

Klasifikasi Citra Limbah Medis Menggunakan Pre-Trained Model Yang Berdasarkan CNN

Tugas Akhir

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar sarjana**

dari Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

1301194309

Tiara Febriyanti



Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2023

LEMBAR PENGESAHAN

**Klasifikasi Citra Limbah Medis Menggunakan Pre-Trained Model Yang Berdasarkan
CNN**

**MEDICAL WASTE IMAGE CLASSIFICATION USING CNN-BASED PRE-
TRAINED MODEL**

NIM : 1301194309

Tiara Febriyanti

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh
gelar pada Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, 01/Agustus/2023

Menyetujui

Pembimbing I,



Dr. Moch Arif Bijaksana Ph.D.

NIP: 21650006

Pembimbing II,



Isack Farady Ph.D.

NIDN: 0329058502

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika,



Dr. Erwin Budi Setiawan, S.Si., M.T

NIP: 00760045

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Tiara Febriyanti, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul Klasifikasi Citra Limbah Medis Menggunakan Pre-Trained Model Yang Berdasarkan CNN beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam buku TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,

Bandung, 01/Agustus/2023

Yang Menyatakan



Tiara Febriyanti

Klasifikasi Citra Limbah Medis Menggunakan Pre-Trained Model Yang Berdasarkan CNN

Tiara Febriyanti¹, Moch Arif Bijaksana², Isack Farady³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

⁴Divisi Digital Service PT Telekomunikasi Indonesia

¹tiarafebriyanti@students.telkomuniversity.ac.id, ²arifbijaksana@telkomuniversity.ac.id,

³isack.farady@mercubuana.ac.id

Abstrak

Penumpukan limbah medis pada Tempat Pembuangan Akhir (TPA) selama masa pandemic Covid-19 yang dilakukan oleh kelompok tertentu dari fasilitas layanan kesehatan seperti rumah sakit, puskesmas dan lain sebagainya mengakibatkan tercemarnya lingkungan. Limbah ini tentu saja harus diperhatikan pengelolannya, karena limbah tersebut akan membahayakan bagi makhluk hidup sekitar jika tidak dikelola secara baik.

Mesin Insenerator menjadi salah satu solusi untuk mengatasi pencemaran lingkungan akibat penumpukan limbah medis. Cara kerja mesin ini dengan membakar limbah tersebut. Terdapat satu langkah penting dalam pengelolaan limbah, yaitu pemisahan limbah menjadi beberapa komponen yang berbeda, dan tahap pemisahan limbah ini masih dilakukan secara manual oleh manusia, hal tersebut tentu saja akan menyebabkan manusia terinfeksi penyakit.

Karena itu mesin insenerator ini membutuhkan sistem yang dapat mengklasifikasikan limbah tersebut. Untuk mengatasinya penulis mengusulkan sistem klasifikasi limbah medis menggunakan metode *Transfer Learning* dengan beberapa *pre-trained Convolutional Neural Network (CNN)* model yaitu VGG16, ResNet50 dan *Inception-V3*, Ketiga model tersebut sebagai perbandingan untuk mengetahui model mana yang paling akurat. pada sistem ini masukan yang dibutuhkan berupa citra limbah medis, jumlah dataset citra limbah medis yang digunakan pada penelitian ini yaitu sejumlah 1600, yang terbagi menjadi empat kelas yang berbeda yaitu *syringe, masks, gloves* dan *drugs*.

Hasil terbaik diperoleh oleh model *Inception-V3* dengan mendapatkan tingkat akurasi terbaik yaitu 93%, kemudian disusul oleh model VGG-16 dengan nilai 85% dan yang terakhir model ResNet50 mendapatkan nilai akurasi sebesar 63%.

Kata kunci : Limbah medis, CNN, *Pre-trained model, Transfer Learning, Classification Image, Insenerator*

Abstract

The accumulation of medical waste in the Final Disposal Site (TPA) during the Covid-19 pandemic which was carried out by certain groups of health service facilities such as hospitals, health centers and so on resulted in environmental contamination. Management of this waste must of course be considered, because this waste will be harmful to living things around it if it is not managed properly.

Incinerator machines are one of the solutions to overcome environmental pollution due to the accumulation of medical waste. The workings of this machine by burning the waste. There is one important step in waste management, namely the separation of waste into several different components, and this stage of waste separation is still done manually by humans, this of course will cause humans to become infected with disease.

Therefore this incinerator machine requires a system that can classify the waste. To overcome this, the authors propose a medical waste classification system using the Transfer Learning method with several pre-trained Convolutional Neural Network (CNN) models, namely VGG16, ResNet50 and Inception-V3. The three models are used as a comparison to find out which model is the most accurate. In this system the required input is in the form of medical waste images, the number of medical waste image datasets used in this study is 1600, which are divided into four different classes, namely syringes, masks, gloves and drugs.

The best results were obtained by the Inception-V3 model with the best accuracy rate of 93%, followed by the VGG-16 model with a value of 85% and finally the ResNet50 model with an accuracy value of 63%.

Keywords: Medical Waste, CNN, Pre-trained model, Transfer Learning, Classification Image, Incinerator

1. Pendahuluan

Limbah merupakan material sisa pengolahan yang dihasilkan dari suatu usaha atau kegiatan seperti pada lingkungan industri. Penumpukan limbah yang padat terjadi di berbagai tempat terutama di perkotaan. Hal ini menjadi perhatian yang sangat besar dan tentu saja dapat membahayakan kesehatan manusia jika limbah tersebut tidak dikelola dengan baik. Salah satu jenis limbah yang sangat membahayakan bagi manusia yaitu limbah medis. Limbah medis merupakan bagian dari limbah yang dihasilkan dari fasilitas pelayanan kesehatan seperti rumah sakit, klinik, puskesmas serta fasilitas penelitian medis dan laboratorium. Pada umumnya limbah medis ini merupakan limbah yang telah terkontaminasi oleh darah, cairan tubuh, dan lainnya. Limbah medis yang dihasilkan ini merupakan jenis limbah berbahaya dan beracun atau yang biasa disebut (B3) [1].

Limbah medis merupakan limbah yang sangat berpotensi menular, belum lagi penanganannya. Penanganan limbah medis masih menjadi persoalan serius yang harus segera ditangani. Adanya pandemi Covid-19 telah meningkatkan jumlah produksi limbah medis di fasilitas layanan kesehatan, namun masih banyak rumah sakit yang belum memiliki pengolahan limbah. Bahkan ada beberapa oknum yang membuang hasil limbah tersebut ke sembarang tempat dan menyebabkan meningkatkan timbunan limbah medis.

Penumpukan limbah medis tentu saja dapat mencemarkan lingkungan dan dapat membahayakan kesehatan manusia jika tidak dikelola secara baik. Untuk itu penting diadakannya alat yang canggih untuk mengelola limbah medis tersebut. Salah satu langkah penting dalam pengelolaan limbah adalah pemisahan limbah menjadi komponen-komponen atau jenis yang berbeda [2].

Salah satu fasilitas layanan kesehatan RSUD dr. Iskak memiliki mesin untuk pengolahan limbah medis sendiri yaitu mesin Insenerator [3], mesin ini merupakan solusi dari mengatasi pencemaran lingkungan akibat penimbunan limbah medis. Cara kerja mesin adalah pada tahap awal melakukan proses pengumpulan limbah medis kemudian proses selanjutnya limbah tersebut dibakar. Pada bagian proses pengumpulan limbah medis, terdapat satu langkah penting utama yang harus dilakukan saat proses pengelolaan limbah yaitu proses pemisahan limbah menjadi beberapa komponen yang berbeda. Tahap pemilahan limbah ini penting diadakan karena limbah yang tidak dipilah hanya akan menyebabkan penumpukan, selain itu tahap pemilahan juga dapat mempermudah proses pengolahan limbah kembali.

Pada tahap pemilahan limbah ini masih dilakukan secara manual dengan campur tangan manusia, hal tersebut tentu saja akan membuat pekerja berisiko terpapar penyakit, oleh karena itu penulis mengusulkan adanya penambahan lengan robot pada mesin insenerator, lalu lengan tersebut akan dikendalikan oleh sistem pengenalan objek yang nantinya objek tersebut akan diklasifikasikan. Sebelum ke tahap pemilahan oleh lengan robot terdapat tahap penangkapan gambar objek menggunakan kamera, kamera disini sebagai sumber masukannya karena sistem tersebut hanya dapat memproses masukan berupa citra.

Latar Belakang

Dalam penelitian ini penulis mengusulkan sistem klasifikasi limbah medis yang dikembangkan dengan metode *Transfer Learning* atau *Convolutional Neural Network (CNN) Pre-trained model*. Metode klasifikasi ini dipilih karena *Neural Network* merupakan *supervised learning* (pembelajaran yang diawasi) dan *deep learning* [4]. Dan sistem ini dapat memakan waktu yang singkat untuk memilah limbah dan juga lebih akurat dalam pemilahannya dibandingkan dilakukan secara manual. Dengan sistem ini nantinya limbah tersebut akan melakukan tahap utama pengelolaan limbah yaitu pemilahan limbah berdasarkan jenisnya .

Pada sistem ini, penulis menggunakan beberapa model arsitektur CNN yaitu VGG16, Resnet50 dan *Inception-V3*. Sebelum klasifikasi penulis melakukan tahap *image preprocessing* terhadap data terlebih dahulu, karena tahap ini akan membuat data citra lebih mudah dipelajari oleh mesin. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui model arsitektur mana yang paling akurat berdasarkan tingkat akurasi.

Topik dan Batasannya

Berdasarkan latar belakang, maka disimpulkan rumusan masalah adalah bagaimana mengimplementasikan model arsitektur CNN, VGG16, Resnet50 dan *Inception-v3* dalam klasifikasi limbah medis berdasarkan citra limbah medis serta untuk mengetahui model arsitektur dengan keakuratan terbaik.

Batasan lingkup pada penelitian ini adalah data yang digunakan untuk klasifikasi limbah medis merupakan kumpulan data citra sampah *Trashbox* medis dari perpustakaan digital IEEE Xplore. Batasan masalah lainnya pada penelitian ini adalah penelitian ini hanya untuk mengetahui model mana yang terbaik dalam pengklasifikasian limbah medis.

Tujuan

Tujuan dilakukan penelitian ini adalah membangun sistem yang dapat mengklasifikasikan limbah medis menggunakan metode *Transfer learning* dengan beberapa *pre-trained model* CNN yaitu VGG16, Resnet50 dan *Inception-v3*, tujuan lain dalam penelitian ini adalah untuk melakukan evaluasi kinerja model klasifikasi dengan menggunakan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, tujuan ini adalah untuk memastikan

bahwa model yang dikembangkan dapat diandalkan dan memiliki kinerja yang baik dalam tugas klasifikasi citra limbah medis.

Organisasi Tulisan

Tahapan selanjutnya akan ada penjelasan tentang studi terkait dalam proses penelitian ini, selanjutnya terdapat penjelasan dari sistem yang akan dibangun pada penelitian, kemudian tahap evaluasi atau hasil dan analisis hasil pengujian dan terakhir kesimpulan. Terdapat juga daftar pustaka sebagai referensi yang digunakan saat melakukan penelitian ini.

2. Studi Terkait

A. Limbah Medis

Limbah medis merupakan jenis limbah yang mengandung bahan infeksius yang berpotensi menular berupa cairan tubuh seperti darah atau yang berasal dari prosedur medis tertentu. Tentu saja limbah ini dapat menyebabkan infeksi pada siapapun yang menyentuhnya [5]. Limbah ini dihasilkan dari layanan fasilitas kesehatan seperti rumah sakit, klinik, puskesmas dan laboratorium. Ada banyak jenis-jenis limbah medis seperti sarung tangan, kain kasa atau masker, contoh citra limbah medis dapat dilihat pada gambar 1.



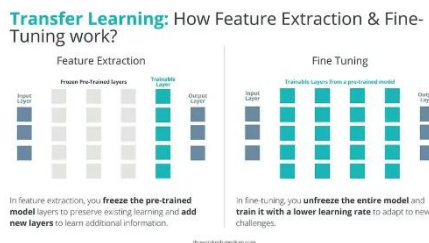
Gambar 1 Contoh Citra Limbah Medis Jenis Infeksius
 Sumber: The First Affiliated Hospital, Zhejiang University, collected in 2019 & Dreamstime

B. Pre-Trained Model CNN

Pre-Trained model CNN merupakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar seperti ImageNet, Pre-Trained model dapat digunakan sebagai *Transfer Learning*. Dalam *Transfer Learning* model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar dapat diambil dan diadaptasi untuk kasus dataset yang berukuran kecil.

C. Transfer Learning

Transfer learning (TL) merupakan teknik dalam *machine learning* dan *deep learning* dimana model sudah terlatih pada kasus tertentu, TL dengan CNN ini bertujuan untuk meningkatkan performa pada kasus baru dengan memanfaatkan kasus serupa yang telah ditangani sebelumnya [6]. Contoh model *transfer learning* yang populer seperti VGG, ResNet, *Inception* (GoogleNet). Beberapa manfaat dengan menggunakan TL ini yaitu dapat menghemat waktu, daya komputasi dan dapat memberikan performa yang baik dengan data yang terbatas. Terdapat dua cara berbeda untuk menggunakan *transfer learning* yaitu ekstraksi fitur dan *fine tuning*. Cara kerja ekstraksi fitur dan *fine tuning* dapat dilihat pada gambar 2 [7].

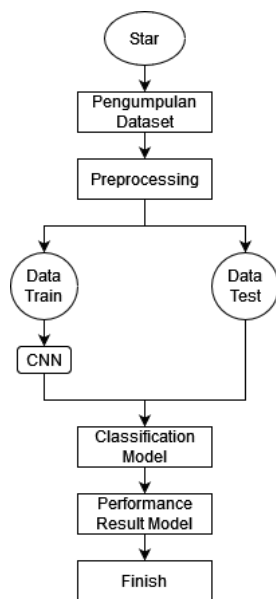


Gambar 2 How Feature Extraction & Fine Tuning Work
 Sumber: thuwarakesh.medium.com

3. Sistem yang Dibangun

Pada tugas akhir ini, sistem yang akan dibangun di awal dengan memasukan dataset citra limbah medis, kemudian citra tersebut akan dilakukan tahap preprocessing, yaitu resize dan augmentasi data. Tahap selanjutnya dilakukan pembagian data, 80% data latih dan 20% data uji, kemudian melakukan proses klasifikasi model

menggunakan arsitektur VGG16, ResNet50 dan *Inception-v3* dan terakhir mengukur performansi model. Gambaran umum sistem dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Gambaran umum sistem klasifikasi limbah medis

A. Dataset

Untuk penelitian ini, penulis menggunakan kumpulan data gambar sampah *Trashbox* medis dari perpustakaan digital IEEE Xplore yang dibuat oleh Nikhil Venkat Kumsetty, Amith Bhat Nekkare, dan rekan lainnya. Pada dataset ini data gambar memiliki jumlah sebesar 1600 gambar dan terbagi menjadi 4 kelas yang berbeda sarung tangan, masker, obat-obatan dan jarum suntik. Gambar-gambar tersebut masih tidak beraturan seperti ukuran gambar, *pixels*, posisi, pencahayaan yang berbeda-beda, masing-masing kelas memiliki gambar sebanyak 400. Contoh dataset limbah medis yang akan digunakan untuk penelitian dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4 contoh dataset citra limbah medis: (a) *gloves* (b) *masks* (c) *drugs* (d) *syringe*
 Sumber: Trashbox IEEE Xplore

B. *Preprocessing Image*

Pre-Processing Image adalah tahap awal dalam mengolah *Image* yang nantinya data *image* tersebut akan dimasukkan ke dalam sistem klasifikasi. Tahap ini dilakukan untuk membuat data menjadi lebih efisien sehingga akan mempermudah proses klasifikasi. *Preprocessing image* mungkin memiliki efek menguntungkan pada ekstraksi fitur dan hasil analisis citra [8].

C. Augmentasi Data

Augmentasi adalah proses memodifikasikan suatu gambar, sehingga gambar asli akan diubah bentuk dan posisinya. Tujuan augmentasi ini untuk memperbanyak data, hal ini karena algoritma *Deep Learning* tentu saja membutuhkan data dalam jumlah banyak.

D. VGG16

VGGNet adalah salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang sangat terkenal dan berpengaruh dalam bidang pengenalan gambar (*computer vision*), model ini mencapai akurasi 92,7% dimana pengujian adalah top-5 di *ImageNet*. VGG16 merupakan model CNN yang memanfaatkan *convolutional layer*

dengan spesifikasi *convolutional filter* yang berukuran kecil (3x3) [9], model VGG16 memiliki 19 *layer* yang terdiri dari 16 *convolutional layer*, dan 3 *fully-connected layer*.

E. ResNet50

Residual Network merupakan salah satu jenis jaringan saraf CNN. Model ini dirancang untuk mengatasi masalah hilangnya gradient dalam jaringan yang dalam yang merupakan hambatan utama dalam mengembangkan deep neural networks [10]. ResNet50 merupakan salah satu versi ResNet yang memiliki total 50 *layer*, termasuk lapisan konvolusi dan *fully connected*.

F. Inception-V3

Inception-v3 adalah salah satu model arsitektur jaringan *convolutional* dan juga merupakan bagian dari *Inception*, *inception-v3* ini menggunakan *Label Smoothing*, *factorize 7x7 convolutions* dan *classifier* tambahan untuk menyebarkan informasi label ke bawah jaringan, proses tersebut juga bersamaan dengan penggunaan *batch normalization* untuk lapisan di *sidehead* [11].

D. Classification Report

Classification Report digunakan untuk mengukur kualitas prediksi dari algoritma klasifikasi [12]. *Classification Report* memberikan informasi metric evaluasi yang umum digunakan dalam klasifikasi, seperti *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1 score*. Metrik dihitung dengan menggunakan *True Positive* dan *False Positive*, *True Negative benar* dan *False Negative*.

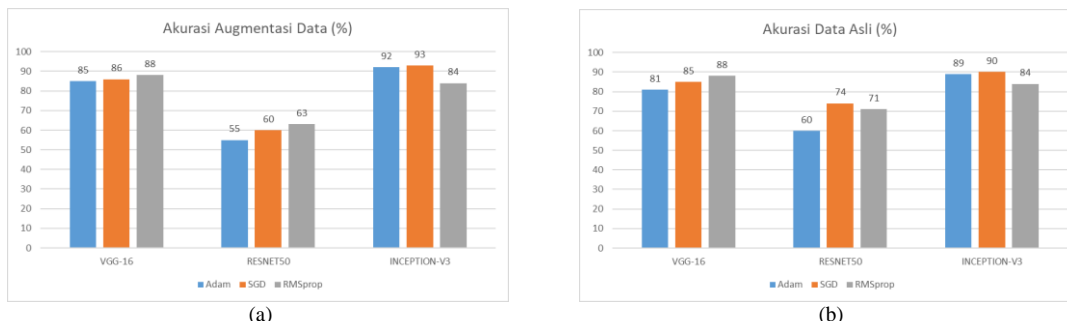
- Akurasi = $(TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$
- Presisi = $(TP) / (TP + FP)$
- Recall = $(TP) / (TP + FN)$
- F1 Score = $2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision)$

4. Evaluasi

Pada penelitian kali ini, sistem yang telah dirancang menggunakan model arsitektur CNN yaitu VGG16, ResNet50 dan *Inception-v3* akan diuji dengan memanfaatkan perubahan *Hyperparameter* pada dataset augmentasi dan dataset asli (tidak augmentasi). *Hyperparameter* yang digunakan pada pengujian sistem yaitu *batch size*, *learning rate*, dan *dropout* dan jumlah *epoch* sebesar 100, fungsi *epoch* yaitu untuk membantu model memahami variasi dan pola yang ada dalam data yang diberikan, sehingga dapat menggeneralisasi lebih baik pada data baru. Sistem ini menggunakan dua tahap penting, yaitu data training dan dan data testing, data training berfungsi sebagai model pelatihan dan testing sebagai pengujian terhadap sistem. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan performansi terbaik dari akurasi, presisi, *recall* dan *f1 score*.

4.1 Hasil Pengujian

Setelah melakukan tahap pengujian pada data augmentasi dan data asli menggunakan model VGG16, ResNet50 dan *Inception-v3*, dapat dilihat pada gambar 5 hasil akurasi terbaik jatuh pada model arsitektur *Inception-v3* menggunakan proses augmentasi data dan *optimizer* jenis SGD dengan nilai akurasi sebesar 93%, kemudian disusul dengan model VGG16 sebesar 88% dengan jenis *optimizer* RMSprop dan model ResNet50 sebesar 63% dengan *optimizer* RMSprop.



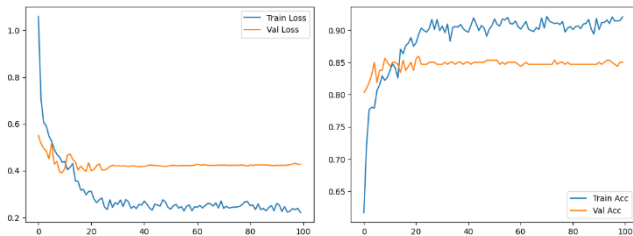
Gambar 5 (a) Grafik akurasi augmentasi data (b) Grafik akurasi data asli

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Pengujian sistem yang dilakukan dengan proses data augmentasi dan data asli (tanpa augmentasi). VGG16 mendapatkan akurasi tinggi saat melakukan proses augmentasi data dengan akurasi sebesar 88%, *inception-v3* sebesar 93% dengan augmentasi dan ResNet50 sebesar 74% dengan data asli. Dapat disimpulkan bahwa tidak semua jenis data augmentasi dapat meningkatkan akurasi.

A. VGG16

Model VGG16 mencapai akurasi data *training* sebesar 92,03% dan data *testing* sebesar 85% dengan proses augmentasi. Pada pengujian ini menggunakan tiga *optimizer* yaitu Adam, SGD dan RMSprop dengan parameter *batch size* ukuran 16, *dropout* sebesar 0.5 dan jumlah *epoch* 100. Saat menggunakan *optimizer* Adam model ini mencapai akurasi sebesar 85%, SGD sebesar 86% dan RMSprop sebesar 88%. Grafik akurasi dengan *optimizer* Adam dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 7 Grafik *accuracy* dan *loss* VGG-16

	precision	recall	f1-score	support
0	0.79	0.91	0.85	80
1	0.94	0.78	0.85	80
2	0.82	0.90	0.86	80
3	0.88	0.81	0.84	80
accuracy			0.85	320
macro avg	0.86	0.85	0.85	320
weighted avg	0.86	0.85	0.85	320

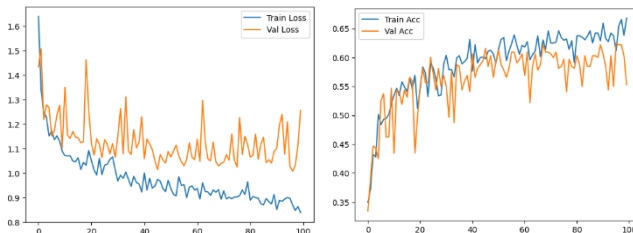
Gambar 6 *Classification report* VGG-16

Berdasarkan gambar tersebut akurasi data *testing* tertinggi terjadi pada *epoch* ke 22 yaitu dengan nilai 85,94%. Gambar 7 menunjukkan hasil *classification report* pada pengujian model arsitektur VGG-16 menggunakan *optimizer* Adam, dan mendapatkan nilai akurasi sebesar 85%.

B. ResNet50

Model ResNet50 mencapai akurasi data *training* sebesar 66,79% dan data *testing* sebesar 55,31% tanpa melakukan proses augmentasi data, percobaan ini mengalami *overfitting*. Jika dilihat dari hasil akurasi, model ResNet50 kesulitan dalam mengklasifikasikan beberapa kelas limbah medis, ada beberapa yang menyebabkan hal tersebut terjadi yaitu, jumlah sampel sedikit pada dataset pelatihan, kualitas citra yang buruk dan model ResNet50 dapat cenderung mengalami *overfitting* jika dataset pelatihan terlalu kecil atau jika tingkat augmentasi data tidak cukup.

Pengujian ini menggunakan parameter *batch size* ukuran 16, *learning rate* 0.01 dan jumlah *epoch* 100. Model ini mencapai akurasi sebesar 55% saat menggunakan *optimizer* Adam, SGD sebesar 60% dan RMSprop sebesar 63%. Grafik akurasi dengan *optimizer* Adam dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 9 Grafik *accuracy* dan *loss* ResNet50

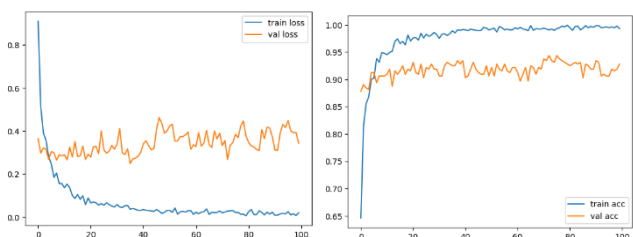
	precision	recall	f1-score	support
0	0.81	0.49	0.61	80
1	0.74	0.29	0.41	80
2	0.42	0.88	0.57	80
3	0.60	0.56	0.58	80
accuracy			0.55	320
macro avg	0.64	0.55	0.54	320
weighted avg	0.64	0.55	0.54	320

Gambar 8 *Classification report* ResNet50

Berdasarkan gambar tersebut akurasi data *testing* tertinggi terjadi pada *epoch* ke 96 yaitu dengan nilai 62,50%. Gambar 9 menunjukkan hasil *classification report* pada pengujian model arsitektur ResNet-50 menggunakan *optimizer* Adam, dan mendapatkan nilai akurasi sebesar 55%.

C. Inception-V3

Model *Inception-V3* mencapai akurasi data *training* sebesar 99,29% dan data *testing* sebesar 92,81% dengan proses augmentasi. Pengujian ini menggunakan parameter *batch size* ukuran 16, *dropout* sebesar 0.2, *learning rate* senilai 0.001 dan jumlah *epoch* 100. Saat menggunakan *optimizer* Adam model ini mencapai akurasi sebesar 92%, SGD sebesar 93% dan RMSprop sebesar 85%. Grafik akurasi dengan *optimizer* SGD dapat dilihat pada gambar 10.



Gambar 11 Grafik *accuracy* dan *loss* Inception-V3

	precision	recall	f1-score	support
0	0.92	0.95	0.93	80
1	0.99	0.88	0.93	80
2	0.91	0.96	0.93	80
3	0.91	0.93	0.92	80
accuracy			0.93	320
macro avg	0.93	0.93	0.93	320
weighted avg	0.93	0.93	0.93	320

Gambar 10 *Classification report* Inception-V3

Berdasarkan gambar tersebut akurasi data *testing* tertinggi terjadi pada *epoch* ke 76 yaitu dengan nilai 94,38%. Gambar 11 menunjukkan hasil *classification report* pada pengujian model arsitektur *Inception-V3* menggunakan *optimizer* SGD, dan mendapatkan nilai akurasi sebesar 93%.

5. Kesimpulan

A. Kesimpulan

Perancangan sistem klasifikasi limbah medis menggunakan model pre-trained CNN yaitu, VGG16, ResNet50 dan *Inception-v3* berhasil mengklasifikasikan citra limbah medis ke dalam kelas *Syringe*, *Masks*, *Gloves* dan *Drugs*, penggunaan model pretrained yang beragam ini memberikan informasi penting terhadap performa dan kemampuan adaptasi masing-masing model dalam mengatasi tantangan pada tugas klasifikasi citra limbah medis. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Inception-v3* mencapai akurasi tertinggi dengan nilai akurasi *training* 99% dan *testing* 93% dengan menggunakan proses augmentasi data, dapat disimpulkan bahwa penggunaan proses augmentasi dapat meningkatkan kinerja model dan model *Inception-v3* mampu menangani kasus-kasus di mana citra memiliki fitur-fitur khusus yang sulit diidentifikasi oleh model lain.

Di sisi lain, model VGG-16 menunjukkan performa cukup baik dalam mengklasifikasikan citra-citra limbah medis, model tersebut dapat menangkap detail-detail halus pada citra yang membantu dalam klasifikasi. Dan untuk model ResNet50 mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan citra sehingga mendapatkan performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model lainnya, hal ini karena ResNet50 memiliki beberapa tantangan dalam mengatasi variasi dan kompleksitas dalam dataset citra limbah medis. Hasil ini menunjukkan pentingnya pemilihan model yang sesuai dengan karakteristik dataset.

B. Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat menambahkan lebih banyak data dan menggabungkan teknik-teknik lain yang lebih lanjut, seperti data *augmentation*, optimisasi *hyperparameter*, atau menggunakan arsitektur CNN yang lebih canggih agar bisa meningkatkan model klasifikasi ini.

Daftar Pustaka

- [1] Diyanna, N. 2021. Penanganan Limbah Medis Covid-19 di Indonesia. [Online] Available at: <https://envihsa.fkm.ui.ac.id/2021/03/15/limbah-medis-saat-covid-19/> [Accessed 25 November 2022].
- [2] Adedeji O, dan Wang Z. 2019. Intelligent Waste Classification Using Deep Learning Convolutional Neural Network. Elsevier.
- [3] Choirurrozaq. 2021. Perjuangan Petugas Insenerator RSUD dr iskak. [Online] Available at: <https://radartulungagung.jawapos.com/features/76790359/perjuangan-petugas-insinerator-rsud-dr-iskak> [Accessed 25 Juli 2023].
- [4] Luo Y, Fan Y, dan Chen X. 2021. Research on optimization of deep learning algorithm based on CNN. Journal of Physics: Conference Series.
- [5] EPA. 2022. Medical Waste. [Online] Available at: <https://www.epa.gov/rcra/medical-waste> [Accessed 26 November 2022].
- [6] Kim, H.E., Cosa-Linan, A., Santhanam, N., Jannesari, M., Maros, M., dan Ganslandt, T. 2022. Transfer Learning for Medical Image Classification. BMC Med Imaging.
- [7] Thuwarakesh. 2023. Transfer Learning: The Highest Leverage Deep Learning Skill You Can Learn. [Online] Available at: <https://www.the-analytics.club/transfer-learning/> [Accessed 30 Juli 2023].
- [8] Pandey, AK., Singh, SP., dan Chakraborty, C. 2023. Retinal Image Preprocessing Techniques: Acquisition and Cleaning Perspective. Wiley.
- [9] Samma, H., dan Suandi, SA. 2020. Transfer Learning of Pre-Trained CNN Models for Fingerprint Liveness Detection. Biometric System IntechOpen.
- [10] Zijian, Feng. 2022. An Overview of ResNet Architecture and Its Variants. [Online] Available at: <https://builtin.com/artificial-intelligence/resnet-architecture> [Accessed 20 Juli 2023].

- [11] Tamilarasi, R., dan Gopinathan, S. 2021. Inception Architecture for Brain Image Classification. Journal of Physics: Conference Series.
- [12] Zach. 2022. How to Interpret the Classification Report in sklearn. [Online] Available at: <https://www.statology.org/sklearn-classification-report/> [Accessed 25 Agustus 2023].