

Identifikasi Sampah Plastik Otomatis Menggunakan Arsitektur Densenet-121

Latifah Listyalina¹, Mochammad Charis Hidayatullah², Muhammad Ikhwan³, Naimah Putri⁴

^{1,2,3,4} Program Studi Teknologi Pengolahan Produk Kulit, Politeknik ATK Yogyakarta

latifah.listyalina@atk.ac.id¹, charis@kemenperin.go.id², ikhwan-
nasution@kemenperin.go.id³, naimah@atk.ac.id⁴

Intisari— Penelitian ini dilakukan bertujuan untuk merancang suatu sistem yang mampu melakukan pemilahan jenis sampah plastik yang dapat dilakukan berdasarkan sistem Resin Identification Codes (RIC) secara otomatis. Pada tahap pertama, dilakukan akuisisi citra sampah plastik yang menjadi masukan dari algoritma yang dirancang. Citra sampah plastik dari data sekunder harus menampilkan kode resin dari sampah plastik (RIC) yang akan diklasifikasikan. Sesi pelatihan berisikan citra sampah plastik yang digunakan pada tahap pelatihan agar mampu mengidentifikasi kode RIC dari setiap citra sampah plastik dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas yang sesuai selama 100 epoch, dan pada setiap epoch, dihitung nilai fungsi rugi cross entropy yang menyatakan performa dari arsitektur DenseNet-121 dalam mengklasifikasikan citra sampah plastik. Pada tahap selanjutnya, arsitektur terlatih yang diperoleh dari proses sebelumnya digunakan untuk mengklasifikasikan citra sampah plastik yang berasal dari set pengujian. Performa klasifikasi pada set pengujian juga dinyatakan dalam bentuk nilai fungsi rugi cross entropy di mana pada kesempatan ini digunakan rasio data pelatihan dan pengujian 8:2. Adapun akurasi penelitian ini dengan menggunakan arsitektur DenseNet-121 adalah 83,94%.

Keywords— Sampah, plastik, DenseNet-121.

I. PENDAHULUAN

Dalam kehidupan sehari-hari, plastik merupakan produk berbagai jenis barang yang memiliki berbagai bentuk, fungsi dan sangat populer karena banyak digunakan masyarakat. Plastik dalam bentuk produk dapat berbentuk berbagai peralatan rumah tangga mulai dari botol minuman bayi, garpu, piring, gelas, sendok, peralatan masak. Selain banyak digunakan oleh masyarakat, ternyata plastik juga sangat berbahaya bagi lingkungan.[1]

Sampah plastik, tanpa proses pengolahan yang tepat, menjadi salah satu jenis polutan yang berpotensi tinggi mencemari lingkungan. Salah satu tahapan yang dibutuhkan pada proses pengolahan sampah plastik adalah pemilahan dan klasifikasi sampah plastik sesuai jenis material yang digunakan. Salah satu mekanisme yang dapat dilakukan adalah dengan mengacu ke Resin Identification Codes (RIC). [2][3]

Proses pemilahan tentu dapat dilakukan secara manual oleh manusia, dengan cara melihat kode resin yang tertera pada sampah plastik, maupun secara otomatis, dimana identifikasi kode resin dilakukan dengan bantuan komputer. Namun, tahap pemilahan manual ini dapat menjadi rumit, melelahkan, dan memakan waktu yang apabila dilakukan pada sampah plastik dalam jumlah yang besar. [3][4][5]

Oleh karena itu, penulis mengusulkan merancang sebuah algoritma komputer penelitian ini sehingga mampu mengidentifikasi kode resin pada sampah plastik secara otomatis dan selanjutnya mengklasifikasikan sampah plastik

sesuai jenis material penyusunnya. Demi mendapatkan hasil identifikasi yang akurat, algoritma identifikasi akan dirancang berbasis DenseNet-121 yang telah terbukti memiliki performa yang sangat baik pada sejumlah tugas klasifikasi citra.

Penulis berharap hasil dari penelitian ini nantinya dapat memberikan kontribusi yang positif bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya di bidang pengolahan sampah serta konservasi lingkungan. Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini ialah terdapatnya kebutuhan perancangan algoritma komputer yang mampu mengidentifikasi kode resin pada sampah plastik secara otomatis dan selanjutnya mengklasifikasikan sampah tersebut sesuai jenis material penyusunnya. Sehingga tujuan dari penelitian ini ialah merancang algoritma komputer untuk Identifikasi Sampah Plastik Otomatis berbasis DenseNet-121.

Adapun batasan-batasan dalam penelitian ini, yaitu data yang digunakan merupakan data sekunder dari Kaggle.com dan jenis-jenis sampah plastik yang digunakan sesuai dengan yang tertera pada skema RIC.

II. METODE

Pada bagian ini, akan ditentukan kerangka konsep penelitian. Konsep tersebut terdiri dari dua macam hal, yaitu variabel independen (variabel bebas) dan variabel dependen (variabel terikat) di mana variabel bebas pada penelitian ini adalah kode resin pada citra sampah plastik sedangkan variabel terikat adalah hasil klasifikasi citra sampah plastik pada set pengujian berdasarkan kode resin oleh algoritma yang dirancang. Digunakan laptop dengan prosesor Core-i5 dan RAM 4GB dan virtual GPU yang disewa dari Google Colab Pro dalam proses penelitian ini.

Penelitian ini berjenis kuantitatif dan menggunakan data sekunder, yakni data citra sampah plastik yang diunduh dari Kaggle.com. Populasi pada penelitian ini adalah sampah kemasan plastik. Ukuran setiap citra pada dataset tersebut berukuran 200×200 piksel dengan format JPG. Masing-masing citra dilengkapi dengan label jenis sampah plastik yang sesuai dengan kode resin yang tertera pada citra tersebut. Label ini diperlukan untuk melatih algoritma agar mampu mengenali kode-kode resin dan untuk mengukur performa model pada tahap pengujian.

Citra akan diklasifikasikan ke jenis-jenis sampah plastik sesuai dengan kode resin yang tertera dengan bantuan model DenseNet-121. Pengukuran yang dilakukan berupa pengukuran tingkat akurasi model DenseNet-121 yang dirancang dalam mengklasifikasikan citra sampah plastik ke jenis-jenis sampah plastik yang sesuai.

Penilaian performa dilakukan dengan menghitung nilai fungsi rugi cross entropy yang dirumuskan sebagai berikut:[6][7].

$$\text{Loss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i)$$

dengan y_i menunjukkan label, \hat{y}_i adalah keluaran dari model deep learning, dan N adalah jumlah sampel citra per batch. Selain itu, akan dihitung pula nilai akurasi yang menunjukkan persentase jumlah citra sampah plastik yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap jumlah seluruh citra sampah plastik pada set pengujian:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

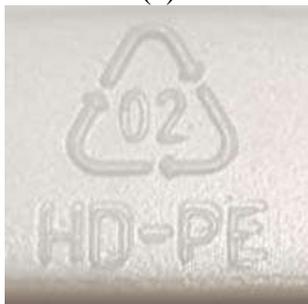
dengan TP, TN, FP, dan FN menunjukkan true positive, true negative, false positive, dan false negative.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Menurut American Society of Plastics Industry, telah dikembangkan kode penandaan standar untuk membantu konsumen mengidentifikasi dan menyortir jenis utama plastik. Produk plastik tersebut diberi label dan dipisahkan menjadi tujuh kelompok jenis plastik. Untuk itu, pada penelitian ini digunakan data yang sesuai dengan standar tersebut, yaitu sampah Polyethylene Terephthalate (Pet) 121 citra, High-Density Polyethylene (HDPE) 76 citra, Polyvinyl Chloride (PVC) 24 citra, Low-Density Polyethylene (LDPE) 90 citra, Polypropylene (PP) 192 citra, Polystyrene (PS) 39 citra, Other Plastics 64 citra, dan No Plastics 79 citra. Adapun masing-masing contoh citra setiap kelas yaitu sebagai berikut.[8][9]



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



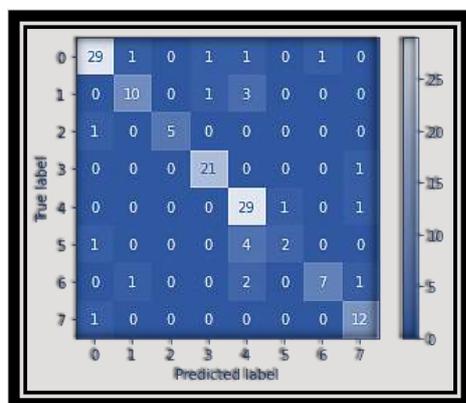
(h)

Gbr 1. Polyethylene Terephthalate (a), High Density Polyethylene (b), Low Density Polyethylene (c), Vinyl/Polyvinyl Chloride (d), Polypropylene (e), Polystyrene (f), dan lainnya (g)

Selanjutnya, citra hasil akuisisi akan dibagi menjadi dua set, yaitu set pelatihan dan pengujian. Set pelatihan berisikan citra sampah plastik yang digunakan pada tahap pelatihan arsitektur DenseNet-121 agar mampu mengidentifikasi kode resin dari setiap citra sampah plastik dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas yang sesuai. Adapun set pengujian berisikan citra sampah plastik yang digunakan pada untuk menguji arsitektur DNN DenseNet-121 terlatih. Proses pembagian dilakukan dengan metode stratified random sampling dengan rasio data pelatihan dan pengujian 8:2. Sehingga dari keseluruhan citra sebanyak 685, dibagi menjadi 548 citra pelatihan dan 137 citra pengujian.

Tahap pelatihan akan dijalankan dengan arsitektur DenseNet-121 dalam sejumlah 100 epoh, 32 batchsize, 104 learning rate, dan beroptimizer adam. Pada setiap epoh, akan dihitung nilai fungsi rugi cross entropy yang menyatakan performa dari arsitektur DenseNet-121 dalam mengklasifikasikan citra sampah plastik.

Pada tahap pengujian, arsitektur DenseNet-121 terlatih digunakan untuk mengklasifikasikan citra sampah plastik yang berasal dari set pengujian. Performa klasifikasi pada set pengujian juga dinyatakan dalam bentuk nilai fungsi rugi cross entropy. Selain itu, dihitung pula nilai akurasi dan F-1 score yang menunjukkan persentase jumlah citra sampah plastik yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap jumlah seluruh citra sampah plastik pada set pengujian dan perbandingan jumlah citra sampah plastik yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap jumlah prediksi positif. Adapun persamaan matematis nilai akurasi dan F-1 score telah dipaparkan pada bagian Metode.



Gbr. 2. Confusion Matrix Hasil Percobaan

Dari data yang ditampilkan oleh confusion matrix tersebut, model DenseNet-121 telah berhasil mengklasifikasikan citra sampah plastik dengan akurasi 83,94% dan F-1 score 79,08%. Dari hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa model cukup baik dalam mengatasi masalah imbalanced class, terbukti dengan kecilnya selisih nilai antara Akurasi dan F-1 score. Hal ini dikarenakan model telah mendapatkan data pelatihan yang cukup dan telah mencakup seluruh distribusi data pengujian

IV. PENUTUP

Pada penelitian ini, penulis telah merancang sebuah algoritma berbasis DenseNet-121 yang mampu melakukan identifikasi sampah plastik secara otomatis sesuai dengan RIC. Algoritma yang diusulkan telah dibangun melalui beberapa tahap seperti akuisisi citra sampah plastik, pelatihan, pengujian,

dan penilaian performa dinyatakan dalam bentuk nilai fungsi rugi cross entropy. Selain itu, telah dihitung pula nilai akurasi yang menunjukkan persentase jumlah citra sampah plastik yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap jumlah seluruh citra sampah plastik pada set pengujian, yaitu akurasi terbaik sebesar 83,94%.

REFERENSI

- [1] Celis, J. E., Espejo, W., Paredes-Osses, E., Contreras, S. A., Chiang, G., & Bahamonde, P. (2021). Plastic residues produced with confirmatory testing for COVID-19: Classification, quantification, fate, and impacts on human health. *Science of The Total Environment*, 760, 144167. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144167>
- [2] Gothai, E., Thamilselvan, R., Natesan, P., Keerthivasan, M., Kabinesh, K., & Ruban, D. K. (2022). PLASTIC WASTE CLASSIFICATION USING CNN FOR SUPPORTING 3R ' s. 2022 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI).
- [3] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [4] Henriksen, M. L., Karlsen, C. B., Klarskov, P., & Hinge, M. (2022). Vibrational Spectroscopy Plastic classification via in-line hyperspectral camera analysis and unsupervised machine learning. *Vibrational Spectroscopy*, 118(November 2021), 103329. <https://doi.org/10.1016/j.vibspec.2021.103329>
- [5] Huang, G., Liu, Z., & Weinberger, K. Q. (2016). Densely Connected Convolutional Networks. CoRR, abs/1608.06993. <http://arxiv.org/abs/1608.06993>
- [6] Jiang, B., Yu, J., & Liu, Y. (2020). The Environmental Impact of Plastic Waste. *Journal of Environmental & Earth Sciences*, 2. <https://doi.org/10.30564/jees.v2i2.2340>
- [7] Jiang, S., Xu, Z., Kamran, M., Zinchik, S., Paheding, S., McDonald, A. G., Bar-Ziv, E., & Zavala, V. M. (2021). Using ATR-FTIR spectra and convolutional neural networks for characterizing mixed plastic waste. *Computers & Chemical Engineering*, 155, 107547. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2021.107547>
- [8] Özkan, K., Ergin, S., Işık, S., & Işikli, I. (2015). A new classification scheme of plastic wastes based upon recycling labels. *Waste Management*, 35, 29–35. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2014.09.030>
- [9] L. Listyalina, I. Mustiadi, and D. A. Dharmawan, "Joint Dice and Intersection over Union Losses for Deep Optical Disc Segmentation," in 2020 3rd International Conference on Biomedical Engineering (IBIOMED), 2020, pp. 49–54.