan diolah melalui *convolution layer* dan *pooling layer*. *Classification* merupakan proses di mana *output* yang dihasilkan pada *feature learning* akan diproses melalui *fully connected layer* yang akan menghubungkan antar *neuron* (Iswantoro & Handayani UN, 2022).

PENELITIAN RELEVAN

Pada penelitian kali ini, peneliti menggunakan beberapa referensi sebagai penunjang kebaikan penelitian. Beberapa penelitian yang dimaksud adalah penelitian yang berjudul Penerapan Model Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Jenis Sampah, penelitian yang bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis sampah menghasilkan nilai akurasi sebesar 82.89% dan akurasi validasi sebesar 84.62% dengan menggunakan arsitektur VGG16 (Sutanty et al., 2023).

Penelitian selanjutnya yang berjudul Aplikasi Convolution Neural Network Untuk Mendeteksi Jenis-Jenis Sampah, penelitian ini memiliki tujuan untuk menentukan model CNN yang memiliki performa terbaik. Model CNN yang diteliti yaitu VGG16, MobileNet V1, Inception V3, dan Resnet 50. Hasil akhir menunjukkan model Resnet50 merupakan model terbaik dengan tingkat akurasi pelatihan sebesar 78% dan 90%. Sedangkan akurasi validasi sebesar 74% dan 80%.

Penelitian dengan judul Pemilihan Jenis Sampah Menggunakan Algoritma CNN, penelitian ini memiliki tujuan untuk mengklasifikasikan beberapa jenis sampah dengan akurasi pelatihan mencapai 83% dan akurasi validasi mencapai 61%.

METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode algoritma CNN. Metode pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini antara lain:

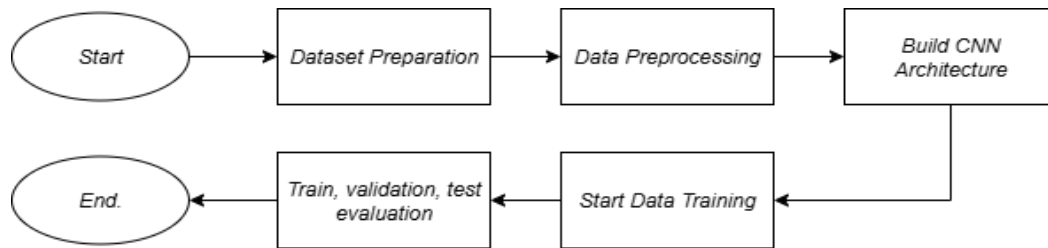
1. Observasi

Pada proses pengumpulan data, peneliti melakukan observasi terhadap sampah yang ada di Warkop Adzka Al Batawi. Sampah yang dipilih sebagai sampel dalam penelitian ini merupakan sampah yang umum dijumpai di lingkungan sekitar. Seperti sampah daun yang merepresentasikan sampah organik, sampah plastik kemasan yang merepresentasikan sampah anorganik, dan sampah baterai yang merepresentasikan sampah B3.

2. Studi Pustaka

Pada metode ini, peneliti mencari referensi yang mendukung pengambilan sampel penelitian, seperti referensi tentang pengertian sampah, contoh, dan dampaknya.

Adapun penjabaran singkat tentang metode algoritma CNN yang digunakan di dalam penelitian ini. Berikut ini merupakan visualisasi dari metode CNN dan penjabaran singkatnya:



Gambar 1. Metode CNN

Tahap pertama yang perlu dilakukan adalah persiapan dataset. Selanjutnya tahapan akan beralih ke data preprocessing, di tahap ini data yang telah disiapkan akan diolah terlebih dahulu, seperti memanipulasi data dan membagi dataset ke data train, data validation, data test. Setelah itu, arsitektur CNN dapat dibangun. Arsitektur ini yang akan menentukan kualitas model yang dihasilkan, terdapat beberapa faktor yang dapat menjadi penentu kualitas model, seperti kedalaman layer, ukuran kernel, dan epochs. Setelah arsitektur dibangun, dataset siap dilatih selama epochs yang diberikan pada tahap sebelumnya. Pada tahap terakhir, hasil pelatihan data akan dapat dievaluasi untuk mengetahui hasil akhir dari pelatihan data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Akuisisi Dataset

Pada tahap awal, peneliti melakukan akuisisi dataset dengan total jumlah dataset sebanyak 300 citra yang tersebar rata di masing-masing jenis sampah.

Tabel 1. Akuisisi Dataset

Jenis Sampah	Jumlah Dataset
Organik (Daun)	100
Anorganik (Plastik Kemasan)	100
B3 (Baterai)	100

2. Pembagian Dataset

Pada tahap ini, dataset yang telah diakuisi akan dibagi dengan proporsi 60%:20%:20%. 60% untuk data latih, 20% untuk data validasi, 20% untuk data uji. Pada tabel 2 terdapat rincian terhadap pembagian dataset:

Tabel 2. Data Train, Data Validation, Data Test

Dataset	Jumlah
Data Train	180
Data Validation	60
Data Test	60

3. Pembahasan Algoritma

Pada *layer* ini, peneliti akan menggunakan sampel matriks berukuran 9x9x3 dari citra berukuran 224x224x3. Karena citra yang dimasukkan berupa citra RGB, maka peneliti akan mengekstrak nilai dari masing-masing channel.

Channel Red

Tabel 3. Channel Red

133	130	120	114	111	117	119	128	141
137	142	128	124	121	120	116	131	135
144	144	147	138	125	119	118	122	134
133	142	156	151	139	125	116	114	137
129	141	149	138	133	130	117	116	124
129	146	151	150	146	135	134	122	124
146	139	140	147	142	141	128	125	126
143	143	143	144	143	141	151	132	123
141	144	137	141	139	140	151	138	127

Tabel 4. *Channel Green*

98	95	81	75	71	74	76	83	94
104	107	93	85	80	77	73	86	88
111	110	112	102	86	77	73	77	87
101	109	123	116	99	81	71	67	88
96	110	115	104	96	86	70	69	74
96	114	119	116	109	94	89	75	74
116	110	108	115	108	102	87	79	76
114	113	108	115	108	102	87	79	76
112	115	108	111	106	107	114	97	80

Tabel 5. *Channel Blue*

34	31	24	20	19	21	23	28	40
35	39	29	26	24	22	18	31	32
42	36	31	24	19	19	18	22	31
42	38	44	35	29	20	14	13	32
43	46	41	30	25	25	14	15	21
42	39	44	42	38	28	30	19	21
46	34	33	40	36	35	23	20	23
44	40	40	39	39	38	43	25	20
44	45	38	39	37	40	43	33	24

a. *Convolution Layer Pertama*

Pada *layer* ini, nilai matriks dari masing-masing channel akan dikalikan dengan kernel berukuran 3x3 dengan *stride* = 1.

Tabel 6. *Kernel Filter*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

1) *Channel Red*

Tabel 7. Hasil Klasifikasi *Channel Red*

19	10	38	20	117	-25	-57
-17	15	46	49	35	-3	-56
-46	0	55	53	46	22	-44
-65	-10	38	49	51	38	-18
-36	-9	19	29	42	43	5
-16	-13	3	24	18	38	40
10	-6	-4	10	-6	27	54

2) *Channel Green*

Tabel 8. Hasil Konvolusi *Channel Green*

27	50	49	34	15	-18	-47
-12	23	63	68	48	5	-46
-42	7	69	78	67	31	-35
-64	-3	53	75	74	50	-6
-34	-1	29	53	67	59	22
-14	-6	13	41	37	60	67
13	0	5	23	9	51	86

3) *Channel Blue*

Tabel 9. Hasil Konvolusi *Channel Blue*

27	36	22	8	3	-19	-44
15	28	32	24	22	-5	-45
11	31	43	25	27	14	-38
-2	16	37	24	34	26	-16
13	7	19	24	32	34	2

15	-8	4	20	17	37	32
23	1	-1	5	3	35	42

Setelah itu, ketiga *channel* akan dijumlahkan, sehingga menjadi matriks berikut:

Tabel 10. Hasil Penjumlahan Ketiga *Channel*

73	96	109	62	135	-62	-148
-14	66	141	141	105	-3	-147
-77	38	167	156	140	67	-117
-131	3	128	148	159	114	-40
-57	-3	67	106	141	136	29
-15	-27	20	85	72	135	139
46	-5	0	38	6	113	182

Berikutnya, karena aktivasi dalam *layer* ini menggunakan ReLU, maka piksel yang memiliki nilai minus akan diubah menjadi 0, sedangkan yang tidak memiliki nilai minus tidak akan diubah.

Tabel 11. Hasil Aktivasi ReLU

73	96	109	62	135	0	0
0	66	141	141	105	0	0
0	38	167	156	140	67	0
0	3	128	148	159	114	0
0	0	67	106	141	136	29
0	0	20	85	72	135	139
46	0	0	38	6	113	182

b. *Pooling Layer*

Selanjutnya, matriks yang dihasilkan pada *layer* sebelumnya akan diproses di *pooling layer* dengan teknik *max pooling* yang berukuran 2x2 dan *stride* = 1, yaitu pengambilan nilai piksel terbesar. Berikut ini merupakan hasil dari *pooling layer*:

Tabel 12. Hasil *Pooling Layer*

96	141	141	141	135	0
66	167	167	156	140	67
38	167	167	159	159	114
3	128	148	159	159	136
0	67	106	141	141	139
46	20	85	85	135	182

c. *Convolution Layer* Kedua

Pada *layer* ini, hasil matriks dari *pooling layer* akan dikalikan kembali dengan kernel filter berukuran 3x3 yang berbeda.

Tabel 13. Kernel Filter

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1

Berikut ini merupakan hasil akhir dari *convolutional layer* kedua:

Tabel 14. Hasil Konvolusi Kedua

6	-70	-68	-156
121	55	-3	-91

199	179	97	11
128	245	161	52

Selanjutnya, hasil dari konvolusi akan melalui aktivasi ReLU, yang mana nilai minus pada piksel akan dijadikan nilai 0. Berikut ini merupakan hasil dari aktivasi ReLU:

Tabel 15. Hasil Aktivasi ReLU

6	0	0	0
121	55	0	0
199	179	97	11
128	245	161	52

d. *Flatten*

Pada layer ini, hasil dari *convolutional layer* kedua akan dijadikan matriks satu vektor. Berikut ini merupakan hasil dari *flatten*:

Tabel 16. Hasil *Flatten*

6
0
0
0
121
55
0
0
199
179
97
11
128
245
161
52

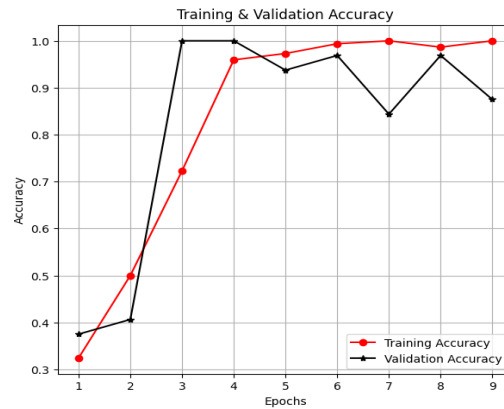
e. *Fully Connected Layer*

Selanjutnya, hasil dari *flatten* akan dikalikan dengan bobot acak. Hasil dari perkalian tersebut menjadi *hidden layer*, kemudian *hidden layer* tersebut akan dikalikan kembali dengan bobot acak, kemudian hasil dari perkalian itu akan dikalikan kembali dengan bobot acak sejumlah dengan jumlah kelas yang ada. Setelah itu, hasil akhir dari *hidden layer* tersebut akan dimasukkan ke dalam rumus *softmax* sebagai fungsi aktivasi untuk mendapatkan nilai prediksi dari masing-masing kelas.

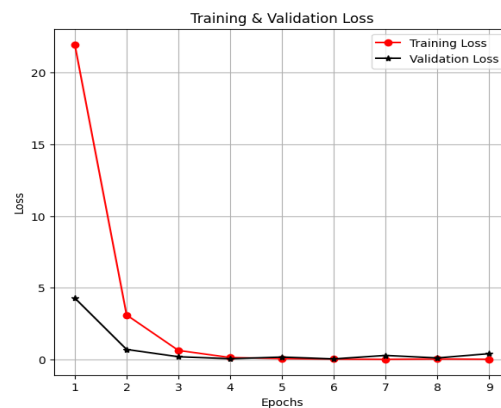
$$s(o_i) = \frac{e^{o_i}}{\sum_{j=1}^n e^{o_j}}$$

4. Hasil Pelatihan Model

Pelatihan menggunakan *epochs* sebanyak 10. Namun, pada pelatihan ini peneliti menggunakan *early stop* dengan *patience* sebanyak 3, yang berarti ketika tidak ada penurunan terhadap *loss*, maka pelatihan akan dihentikan.



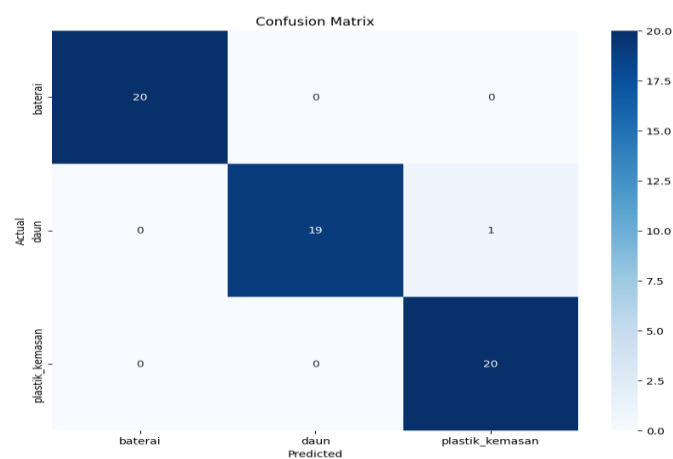
Gambar 2. Training & Validation Accuracy



Gambar 3. Training & Validation Loss

Pada gambar di atas, dapat dilihat grafik dari *training & validation Accuracy* menunjukkan hasil yang baik dengan adanya peningkatan grafik secara signifikan. Begitupun dengan *training & validation loss*, grafik menunjukkan penurunan yang signifikan dan menandakan model semakin baik dalam proses pelatihan. Gambar di atas juga menunjukkan pemberhentian proses pelatihan pada *epoch* ke-9, karena sejak *epoch* ke-7 tidak terjadi penurunan terhadap *validation loss*

5. Confusion Matrix



Gambar 4. Confusion Matrix

Pada *confusion matrix*, menunjukkan juga hasil yang baik. Hasil tersebut dapat dianalisa menggunakan beberapa teknik evaluasi, seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*. Berikut ini merupakan hasil analisa dari *confusion matrix*:

a. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Precision untuk sampah B3 (baterai)

$$Precision = \frac{20}{20 + 0}$$

$$Precision = 1$$

Precision untuk organik (daun)

$$Precision = \frac{19}{19 + 0}$$

$$Precision = 1$$

Precision untuk anorganik (plastik kemasan)

$$Precision = \frac{20}{20 + 1}$$

$$Precision = 0,95$$

b. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Recall untuk sampah B3 (baterai):

$$Recall = \frac{20}{20 + 0}$$

$$Recall = 1$$

Recall untuk sampah organik (daun)

$$Recall = \frac{19}{19 + 1}$$

$$Recall = 0,95$$

Recall untuk sampah anorganik (plastik kemasan)

$$Recall = \frac{20}{20 + 0}$$

$$Recall = 1$$

c. *F1-Score*

$$F1 \text{ score} = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

F1-Score untuk sampah B3 (baterai)

$$F1 \text{ score} = 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1}$$

$$F1 \text{ score} = 1$$

F1-Score untuk sampah organik(daun)

$$F1\ score = 2 \times \frac{0,95 \times 1}{0,95 + 1}$$

$$F1\ score = 0,97$$

F1-Score untuk sampah anorganik (plastik kemasan)

$$F1\ score = 2 \times \frac{1 \times 0,95}{1 + 0,95}$$

$$F1\ score = 0,97$$

d. *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

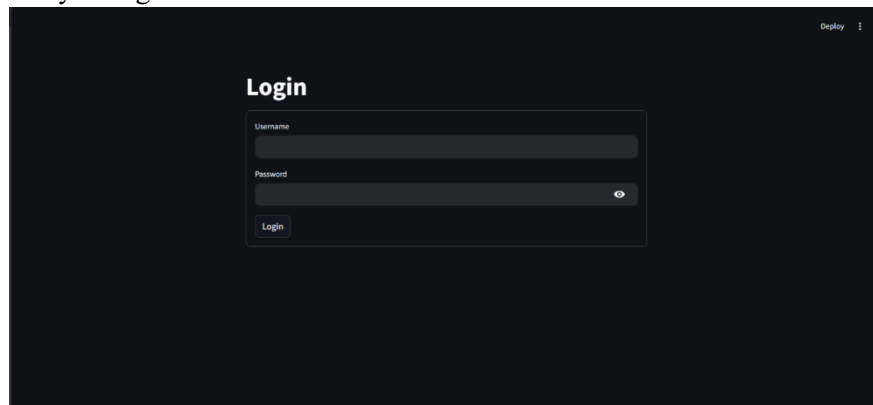
$$Accuracy = \frac{20 + 19 + 20 + 40 + 40 + 39}{20 + 19 + 20 + 1 + 1 + 40 + 40 + 39}$$

$$Accuracy = \frac{178}{180}$$

$$Accuracy = 0,98$$

6. Tampilan Layar

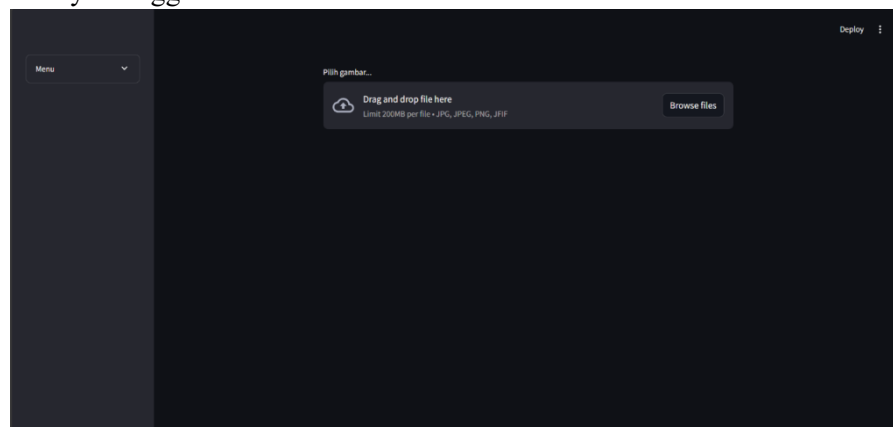
a. Tampilan Layar Login



Gambar 5. Tampilan Layar *Login*

Gambar diatas merupakan halaman login. *User* dapat menginputkan *username* dan *Password* yang sesuai agar dapat mengakses aplikasi tersebut

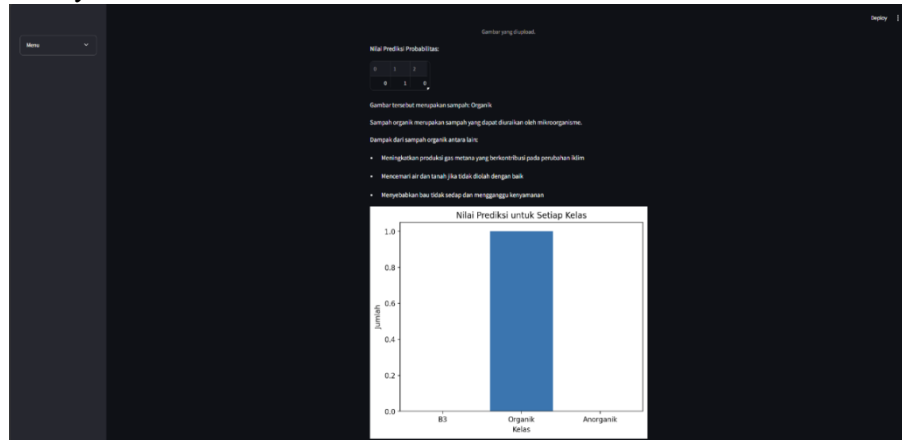
b. Tampilan Layar Unggah Gambar



Gambar 6. Tampilan Layar Unggah Gambar

Gambar diatas merupakan halaman unggah gambar, user dapat mengunggah gambar yang akan digunakan untuk mengklasifikasi.

c. Tampilan Layar Lihat Hasil Klasifikasi



Gambar 7. Tampilan Layar Lihat Hasil Klasifikasi

Gambar diatas merupakan tampilan hasil klasifikasi dari gambar yang telah diunggah oleh user.

SIMPULAN

Model yang dibangun dengan total *dataset* berjumlah 300 citra dengan pembagian porsi *train*, *validation*, dan *test* sebesar 60%:20%:20% dan *epochs* sebanyak 9 dapat menghasilkan *accuracy* sebesar 98% berdasarkan hasil dari evaluasi pada *confusion matrix*. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa model dapat bekerja dengan baik dan dapat mengenali masing-masing jenis sampah.

DAFTAR PUSTAKA

- Hendriyana, H., & Maulana, Y. H. (2020). Identifikasi Jenis Kayu menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Mobilenet. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(1), 70–76. <https://doi.org/10.29207/resti.v4i1.1445>.
- Hossain, M. A., & Alam Sajib, M. S. (2019). Classification of Image using Convolutional Neural Network (CNN). *Global Journal of Computer Science and Technology*, 19(May), 13–18. <https://doi.org/10.34257/gjcsdvol19is2pg13>.
- Iswantoro, D., & Handayani, UN, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900. <https://doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065>.
- Qotrunnada, F. M., & Utomo, P. H. (2022). Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Wajah Bermasker. *Prisma*, 5, 799–807.
- Rohim, A., Sari, Y. A., & Tibyani. (2019). Convolution Neural Network (CNN) Untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(7), 7038–7042. [j-ptiik.ub.ac.id](https://doi.org/10.24127/j-ptiik.v3i7.7038).
- Sandy, F., Adi Palangi, W., Liling, D., & Putra Pratama, M. (2023). Impelentasi Penggunaan Kecerdasan Buatan Dalam Pendidikan Tinggi. *Seminar Nasional Teknologi Pendidikan UKI Toraja*, 3(3), 111–117. <https://doi.org/https://doi.org/10.47178/prosidingukit.v3i3.2295>.
- SIPSN. (2023). *Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN)*. <https://sipsn.menlhk.go.id/sipsn/>.
- Sutanty, E., Maukar, Astuti, D. K., & Handayani. (2023). Penerapan Model Arsitektur VGG16 Untuk Klasifikasi Jenis Sampah. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(2), 407–419. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.331>.
- Wang, P., Fan, E., & Wang, P. (2021). Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning. *Pattern Recognition Letters*, 141, 61–67. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.042>.
- Yudianto, M. R. A., Kusriani, K., & Al Fatta, H. (2020). Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 182–191. <https://doi.org/10.36294/jurti.v4i2.1319>.