

# SISTEM MULTI KLASIFIKASI SAMPAH ANORGANIK DENGAN MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING

## *INORGANIC WASTE MULTI CLASSIFICATION SYSTEM USING TRANSFER LEARNING*

Anugrayani Bustamin<sup>1)</sup>, Baizul Zaman<sup>2)</sup>, Fadhil Khusnul Hakim<sup>3)</sup>

<sup>1,3</sup>Departemen Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Univeristas Hasanuddin

<sup>1,3</sup>Kampus Teknik Gowa, Jl. Poros Malino KM6, Kec. Bontomarannu, Gowa

<sup>2</sup>STMIK Kharisma Makassar

<sup>2</sup>Jl. Baji Ateka No.20, Baji Mappakasunggu, Kec. Mamajang, Kota Makassar

E-mail: [anugrayani@unhas.ac.id](mailto:anugrayani@unhas.ac.id)<sup>1)</sup>, [baizul@kharisma.ac.id](mailto:baizul@kharisma.ac.id)<sup>2)</sup>, [hakimfk19d@student.unhas.ac.id](mailto:hakimfk19d@student.unhas.ac.id)<sup>3)</sup>

**Abstrak** – Pengelolaan sampah merupakan salah satu tantangan utama yang dihadapi oleh masyarakat saat ini dalam upaya menjaga kebersihan lingkungan dan melindungi sumber daya alam. Pertumbuhan populasi yang cepat, perubahan gaya hidup, dan konsumsi yang meningkat telah menyebabkan peningkatan volume sampah yang dihasilkan. Oleh karena itu, penting bagi untuk mengembangkan solusi yang efektif dalam mengelola sampah agar dapat mencapai lingkungan yang bersih dan berkelanjutan. Pengelolaan sampah yang baik perlu mengetahui klasifikasi jenis sampah, dengan bantuan *Artificial Intelligence* (AI) proses klasifikasi sampah dapat dilakukan dengan baik dan efektif. Sehingga penelitian ini, bertujuan untuk melakukan klasifikasi 10 jenis sampah anorganik diantaranya: (battery, biological, cardboard, clothes, glass, metal, paper, plastic, shoes, dan trash) dengan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang dengan Arsitektur ResNet-50. Hasil pelatihan model ResNet-50 dengan *Adam optimizer* dan *Learning Rate* 0,00005 memiliki akurasi sebesar 97,73% sehingga mampu mendeteksi jenis sampah anorganik dengan cukup baik.

**Kata Kunci:** Pemrosesan Gambar, Convolutional Neural Network, Resnet 50, Klasifikasi sampah.

**Abstract** – Waste management is one of the main challenges faced by society today in efforts to maintain environmental cleanliness and protect natural resources. Rapid population growth, lifestyle changes, and increased consumption have led to an increase in the volume of waste generated. Therefore, it is important to develop effective solutions for managing waste in order to achieve a clean and sustainable environment. Good waste management requires knowledge of waste classification, and with the help of *Artificial Intelligence* (AI), the process of waste classification can be done effectively. Therefore, this study aims to classification of 10 types of inorganic waste, including (battery, biological, cardboard, clothes, glass, metal, paper, plastic, shoes, and trash), using a *Convolutional Neural Network* (CNN) model designed with the ResNet-50 architecture. The training results of the ResNet-50 model with *Adam optimizer* and a learning rate of 0.00005 achieved an accuracy of 97.73%, indicating that it can effectively classify inorganic waste types.

**Keywords:** Image Processing, Convolutional Neural Network, Resnet 50, Waste Classification

### PENDAHULUAN

Pengelolaan sampah merupakan salah satu tantangan utama yang dihadapi oleh masyarakat saat ini dalam upaya menjaga kebersihan lingkungan dan melindungi sumber daya alam. Pertumbuhan populasi yang cepat, perubahan gaya hidup, dan konsumsi yang meningkat telah menyebabkan peningkatan volume sampah yang dihasilkan. Oleh karena itu, penting bagi untuk mengembangkan solusi yang efektif dalam mengelola sampah agar dapat mencapai lingkungan yang bersih dan berkelanjutan.

Menurut data dari Kementerian Lingkungan Hidup Indonesia tahun 2021 mampu menghasilkan sampah dengan jumlah 185.753 ton per hari atau sebanyak 67,8 juta ton sampah setiap tahunnya (Khairunisa & Safitri, 2020) . Berdasarkan permasalahan tersebut diperlukan sistem yang dapat mengklasifikasikan sampah sehingga, mempercepat dalam pengelolaannya, yang ditawarkan dalam penelitian ini. Perkembangan teknologi memungkinkan untuk melakukan klasifikasi gambar melalui pengenalan pola dari citra yang diinputkan dengan menggunakan AI (*Artificial Intelligence*). Perkembangan AI telah melahirkan berbagai terobosan baru seperti *Deep Learning*. Salah satu metode yang unggul dalam Deep Learningnya itu CNN (*Convolutional Neural Network*) (Alom, 2019).

CNN dibentuk dengan menggunakan beberapa layers untuk melakukan tugas klasifikasi gambar, arsitektur layer dari CNN diantaranya : (1) Input Layer, (2) Convolution Layer, (3) ReLU (Rectified Linear Unit), (4) Pooling, (5) Fully Connected Layer, (6) Softmax Layer. CNN yang dilatih dengan jumlah dataset yang besar akan menghasilkan bobot model dan bias selama pelatihan, bobot ini nantinya bisa ditransfer ke model jaringan lainnya untuk menyelesaikan permasalahan yang berbeda. Dimana model baru dapat dibangun dengan pre-trained bobot. Metode ini dikenal pula dengan sebutan Transfer Learning, banyak contoh dari metode ini diantaranya : AlexNet, VGG, GoogleNet, ResNet, dan lainnya (Krishna & Kalluri, 2019).

Terdapat beberapa penelitian terkait yang membahas klasifikasi citra menggunakan CNN dengan arsitektur Residual Network (ResNet). Adapun pada penelitian Za'imatun dkk ini telah membuat dua model untuk memprediksi kelas kanker serviks pada citra pap smear. Arsitektur ResNet50 mendapatkan akurasi 91% sedangkan arsitektur ResNet101 89%. Berdasarkan hasil loss dan akurasi pada kedua model serta grafik yang sudah dipaparkan diatas menunjukkan bahwa kinerja model yang menggunakan hasil ekstraksi fitur gambar dengan ResNet50 Faktor Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear Menggunakan CNN lebih baik daripada kinerja model yang menggunakan ekstraksi fitur gambar dengan ResNet101 (Model-2). Hal tersebut ditunjukkan oleh akurasi pada data latih dan data validasi Model-1 yang lebih besar daripada Model-2 dan loss pada Model-1 lebih kecil daripada loss Model-2 92% (Za'imatun dkk, 2021).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Koredianto dkk memberikan kesimpulan bahwa model CNN dengan arsitektur ResNet101 dapat melakukan deteksi dan klasifikasi klon teh Seri GMB-1 sampai dengan GMB-11 dengan baik. Proses evaluasi kinerja sistem dilakukan dengan membandingkan setidaknya tujuh algoritma optimizer yang berbeda, yaitu; Adam, SGD, RMSProp, AdaGrad, AdaMax, AdaDelta dan Nadam. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Adam dan SGD memberikan nilai rata-rata precision, recall dan f1-score terbaik. Sedangkan AdaDelta memberikan nilai rata-rata presisi yang rendah. Hal serupa juga terjadi untuk parameter performansi akurasi yang terbaik diberikan oleh optimizer Adam, dan yang terburuk diberikan oleh AdaDelta. Adam memberikan nilai akurasi yang cenderung stabil sejak iterasi pertama. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memberikan nilai precision, recall, f1-

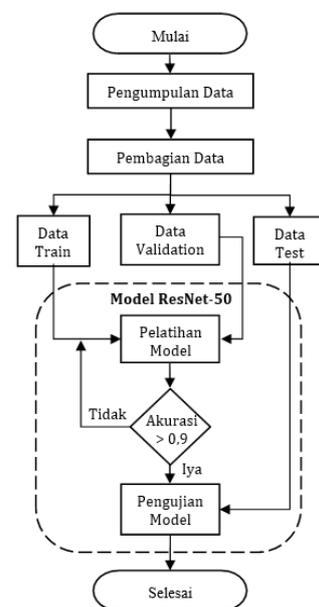
score masing-masing sebesar 96% dengan akurasi 97% (Koredianto dkk, 2021).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Sultana dkk Dalam mengidentifikasi Sampah dan Bahan Daur Ulang Menggunakan CNN (Convolutional Neural Network) dimana sistem dikembangkan menggunakan dua CNN dengan keduanya menggunakan Transfer Learning dengan arsitektur dasar AlexNet. Pada model CNN pertama dilatih dan diuji dengan menggunakan kumpulan data dalam ruangan TrashNet benchmark yang mampu mencapai accuracy sebesar 93,6%. Sedangkan pada model kedua dilatih dan diuji dengan menggunakan dataset luar ruangan dari Gary Thung dan Midy Yang dimana terdiri atas enam kelas diantaranya : glass, paper, cardboard, plastic, metal, dan trash. Dengan total keseluruhan dataset 2527 gambar. Hasil akhir pada model kedua mencapai accuracy secara keseluruhan sebesar 92% (Sultana dkk, 2020).

Berdasarkan latar belakang diatas dan penelitian terkait sebelumnya, maka penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi 10 class jenis sampah anorganik yaitu (battery, biological, cardboard, clothes, glass, metal, paper, plastic, shoes, trash), untuk diklasifikasi menggunakan CNN dengan arsitektur ResNet- 50 dengan Adam Optimizer.

## METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bersifat eksperimental yang tahapannya dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.

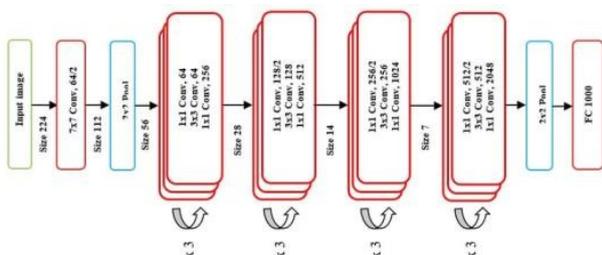


Gambar 1. Tahapan penelitian

Bahan penelitian untuk pelatihan model berasal dari dataset Kaggle, data gambar untuk pengujian model bersumber dari internet yang diperoleh dari berbagai website. Tahapan penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data, pemisahan data, desain model, pelatihan model, dan pengujian model.

Pada bagian pengembangan model deep learning, penelitian ini memilih arsitektur Resnet 50 yang merupakan salah satu arsitektur unggul pada algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Convolutional neural network (CNN) merupakan algoritma deep learning yang dapat menerima input berupa gambar dan dapat melakukan pengenalan terhadap berbagai aspek/objek dari suatu gambar. Pengenalan ini nantinya akan diklasifikasikan untuk membedakan satu gambar dengan yang lainnya dari suatu kategori seperti perabot, binatang, kendaraan, dsb (Prabhu, 2018). Pengenalan ini dilakukan dengan memproses data pada serangkaian pixel yang tersusun dalam grid yang ada pada gambar. Setiap pixel ini sendiri memiliki nilai yang menunjukkan tingkat terang dan warna. Secara teknis proses CNN terdiri dari proses pelatihan dan testing. Gambar yang diinputkan akan melalui serangkaian layer untuk mengklasifikasi objek di dalamnya. Rangkaian ini terdiri dari convolutional layers, pooling layer, dan fully connected layer. Arsitektur dari CNN dapat dilihat pada Gambar 1 (Faiz dkk, 2020).

ResNet-50 merupakan salah satu arsitektur dari CNN yang memperkenalkan sebuah konsep baru yaitu shortcut connections. Munculnya konsep shortcut connections yang ada pada arsitektur ResNet-50 memiliki keterkaitan dengan vanishing gradient problem yang terjadi ketika usaha memperdalam struktur suatu network dilakukan. Bagaimanapun memperdalam suatu network dengan tujuan meningkatkan performansinya tidak bisa dilakukan hanya dengan cara menumpuk layer. Semakin dalam suatu network dapat memunculkan vanishing gradient problem yang bisa membuat gradient menjadi sangat kecil yang berakibat pada menurunnya performansi atau akurasi (He dkk, 2016).



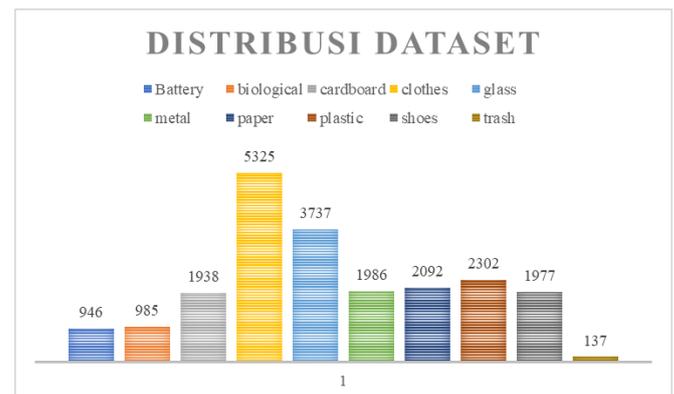
Gambar 2. Arsitektur Resnet-50 (Mukherjee, 2022)

Oleh karena itu, ResNet memperkenalkan konsep *shortcut connections* dan dalam konsep ini fitur yang merupakan input dari layer sebelumnya juga dijadikan sebagai input terhadap output dari layer tersebut. Cara ini dilakukan sebagai solusi untuk meminimalisir hilangnya fitur-fitur penting pada saat proses konvolusi. Secara keseluruhan ResNet-50 terdiri dari 5 stage proses konvolusi yang kemudian dilanjutkan average pooling dan diakhiri dengan fully connected layer sebagai layer prediksi. Gambar 2 merupakan diagram blok susunan dari arsitektur ResNet-50[8].

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Pengumpulan Data

Data yang terkumpul terdiri dari 21.997 data yang bersumber dari Kaggle. Data ini terbagi menjadi 10 kelas diantaranya : battery 946 gambar, biological 985 gambar, cardboard 1938 gambar, clothes 5325 gambar, glass 3737 gambar, metal 1986 gambar, paper 2092 gambar, plastic 2302 gambar, shoes 1977 gambar, dan trash 137 gambar. Distribusi data dapat dilihat pada Gambar 3 dan sample dataset asli yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4. Semua dataset dengan format gambar JPG.



Gambar 3. Distribusi Dataset



Gambar 4. Sample Dataset Asli

### 2. Pembagian Data

Pada tahap ini penulis membagi dataset yang terkumpul menjadi beberapa bagian yaitu data latih, data validasi, dan data uji, dengan rasio masing-masing

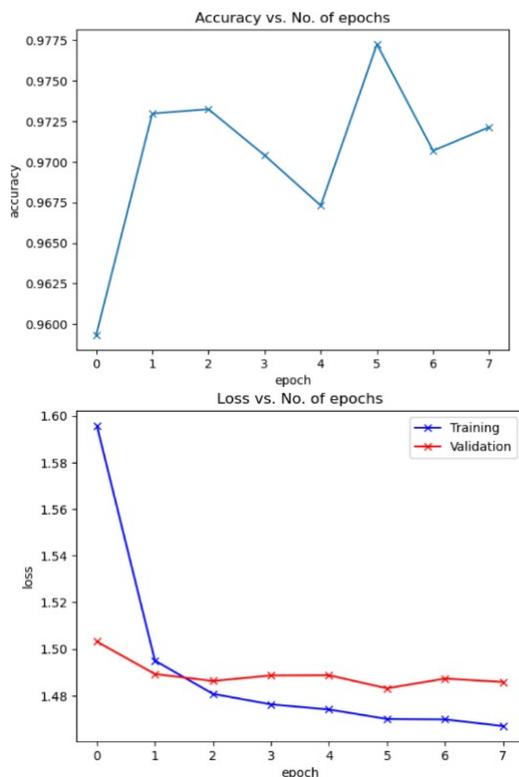
sebesar 70%, 15%, dan 15% dari total data yang memiliki rasio 1 Rasio distribusi bertujuan untuk mendistribusikan data validasi dan data uji. Dari pembagian dengan rasio ini diperoleh 14.078 data latih, 3.520 data validasi, dan 4.400 data uji.

### 3. Transfer Learning Resnet-50.

Model yang dibuat memiliki 50 neuron pada lapisan Fully-Connected sebelum masuk ke layer prediksi yang akan memprediksi 10 kelas dengan fungsi optimezer Adam. Dari gambar tersebut, awalnya ukuran input adalah 224x224 kemudian dilakukan konvolusi menjadi ukuran 7x7, namun kedalamannya bertambah.

### 4. Pelatihan Model

Dengan pelatihan model pre-trained dengan learning rate 0,00005 hanya dengan 8 kali epoch didapatkan akurasi paling tinggi yaitu terjadi di epoch ke-5 dengan nilai akurasi 0,9773. Proses pelatihan dapat diperlihatkan pada Gambar 5. Di bawah ini.



**Gambar 5.** Proses pre-training Resnet50 dengan learning rate 0,00005 (a) Validasi Akurasi dan (b) Validasi Loss

### 5. Pengujian Model

Pada penelitian ini, pengujian model dilakukan dengan mengambil data gambar sembarang dari internet. Data gambar ini tidak termasuk dari dataset yang digunakan pada saat proses pelatihan model. Sebagai contoh memprediksi kategori sampah dari

gambar kantong plastik dan sampah masker seperti Gambar 6. di bawah ini.



**Gambar 6.** Prediksi Jenis Sampah dengan Model Resnet50.

## KESIMPULAN

Model Convolutional Neural Network yang dirancang dengan Arsitektur ResNet-50 dengan Adam optimizer dan learning rate 0,00005 untuk klasifikasi 10 jenis sampah anorganik yaitu (battery, biological, cardboard, clothes, glass, metal, paper, plastic, shoes, trash) memiliki akurasi yang lebih baik sebesar 97,73% sehingga mampu mendeteksi sampah anorganik dengan cukup baik. Kedepannya, penelitian ini dapat dimanfaatkan pada klasifikasi sampah yang lebih beragam dengan komputasi yang lebih efektif dan efisien.

## DAFTAR PUSTAKA

- K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, (2016) "Deep residual learning for image recognition," Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., vol. 2016-Decem, pp. 770–778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- M. Z. Alom et al., (2019) "A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures," Electron., vol. 8, no. 3, doi: 10.3390/electronics8030292.
- Mukherjee, S. 2022. *The Annotated ResNet-50* "Explaining how ResNet-50 works and why it is so popular". Retrieved from <https://towardsdatascience.com/the-annotated-resnet-50-a6c536034758>. Accessed 1 August 2023.
- N. Faiz, A. W. Suryo, S. Ren, and B. Gelar, (2020), "Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Pornografi". Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication., vol. 1, no.1
- N. S. Khairunisa and D. R. Safitri, (2020) "Integrasi Data Sampah Sebagai Upaya Mewujudkan Zero Waste Management: Studi Kasus Di Kota Bandung," J. Anal. Sosiol., vol. 9, pp. 108–123.
- N. Za'imatun, H. Rahayuning, M. N. Muslimah, and S. N. Hasanah, (2021), "Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear" Factor Excata, vol.14, No,3, 150-157.
- Prabhu. 2018. Understanding of Convolutional Neural

Network (CNN) — Deep Learning. Retrieved from R. Sultana, R. D. Adams, Y. Yan, P. M. Yanik, and M. L. Tanaka, (2020) “Trash and Recycled Material Identification using Convolutional Neural Networks (CNN),” Conf. Proc. - IEEE SOUTHEASTCON

S. T. Krishna and H. K. Kalluri, (2019) “Deep learning and transfer learning approaches for image classification,” Int. J. Recent Technol. Eng., vol. 7, no. 5, pp. 427–432.

U. Koredianto, dkk, (2021), “Evaluasi Optimizer pada Residual Network untuk Klasifikasi Klon Teh Seri GMB Berbasis Citra Daun,” Elkomika, vol. 9, no.4.