

PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI PNEUMONIA, COVID-19, LUNG OPACITY, DAN NORMAL MENGUNAKAN CITRA SINAR-X THORAKS

Agung Wahyu Setiawan*¹

¹Sekolah Teknik Elektro dan Informatika Institut Teknologi Bandung, Bandung

Email: 1awsetiawan@stei.itb.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 02 Desember 2022, diterima untuk diterbitkan: 26 Desember 2022)

Abstrak

Covid-19 telah mewabah sejak awal Tahun 2020. Meskipun terjadi penurunan jumlah kasus penderita Covid-19, namun masih terdapat beberapa kasus baru karena terjadi mutasi virus. Selain Covid-19, prevalensi pneumonia juga masih tinggi. Oleh karena itu, perlu dilakukan klasifikasi Covid-19 dengan pneumonia meskipun pascapandemi. Salah satu cara yang digunakan untuk mendeteksi Covid-19 dan pneumonia adalah menggunakan citra sinar-X dada. Pada studi ini dilakukan tidak hanya Covid-19 dan pneumonia, tetapi juga lung opacity dan normal. Beberapa tahun terakhir, marak digunakan pendekatan klasifikasi berbasis kecerdasan buatan. Beberapa studi telah dilakukan dengan menggunakan pendekatan deep learning berbasis arsitektur CNN. Pada studi ini, klasifikasi keempat kelas di atas dilakukan dengan menggunakan data yang lebih banyak, yaitu 21.165 citra sinar-X dada. Selain itu, dilakukan perbandingan kinerja sembilan arsitektur CNN, yaitu Inception-ResNet, DenseNet201, InceptionV3, ResNet50v1, ResNet101, ResNet152, ResNet50v2, ResNet101v2, dan ResNet152v2. Sebagai tambahan, studi ini juga membandingkan kinerja dua pengoptimasi, yaitu Adam dan SGD untuk masing-masing arsitektur CNN. Kinerja tertinggi diperoleh dengan menggunakan arsitektur CNN berbasis ResNet50v1 dan pengoptimasi Adam dengan nilai rerata akurasi pelatihan, validasi, dan pengujian mencapai $92,22 \pm 0,25$ %.

Kata kunci: covid-19, pneumonia, lung opacity, CNN, adam, SGD

COMPARISON OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARCHITECTURE IN THE CLASSIFICATION OF PNEUMONIA, COVID-19, LUNG OPACITY, AND NORMAL USING THORAX X-RAY IMAGE

Abstract

Covid-19 has been a global pandemic since the beginning of 2020. Although there has been a decrease in the number of cases of Covid-19, however, there are still some new cases due to virus mutation. Besides Covid-19, the prevalence of pneumonia is still high. Therefore, it is necessary to classify Covid-19 and pneumonia not only during a pandemic but also post-pandemic. One of the methods is using chest X-ray images. In this study, not only Covid-19 and pneumonia but also lung opacity and normal were carried out. In recent years, artificial intelligence-based classification approaches have been widely used. Several studies have been conducted using a deep learning approach based on Convolutional Neural Networks (CNN) architecture. This study aims to classify the four classes using 21,165 chest X-ray images. In addition, a comparison of the performance of nine CNN architectures was performed, i.e. Inception-ResNet, DenseNet201, InceptionV3, ResNet50v1, ResNet101, ResNet152, ResNet50v2, ResNet101v2 and ResNet152v2. In addition, this study also compares the performance of two optimizers, i.e. Adam and Stochastic Gradient Descent (SGD) for each CNN architecture. The highest performance was obtained using ResNet50v1 and Adam optimizer with the average value of training, validation, and testing accuracy of 92.22 ± 0.25 %.

Keywords: covid-19, pneumonia, lung opacity, CNN, adam, SGD

1. PENDAHULUAN

Pada awal Tahun 2020, Organisasi Kesehatan Dunia / *World Health Organization* (WHO) secara

resmi mengumumkan terjadinya pandemi Covid-19 (World Health Organization, 2020a). Dengan adanya status ini, maka institusi pelayanan kesehatan di seluruh dunia bersiap-siap untuk melakukan diagnosa

secara masif. Kit yang dapat digunakan untuk melakukan deteksi Covid-19 adalah tes berbasis *swab* menggunakan *Polymerase Chain Reaction* (PCR), *antibody*, *antigen*. Akan tetapi, pada awal pandemi ketersediaan kit ini masih menjadi kendala karena keterbatasan pasokan. Selain itu, hasil tes berbasis *swab* ini sangat bergantung kepada reagen yang digunakan. Sehingga, apabila terjadi mutasi virus Covid-19, maka terdapat kemungkinan terjadinya kesalahan deteksi yang cukup besar.

Alternatif lain dalam deteksi Covid-19 adalah menggunakan citra sinar-X atau CT *Scan* dada/thoraks. Meskipun citra CT *Scan* berikan hasil yang lebih baik karena dapat memberikan informasi dalam 3-dimensi, akan tetapi memiliki beberapa kekurangan utama, yaitu: harga yang mahal; modalitas hanya terdapat di Rumah Sakit (RS) besar di wilayah perkotaan (Sitaula & Hossain, 2021). Oleh karena itu, citra sinar-X dada dapat digunakan untuk mendiagnosa Covid-19 karena keterjangkauan biaya dan ketersediaan mesin sinar-X yang tidak hanya di RS, tetapi juga di laboratorium klinik. Selain itu, salah satu kelebihan lain dari deteksi Covid-19 menggunakan citra sinar-X adalah adanya keterkaitan yang signifikan antara citra sinar-X dada dengan tingkat keparahan Covid-19 dan dapat menjadi alat pertama pada *triage* pasien Covid-19 (Yasin & Gouda, 2020), (Rahman Dkk., 2021).

Penentuan tingkat keparahan Covid-19 ini diperlukan terutama pada saat puncak-puncak pandemi, di mana fasilitas layanan kesehatan sangat kewalahan menangani pasien. Oleh karena itu, WHO mengeluarkan buku panduan " *Use of chest imaging in COVID-19: A rapid advice guide.*" Apabila terjadi lonjakan kenaikan jumlah pasien, maka perlu dilakukan *triage*, di mana pasien yang memiliki gejala ringan yang ditunjukkan oleh citra sinar-X dada tidak perlu dirawat di RS (World Health Organization, 2020b), (Akl Dkk., 2020), (Roberts, 2021).

Beberapa pasien Covid-19 dilaporkan memiliki *lung opacity* (Zu, 2020). Oleh karena itu, perlu dilakukan klasifikasi antara pasien Covid-19 dengan *lung opacity*. Dalam dua tahun terakhir, terdapat sejumlah besar penelitian untuk mendeteksi Covid-19 menggunakan citra sinar-X dada. Mayoritas studi tersebut menggunakan metode *deep learning* yang dilaporkan telah berkinerja lebih baik dibandingkan dengan deteksi oleh para ahli (Islam Dkk., 2021). Studi lain juga melaporkan bahwa *deep learning* memiliki potensi tinggi serta kinerja yang luar biasa, yaitu akurasi dan luas area di bawah kurva / *Area Under Curve* (AUC) lebih tinggi (Chowdhury Dkk., 2021), (Gillman Dkk., 2021). Dari studi literatur yang dilakukan pada Tahun 2021, sekitar 53% deteksi Covid-19 berbasis inteligensia buatan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) karena menunjukkan potensi, kehandalan, serta kemajuan dibandingkan dengan metode yang lain (Khan Dkk., 2021).

Terdapat beberapa arsitektur CNN yang umumnya digunakan dalam pengembangan model inteligensia buatan. Oleh karena itu, pada studi ini dilakukan evaluasi perbandingan kinerja beberapa arsitektur CNN pada klasifikasi pneumonia, Covid-19, *lung opacity*, dan normal menggunakan citra sinar-X dada. Selain itu, pada studi ini juga dilakukan perbandingan kinerja pengoptimalisasi Adam dan *Stochastic Gradient Descent* (SGD).

2. METODE PENELITIAN

2.1. Himpunan Data

Pada studi ini, himpunan data (*dataset*) yang digunakan diunduh dari tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>. Total citra sinar-X dada yang digunakan berjumlah 21.165 dengan rincian sebagai berikut:

- Kasus Positif Covid-19: 3.616;
- Normal: 10.192;
- Lung Opacity (Non-Covid): 6.012;
- Pneumonia: 1.345.
- Format data citra yang digunakan bertipe *Portable Network Graphics* (PNG) dengan dimensi citra sebesar 299×299 piksel.

Tabel 1. Kajian Literatur Klasifikasi Pneumonia, Covid-19, Lung Opacity, dan Normal berbasis *Deep Learning*

Penulis (Tahun)	#Citra	#Kelas	Metode	Akurasi
Apostolopoulos Dkk. (2020)	1.428	3	VGG-19	93,48 %
Hemdan Dkk. (2020)	50	2	COVIDX-Net	90%
Narin Dkk. (2020)	100	2	Deep CNN, ResNet50	98%
Ozturk Dkk. (2020)	1.125	3	DarkCovidNet	87%
Khan Dkk. (2020)	1.251	4	CoroNet	89,6%
Sethy & Behera (2020)	50	2	ResNet-50 and SVM	95
Toğaçar Dkk. (2020)	458	3	SqueezeNet + MobileNetV2	98.25
Wang & Wong (2020)	13800	3	COVID-Net	92
Ucar & Korkmaz (2020)	5949	3	Bayes-SqueezeNet	98.3
Farooq & Hafeez (2020)	5941	4	COVID-ResNet	96.23
Nayak Dkk. (2021)	406	2	ResNet-34	98.33
Pham (2021)	2.905	3	AlexNet	97.6%
Wang Dkk. (2021)	5.985	4	MCFF-Net	94,66 %
Alam Dkk. (2021)	5090	2	HOG+CNN	99,5%
Akter Dkk. (2021)	13808	2	MobileNetV2, ResNet101	97%, 95%
Khan Dkk. (2021)	6448	2	COVIDRENets + SVM	98,5%
Chaudhary Dkk. (2021)	13,975	3	EfficientNet-B1	95.50 %
Jain Dkk. (2021)	6432	3	Xception	97.97 %
Hussain Dkk. (2021)	7390	4	CoroDet	91.20 %

Penulis (Tahun)	#Ci-tra	#Ke-las	Metode	Aku-rasi
Karakanis & Leontidis (2021)	825	3	CNN	98.30 %
Tang Dkk. (2021)	13898	3	EDL-COVID	95%
Ibrahim Dkk. (2021)	11668	2	AlexNet	93.42 %
Zhou Dkk. (2021)	672	2	Resnet-SVM	93 %
Madaan Dkk. (2021)	392	2	XCOVNet	98.44 %
Hou & Gao (2021)	1800	2	Deep CNN	98.03 %
Luz Dkk. (2021)	13569	3	EfficientNet	93.90 %
Haghanifar Dkk. (2022)	900	3	CheXNet	87.88 %
Bhattacharyya Dkk. (2022)	6786	3	VGG-19, BRISK, VGG	96.60 %
Bhattacharyya Dkk. (2022)	1030	2	VGG-19	96.60 %
Mousavi Dkk. (2022)	8912	4	CNN LSTM	90%
Khan Dkk. (2022)			CB-STM-RENet	
Loey Dkk. (2022)	10848	3	Bayesian optimization-based CNN	96%
Ismaela & Şengür (2022)	380	2	ResNet50 & SVM	94.70 %

Himpunan data ini dibagi menjadi tiga subhimpunan data, yaitu pelatihan (*training*); validasi (*validation*); dan pengujian (*testing*). Pembagian ini dilakukan secara acak dengan komposisi 80% data pelatihan, 10% data validasi, dan 10% data pengujian.

2.2. Arsitektur CNN

Pada studi ini digunakan sembilan arsitektur CNN yang sudah umum digunakan, yaitu:

- Inception-ResNet,
- DenseNet201,
- InceptionV3,
- ResNet50v1,
- ResNet101,
- ResNet152,
- ResNet50v2,
- ResNet101v2,
- ResNet152v2.

Terdapat enam data augmentation yang digunakan dalam studi ini, yaitu:

- Rentang perbesaran = 0,2,
- Rentang pergeseran = 0,2,
- Pembalikan vertikal = *True*,
- Rentang pergeseran lebar = 0,2,
- Rentang pergeseran panjang = 0,2,
- *Fill mode* = '*nearest*'.

Pada studi ini digunakan metode pembelajaran transfer (*transfer learning*) dengan menggunakan *imagenet*. Metode ini lebih efisien dibandingkan dengan menggunakan pembelajaran dari nol. Selain

itu, metode ini dipilih karena keterbatasan sumber daya komputasi yang digunakan.

Loss function yang digunakan pada studi ini adalah *categorical_crossentropy*. Selain itu, untuk mendapatkan hasil yang optimal, digunakan fungsi *EarlyStopping* dengan nilai *patience* = 10 serta jumlah *epoch* diatur maksimal di 50.

2.3. Pengoptimasi

Pada studi ini akan dibandingkan dua algoritma pengoptimasi, yaitu *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dan Adam. SGD merupakan pengoptimasi yang sudah lama digunakan pada aplikasi pembelajaran mesin maupun *deep learning*. Hal ini karena SGD adalah pengoptimasi yang relatif mudah dengan pendekatan pengklasifikasi linier yang sangat efisien. Selain itu, algoritma pengoptimasi SGD lebih mudah diimplementasikan. Namun demikian, SGD memiliki beberapa kelemahan, yaitu pengoptimasi ini memerlukan sejumlah *hyperparameter* seperti parameter regularisasi dan jumlah iterasi. Sehingga, pada pemrosesan data besar, SGD memiliki kinerja yang lambat. Untuk mengatasi hal tersebut, dikembangkan algoritma pengoptimasi Adam (Kingma dan Ba, 2014). Berbeda dengan SGD, pengoptimasi Adam akan memperbarui bobot jaringan secara iteratif berdasarkan data pelatihan. Salah satu tujuan studi ini adalah membandingkan kinerja pengoptimasi SGD dan Adam pada klasifikasi pneumonia, Covid-19, lung opacity, dan normal.

3. KAJIAN LITERATUR

Meskipun pandemi Covid-19 telah ditetapkan sejak awal Tahun 2020, beberapa studi mengenai deteksi Covid-19 menggunakan citra sinar-X dada berbasis *deep learning* telah dilakukan. Pada Tahun 2020, terdapat dua studi yang menggunakan 50 data citra sinar-X untuk klasifikasi dua kelas. Dengan menggunakan data ini, metode *deep learning* berbasis COVIDX-Net menghasilkan akurasi sebesar 90% (Hemdan, Shouman, & Karar, 2020). Sementara, studi lain menggunakan kombinasi antara *Residual Neural Network* (ResNet)-50 dan *Support Vector Machine* (SVM), menghasilkan akurasi sekitar 95% (Sethy & Behera, 2020). Dengan jumlah data 100 citra dan menggunakan metode *Deep CNN* – ResNet-50, diperoleh tingkat akurasi untuk dua kelas sebesar 98% (Narin, Kaya, & Pamuk., 2020).

Beberapa studi selanjutnya menggunakan sekitar 400-an data citra. Klasifikasi tiga kelas dengan menggunakan metode *SqueezeNet* dan *MobileNetV2*, diperoleh tingkat akurasi sebesar 98.25% (Toğaçar, Ergen, & Cömert, 2020). Pada studi lain, ResNet-34 digunakan untuk melakukan klasifikasi Covid-19 dan Normal dengan tingkat akurasi mencapai 98% (Nayak Dkk., 2021). Studi lain menggunakan XCOVNet yang menghasilkan akurasi sekitar 98.44% (Madaan Dkk., 2021). Sementara, kombinasi antara ResNet-50 dan *machine learning* SVM

menghasilkan akurasi sekitar 94,7% (Ismaela & Şengür, 2022). Dengan menggunakan jumlah data yang lebih banyak, 672 citra, kombinasi ResNet dan SVM menghasilkan akurasi sebesar 93% (Zhou Dkk., 2021). Dengan menggunakan 825 citra untuk klasifikasi tiga kelas, metode CNN menghasilkan akurasi sebesar 98,3% (Karakanis & Leontidis, 2021). Sementara, dengan 900 citra dan menggunakan metode CheXNet diperoleh akurasi sekitar 87,9% (Haghanifar Dkk., 2022).

Seiring dengan bertambahnya jumlah pasien Covid-19, maka jumlah data yang berhasil dikumpulkan oleh para peneliti juga meningkat. Beberapa studi menggunakan himpunan data dengan jumlah citra mencapai ribuan. Dengan menggunakan beberapa arsitektur CNN, misalnya VGG-19 (Apostolopoulos & Mpesiana, 2020); DarkCovidNet (Ozturk Dkk., 2020); CoroNet (Khan, Shah, & Bhat 2020); Bayes-SqueezeNet (Ucar dan Korkmaz, 2020); COVID-ResNet (Farooq dan Hafeez, 2020); AlexNet, GoogleNet, dan SqueezeNet (Pham, 2021); Multiscale Channel Feature Fusion Network (MCFF-Net) (Wang Dkk., 2021); fitur *Histogram-Oriented Gradient* (HOG) dan CNN (Alam Dkk., 2021); COVID-REnets dan SVM (Khan Dkk., 2021); Xception (Jain Dkk., 2021); CoroDet (Hussain Dkk., 2021); Deep CNN (Hou & Gao, 2021); VGG-19, BRISK, VGG (Bhattacharyya Dkk., 2022); CNN *Long Short Time Memory* (LSTM) (Mousavi Dkk., 2022) dengan tingkat kinerja akurasi yang beragam, mulai dari 90% sampai 98,8%.

Pada Tahun 2021, beberapa peneliti telah menggunakan belasan ribu data citra sinar-X dada. Dengan data 11.668 citra menggunakan CNN berarsitektur AlexNet, diperoleh akurasi sekitar 93,42% untuk klasifikasi dua kelas (Ibrahim Dkk., 2021). Studi lain menggunakan arsitektur CNN MobileNetV2, VGG19, dan ResNet101 pada data 13.808 citra dengan hasil akurasi 97%, 95%, dan 95% untuk klasifikasi dua kelas (Aker Dkk., 2021). Selanjutnya, beberapa studi telah dilakukan untuk melakukan klasifikasi tiga kelas, misalnya dengan menggunakan arsitektur CNN EfficientNet diperoleh akurasi sebesar 93,90% (Luz Dkk., 2021). Sementara, dengan menggunakan arsitektur EfficientNet-B1 diperoleh akurasi sebesar 95,5% (Chaudhary Dkk., 2021). Dengan menggunakan COVID-Net (Wang & Wong, 2020) dan EDL-COVID (Tang Dkk., 2021), diperoleh akurasi sebesar 92% dan 95%. Studi lain menggunakan pendekatan CNN berbasis optimisasi Bayesian menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sekitar 96% (Loey Dkk., 2022).

Tabel 1 memperlihatkan detail kajian literatur. Terdapat lima studi yang melakukan klasifikasi 4 kelas dengan jumlah data 1.251, 5.941, 5.985, 7.390, dan 8.912 citra. Seiring dengan semakin bertambahnya jumlah data citra yang disediakan oleh himpunan data, maka perlu dilakukan studi tentang pembuatan model klasifikasi (Santa Cruz Dkk., 2021). Pada studi ini, dilakukan klasifikasi 4 kelas

yang terdiri dari pneumonia, Covid-19, lung opacity, dan normal dengan menggunakan data citra sinar-X dada yang lebih banyak. Sehingga diharapkan bahwa model inteligensia buatan berbasis *deep learning* CNN yang diperoleh memiliki kinerja yang lebih baik.

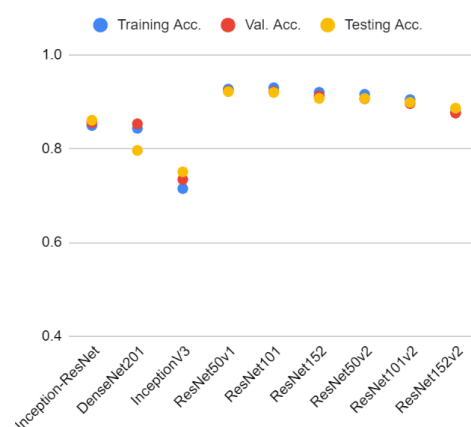
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan pada kesembilan arsitektur CNN dengan menggunakan pengoptimasi Adam dan SGD, kinerja masing-masing arsitektur CNN dengan pengoptimasi dievaluasi dengan menggunakan metrik akurasi.

4.1. Pengoptimasi Adam

Kinerja kesembilan arsitektur CNN menggunakan pengoptimasi Adam dapat dilihat pada Gambar 1. Pada studi ini terdapat tiga metrik akurasi yang dievaluasi, yaitu akurasi pelatihan (*training*); validasi (*validation*); dan pengujian (*testing*). Rentang akurasi pada pendekatan dengan pengoptimasi adam ini memberikan hasil akurasi minimum sebesar 71,48% dan maksimum sebesar 92,97%. Sementara, kinerja arsitektur CNN paling rendah dicapai oleh InceptionV3 dengan nilai rerata sebesar $73,32 \pm 1,79$ %. Sedangkan kinerja arsitektur CNN menggunakan pengoptimasi Adam ini dicapai oleh ResNet50v1 dengan nilai rerata akurasi sebesar $92,38 \pm 0,27$ %.

Secara umum, meskipun ResNet50 memiliki jumlah layer yang lebih sedikit dibandingkan dengan ResNet101 maupun ResNet152, akan tetapi ResNet50 memiliki kinerja yang lebih baik. Selain itu, dari grafik pada Gambar 1 terlihat bahwa kinerja ResNetv1 lebih baik apabila dibandingkan dengan ResNetv2.



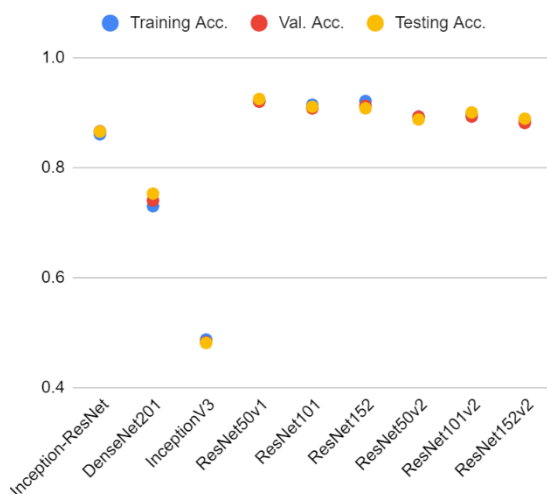
Gambar 1. Nilai akurasi menggunakan pengoptimasi Adam

4.2. Pengoptimasi SGD

Kinerja dengan menggunakan pengoptimasi SGD ditunjukkan pada Gambar 2. Rentang nilai akurasi yang diperoleh ini lebih lebar apabila dibandingkan dengan pengoptimasi Adam, dengan nilai minimum akurasinya sebesar 48,11% dan

maksimumnya mencapai 92,50%. Sama seperti pengoptimalisasi Adam, InceptionV3 memiliki kinerja yang paling rendah dibandingkan dengan kedelapan arsitektur CNN yang lain dengan nilai rerata $48,35 \pm 0,32$ %. Sedangkan akurasi tertinggi dicapai oleh ResNet101v1 dengan nilai rerata mencapai $92,37 \pm 0,53$ %. Namun demikian, capaian ini perlu dibandingkan dengan ResNet50v1 dengan nilai rerata $92,22 \pm 0,25$ %. Nilai rerata ResNet101v1 dengan ResNet50v1 berbeda hanya 0,15%; akan tetapi standar deviasi ResNet101v1 lebih besar dua kali lipat dibandingkan dengan ResNet50v1. Oleh karena itu, dengan tidak hanya memerhatikan nilai rerata tetapi juga standar deviasi, ResNet 50v1 memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan ResNet101v1.

Sama seperti pengoptimalisasi Adam, pada penggunaan SGD, secara umum ResNet50v1 maupun ResNet50v2 lebih unggul dibandingkan dengan ResNet101v1, ResNet152v1, ResNet101v2, dan ResNet152v2. Sebagai tambahan, untuk jumlah layer 50; 101; maupun 152, ResNetv1 memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan ResNetv2.



Gambar 2. Nilai akurasi menggunakan pengoptimalisasi SGD

5. KESIMPULAN

Pada studi ini telah dilakukan perbandingan kinerja arsitektur CNN Inception-ResNet, DenseNet201, InceptionV3, ResNet50v1, ResNet101, ResNet152, ResNet50v2, ResNet101v2, dan ResNet152v2 dengan masing-masing menggunakan pengoptimalisasi Adam dan SGD. Berdasarkan evaluasi kinerja dengan menggunakan nilai rerata dan standar deviasi akurasi pelatihan, validasi, serta pengujian diperoleh hasil bahwa ResNet50v1 dengan pengoptimalisasi Adam memberikan hasil yang paling baik. Selain itu, secara umum, dengan jumlah layer 50, 101, maupun 152; kinerja ResNetv1 lebih baik apabila dibandingkan dengan ResNetv2. Sebagai tambahan, pengoptimalisasi Adam memberikan hasil klasifikasi lebih baik

dibandingkan dengan SGD, terutama untuk arsitektur CNN DenseNet-201 dan InceptionV3.

Dengan adanya kemungkinan penambahan jumlah data citra sinar-X dada di himpunan data asal, maka studi lanjutan tentang perbaikan model klasifikasi pneumonia, Covid-19, lung opacity, dan normal perlu terus dilakukan. Sehingga model yang diperoleh dapat lebih baik. Studi ini tidak bermaksud untuk menggantikan peran radiolog, akan tetapi berusaha untuk membantu pelayanan kesehatan yang lebih baik tidak hanya di masa pandemi tetapi juga di pascapandemi.

DAFTAR PUSTAKA

- AKL, E.A., BLAZIC, I., YAACOU, S., FRIJA, G., CHOU, R., APPIAH, J.A., FATEHI, M., FLOR, N., HITTI, E., JAFRI, H. dan JIN, Z.Y., 2021. Use of chest imaging in the diagnosis and management of COVID-19: a WHO rapid advice guide. *Radiology*.
- AKTER, S., SHAMRAT, F.M.J.M., CHAKRABORTY, S., KARIM, A. dan AZAM, S., 2021. COVID-19 Detection Using Deep Learning Algorithm on Chest X-ray Images. *Biology*, [online] 10(11), p.1174. <https://doi.org/10.3390/biology10111174>.
- ALAM, N.-A.-A., AHSAN, M., BASED, M.D.A., HAIDER, J. dan KOWALSKI, M., 2021. COVID-19 Detection from Chest X-ray Images Using Feature Fusion and Deep Learning. *Sensors*, [online] 21(4), p.1480. <https://doi.org/10.3390/s21041480>.
- APOSTOLOPOULOS, I.D. dan MPESIANA, T.A., 2020. Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Physical and engineering sciences in medicine*, 43(2), pp.635-640.
- BAI, H.X., HSIEH, B., XIONG, Z., HALSEY, K., CHOI, J.W., TRAN, T.M.L., PAN, I., SHI, L.B., WANG, D.C., MEI, J. dan JIANG, X.L., 2020. Performance of radiologists in differentiating COVID-19 from viral pneumonia on chest CT. *Radiology*.
- BHATTACHARYYA, A., BHAIK, D., KUMAR, S., THAKUR, P., SHARMA, R. dan PACHORI, R.B., 2022. A deep learning based approach for automatic detection of COVID-19 cases using chest X-ray images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71, p.103182.
- CHOWDHURY, M.E., RAHMAN, T., KHANDAKAR, A., MAZHAR, R., KADIR, M.A., MAHBUB, Z.B., ISLAM, K.R., KHAN, M.S., IQBAL, A., AL EMADI, N. dan REAZ, M.B.I., 2020. Can AI help in screening viral and COVID-19

- pneumonia?. *IEEE Access*, 8, pp.132665-132676.
- FAROOQ, M. dan HAFEEZ, A., 2020. Covid-resnet: A deep learning framework for screening of covid19 from radiographs. *arXiv preprint arXiv:2003.14395*.
- GILLMAN, A.G., LUNARDO, F., PRINABLE, J., BELOUS, G., NICOLSON, A., MIN, H., TERHORST, A. dan DOWLING, J.A., 2021. Automated COVID-19 diagnosis and prognosis with medical imaging and who is publishing: a systematic review. *Physical and engineering sciences in medicine*, pp.1-17.
- HAGHANIFAR, A., MAJDABADI, M.M., CHOI, Y., DEIVALAKSHMI, S. dan KO, S., 2022. Covid-cxnet: Detecting covid-19 in frontal chest x-ray images using deep learning. *Multimedia Tools and Applications*, pp.1-31.
- HEMDAN, E.E.D., SHOUMAN, M.A. dan KARAR, M.E., 2020. Covidx-net: A framework of deep learning classifiers to diagnose covid-19 in x-ray images. *arXiv preprint arXiv:2003.11055*.
- HOU, J. dan GAO, T., 2021. Explainable DCNN based chest X-ray image analysis and classification for COVID-19 pneumonia detection. *Scientific Reports*, 11(1), pp.1-15.
- HUSSAIN, E., HASAN, M., RAHMAN, M.A., LEE, I., TAMANNA, T. dan PARVEZ, M.Z., 2021. CoroDet: A deep learning based classification for COVID-19 detection using chest X-ray images. *Chaos, Solitons & Fractals*, 142, p.110495.
- IBRAHIM, A.U., OZSOZ, M., SERTE, S., ALTURJMAN, F. dan YAKOI, P.S., 2021. Pneumonia classification using deep learning from chest X-ray images during COVID-19. *Cognitive Computation*, pp.1-13.
- ISLAM, M.M., KARRAY, F., ALHAJJ, R. dan ZENG, J., 2021. A review on deep learning techniques for the diagnosis of novel coronavirus (COVID-19). *Ieee Access*, 9, pp.30551-30572.
- ISMAEL, A.M. dan ŞENGÜR, A., 2021. Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images. *Expert Systems with Applications*, 164, p.114054.
- JAIN, R., GUPTA, M., TANEJA, S. dan HEMANTH, D.J., 2021. Deep learning-based detection and analysis of COVID-19 on chest X-ray images. *Applied Intelligence*, 51(3), pp.1690-1700.
- KARAKANIS, S. dan LEONTIDIS, G., 2021. Lightweight deep learning models for detecting COVID-19 from chest X-ray images. *Computers in biology and medicine*, 130, p.104181.
- KHAN, A.I., SHAH, J.L. dan BHAT, M.M., 2020. CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images. *Computer methods and programs in biomedicine*, 196, p.105581.
- KHAN, M., MEHRAN, M.T., HAQ, Z.U., ULLAH, Z., NAQVI, S.R., IHSAN, M. dan ABBASS, H., 2021. Applications of artificial intelligence in COVID-19 pandemic: A comprehensive review. *Expert systems with applications*, 185, p.115695.
- KHAN, S.H., SOHAIL, A., KHAN, A. dan LEE, Y.S., 2022. COVID-19 detection in chest X-ray images using a new channel boosted CNN. *Diagnostics*, 12(2), p.267.
- KINGMA, D.P. dan BA, J., 2014. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- LOEY, M., EL-SAPPAGH, S. dan MIRJALILI, S., 2022. Bayesian-based optimized deep learning model to detect COVID-19 patients using chest X-ray image data. *Computers in Biology and Medicine*, 142, p.105213.
- LUZ, E., SILVA, P., SILVA, R., SILVA, L., GUIMARÃES, J., MIOZZO, G., MOREIRA, G. dan MENOTTI, D., 2022. Towards an effective and efficient deep learning model for COVID-19 patterns detection in X-ray images. *Research on Biomedical Engineering*, 38(1), pp.149-162.
- MADAAN, V., ROY, A., GUPTA, C., AGRAWAL, P., SHARMA, A., BOLOGA, C. dan PRODAN, R., 2021. XCOVNet: chest X-ray image classification for COVID-19 early detection using convolutional neural networks. *New Generation Computing*, 39(3), pp.583-597.
- MOUSAVI, Z., SHAHINI, N., SHEYKHIVAND, S., MOJTAHEDI, S. dan ARSHADI, A., 2022. COVID-19 detection using chest X-ray images based on a developed deep neural network. *SLAS technology*, 27(1), pp.63-75.
- NARIN, A., KAYA, C. dan PAMUK, Z., 2021. Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep convolutional neural networks. *Pattern Analysis and Applications*, 24(3), pp.1207-1220.
- NAYAK, S.R., NAYAK, D.R., SINHA, U., ARORA, V. dan PACHORI, R.B., 2021. Application of deep learning techniques for detection of COVID-19 cases using chest X-ray images: A comprehensive study. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64, p.102365.

- OZTURK, T., TALO, M., YILDIRIM, E.A., BALOGLU, U.B., YILDIRIM, O. dan ACHARYA, U.R., 2020. Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Computers in biology and medicine*, 121, p.103792.
- PHAM, T.D., 2021. Classification of COVID-19 chest X-rays with deep learning: new models or fine tuning?. *Health Information Science and Systems*, 9(1), pp.1-11.
- RAHMAN, A., MUNIR, S.M., YOVI, I. dan MAKMUR, A., 2021. The Relationship of Chest X-Ray in COVID-19 Patients and Disease Severity in Arifin Achmad General Hospital Riau. *Jurnal Respirasi*, 7(3), pp.114-121.
- RAHMAN, T., KHANDAKAR, A., QIBLAWEY, Y., TAHIR, A., KIRANYAZ, S., KASHEM, S.B.A., ISLAM, M.T., MAADEED, S.A., ZUGHAIER, S.M., KHAN, M.S. dan CHOWDHURY, M.E., 2020. Exploring the Effect of Image Enhancement Techniques on COVID-19 Detection using Chest X-ray Images. *arXiv preprint arXiv:2012.02238*.
- ROBERTS, M., DRIGGS, D., THORPE, M., GILBEY, J., YEUNG, M., URSPRUNG, S., AVILES-RIVERO, A.I., ETMANN, C., MCCAGUE, C., BEER, L. dan Weir-MCCALL, J.R., 2021. Common pitfalls and recommendations for using machine learning to detect and prognosticate for COVID-19 using chest radiographs and CT scans. *Nature Machine Intelligence*, 3(3), pp.199-217.
- SANTA CRUZ, B.G., BOSSA, M.N., SÖLTER, J. dan HUSCH, A.D., 2021. Public covid-19 x-ray datasets and their impact on model bias—a systematic review of a significant problem. *Medical image analysis*, 74, p.102225.
- SETHY, P.K. dan BEHERA, S.K., 2020. Detection of coronavirus disease (covid-19) based on deep features.
- SHI, H., HAN, X., JIANG, N., CAO, Y., ALWALID, O., GU, J., FAN, Y. dan ZHENG, C., 2020. Radiological findings from 81 patients with COVID-19 pneumonia in Wuhan, China: a descriptive study. *The Lancet infectious diseases*, 20(4), pp.425-434.
- SITAULA, C. dan HOSSAIN, M.B., 2021. Attention-based VGG-16 model for COVID-19 chest X-ray image classification. *Applied Intelligence*, 51(5), pp.2850-2863.
- TANG, S., WANG, C., NIE, J., KUMAR, N., ZHANG, Y., XIONG, Z. dan BARNAWI, A., 2021. EDL-COVID: Ensemble deep learning for COVID-19 case detection from chest X-ray images. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(9), pp.6539-6549.
- TOĞAÇAR, M., ERGEN, B. dan CÖMERT, Z., 2020. COVID-19 detection using deep learning models to exploit Social Mimic Optimization and structured chest X-ray images using fuzzy color and stacking approaches. *Computers in biology and medicine*, 121, p.103805.
- UCAR, F. dan KORKMAZ, D., 2020. COVIDiagnosis-Net: Deep Bayes-SqueezeNet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images. *Medical hypotheses*, 140, p.109761.
- WANG, L., LIN, Z.Q. dan WONG, A., 2020. Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest x-ray images. *Scientific Reports*, 10(1), pp.1-12.
- WANG, W., Li, Y., Li, J., ZHANG, P. dan WANG, X., 2021. Detecting COVID-19 in Chest X-Ray Images via MCFF-Net. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021.
- WORLD HEALTH ORGANIZATION. WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020 [Available from: <https://www.who.int/dg/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>].
- WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2020. Use of chest imaging in COVID-19: a rapid advice guide, 11 June 2020 (No. WHO/2019-nCoV/Clinical/Radiology_imaging/2020.1) . World Health Organization.
- YASIN, R. dan GOUDA, W., 2020. Chest X-ray findings monitoring COVID-19 disease course and severity. *Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine*, 51(1), pp.1-18.
- ZHOU, C., SONG, J., ZHOU, S., ZHANG, Z. dan XING, J., 2021. COVID-19 detection based on image regrouping and ResNet-SVM using chest X-ray images. *Ieee Access*, 9, pp.81902-81912.
- ZU, Z.Y., DI JIANG, M., XU, P.P., CHEN, W., NI, Q.Q., LU, G.M. dan ZHANG, L.J., 2020. Coronavirus disease 2019 (COVID-19): a perspective from China. *Radiology*.