

Implementasi Convolutional Neural Network dalam Progressive Web App untuk Klasifikasi Sampah Otomatis

Eka Setyabudi^{1*}, Noora Qotrun Nada²

^{1,2} Program Studi Informatika, Universitas PGRI Semarang, Kota Semarang

Email*: ekasetyabuditk3@gmail.com

Abstract.

The ever-growing global waste volume coupled with the ineffectiveness of conventional waste management techniques, especially manual sorting, requires advanced technological innovations. This research focuses on the development and evaluation of an automated waste classification system powered by Convolutional Neural Networks (CNN) in the form of a Progressive Web App (PWA) to improve accessibility and efficiency in sorting. The VGG16 architecture, renowned for its deep neural network layers, is enhanced through transfer learning with relevant waste classification datasets. After training, the model is exported to a browser-compatible format, TensorFlow.js. The PWA is built with Service Workers that provide offline and caching capabilities for the model, and Web App Manifest that offers native application functionality. To address the model performance degradation and increased latency during inference in the web context, optimization strategies such as pruning and quantization are applied. The model achieves 86.5% accuracy on a ten-class waste test dataset, proving its capability in classifying various waste categories. From the implementation, it can be concluded that embedding high-accuracy CNNs into the PWA framework is a practical approach towards an intelligent waste management system.

Keywords: Waste Classification; Convolutional Neural Network; VGG16; Progressive Web App; TensorFlow.js.

Abstrak

Jumlah sampah global yang terus berkembang ditambah dengan ketidakefektifan teknik pengelolaan sampah konvensional, terutama pemilahan manual, memerlukan inovasi teknologi yang canggih. Penelitian ini berfokus pada pengembangan dan penilaian sistem klasifikasi sampah otomatis yang didukung oleh Convolutional Neural Networks (CNN) dalam bentuk Progressive Web App (PWA) untuk meningkatkan aksesibilitas dan efisiensi dalam pemilahan. Arsitektur VGG16, yang terkenal dengan lapisan jaringan saraf dalamnya, ditingkatkan melalui transfer learning dengan dataset klasifikasi sampah yang relevan. Setelah pelatihan, model diekspor ke format yang kompatibel dengan browser yaitu TensorFlow.js. PWA dibuat dengan Service Workers yang memberikan kemampuan offline dan caching untuk model, serta Web App Manifest yang menawarkan fungsionalitas aplikasi native. Untuk mengatasi penurunan performa model dan peningkatan latensi selama inferensi di konteks web, strategi optimasi seperti pruning dan kuantisasi diterapkan. Model memperoleh akurasi 86,5% pada data uji sampah dengan sepuluh kelas, membuktikan kemampuannya dalam mengklasifikasikan berbagai kategori sampah. Dari implementasi, dapat disimpulkan bahwa penyisipan CNN berakurasi tinggi ke dalam kerangka PWA adalah pendekatan praktis menuju sistem pengelolaan sampah cerdas.

Kata Kunci : Klasifikasi Sampah; ; Convolutional Neural Network; VGG16; Progresive Web App; TensorFlow.js

1. Pendahuluan

Dampak pertumbuhan penduduk dan urbanisasi yang terjadi secara bersamaan dalam skala global telah meningkatkan timbulnya sampah padat. Pengelolaan sampah yang kurang efektif, terutama dalam pemilahan dan daur ulang, merupakan tantangan yang bersifat lingkungan dan sosial secara global. Hal ini berkontribusi pada peningkatan emisi gas rumah kaca, pencemaran lingkungan, serta penipisan sumber daya alam.

Langkah-langkah pemilahan dan pengumpulan dokumen dalam pemrosesan data berbasis dokumen yang memanfaatkan tenaga manusia mempunyai banyak kekurangan. Selain biaya tinggi, metode ini menimbulkan masalah kesehatan bagi pekerja karena terpapar patogen dan zat beracun. Masalah ini diperburuk oleh rendahnya kesadaran masyarakat dalam memisahkan sampah rumah tangga, sehingga mencemari bahan daur ulang dan meningkatkan volume sampah yang dibuang ke TPA. Pada situasi ini, ada kebutuhan untuk memperoleh sistem otomatis yang lebih canggih dan efisien dalam hal user interface gunakan lebih luas. Untuk mencapai hal tersebut, sistem harus cerdas dan mudah dioperasikan, ringan, dan dapat berjalan di beragam perangkat. Solusi ini dapat diakses menggunakan PWA yang mendukung penggunaan lintas platform berbasis browser tanpa memerlukan instalasi aplikasi tambahan. Selain itu, fitur offline dan pemasangan ke layar utama memberikan pengalaman layaknya aplikasi native.

Teknik deep learning, terutama Convolutional Neural Network (CNN), telah memberikan kontribusi besar dalam klasifikasi gambar hingga mencakup klasifikasi sampah. Arsitektur CNN yang sudah diterapkan seperti ResNet, Inception, MobileNet, VGG, serta TrashNet, telah mencapai akurasi yang sangat baik. Walaupun demikian, sebagian besar sistem klasifikasi masih mengandalkan server atau aplikasi native, yang membuat sistem tersebut tidak mudah diakses dan dipindahkan. Sementara itu, mobile dan komputasi efisien seperti diharapkan pada MobileNet atau EfficientNet, seringkali mengorbankan akurasi. Sebaliknya, VGG16 meski menawarkan akurasi tinggi, berkinerja di luar standar dalam daya dan ukuran file. Secara umum, tantangan paling besar adalah bagaimana model besar dikombinasikan dengan akurasi efisiensi dan ringan dari platform PWA.

Penelitian ini bertujuan untuk menjembatani kesenjangan tersebut dengan mengintegrasikan model VGG16 ke dalam PWA. Pendekatan ini tidak hanya menekankan pada akurasi klasifikasi, tetapi juga pada efisiensi pemuatan model, kapabilitas offline, dan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Dengan demikian, solusi ini diharapkan dapat menjadi alternatif praktis dan inklusif dalam pengelolaan sampah berbasis teknologi.

2. Metode

2.1. Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data

Penelitian ini menggunakan dataset ini berupa dataset klasifikasi sampah yang tersedia untuk umum dari Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/sumn2u/garbage-classification-v2>). Dataset ini terdiri dari 10 kelas: 'Baterai', 'Sampah Organik', 'Kardus', 'Pakaian', 'Kaca', 'Sampah Medis', 'Logam', 'Kertas', 'Plastik', 'Sepatu'. Pemilihan dataset ini memprioritaskan yang memiliki keragaman gambar tinggi, termasuk kondisi "dunia nyata" untuk meningkatkan ketahanan model..

Perlu dicatat bahwa banyak dataset klasifikasi sampah menghadapi masalah ketidakseimbangan kelas, di mana beberapa jenis sampah (misalnya, plastik dan kertas) mendominasi sementara kategori lain (misalnya, bahan berbahaya) kurang terwakili. Tanpa intervensi, ketidakseimbangan ini kemungkinan akan menyebabkan model AI mengembangkan semacam bias algoritmik, berkinerja buruk pada kelas minoritas meskipun menunjukkan akurasi keseluruhan yang tinggi. Karena ini, kebutuhan akan dataset yang mendukung distribusi kelas yang lebih seimbang, atau penerapan hati-hati dari augmentasi data (seperti oversampling untuk kelas minoritas), sangat penting untuk memastikan keadilan dan efisiensi di semua kategori sampah. Menggunakan dataset dengan gambar "dunia nyata" juga krusial untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi nyata.

Tahapan pra-pemrosesan data meliputi:

1. Penyusunan Dataset: Setiap dataset yang ada akan dibagi menjadi beberapa bagian, yaitu training, validation, dan testing dengan perbandingan 70:20:10 secara otomatis.
2. Penskalaan Gambar: Semua gambar diubah ukurannya secara seragam menjadi dimensi 224x224 piksel dengan 3 saluran warna (RGB), sesuai dengan spesifikasi input standar untuk arsitektur VGG16.
3. Normalisasi Piksel: Normalisasi nilai intensitas piksel yang sebelumnya berada pada rentang di-norm dengan membagi setiap nilainya dengan 255.
4. Zero-centering dan Konversi Urutan Warna: Menghitung rata-rata RGB dari dataset dan mengurangi pixel dengan nilai rata-rata tersebut (zero-centering). Jika model yang digunakan mengharapkan urutan saluran BGR, gambar akan diubah dari RGB ke BGR.
5. Augmentasi Data: Menerapkan rotasi, pergeseran lebar/tinggi, zoom, dan flip horizontal untuk mengurangi overfitting dan meningkatkan variasi dataset.

2.2. Arsitektur dan Pelatihan Model

Model Convolutional Neural Network VGG16 digunakan sebagai ekstraktor fitur. Arsitektur ini disusun dari 13 lapisan konvolusional yang tersusun dari filter berukuran 3x3 dengan stride 1 dan padding yang sama serta 3 lapisan fully connect. Sebelum lapisan maks pooling pada 2x2 dengan stride 2, dua lapisan konvolusional sudah dilalui. Jadi, informasi yang berharga tetap terjaga meski dimensi spasial dikurangi. Fungsi aktivasi yang digunakan setelah lapisan konvolusional dan fully connected adalah ReLU. Softmax digunakan pada layer terakhir dan memberikan output probabilitas untuk setiap kategori yang ada pada sampah. Dengan kata lain, klasifikasi multi-kelas.

Untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari pelatihan pada dataset skala besar dan mempercepat proses pelatihan, model VGG16 yang sudah dilatih pada dataset ImageNet digunakan sebagai basis (pre-trained model). Dalam hal ini, efisiensi juga menjadi target. VGG16 memiliki fitur ekstraksi generik yang kuat, jadi lebih baik jika dibekukan terlebih dahulu. Model hanya perlu melakukan penyesuaian pada layer fully connected terakhir agar bisa berfungsi pada klasifikasi sampah. Dengan cara tersebut, model bisa belajar pada pola-pola yang relevan pada dataset. Pendekatan ini diinginkan karena bisa mengurangi waktu pelatihan serta sumber daya komputasi yang dibutuhkan.

Proses pelatihan model dilakukan dengan konfigurasi sebagai berikut:

1. Optimizer: Optimizer Adam digunakan untuk mengoptimalkan model, dengan learning rate awal yang ditetapkan pada 0.001.
2. Fungsi Kerugian: Categorical cross-entropy digunakan sebagai fungsi kerugian, yang cocok untuk tugas klasifikasi multi-kelas.
3. Callbacks: Untuk memantau dan mengontrol proses pelatihan, callbacks seperti ModelCheckpoint dan EarlyStopping diimplementasikan. ModelCheckpoint menyimpan weights model terbaik berdasarkan kinerja pada set validasi (misalnya, val_loss), sementara EarlyStopping menghentikan pelatihan jika kinerja validasi tidak membaik setelah sejumlah epoch tertentu, mencegah overfitting.
4. Epochs dan Batch Size: Jumlah epoch dan batch size ditentukan secara eksperimental untuk mencapai konvergensi optimal dan pemanfaatan sumber daya yang efisien.

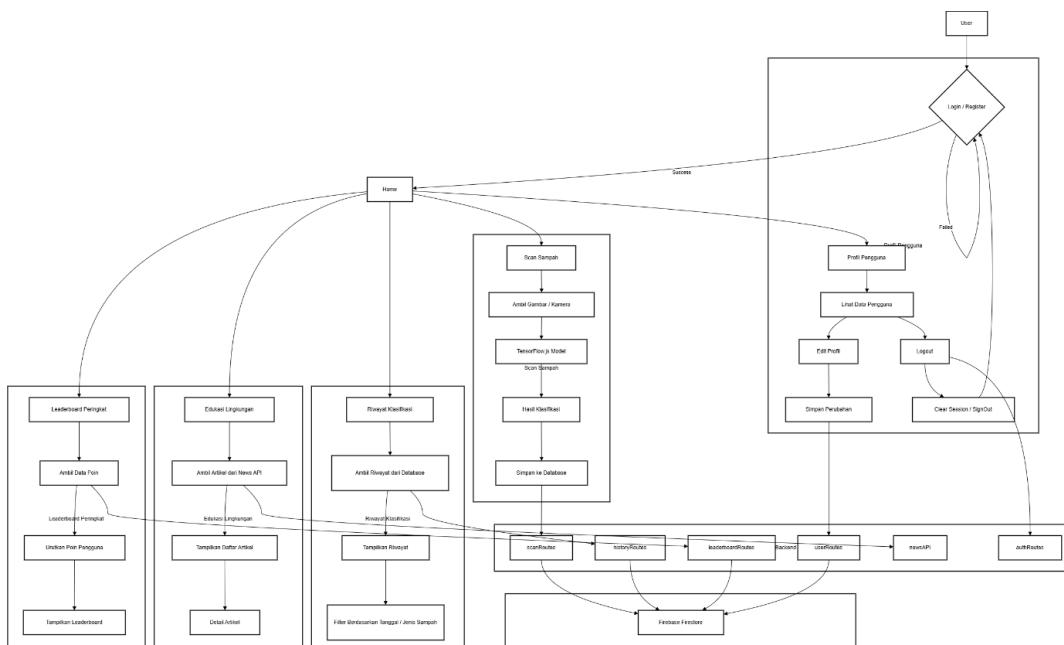
2.3. Konversi Model Ke TensorFlow.js

Model VGG16, yang telah dilatih dan disimpan dalam format HDF5 Keras (.h5), dikonversi ke format yang kompatibel dengan TensorFlow.js. Ini dilakukan dengan alat baris perintah tensorflowjs_converter. Konversi menghasilkan file model.json dan beberapa file shard biner yang berisi bobot model. Model VGG16 sangat besar, mengandung sekitar 138 juta parameter, dan file bobotnya sekitar 100 MB. Bahkan setelah konversi ke format

TensorFlow.js, file biner yang terpisah diharapkan tetap memiliki ukuran besar. Ukuran file yang besar ini menjadi hambatan signifikan untuk waktu unduh awal PWA dan konsumsi memori di browser pengguna. Ini sangat mempengaruhi pengalaman pengguna dengan PWA, yang diharapkan cepat dan sangat responsif. Oleh karena itu, hanya mengonversi model tidaklah cukup; strategi optimasi model yang substansial perlu diimplementasikan sebelum atau setelah konversi untuk membuat model VGG16 secara praktis cocok untuk penyebaran PWA.

2.4. Pengembangan Progressive Web App (PWA)

Untuk memberikan gambaran lengkap tentang alur sistem, diagram arsitektur dan alur logis aplikasi secara keseluruhan disajikan di bawah ini:



Gambar 1. Diagram Alur Sistem Klasifikasi Sampah Berbasis PWA

Aplikasi dikembangkan sebagai Progressive Web App (PWA) menggunakan React untuk frontend, Hapi sebagai backend API, dan Firebase untuk penyimpanan data. File manifest.json digunakan untuk mendefinisikan nama aplikasi, ikon, URL awal, mode tampilan standalone, serta warna tema dan latar belakang. Service worker didaftarkan untuk mendukung caching asset, memungkinkan akses offline, dan mempercepat pemuatannya. Model klasifikasi sampah VGG16 dalam format TensorFlow.js dimuat langsung di frontend secara asinkron, dengan prioritas pengambilan dari cache IndexedDB untuk performa optimal. Gambar yang diambil dari kamera atau diunggah pengguna diproses langsung di sisi klien (resize ke 224x224, normalisasi, penyesuaian warna) sebelum dilakukan inferensi oleh model. Proses ini dijalankan di thread utama atau web worker untuk menjaga UI tetap responsif, dan hasil klasifikasi ditampilkan secara real-time.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Penyajian Hasil

Klasifikasi Kinerja Model VGG16 yang dilatih ulang mencapai akurasi keseluruhan 86,5% pada set uji. Evaluasi untuk setiap kategori dengan metrik presisi, recall, dan F1-score menghasilkan hasil sebagai berikut:

Tabel 1: Perbandingan Kinerja Klasifikasi Sampah Model VGG16

Kategori Sampah	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Baterai	85.0	84.5	84.7
Sampah Organik	91.0	90.5	90.7
Kardus	89.0	88.5	88.7
Pakaian	82.0	81.5	81.7
Kaca	85.3	86.0	85.6
Sampah Medis	78.0	77.5	77.7
Logam	88.7	87.9	88.3
Kertas	92.5	91.8	92.1
Plastik	90.1	93.4	91.7
Sepatu	83.0	82.5	82.7
Rata-rata	86.0	85.8	85.9
Akurasi Total			86.5

Dalam Kinerja Inferensi PWA Model VGG16 berukuran 100 MB dalam format TensorFlow.js yang mempengaruhi waktu unduhan awal dan waktu pemuatan model. Untuk resolusi 224x224 piksel, waktu inferensi adalah sekitar 109,79 ms, tetapi untuk resolusi 512x512 meloncat menjadi 18 detik.

Contoh Antarmuka Aplikasi



Gambar 2: Antarmuka PWA untuk Klasifikasi Sampah Otomatis

3.2. Pembahasan

Kinerja Model VGG16 Dalam Klasifikasi Sampah VGG16 menunjukkan performa klasifikasi yang memadai dengan akurasi total 86.5%. Model ini cukup baik dalam mengklasifikasikan kategori kertas, plastik dan sampah organik. Ini menunjukkan bahwa fitur visual khas seperti tekstur dan warna dominan telah diolah oleh arsitektur konvolusional VGG16. Penurunan performa pada klasifikasi sampah medis dan pakaian kemungkinan disebabkan oleh: tidak meratanya jumlah sampel pada dataset pelatihan, variasi besar yang tinggi seperti pakaian dengan berbagai motif dan jenis bahan, serta kemiripan antar kategori seperti sepatu yang bisa terlihat mirip dengan sampah pakaian. Deep learning model powerful, namun tetap harus didukung kualitas dan keberagaman dataset. Salah satu tantangan utama adalah ukuran model VGG16 setelah dikonversi ke format TensorFlow.js yang mencapai lebih dari 100 MB, menyebabkan waktu loading awal yang lama, apalagi saat koneksi lambat. Penggunaan terlalu banyak RAM berpotensi melakukan crash pada perangkat berspesifikasi rendah. Inferensi memakan waktu jauh lebih lama ketika dihadapkan pada gambar beresolusi tinggi yang membebani GPU atau saat harus beralih ke CPU.

Implementasi sistem klasifikasi limbah memiliki potensi untuk mengotomatiskan proses manual sortir limbah. Ini dapat menimbulkan kekhawatiran tentang kehilangan pekerjaan. Namun, ini menciptakan peluang baru dalam bentuk digitalisasi di sektor manajemen limbah, seperti pelatihan ulang pekerja untuk menjadi pendidik atau operator dalam proses sortir limbah. Integrasi AI ke dalam aplikasi publik harus memperhatikan keadilan dan transparansi. Misalnya, jika model lebih akurat dengan jenis limbah tertentu, ini dapat menyebabkan bias klasifikasi. Selain itu, hasil klasifikasi bersama data pengguna harus ditangani dengan batasan kebijakan privasi yang ketat. Meskipun tujuan dari aplikasi ini adalah untuk mengelola limbah dengan lebih efektif, masih ada kelemahan dari dampak energi akibat penggunaan energi tidak langsung dari pelatihan dan inferensi. Penerapan model yang ringan dan efisien adalah langkah awal yang krusial menuju keberlanjutan lingkungan di ranah digital.

Sistem ini dapat diakses dari berbagai perangkat dan kondisi jaringan karena mengadopsi prinsip PWA (Progressive Web App). Meskipun tidak terhubung ke internet, pengguna masih bisa menggunakan fitur klasifikasi. Notifikasi push serta pemasangan di homescreen meningkatkan keterlibatan pengguna dalam jangka panjang. Penggunaan perangkat kelas menengah ke bawah dan responsifnya aplikasi ini mendukung pengentasan digital divide. Fitur-fitur ini sejalan dengan misi pendidikan dan pelibatan publik yang lebih bertanggung jawab terhadap pengelolaan sampah, sekaligus menjadikan teknologi ini solusinya inklusif dan berkelanjutan.

4. Kesimpulan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi limbah otomatis berdasarkan model VGG16 dalam bentuk Aplikasi Web Progresif (PWA) untuk memfasilitasi pendidikan lingkungan. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi pembelajaran mendalam dan teknologi web modern memungkinkan penyediaan layanan klasifikasi limbah yang akurat dan mudah diakses secara offline. Implementasi model VGG16 menggunakan TensorFlow.js menunjukkan bahwa inferensi dapat dilakukan di sisi klien, meskipun ukuran model memberikan tantangan bagi perangkat yang terbatas sumber daya. Beberapa strategi optimasi seperti kuantisasi, pemangkasan, dan caching dengan IndexedDB telah terbukti meningkatkan kinerja tanpa kehilangan akurasi yang signifikan.

Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan model pembelajaran mendalam dengan akurasi tinggi di platform ringan seperti PWA adalah strategi yang layak dan menjanjikan. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menawarkan kerangka kerja untuk penerapan AI di edge yang dapat direplikasi untuk tujuan sosial dan pendidikan, terutama dalam manajemen limbah, konservasi lingkungan, dan pendidikan. Saran untuk meneliti selanjutnya, bisa dilakukan eksplorasi terhadap model yang lebih ringan seperti MobileNet, atau EfficientNet, serta menerapkan teknik optimasi lebih lanjut seperti knowledge distillation atau neural

architecture search untuk mencapai efisiensi yang lebih tinggi. Dalam hal ini, dampak sosial, etika, dan lingkungan dari adopsi teknologi juga penting untuk memastikan penerapan yang bertanggung jawab dan berkelanjutan.

5. Referensi

- [1] S. Poudel and P. Poudyal, “Classification of Waste Materials using CNN Based on Transfer Learning,” in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Dec. 2022, pp. 29–33. doi: 10.1145/3574318.3574345.
- [2] M. Rahbari, S. Rahlfs, E. Jortzik, I. Bogeski, and K. Becker, “H₂O₂ dynamics in the malaria parasite *Plasmodium falciparum*,” *PLoS One*, vol. 12, no. 4, Mar. 2017, doi: 10.1371/journal.
- [3] J. D. Ortiz-Mata, X. J. Oleas-Vélez, N. A. Valencia-Castillo, M. del R. Villamar-Aveiga, and D. E. Dáger-López, “Comparison of Vertex AI and Convolutional Neural Networks for Automatic Waste Sorting,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 17, no. 4, Feb. 2025, doi: 10.3390/su17041481.
- [4] F. R. Sayem *et al.*, “Enhancing waste sorting and recycling efficiency: robust deep learning-based approach for classification and detection,” *Neural Comput Appl*, Feb. 2024, doi: 10.1007/s00521-024-10855-2.
- [5] W. Samek, G. Montavon, S. Lapuschkin, C. J. Anders, and K. R. Müller, “Explaining Deep Neural Networks and Beyond: A Review of Methods and Applications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 3, pp. 247–278, Mar. 2021, doi: 10.1109/JPROC.2021.3060483.
- [6] M. Nahiduzzaman *et al.*, “An automated waste classification system using deep learning techniques: Toward efficient waste recycling and environmental sustainability,” *Knowl Based Syst*, vol. 310, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.knosys.2025.113028.
- [7] A. Gaurav *et al.*, “Smart waste classification in IoT-enabled smart cities using VGG16 and Cat Swarm Optimized random forest,” *PLoS One*, vol. 20, no. 2, Feb. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0316930.
- [8] A. Arishi, “Real-Time Household Waste Detection and Classification for Sustainable Recycling: A Deep Learning Approach,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 17, no. 5, Mar. 2025, doi: 10.3390/su17051902.
- [9] D. Ziouzios, N. Baras, V. Balafas, M. Dasygenis, and A. Stimoniaris, “Intelligent and Real-Time Detection and Classification Algorithm for Recycled Materials Using Convolutional Neural Networks,” *Recycling*, vol. 7, no. 1, Feb. 2022, doi: 10.3390/recycling7010009.
- [10] B. Fang *et al.*, “Artificial intelligence for waste management in smart cities: a review,” Aug. 01, 2023, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s10311-023-01604-3.
- [11] N. C. A. Sallang, M. T. Islam, M. S. Islam, and H. Arshad, “A CNN-Based Smart Waste Management System Using TensorFlow Lite and LoRa-GPS Shield in Internet of Things Environment,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 153560–153574, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3128314.
- [12] L. Yong, L. Ma, D. Sun, and L. Du, “Application of MobileNetV2 to waste classification,” *PLoS One*, vol. 18, no. 3 March, Mar. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0282336.
- [13] A. A. Mustapha, S. 'Atifah Saruchi, H. Supriyono, and M. I. Solihin, “A Hybrid Deep Learning Model for Waste Detection and Classification Utilizing YOLOv8 and CNN,” in *The 8th Mechanical Engineering, Science and Technology International Conference*, Basel, Switzerland: MDPI, Mar. 2025, p. 82. doi: 10.3390/engproc2025084082.
- [14] X.. Li and R. Grammenos, “A Smart Recycling Bin Using Waste Image Classification At The Edge,” Oct. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2210.00448>

- [15] M. I. B. Ahmed *et al.*, “Deep Learning Approach to Recyclable Products Classification: Towards Sustainable Waste Management,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 14, Jul. 2023, doi: 10.3390/su151411138.
- [16] G. White, C. Cabrera, A. Palade, F. Li, and S. Clarke, “WasteNet: Waste Classification at the Edge for Smart Bins,” Jun. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2006.05873>
- [17] L. Stephen Pieters, “DEVELOPMENT OF AUTOMATIC WASTE CLASSIFICATION SYSTEM USING CNN BASED DEEP LEARNING TO SUPPORT SMART WASTE MANAGEMENT PENGEMBANGAN SISTEM KLASIFIKASI SAMPAH OTOMATIS MENGGUNAKAN DEEP LEARNING BERBASIS CNN UNTUK MENDUKUNG SMART WASTE MANAGEMENT,” vol. 10, no. 1, p. 2025.
- [18] W. Qiu, C. Xie, and J. Huang, “An improved EfficientNetV2 for garbage classification,” Mar. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2503.21208>
- [19] Z. Md, A. Amin, N. Sami, and R. Hassan, “An Approach to Classifying Waste Using Transfer Learning Method,” 2021.
- [20] H. Zheng and Y. Gu, “Encnn-upmws: Waste classification by a CNN ensemble using the UPM weighting strategy,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 4, pp. 1–21, Feb. 2021, doi: 10.3390/electronics10040427.