Scientific Journal of Informatics

Vol. XX, No. XX, Month 20XX



p-ISSN 2407-7658

http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/sji

e-ISSN 2460-0040

Pembangunan Model Klasifikasi Wadah Sekali Pakai dengan Arsitektur *Mobilenetv2* Berbasis *Image Processing*

Melani Siyamafiroh¹, Richy Julianto², Muhammad Zidan Aisar³

1,2,3 Computer Science Department, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Universitas Negeri Semarang, Indonesia

Abstrak.

Tujuan: Pembuatan model klasifikasi wadah sekali pakai menggunakan Model MobileNetV2 dari algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

Methode: Dataset yang diambil akan melalui pra-pemrosesan data sehingga menjadi data yang memiliki frekuensi normal. Data selanjutnya dianalisis klasifikasinya menggunakan Model MobileNetV2 dari algoritma Convolutional Neural Network (CNN), sehingga terlihat nilai akurasi dari metode tersebut.

Hasil: model klasifikasi wadah sekali pakai dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2. Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan tiga jenis wadah sekali pakai: kantong sampah, kantong kertas, dan kantong plastik. model yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi. Nilai precision, recall, dan F1-score untuk semua kelas berada di atas 95%, dengan nilai akurasi keseluruhan sebesar 97.9%.

Kebaruan:Penggunaan Model MobileNetV2 dari algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada pengklasifikasian wadah sekali pakai

Keywords: Pengelolaan limbah, Klasifikasi gambar, Convolutional Neural Network (CNN), MobileNetV2, Teknologi kecerdasan buatan (AI), Wadah sekali pakai

Received May 2020 / Revised November 2020 / Accepted March 2021

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.



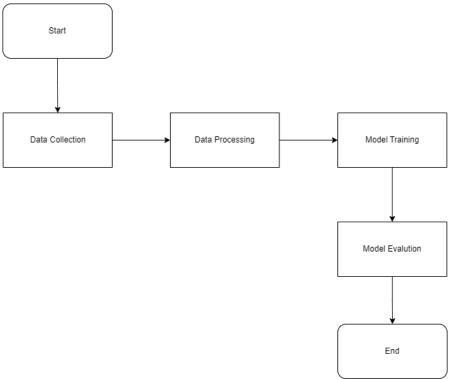
PENDAHULUAN

Dewasa ini, kegiatan masyarakat menimbulkan banyak timbunan sampah baik dari yang dapat terurai sendiri oleh alam atau perlu adanya daur ulang[1]. Setiap tahun, dua miliar ton sampah dari kota padat dihasilkan di dunia[2]. Sedangkan, negara Indonesia sendiri memiliki jumlah sampah yang terus meningkat, seiring dengan bertambahnya jumlah penduduk dan kesejahteraan[3].Salah satu aspek penting dari pelestarian lingkungan adalah pengelolaan sampah dengan daur ulang[4]. Pengelolaan sampah yang tidak efektif dapat menyebabkan berbagai dampak negatif terhadap lingkungan, seperti pencemaran tanah dan air, serta kerusakan ekosistem[5]. Sampah yang sering ditemukan salah satunya adalah wadah sekali pakai, seperti botol plastik, kemasan makanan, dan wadah minuman, menjadi salah satu komponen besar dalam jumlah sampah yang dihasilkan setiap hari[6]. Untuk mengurangi dampak negatifnya terhadap lingkungan, pemisahan dan daur ulang wadah sekali pakai menjadi langkah yang sangat penting. Namun, proses pemisahan wadah sekali pakai secara manual oleh manusia sangatlah tidak efisien dan memakan waktu.

Pada proses pemilahan sampah wadah sekali pakai selama ini masih menggunakan cara manual yaitu memilah sampah satu per satu. Upaya tersebut dirasa kurang efektif dalam mengatasi permasalahan pemilahan sampah[7]. Di sinilah teknologi berperan penting. Pengembangan model klasifikasi menggunakan teknologi Visi Komputer, seperti Convolutional Neural Networks (CNN) dan arsitektur MobileNetV2[8], dapat menjadi solusi yang efektif dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis-jenis wadah sekali pakai secara otomatis[9]. Dengan memanfaatkan kekuatan algoritma deep learning, model klasifikasi yang dibangun dapat memproses gambar wadah sekali pakai dengan tingkat akurasi yang tinggi[10]. Selanjutnya, pengembangan model klasifikasi wadah sekali pakai menggunakan CNN dan MobileNetV2 bukan hanya merupakan langkah inovatif dalam bidang Visi Komputer, tetapi juga merupakan kontribusi yang signifikan dalam upaya pelestarian lingkungan dan pengelolaan sampah secara berkelanjutan.

METODE

Topik penerimaan Pembangunan Model Klasifikasi Wadah Sekali Pakai dapat diambil dari data yang ada, sehingga dapat dijadikan bahan klasifikasi. Seperti pada penelitian ini menggunakan flowchart pada Gambar 1.



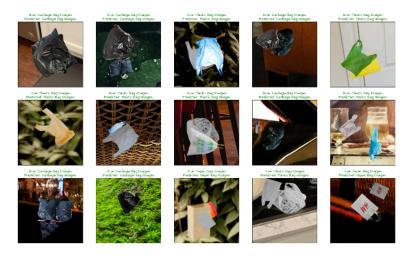
Gambar 1. Diagram Alir Metode Penelitian

Tahapan penelitian sesuai pada diagram alir atau rancangan, dimulai dari pengumpulan data, pelabelan data, pra-pemprosesan data, pengelompokan sentimen dan klasifikasi sentimen, sampai dengan evaluasi model.

A. PENGUMPULAN DATA

Penelitian ini menggunakan dataset yang tersedia di Kaggle untuk mengembangkan model klasifikasi wadah sekali pakai. Tim peneliti memanfaatkan dataset dari Kaggle yang berjudul "Bags Classification using CNN MobileNetV2" yang dapat diakses melalui tautan berikut: Kaggle Dataset. Dataset ini berisi berbagai gambar tas yang diambil dari berbagai sumber online.

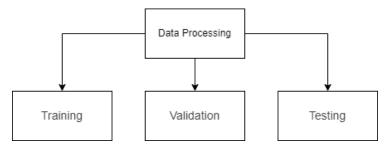
Dataset yang diperoleh kemudian dianalisis dan diproses lebih lanjut untuk membangun model klasifikasi yang dapat mengidentifikasi berbagai jenis wadah sekali pakai. Jumlah dataset yang digunakan adalah sebanyak 15.000 gambar, dengan masing-masing gambar memiliki resolusi 300 x 300 piksel. Proses ini meliputi pemisahan data menjadi data latih dan data uji, preprocessing gambar, dan pelatihan model menggunakan arsitektur CNN MobileNetV2. Contoh data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Data gambar wadah sekali pakai

B. PRA-PEMPROSESAN DATA

Sebelum data dapat digunakan untuk melatih model klasifikasi wadah sekali pakai menggunakan CNN dan MobileNetV2, langkah pra-pemrosesan harus dilakukan terlebih dahulu. tahapannya akan digambarkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Data Processing

Tahap ini penting untuk memastikan kualitas data dan mempersiapkannya agar sesuai dengan kebutuhan model. Pra-pemrosesan data akan melibatkan beberapa langkah, termasuk pembagian data menjadi tiga kategori berbeda: pelatihan, validasi, dan pengujian. Data pelatihan akan digunakan untuk melatih model, sementara data validasi akan digunakan untuk menyesuaikan parameter model dan menghindari overfitting. Terakhir, data uji akan digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih, memastikan bahwa model dapat melakukan prediksi dengan akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selain itu, langkah pra-pemrosesan juga akan mencakup normalisasi atau penyesuaian skala data, penanganan nilai yang hilang, serta pembuangan atribut yang tidak relevan atau berkorelasi tinggi. Dengan melakukan pra-pemrosesan data secara cermat, diharapkan model klasifikasi yang dihasilkan dapat memiliki kinerja yang optimal saat diterapkan pada data baru.

1. Resizing

Pra-pemrosesan data merupakan langkah penting dalam pengembangan model klasifikasi gambar untuk memastikan konsistensi dan efisiensi saat melakukan pelatihan dan inferensi. Dalam konteks menggunakan arsitektur MobileNetV2, gambar input harus sesuai dengan ukuran input yang diharapkan oleh model, yaitu 224x224 piksel. Seperti contoh data set yang sudah diproses pada Gambar 4.



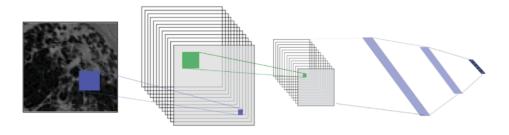
Gambar 4. Image Resizing

C. TRAIN MODEL

Melatih model Algoritma klasifikasi wadah sekali pakai menggunakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya, yaitu MobileNetV2, yang diimplementasikan dengan tiga callback untuk memantau pelatihan. Callback yang digunakan adalah Model Checkpoint, Early Stopping, dan TensorBoard. Model tersebut diatur dengan parameter hyperparameter tertentu, di mana ukuran batch adalah 32 dan jumlah epoch adalah 100. Data masukan memiliki bentuk (300, 300, 3), sesuai dengan dimensi yang diperlukan oleh model MobileNetV2. Model tersebut memiliki lima lapisan keluaran yang menghasilkan prediksi sentimen untuk tiga kelas yang berbeda: positif, netral, dan negatif. Dengan menggunakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya dan dikombinasikan dengan MobileNetV2, diharapkan dapat menghasilkan klasifikasi yang akurat dan dapat diandalkan untuk sentimen terhadap wadah sekali pakai

• CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

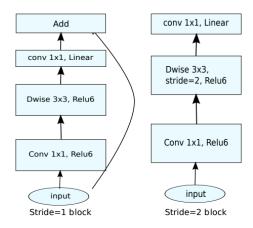
Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode yang umum digunakan untuk pengenalan dan klasifikasi gambar. CNN dirancang untuk memproses data dengan cara yang meniru cara kerja otak manusia, menggunakan neuron dalam bentuk representasi dua dimensi untuk menyederhanakan prosesnya. Dalam jaringan CNN, aliran data terjadi dalam dua arah, berbeda dengan parameter bobot di CNN yang berperilaku non-linier. Pada CNN, operasi linier digantikan oleh operasi konvolusi. Bobot dalam CNN direpresentasikan oleh sekumpulan kernel konvolusi 4 dimensi. Dapat ditunjukan pada Gambar 4.



Gambar 4. CNN Architecture

MOBILENETV2

MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dirancang untuk perangkat seluler dan aplikasi yang memerlukan efisiensi tinggi dengan sumber daya komputasi yang terbatas. Dikembangkan oleh Google, MobileNetV2 memperkenalkan beberapa inovasi untuk meningkatkan efisiensi dan kinerja dalam pengolahan citra digital, penjelasan lebih detail dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. MobileNetV2 Arsitektur

D. EVALUASI MODEL

Algoritma evaluasi model klasifikasi wadah sekali pakai menggunakan sejumlah metrik untuk mengukur kinerja model. Salah satu metrik yang digunakan adalah akurasi, yang mengukur fraksi prediksi yang benar oleh model terhadap keseluruhan data pengujian. Selain akurasi, metrik lain yang dievaluasi adalah presisi (P), yang merupakan pecahan positif sejati dari jumlah total hasil yang relevan, termasuk positif sejati dan positif palsu. Presisi ini dinilai untuk setiap kelas dan dirata-ratakan untuk masalah klasifikasi multi-kelas.

$$P = TP/(TP + FP)$$

- TP (True Positive): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar.
- FP (False Positive): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai positif tetapi sebenarnya negatif.

Metrik lainnya adalah recall (R), yang merupakan pecahan positif sejati dari jumlah total positif sejati dan negatif palsu. Sama seperti presisi, recall juga dinilai untuk setiap kelas dan dirata-ratakan untuk masalah klasifikasi multi-kelas

$$R = TP/(TP+FN)$$

- TP (True Positive): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar.
- FN (False Negative): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai negatif tetapi sebenarnya positif.

Skor F1, yang merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, juga digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Skor F1 dinilai untuk setiap kelas dan dirata-ratakan untuk masalah klasifikasi multi-kelas. Dengan menggunakan serangkaian matrik evaluasi ini, diharapkan dapat memberikan pemahaman yang komprehensif tentang kinerja model

$$F1 = 2 (TP*FP)/(TP+FP)$$

- TP (True Positive): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar.
- FP (False Positive): Jumlah kasus yang diklasifikasikan sebagai positif tetapi sebenarnya negatif.

PEMBAHASAN

Pemodelan klasifikasi wadah sekali pakai untuk melihat algoritma yang dapat mengklasifikasikan 3 kelas dari wadah sekali pakai: kantong sampah, kantong kertas, dan kantong plastik. Pemodelan ini dilatih dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang merupakan turunan dari algoritma Convolutional Neural Network (CNN). MobileNetV2 dikenal karena efisiensinya dalam pengenalan gambar dan performanya yang baik meskipun menggunakan sumber daya komputasi yang lebih sedikit dibandingkan dengan model lain yang lebih besar. Selanjutnya data yang diambil dibagi menjadi tiga kategori: pelatihan, validasi, dan pengujian. Model CNN dilatih menggunakan data pelatihan dan disesuaikan dengan data validasi. Kemudian, kinerja model dievaluasi menggunakan data pengujian. Untuk menaikan akurasi beberapa perubahan dilakukan pada tahap pra pemrosesan data.

Proses pelatihan di monitor menggunakan tiga callback untuk memastikan model yang dilatih memiliki performa optimal. Callback adalah fungsi yang digunakan untuk memantau pelatihan model dan melakukan tindakan tertentu saat kondisi tertentu terpenuhi. Tiga callback yang digunakan adalah: Model Checkpoint, Early Stopping, Tensorboard callback. Callback ini digunakan untuk menyimpan bobot model pada interval tertentu selama pelatihan. Hal ini memungkinkan kita untuk menyimpan versi terbaik dari model berdasarkan kriteria tertentu, seperti akurasi validasi terbaik. Callback ini digunakan untuk menghentikan pelatihan lebih awal jika tidak ada peningkatan dalam performa model pada set validasi setelah sejumlah epochs tertentu. Ini membantu mencegah overfitting dan menghemat waktu pelatihan. Callback ini digunakan untuk memantau dan mencatat metrik pelatihan dan validasi secara visual menggunakan TensorBoard, sebuah alat visualisasi yang menyediakan dasbor interaktif untuk memantau kinerja model.

Pada tahapan pelatihan model gambar menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan hyperparameter yang telah ditentukan. Ukuran batch yang digunakan dalam pemodelan adalah 32, yang berarti model akan memproses 32 gambar sekaligus sebelum melakukan pembaruan bobot. Model ini akan dilatih selama 100 epochs, yang berarti model akan melihat setiap gambar dalam dataset pelatihan sebanyak 100 kali. Ukuran input yang digunakan adalah 300x300 piksel dengan 3 saluran warna (RGB). Dalam kasus ini, output layer memiliki 5 neuron yang sesuai dengan 5 kelas berbeda. Dengan menggunakan MobileNetV2 dan hyperparameter tersebut, model dirancang agar mampu memberikan hasil yang akurat dalam klasifikasi gambar wadah sekali pakai. Hasil dari pemodelan berhenti di epoch ke-12. dikarenakan penggunaan callback Early Stopping untuk membantu mencegah overfitting dan menghemat waktu pelatihan. Terlihat pada gambar 6, sudah ada indikasi untuk penggunaan Early Stopping yaitu akurasi validasi (val accuracy) terlihat stabil dan tinggi sejak epoch ke-6, berkisar antara 0.9812 hingga 0.9846 dan Val loss (loss validasi) juga menunjukkan penurunan vang signifikan dan stabil setelah beberapa epoch awal. Pada epoch ke-12, val loss dan val accuracy menunjukkan bahwa model telah mencapai performa yang optimal, dan melanjutkan pelatihan kemungkinan besar tidak akan membawa perbaikan signifikan, justru mungkin menyebabkan overfitting. Oleh karena itu, Early Stopping menghentikan pelatihan pada titik ini untuk mempertahankan model dengan performa terbaik pada data validasi, sesuai gambar 6.

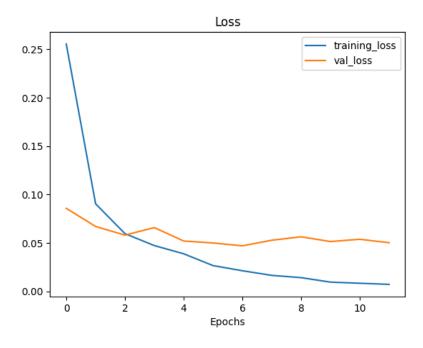
```
50s 125ms/step - loss: 0.2553 - accuracy: 0.9047 - val_loss: 0.0857 - val_accuracy: 0.9692
300/300 [===
Epoch 2/100
300/300 [===
Epoch 3/100
                                            29s 95ms/step - loss: 0.0904 - accuracy: 0.9676 - val loss: 0.0670 - val accuracy: 0.9767
300/300 [==
Epoch 4/100
                                               88ms/step - loss: 0.0596 - accuracy: 0.9790 - val_loss: 0.0581 - val_accuracy: 0.9817
300/300 [==:
Epoch 5/100
                                                           loss: 0.0473 - accuracy: 0.9831 - val_loss: 0.0658 - val_accuracy: 0.9771
300/300 [==
                                                           loss: 0.0388 - accuracy: 0.9860 - val_loss: 0.0520 - val_accuracy: 0.9821
Epoch 6/100
300/300 [==:
Epoch 7/100
                                                         - loss: 0.0266 - accuracy: 0.9914 - val_loss: 0.0500 - val_accuracy: 0.9829
                                                           loss: 0.0213 - accuracy: 0.9939 - val_loss: 0.0470 - val_accuracy: 0.9812
                                               91ms/step - loss: 0.0165 - accuracy: 0.9959 - val_loss: 0.0528 - val_accuracy: 0.9812
300/300 [==
Epoch 9/100
                                                90ms/step - loss: 0.0142 - accuracy: 0.9958 - val_loss: 0.0563 - val_accuracy: 0.9792
300/300 [==:
Epoch 10/100
                                            300/300 [===:
Epoch 11/100
300/300 [===
Epoch 12/100
                                            25s 82ms/step - loss: 0.0084 - accuracy: 0.9973 - val_loss: 0.0538 - val_accuracy: 0.9833
                                            29s 96ms/step - loss: 0.0073 - accuracy: 0.9982 - val_loss: 0.0503 - val_accuracy: 0.9846
300/300 [===
```

Gambar 6. Hasil Epoch Pemodelan MobileNetV2

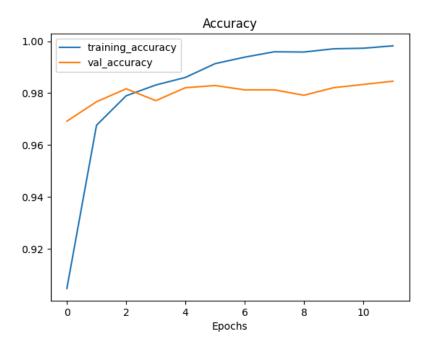
Hasil Evaluasi akhir pada gambar 7 menunjukkan hasil *test loss* sebesar 0.03207 dan *Test Accuracy* sebesar 98.90%. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik, baik pada data pelatihan maupun data pengujian. Tingginya akurasi dan rendahnya nilai loss menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan gambar dengan sangat akurat. Grafik dari perbandingan training loss dan val loss ditunjukkan oleh gambar 8 dan garafik perbandingan antara training accuracy dan val accuracy ada di gambar 9.

Test Loss: 0.03207 Test Accuracy: 98.90%

Gambar 7. Hasil Test Loss dan Test Accuracy Pemodelan MobileNetV2



Gambar 8. Grafik Test Loss Pemodelan MobileNetV2



Gambar 9. Grafik Test Accuracy Pemodelan MobileNetV2

Tahap pemodelan selanjutnya digunakan kepada dataset yang telah diambil sebelumnya untuk proses klasifikasi seperti yang ditunjukan pada Gambar 10. Dari contoh yang diambil terlihat seluruh jawaban benar antara hasil klasifikasi model dengan klasifikasi sebenarnya. Sehingga, menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah untuk semua kelas, dengan hanya beberapa misclassifications yang terjadi.

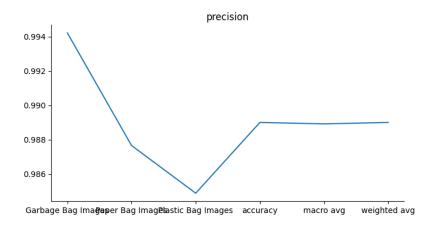


Gambar 10. Hasil Model Klasifikasi Wadah Sekali Pakai

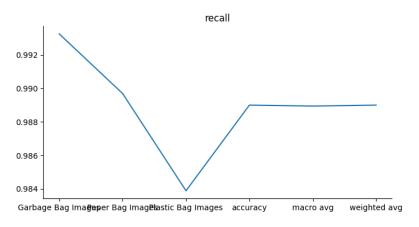
Setelah melakukan pelatihan model akhirnya mendapatkan hasil.yang merepresentasikan pelatihan model yang diklasifikasikan sesuai kelas masing-masing pada dataset wadah sekali pakai. Pada tabel 1. yang menunjukan performa pemodelan berdasarkan *precision, recall,* dan *F1- score* untuk validasi dataset. Grafik precision dan recall dapat dilihat pada gambar 11 dan 12.

Tabel 1. Hasil Evaluasi dari Setiap Kelas

	Precision	Recall	F1-score	Support
Kantong Sampah	0.994208	0.993250	0.993729	1037.000
Kantong Kertas	0.987654	0.989691	0.988671	970.000
Kantong Plastik	0.984879	0.983887	0.984383	993.000



Gambar 11. Grafik Precision

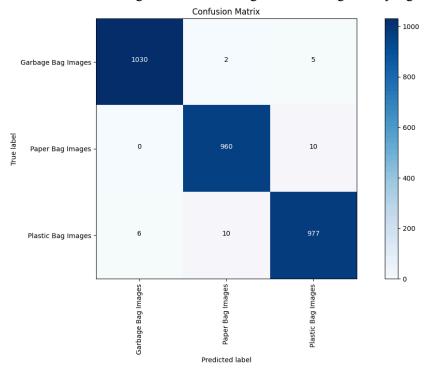


Gambar 12. Grafik Recall

Dapat dilihat seluruh hasil pada *precision, recall,* dan *F1- score* di semua kelas berada di atas angka 95. Selain itu juga nilai tertinggi dari masing-masing *precision, recalll* dan *f1-score* memiliki arti sendiri. Precision tertinggi diperoleh untuk kelas gambar kantong sampah, menunjukkan bahwa hampir semua gambar yang diklasifikasikan sebagai kantong sampah memang benar adalah kantong sampah. Recall tertinggi diperoleh untuk kelas gambar kantong sampah menunjukkan bahwa model sangat baik dalam menangkap semua gambar kantong

sampah yang ada di dataset. F1-score tertinggi diperoleh untuk kelas gambar kantong sampah, menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall untuk kelas ini.

Hasil ini juga digabungkan oleh confusion matrix. confusion matrix mewakili perkiraan visual dari model Mobile Net V2 yang dimodifikasi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 13. Hasilnya cukup bagus untuk ketiga kelas tersebut. Setiap elemen dalam matriks ini menunjukkan jumlah prediksi yang dilakukan oleh model untuk setiap kombinasi kelas sebenarnya dan kelas prediksi. Hasil confusion matrix ini memperkuat hasil evaluasi sebelumnya dengan precision, recall, dan F1-score yang sangat tinggi di semua kelas, menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam tugas klasifikasi gambar yang diberikan.



Gambar 13. confusion matrix dari Hasil Evaluasi

Model yang Dirancang dilatih dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mencapai akurasi terbaik dan kerugian minimum. tabel 2. menunjukkan hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi untuk semua kelas, dengan akurasi keseluruhan sebesar 97.9%. Hasil ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan mampu membedakan antara gambar-gambar dari tiga jenis wadah sekali pakai dengan baik.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Keseluruhan Algoritma

	Precision	Recall	F1-score	Support
Accuracy			0.98	3000
Macro avg	0.98	0.98	0.98	3000
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	3000

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi wadah sekali pakai dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang merupakan turunan dari Convolutional Neural Network (CNN). Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan tiga jenis wadah sekali pakai: kantong sampah, kantong kertas, dan kantong plastik. Pada tahap pemodeln penggunaan callback seperti Early Stopping membantu dalam menghindari overfitting dengan menghentikan pelatihan pada epoch ke-12 saat metrik validasi tidak menunjukkan peningkatan signifikan. Hasil pemodelan tersebut menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi. Hasil evaluasi per kelas menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan gambar kantong sampah, kantong kertas, dan kantong plastik dengan tingkat presisi, recall, dan F1-Score yang sangat tinggi, di atas 95% untuk semua metrik tersebut. Model MobileNetV2 yang telah dilatih menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 98.9% pada data pengujian. Confusion matrix yang dihasilkan menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah untuk semua kelas, dengan misclassifications yang minimal. Tingkat akurasi yang tinggi dan nilai loss yang rendah pada data pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa model mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Keberhasilan ini menegaskan bahwa MobileNetV2 sangat efektif untuk tugas klasifikasi berbasis gambar dalam konteks wadah sekali pakai. Model yang dihasilkan tidak hanya memberikan akurasi tinggi tetapi juga stabil dalam mengklasifikasikan objek dengan bentuk yang serupa. Model yang dikembangkan menunjukkan potensi besar untuk digunakan dalam aplikasi klasifikasi gambar dalam berbagai domain lain yang memerlukan pemrosesan citra. Dengan keberlanjutan di masa depan, model dapat diimplementasikan dalam sistem pengelolaan limbah untuk mengotomatisasi proses pemilahan sampah berdasarkan jenis wadah sekali pakai. Ada peluang untuk melibatkan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk memastikan model lebih robust terhadap variasi gambar. Selain itu, dapat dilakukan eksperimen dengan arsitektur model yang lebih canggih atau teknik augmentasi data untuk lebih meningkatkan kinerja model.

REFERENSI

- [1] R. Gündoğdu, D. Önder, S. Gündoğdu, and C. Gwinnett, "Plastics derived from disposable greenhouse plastic films and irrigation pipes in agricultural soils: a case study from Turkey," *Environ. Sci. Pollut. Res.*, vol. 29, no. 58, pp. 87706–87716, Dec. 2022, doi: 10.1007/s11356-022-21911-6.
- [2] S. Kaza, L. Yao, P. Bhada-Tata, and F. V. Woerden, *What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050*. World Bank Publications, 2018.
- [3] A. H. Primandari, A. Kesumawati, and T. Purwaningsih, "Supporting of Waste Management in Indonesia Using Self Organizing Map for Clustering Analysis," presented at the Journal of Physics: Conference Series, 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1863/1/012072.
- [4] N. L. M. Azemi, M. M. Yusof, H. Hafit, A. A. Kadir, and M. A. Salamat, "Design and Development of a Web-Based Smart Recycling System based on a Survey on Recycling Awareness," *J. Adv. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 41, no. 2, pp. 180–193, 2024, doi: 10.37934/araset.41.2.180193.
- [5] A. Demartoto, A. Ramdhon, and S. Pilar Naredia, "Mendong Grass-based Eco Bag represents village potency development in supporting ecotourism in Ngargotirto Sragen Indonesia," presented at the E3S Web of Conferences, 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202344403003.
- [6] A. Saefudin, H. Rahmayanti, D. V. Sigit, and A. Purwanto, "Household waste management perspectives in Indonesia: A case study of polymer plastics packaging waste in Kampong Melayu, East Jakarta," presented at the AIP Conference Proceedings, 2021. doi: 10.1063/5.0045370.
- [7] N. Tomar, R. Srivastava, and V. Mittal, "Mining public opinion on plastic ban in

- India," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1086, pp. 109–121, 2021, doi: 10.1007/978-981-15-1275-9 10.
- [8] D. D. P. Putra, G. K. Anaga, and W. T. Fitriyana, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Mobilenetv2 Untuk Klasifikasi Ekspresi Wajah Pada Dataset FER," *Semin. Nas. Teknol. Sains*, vol. 3, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2024.
- [9] Z. Abidin, R. I. Borman, F. B. Ananda, P. Prasetyawan, F. Rossi, and Y. Jusman, "Classification of Indonesian Traditional Snacks Based on Image Using Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm," in *2021 1st International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, Oct. 2021, pp. 18–23. doi: 10.1109/ICE3IS54102.2021.9649707.
- [10] J. Liu, J. Sun, and X. Zhou, "Comparison of ResNet-50 and Vision Transformer Models for Trash Classification," presented at the Proceedings of SPIE The International Society for Optical Engineering, 2023. doi: 10.1117/12.2671208.