

Otomatisasi Klasifikasi Sampah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Sebagai Sistem Pendukung Keputusan

¹Tia Novita Sari, ²Meri Puspita Sari, ³Thisya Aisyah Putri, ⁴Ryanveno Pashya

¹⁻⁴ Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹tianovita8@gmail.com, ²meripuspita212@gmail.com, ³thisyaaisyah1903@gmail.com,
⁴ryankenzo099@gmail.com

Penulis Korespondens : Tia Novita Sari

Abstrak—Permasalahan pengelolaan sampah yang semakin kompleks menuntut solusi inovatif, terutama dalam pemilahan otomatis antara berbagai jenis sampah. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi sampah menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual dari citra sampah berdasarkan fitur seperti bentuk, warna, dan tekstur. Dataset yang digunakan terdiri dari lima kelas utama dan berjumlah 1.200 gambar yang telah melalui proses pra-pemrosesan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi klasifikasi sebesar 93,9%. Temuan ini membuktikan bahwa CNN efektif sebagai solusi pendukung dalam proses pemilahan sampah otomatis serta berpotensi diintegrasikan ke dalam teknologi pemilah sampah otomatis demi mendukung pengelolaan limbah yang lebih efisien dan ramah lingkungan.

Kata Kunci—CNN, klasifikasi sampah, pemilahan sampah, sampah organik, sampah anorganik

Abstract—The increasingly complex problem of waste management demands innovative solutions, particularly in the automatic sorting of various types of waste. This study aims to develop a waste classification system using the Convolutional Neural Network (CNN) method. CNN was selected for its ability to recognize visual patterns in waste images based on features such as shape, color, and texture. The dataset used consists of five main classes and a total of 1,200 images that have undergone preprocessing. The test results show that the CNN model achieved a classification accuracy of 93.9%. These findings demonstrate that CNN is an effective support solution for automated waste sorting processes and has the potential to be integrated into smart waste separation technology to promote more efficient and environmentally friendly waste management.

Keywords—CNN, waste classification, waste sorting, organic waste, inorganic waste

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

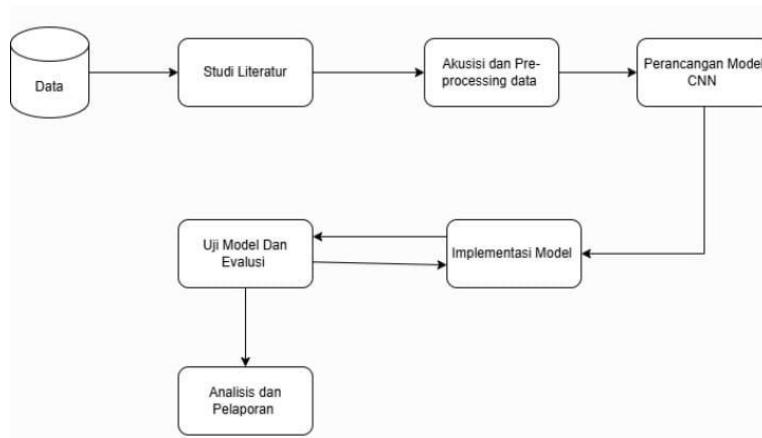
Peningkatan jumlah penduduk dan aktivitas urbanisasi di Indonesia telah menyebabkan lonjakan volume sampah secara signifikan. Sampah yang dihasilkan setiap hari sangat beragam, mulai dari organik yang mudah terurai hingga anorganik yang sulit diuraikan. Berdasarkan data dari Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional, Kabupaten Mamuju mencatat peningkatan timbulan sampah dari 125 ton menjadi lebih dari 140 ton per hari dalam rentang waktu dua tahun terakhir[1], [2]. Sayangnya, pemilahan sampah di tempat pembuangan akhir (TPA) masih dilakukan secara manual dan konvensional, yang menyebabkan penumpukan dan tidak optimalnya proses daur ulang[3], [4]. Salah satu tantangan utama adalah rendahnya kesadaran masyarakat dalam memilah sampah serta keterbatasan teknologi yang dapat membantu proses tersebut secara efisien dan akurat[5]. Proses manual sering kali menyebabkan kesalahan klasifikasi sampah, sehingga sampah yang seharusnya dapat didaur ulang menjadi terkontaminasi dan tidak lagi bermanfaat. Untuk menjawab permasalahan ini, pendekatan berbasis teknologi menjadi solusi yang potensial, khususnya melalui pemanfaatan Deep Learning dan pengolahan citra digital[6].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma deep learning yang telah terbukti efektif dalam mengenali pola visual dari gambar dan mengklasifikasikannya berdasarkan fitur tertentu seperti warna, bentuk, dan tekstur[2], [7]. Penelitian yang dilakukan oleh Muslihati et al. (2024) menunjukkan bahwa model CNN dapat mencapai akurasi hingga 95,5% dalam membedakan sampah organik dan non-organik[1]. Sementara itu, penelitian oleh Purba et al. (2025) juga mengindikasikan bahwa model CNN dengan tiga lapisan konvolusi dan fungsi aktivasi ReLU mampu mengklasifikasikan jenis sampah dengan akurasi 94,88%[5].

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi jenis sampah berbasis CNN, dengan fokus pada pengambilan keputusan otomatis untuk membedakan sampah menjadi 5 kategori. Tujuan utamanya adalah meningkatkan efisiensi pemilahan, meminimalisir kesalahan klasifikasi, serta mengurangi beban kerja manusia dalam sistem pengelolaan limbah. Secara praktis, sistem ini diharapkan mampu diintegrasikan ke dalam perangkat pemilah sampah otomatis atau aplikasi mobile yang mendukung edukasi dan partisipasi masyarakat dalam memilah sampah dengan benar.

II. METODE

Penelitian ini mengadopsi metode Convolutional Neural Network (CNN) sebagai pendekatan untuk klasifikasi gambar sampah. CNN adalah salah satu jenis teknologi tiruan yang dirancang secara khusus agar dapat menganalisis atau mengenali data visual seperti gambar dan video[8], [9]. CNN merupakan arsitektur deep learning yang umum digunakan dalam bidang visi komputer karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan efisien[10]. Metode CNN memiliki 6 langkah yang digunakan untuk menentukan hasil[5], [11]. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs Kaggle. Langkah -langkah penelitian tersebut dapat ditunjukkan dalam bentuk visual pada gambar (1).



Gambar 1. Model CNN

2.1 Studi Literatur

Tahap ini peneliti berfokus untuk mencari dan mengkaji penelitian terdahulu yang ada kaitanya dengan klasifikasi sampah menggunakan metode CNN. Tujuan dari penelitian ini berdasarkan penjelasan diatas adalah untuk mengidentifikasi dan memahami metode CNN, mulai dari pre-processing data, dan metriks evaluasi yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya, untuk mendapatkan hasil yang sempurna tanpa memulai dari nol[11], [12].

2.2 Akusisi dan Pre-processing data

Tahap ini berfokus untuk menyiapkan data sampah, seperti akusisi data dilakukan pengambilan data secara langsung dilapangan jika dataset belum memadai. Pre-processing data dilakukan pembersihan dan penyamaan ukuran data (misalkan 299 x 299 pixel) normalisasi nilai piksel, serta augmentasi untuk menambah variasi data[13]. Selain itu, data disiapkan melalui pembagian ke dalam data latih, validasi, dan uji, serta pelabelan yang sesuai agar model dapat mengenali tiap kelas secara optimal dan mengurangi risiko overfitting[14]. Tujuan dari penelitian ini berdasar penjelasan diatas untuk menyiapkan data citra sampah yang lebih tersusun bersih dan optimal.

2.3 Perancangan Model CNN

Tahap ini berfokus pada pelatihan model yang dilakukan menggunakan dataset pelatihan dan validasi[15]. Dataset pelatihan dan validasi di siapkan secara acak. Tujuan dari penelitian ini berdasarkan penjelasan diatas merancang atau memilih perancangan model yang sesuai untuk menyelesaikan tugas klasifikasi sampah berdasarkan dengan karakter dan hasil dari studi literatur[11], [16].

2.4 Implementasi Model

Tahap ini berfokus pada model yang telah dirancang akan dibangun dan dilatih menggunakan framework deep learning[10]. Gambar-gambar yang telah di pre-processsing akan dimasukkan

ke model untuk diklasifikasikan berdasarkan jenis datanya[17]. Berdasarkan penjelasan diatas, tujuannya agar model dapat mempelajari pola visual sampah dari berbagai citra sampah untuk dapat membedakan dan mengelompokkan sampah secara otomatis dan akurat[13].

2.5 Uji Model dan Evaluasi

Tahap ini model akan dilatih kemampuannya untuk dapat mengklasifikasikan sampah menggunakan data pengujian (gambar yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya). Tujuannya untuk mengukur secara menyeluruh kinerja model CNN dalam mengklasifikasi sampah[18].

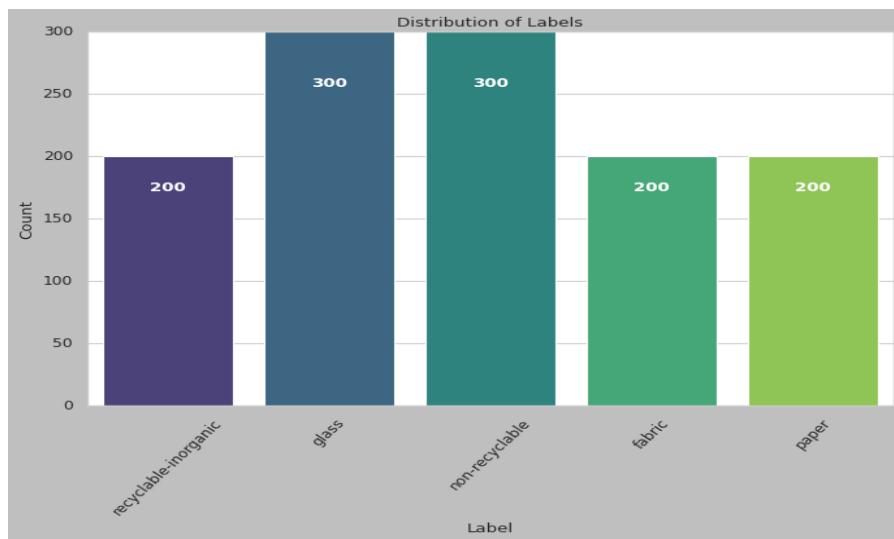
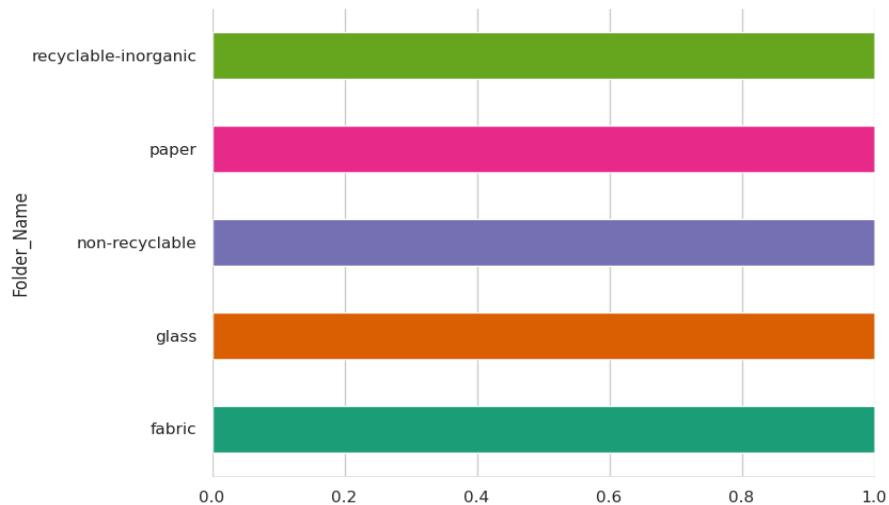
2.6 Analisis dan Pelaporan

Pada tahap ini peneliti akan menganalisis secara mendalam untuk menyimpulkan apakah model CNN efektif untuk mengklasifikasikan sampah, mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan sistem[11], [19]. Dari penjelasan diatas akan dihasilkan laporan yang menyajikan model CNN sebagai Sistem Pengambilan Keputusan untuk mengidentifikasi jenis sampah.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, sampah diklasifikasikan ke dalam lima kategori utama berdasarkan karakteristik bahan dan potensi daur ulangnya, yaitu: Paper, Recyclable-Inorganic, Glass, Fabric, dan Non-Recyclable. Kategori Paper mencakup limbah berbahan dasar kertas seperti koran dan kardus yang mudah terurai dan bisa didaur ulang jika bersih. Recyclable-Inorganic mencakup sampah anorganik bernilai guna seperti plastik dan kaleng yang dapat diproses ulang. Glass merujuk pada limbah kaca seperti botol atau gelas yang bisa didaur ulang berkali-kali. Fabric adalah limbah tekstil seperti pakaian bekas, yang pengelolaannya bergantung pada jenis dan kondisi seratnya. Sementara itu, Non-Recyclable mencakup sampah yang tidak dapat didaur ulang, seperti sisa makanan atau kemasan campuran, dan umumnya dibuang atau dijadikan kompos.

Awalnya, dataset yang digunakan terdiri dari 15 jenis kategori sampah. Namun, karena terjadi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas (imbalanced data), maka dilakukan pengelompokan ulang sehingga mayoritas kategori digabung menjadi lima kelas utama yang lebih representatif. Pengelompokan ini dilakukan untuk menjaga kestabilan proses pelatihan model serta meningkatkan akurasi klasifikasi. Penelitian ini menggunakan total 1.200 gambar sampah sebagai dataset, yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan termasuk penyamaan ukuran citra menjadi 299×299 piksel untuk memastikan konsistensi input dan mencegah overfitting. Klasifikasi ini menjadi dasar penting dalam mendukung pengambilan keputusan sistem otomatisasi pemilahan sampah berbasis CNN, terutama karena kemiripan visual antar jenis sampah sering kali menjadi tantangan dalam proses klasifikasi.



Gambar 3. Distribusi Kelas

Gambar (2) dan (3) menunjukkan contoh representatif dari citra sampah yang digunakan dalam proses pelatihan model, masing-masing diklasifikasikan ke dalam lima kelas kategori Keberagaman tampilan visual dari setiap kelas menjadi tantangan tersendiri, terutama pada kategori yang memiliki kemiripan tekstur atau warna. Oleh karena itu, dilakukan proses augmentasi untuk memperkuat variasi data dan meningkatkan generalisasi model. Distribusi data yang seimbang pada tiap kelas membantu menghindari dominasi satu kelas tertentu selama proses pelatihan. Hal ini memastikan bahwa model dapat belajar secara seimbang terhadap fitur masing-masing kelas tanpa bias, yang berkontribusi besar terhadap peningkatan akurasi klasifikasi.

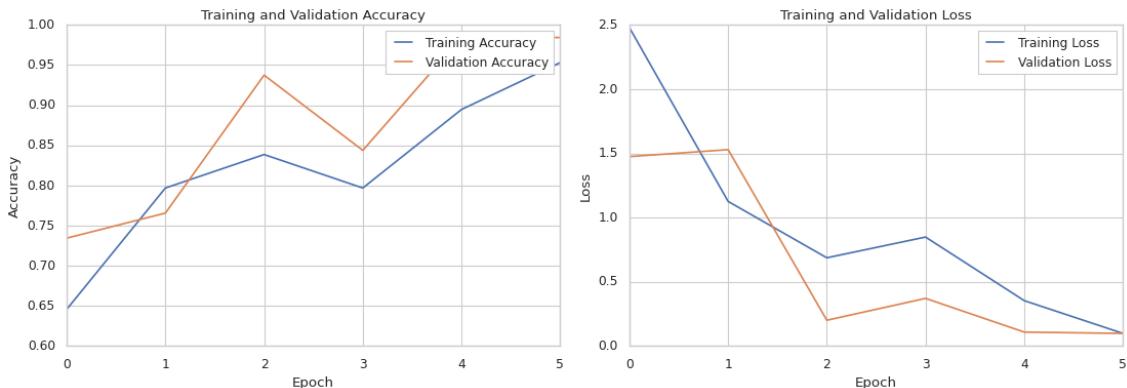
```

pi@pi-4:~/Desktop/CNN (duration: 3000) ~ % 
22 Found 1080 images belonging to 5 classes.
Found 84 images belonging to 5 classes.
Epoch 1/35
16/16   0s 34s/step - accuracy: 0.4951 - loss: 3.6343
Belum mencapai akurasi > 95%, lanjutkan training.
16/16   587s 36s/step - accuracy: 0.5040 - loss: 3.5664 - val_accuracy: 0.7344 - val_loss: 1.4749 - learning_rate: 0.0010
Epoch 2/35
1/16   7:53 32s/step - accuracy: 0.7969 - loss: 1.1259
Belum mencapai akurasi > 95%, lanjutkan training.
16/16   60s 2s/step - accuracy: 0.7969 - loss: 1.1259 - val_accuracy: 0.7656 - val_loss: 1.5291 - learning_rate: 0.0010
16/16   587s 36s/step - accuracy: 0.8228 - loss: 0.8588
Belum mencapai akurasi > 95%, lanjutkan training.
16/16   622s 36s/step - accuracy: 0.8230 - loss: 0.8440 - val_accuracy: 0.9375 - val_loss: 0.2007 - learning_rate: 0.0010
Epoch 4/35
1/16   8:00 33s/step - accuracy: 0.7969 - loss: 0.8485
Belum mencapai akurasi > 95%, lanjutkan training.
16/16   63s 2s/step - accuracy: 0.7969 - loss: 0.8485 - val_accuracy: 0.8438 - val_loss: 0.3711 - learning_rate: 0.0010
16/16   53s 2s/step - accuracy: 0.8814 - loss: 0.3864
Belum mencapai akurasi > 95%, lanjutkan training.
16/16   626s 39s/step - accuracy: 0.8822 - loss: 0.3845 - val_accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.1085 - learning_rate: 0.0010
Epoch 6/35
1/16   7:57 32s/step - accuracy: 0.9531 - loss: 0.0984
Akurasi dan validasi akurasi sudah > 95%, training dihentikan.
16/16   10s 1s/step - accuracy: 0.9531 - loss: 0.0984 - val_accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.0983 - learning_rate: 0.0010
Restoring model weights from the end of the best epoch: 5.
Training time: 2049.8075256347656 seconds
Training time: 34.163458760579424 minutes
Training time: 0.56939699793429964 hours

```

Gambar 4. Evaluasi Akurasi Model

Pencapaian akurasi selama proses pelatihan model pada gambar (4). Terlihat bahwa akurasi meningkat signifikan sejak epoch pertama, dan mengalami stabilisasi mulai epoch ke-5 hingga ke-6, di mana akurasi validasi mencapai 95,5%. Tren ini mencerminkan efektivitas struktur CNN yang digunakan, khususnya kombinasi arsitektur Xception dan fungsi aktivasi ReLU, dalam mengenali pola visual dari data gambar yang kompleks. Kinerja akurasi yang tinggi ini juga mencerminkan bahwa proses pra-pemrosesan dan augmentasi yang dilakukan berhasil memperkuat kualitas pembelajaran tanpa menyebabkan overfitting. Selisih yang kecil antara akurasi data pelatihan dan validasi menjadi indikator bahwa model mampu melakukan generalisasi secara efektif terhadap data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 5. Grafik Perbandingan Akurasi Training dan Validasi

Gambar (5) merupakan perbandingan akurasi dan validasi. Pada grafik sebelah kiri, terlihat bahwa baik akurasi pelatihan maupun validasi mengalami peningkatan secara umum seiring bertambahnya epoch. Di awal pelatihan (epoch ke-0), akurasi pelatihan dimulai dari sekitar 65%, dan meningkat konsisten hingga mencapai lebih dari 95% pada epoch ke-5. Sementara itu, akurasi validasi sempat melonjak tajam pada epoch ke-2 hingga hampir 94%, lalu sedikit menurun di epoch ke-3 sebelum akhirnya kembali meningkat dan melampaui 95% di akhir pelatihan. Perilaku ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola data dengan baik, dan tidak terjadi overfitting, karena akurasi validasi mengikuti tren yang serupa dengan akurasi pelatihan.

Grafik sebelah kanan memperlihatkan penurunan nilai loss untuk kedua dataset. Loss pelatihan turun drastis dari nilai awal di atas 2,5 menjadi hampir mendekati nol di akhir epoch. Sementara itu, loss validasi relatif stabil namun tetap menunjukkan tren penurunan, dengan nilai akhir yang juga sangat rendah. Penurunan loss ini menunjukkan bahwa model menjadi semakin akurat dalam memprediksi kelas sampah seiring waktu. Tidak terdapat gejala lonjakan loss validasi yang signifikan, yang berarti proses pelatihan berjalan stabil.

Tabel 1. Identifikasi Sampah

Tabel Identifikasi Menggunakan Metode CNN		
Keterangan	Hasil Prediksi	Keputusan
Prediksi dari sistem menunjukkan bahwa objek pada gambar termasuk dalam kategori sampah Paper.		Dapat didaur ulang jika tidak basah/kotor
Menurut hasil klasifikasi, gambar ini teridentifikasi sebagai kategori sampah Recyclable-inorganic.		Dapat digunakan kembali atau didaur ulang
Gambar yang ditampilkan diperkirakan masuk dalam kategori sampah Glass berdasarkan hasil prediksi.		Dapat digunakan ulang atau didaur ulang
Sistem memprediksi bahwa gambar ini tergolong ke dalam kategori sampah Fabric.		Dapat dimanfaatkan kembali atau didaur ulang

Hasil analisis mengindikasikan bahwa objek pada gambar merupakan sampah Non-recyclable.



Tidak dapat digunakan kembali, buat kompos

Tabel tersebut menyajikan hasil klasifikasi gambar sampah menggunakan metode CNN, yang mengidentifikasi jenis sampah berdasarkan karakter visualnya. Sistem ini memprediksi kategori sampah seperti kertas, anorganik daur ulang, kaca, tekstil, hingga sampah non-daur ulang. Berdasarkan hasil identifikasi, setiap jenis sampah kemudian diberi keputusan penanganan yang sesuai, mulai dari dapat digunakan kembali, didaur ulang, hingga tidak bisa dimanfaatkan dan hanya cocok untuk dijadikan kompos. Pendekatan ini bertujuan untuk membantu proses pemilihan sampah secara otomatis dan efisien.

Tabel 2. Hasil Pengujian

Rekapitulasi Hasil Pengujian Model CNN					
Kategori Sampah	Jumlah Gambar	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Akurasi (%)	Eror Rate (%)
Paper	200	188	12	94	6
Recyclable-inorganic	200	187	13	93.5	6.5
Glass	300	284	16	94.7	5.3
Fabric	200	182	18	91	9
Non-recyclable	300	286	14	95.3	4.7
Total	1200	1127	73	93.9	6.1

Berdasarkan hasil uji coba model CNN terhadap 1.200 gambar dari lima kategori sampah, diperoleh tingkat akurasi keseluruhan sebesar 93,9%. Model mampu memprediksi dengan tepat sebagian besar gambar, dengan tingkat kesalahan rata-rata hanya 6,1%. Kategori dengan akurasi tertinggi ditemukan pada sampah non-daur ulang, sementara kategori tekstil menunjukkan akurasi terendah. Secara umum, performa model tergolong baik dan konsisten dalam mengklasifikasikan gambar sesuai jenis sampahnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian model klasifikasi berbasis CNN terhadap lima jenis sampah, diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 93,9%, yang mencerminkan performa model yang sangat baik dalam membedakan kategori visual sampah. Pencapaian akurasi tertinggi terjadi pada kategori Non-Recyclable, sedangkan Fabric menjadi kategori dengan tingkat kesalahan tertinggi, diduga karena variasi visual yang lebih kompleks pada tekstur dan warna bahan tekstil. Hasil ini membuktikan bahwa CNN dapat menjadi solusi efektif dalam proses pemilihan sampah secara

otomatis, dengan potensi penerapan pada sistem pemilah berbasis kamera maupun aplikasi edukasi berbasis kecerdasan buatan. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, di antaranya ukuran dataset yang relatif terbatas dan keterbatasan variasi gambar di lingkungan nyata. Selain itu, pengujian dilakukan dalam kondisi yang terkontrol, sehingga kinerja model di lapangan dapat berbeda jika diterapkan pada citra sampah dengan pencahayaan atau latar belakang yang bervariasi. Sementara CNN menunjukkan potensi besar dalam pemilahan otomatis sampah, penelitian berikutnya perlu memperluas dataset dengan variasi gambar yang lebih luas dan menguji model di berbagai kondisi lapangan untuk memastikan konsistensi performa yang optimal dalam implementasi praktis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Muslihati, S. Sahibu, dan I. Taufik, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Jenis Sampah Organik dan Non Organik,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, hlm. 840–852, Mei 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1346.
- [2] A. N. Sihananto, M. M. Al Haromainy, dan A. P. Sari, “Pemilahan Jenis Sampah Menggunakan Algoritma Cnn,” *Scan : Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 17, no. 3, 2023, doi: 10.33005/scan.v17i3.3523.
- [3] R. Adelia, N. Khairunisa, dan R. Zulfiquri, “Implementasi Convolutional Neural Network (Cnn) Dalam Mendeteksi Sampah Organik, Plastik, Dan Kertas,” *JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas)*, vol. 9, no. 1, hlm. 29–37, 2024, doi: 10.32767/jutim.v9i1.2233.
- [4] K. J. Pratama dan I. N. Fajri, “Sistem Informasi dan Klasifikasi Limbah Makanan Berbasis Website dengan Menggunakan Metode CNN,” *Juti “Jurnal Teknologi Informasi”*, vol. 3, no. 2, hlm. 123, Feb 2025, doi: 10.26798/juti.v3i2.1854.
- [5] M. E. Purba *dkk.*, “Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan Algoritma CNN,” vol. 26, no. 1, hlm. 37–54, Apr 2025, doi: <https://doi.org/10.55601/jsm.v26i1.1510>.
- [6] D. Sadida Aulia, H. Arwoko, dan E. Asmawati, “Klasifikasi Sampah Rumah Tangga Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *METIK JURNAL*, vol. 8, no. 2, hlm. 114–120, Des 2024, doi: 10.47002/metik.v8i2.956.
- [7] K. N. Anggraeni, “Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Sampah dan Optimalisasi Sistem Penukaran Sampah,” *JIMU: Jurnal Ilmiah Multi Disiplin*, vol. 02, no. 03, hlm. 3031–9498, 2024, doi: <https://doi.org/10.70294/jimu.v2i03.405>.
- [8] R. Permana, H. Saldu, dan D. I. Maulana, “Optimasi Image Classification Pada Jenis Sampah Dengan Data Augmentation Dan Convolutional Neural Network,” *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 5, no. 2, hlm. 111–120, 2022, doi: 10.47080/simika.v5i2.1913.
- [9] S. , R. R. , & S. H. Stephen, “APLIKASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK UNTUK MENDETEKSI,” *Explore: Jurnal Sistem Informasi dan Telematika*, vol. 10(2), hlm. 122–130, 2019, doi: 10.36448/jsit.v10i2.1314.
- [10] S. , & S. B. N. Alden, “Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode CRISP-DM ,” *Jurnal Informatika*, vol. 10 (1), 62–71, 2023.

- [11] A. Ibnul Rasidi, Y. A. H. Pasaribu, A. Ziqri, dan F. D. Adhinata, “Klasifikasi Sampah Organik dan Non-Organik Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, hlm. 142–149, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i1.4314.
- [12] A. R. , W. M. Y. , & F. Fahcuroji, “IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN MOBILENET UNTUK KLASIFIKASI GAMBAR SAMPAH DI SAMPAH PROGRAM STUDI MATEMATIKA,” 2024. doi: <https://doi.org/10.30656/prosko.v11i1.8101>.
- BANK
[13] M. H. Zayd, M. W. Oktavian, D. G. T. Meranggi, J. A. Figo, dan N. Yudistira, “Improvement of garbage classification using pretrained Convolutional Neural Network,” *Teknologi*, vol. 12, no. 1, hlm. 1–8, 2022, doi: 10.26594/teknologi.v12i1.2403.
- [14] A. Ristyawan, A. Nugroho, dan T. K. Amarya, “Optimasi Preprocessing Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke,” vol. 12, no. 1, Mar 2025, doi: <https://doi.org/10.35957/jatisi.v12i1.9587>.
- [15] Rima Dias Ramadhani, A. Nur Aziz Thohari, C. Kartiko, A. Junaidi, T. Ginanjar Laksana, dan N. Alim Setya Nugraha, “Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, hlm. 312–318, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2754.
- [16] A. Peryanto, A. Yudhana, dan R. Umar, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 4, no. 1, hlm. 45–51, Mei 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [17] T. Muhamad Hafiez, D. Iskandar, A. Wiranata S.K, dan R. Fitri Boangmanalu, “Optimasi Klasifikasi Gambar Varietas Jenis Tomat dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network,” *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 11, no. 2, hlm. 175–186, Apr 2022, doi: 10.30591/smartcomp.v11i2.3524.
- [18] K. L. Kohsasih, M. D. Agung Rizky, T. Fahriyani, V. Wijaya, dan R. Rosnelly, “Analisis Perbandingan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Algoritma Multi-Layer Perceptron Neural Dalam Klasifikasi Citra Sampah,” *Jurnal TIMES*, vol. 10, no. 2, hlm. 22–28, 2022, doi: 10.51351/jtm.10.2.2021655.
- [19] Z. I. Nugraha, Arnita, Kana Saputra S, A. Setiawan, R. Maharani, dan F. Zaharani, “IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM PENGEMBANGAN WEBSITE UNTUK KLASIFIKASI SAMPAH ORGANIK, DAN NON-ORGANIK,” *Jurnal Manajemen Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, hlm. 90–101, Jan 2025, doi: 10.36595/misi.v8i1.1355.
- [20] R. Nurhartanto, “Garbage Classification (5 Classes) 97.5% / 0.097,” Kaggle, Jun. 2023.