

OPTIMASI ALGORITMA CNN MENGGUNAKAN METODE TRANSFER LEARNING UNTUK KLASIFIKASI CITRA X-RAY PARU-PARU PNEUMONIA DAN NON-PNEUNOMIA

Mutia Ramadhan¹⁾, Dadang Iskandar Mulyana²⁾, Mesra Betty Yel³⁾

¹²³ Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika

Jl. Raden Inten II No., Duren Sawit, Kota Jakarta Timur, Indonesia

E-mail : mutia6866@gmail.com¹, mahvin2012@gmail.com², bettymesra86@gmail.com³

ABSTRAC

One of the diseases that is still a serious problem not only in Indonesia but in the world, one of which is lung disease. The disease can be caused by various things, such as viruses, bacteria, or fungi. There are many types of medical conditions, including lung disease, such as pneumonia. In addition, almost every hospital has an X-ray imaging machine so that it can be used to test lung health, X-ray is a faster, easier and harmless method that can be used in many ways so that it makes researchers interested in making researchers interested in making a recognition program to detect health and disorders in the lungs based on photo datasets or X-ray images of the lungs using the Transfer Learning method. The X-ray images of the lungs used are non-pneumonic and pneumonia types. This image recognition classification is carried out by utilizing the Pre-Trained model from ResNet152V2 which runs on the Google Collaboratory and Tensorflow applications. The dataset used in the test is 3000 training data or 80% and 590 validation data or 20% by testing 20 times and a batch size of 32, then the results obtained are 91.4% accuracy but have a loss value of 0.18.

Keywords: Lung Disease, Classification, Transfer Learning

ABSTRAK

Salah satu penyakit yang masih menjadi masalah yang serius tidak hanya di Indonesia tetapi di Dunia salah satunya adalah penyakit paru-paru. Penyakit tersebut dapat disebabkan oleh berbagai hal, seperti virus, bakteri, atau jamur. Kondisi medis yang termasuk dalam penyakit paru-paru ada banyak macam jenisnya yaitu seperti penyakit paru pneumonia. Selain itu hampir disetiap rumah sakit memiliki mesin pencitraan X-ray jadi dapat dimanfaatkan dalam menguji kesehatan paru-paru, X-ray merupakan metode yang lebih cepat, lebih mudah dan tidak berbahaya yang dapat dimanfaatkan pada banyak hal sehingga membuat peneliti tertarik membuat peneliti tertarik membuat suatu program pengenalan untuk mendeteksi kesehatan serta gangguan pada paru-paru berdasarkan *dataset* foto atau citra X-ray paru-paru menggunakan metode *Transfer Learning*. Citra X-ray paru-paru yang digunakan adalah paru-paru jenis non-pneumonia dan

paru-paru pneumonia. Klasifikasi pengenalan citra ini dilakukan dengan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari ResNet152V2 yang berjalan pada aplikasi *Google Collaboratory* dan *Tensorflow*. *Dataset* yang digunakan dalam pengujian sebanyak 3000 data *training* atau sebesar 80% dan 590 data validasi atau sebesar 20% dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali dan *batch size* sebesar 32, maka diperoleh hasil akurasi sebesar 91,4% namun memiliki nilai *loss* sebesar 0.18.

Kata Kunci: Penyakit Paru-paru, Klasifikasi, Transfer Learning

1. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan salah satu unsur dasar kesejahteraan dalam memperbaiki tingkat sosial ekonomi masyarakat. Sebagai poin utama produktifitas bertahan hidup, manusia membutuhkan metabolisme serta ketahanan tubuh yang baik agar terhindar dari segala serangan penyakit maupun virus.

Salah satu penyakit yang masih menjadi masalah yang serius tidak hanya di Indonesia tetapi di Dunia salah satunya adalah penyakit paru-paru. Pada tahun 2017, WHO menemukan bahwa sebanyak 15% jumlah kematian anak di bawah usia 5 tahun disebabkan oleh penyakit paru-paru basah. Penyakit ini banyak menyerang pada anak-anak dengan usia di bawah 2 tahun dan orang tua dengan usia di atas 65 tahun. Seseorang yang tinggal di daerah Asia Selatan dan sub-saharan Afrika juga rawan untuk terserang penyakit paru-paru basah. Penyakit tersebut dapat disebabkan oleh berbagai hal, seperti virus, bakteri, atau jamur. Kondisi medis yang termasuk dalam penyakit paru-paru, yakni penyakit paru obstruktif kronis (PPOK), asma, pneumonia, tuberkulosis (TBC) paru, fibrosis paru, dan kanker paru-paru.

Selain itu hampir di setiap Rumah Sakit memiliki mesin pencitraan *x-ray* jadi dapat dimanfaatkan dalam menguji kesehatan paru-paru. Banyak peneliti di bidang IT mengamati bahwa dengan gambar *x-ray*

dapat dimanfaatkan untuk membantu dalam mendeteksi kesehatan paru-paru pada pasien. *X-ray* dada merupakan alat yang penting untuk mendiagnosis kesehatan paru-paru dan banyak keputusan klinis yang bergantung pada temuan radiologisnya. *X-ray* juga digunakan untuk mendeteksi tubuh yang mengalami patah tulang, dislokasi tulang, infeksi paru-paru, radang paru-paru dan tumor. Menggunakan *X-ray* dalam bidang medis merupakan metode yang lebih cepat, lebih mudah dan tidak berbahaya yang dapat dimanfaatkan pada banyak hal.

Berdasarkan permasalahan diatas sehingga muncul ide untuk melakukan penelitian mengenai pengenalan untuk mendeteksi kesehatan serta gangguan dari data citra *X-ray* paru-paru Pneumonia dan Non-pneumonia dengan menerapkan metode *Transfer Learning* dan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari ResNet152V2 pada sampel citra yang kemudian dijadikan sebagai *dataset* proses *training* CNN. Dalam penelitian ini diharapkan dapat mengetahui jumlah data yang tepat guna dapat menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses untuk mengelompokan suatu data kedalam kelompok kelas yang mencirikan konsep

atau kelas data untuk kepentingan tertentu. Pada klasifikasi terdapat informasi mengenai bagaimana data tersebut dikelompokkan kemudian dilakukan *training* pada sistem dengan data yang sudah diberikan label (ke dalam kelompok manakah data tersebut dikelompokkan), selanjutnya *system* akan mengklasifikasikan data-data yang baru ke dalam kelompok yang sudah ada [1].

2.2 Penyakit Paru-paru

Paru-paru adalah organ yang berperan dalam sistem pernapasan, dimana terdapat pertukaran oksigen dan juga pertukaran karbondioksida di dalam darah. Proses pergantian oksigen dengan karbondioksida tersebut dinamakan dengan respirasi. Fungsi utama paru-paru adalah mengambil oksigen kedalam tubuh dan mengeluarkan karbondioksida dari tubuh. Menarik napas disebut inspirasi dan mengeluarkan napas disebut ekspirasi. Pada saat darah menyerap oksigen di dalam paru-paru, karbondioksida dilepaskan dari darah ke ruang-ruang paru-paru dan diembuskan ke udara. Bukan berarti bahwa semua oksigen adalah baik dan karbondioksida adalah buruk. Pertukaran dan keseimbangan gas-gas yang berkesinambunganlah yang penting bagi pernapasan dan tubuh.

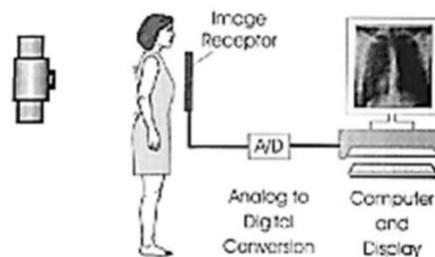
Adapun beberapa jenis penyakit Paru-paru seperti Pneumonia, Kanker Paru-Paru, Tuberkulosis (TBC), Bronkitis, Penyakit Paru Obstruktif Kronik (PPOK), Asma, Emfisema, Pneumotoraks dan Efusi Pleura [2].

2.3 Foto Rontgen

Diagnosis kanker paru dapat dilakukan dengan beberapa tes seperti *X-Ray* dada, *CT Scan* dan *Positron Emmision Tomography* (PET) sejak adanya tanda dan gejala yang dirasakan pasien. Metode utama yang dapat digunakan untuk mendeteksi kanker paru adalah *X-Ray* dada. Metode ini

digunakan untuk menggambarkan ukuran tumor, ketidakstabilan pembesaran nodus limfa, dan beberapa deteksi yang berhubungan dengan penemuan tumor pada paru-paru, seperti *efusi pleura*, *lobar collapse*, dan metastasis tulang.

Akuisisi *X-Ray* dada dilakukan menggunakan pesawat Rontgen atau pesawat sinar-x. Hasil dari alat tersebut digunakan untuk melakukan diagnosis medis dengan menggunakan sinar-x. Sinar-x dihasilkan dan dipancarkan dari tabung roentgen yang diarahkan pada bagian objek yang akan diperiksa. Sinar-x melewati objek yang diperiksa sehingga akan menghasilkan berkas sinar-x yang kemudian akan diterima oleh reseptor gambar [3]. Hasil tersebut akan diolah pula pada *Analog to Digital Converter* (ADC) yang selanjutnya akan ditampilkan pada layer monitor. Skema



sistem radiografi digital yang sesuai dengan penjelasan tersebut digambarkan pada Gambar 1

Gambar 1 Skema Diagram dari Sistem Radiografi Digital [3]

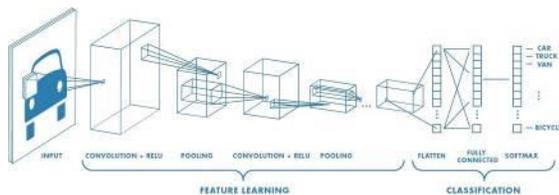
2.4 Citra Digital

Citra digital adalah suatu matriks di mana *indeks* baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut dengan elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Untuk sebuah citra digital, setiap piksel memiliki nilai *integer* yakni *gray*

level yang menunjukkan amplitudo atau intensitas dari piksel tersebut. Citra merupakan fungsi dua dimensi yang kedua variabelnya yaitu nilai amplitudo dan koordinatnya merupakan nilai *integer* [4].

2.5 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah salah satu jenis *neural networks* yang ada pada *deep learning*. Berbeda dengan ANN dan RNN, CNN adalah jenis *neural networks* yang biasanya digunakan untuk mengolah data dalam bentuk citra. CNN bekerja menggunakan *kernel*. *Kernel* tersebut akan mengekstrak fitur dari *input* menggunakan operasi konvolusi [5], [6]. Secara garis besar CNN



tidak jauh berbeda dengan *neural network*, *neuron* pada CNN memiliki *weight*, *bias*, dan *activation function*. Adapun lapisan penyusun dari sebuah CNN terdiri dari *Convolution Layer*, *Activation ReLU Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer* [7], [8]. Cara kerja *Convolutional Neural Network* meniru dari jaringan syaraf otak manusia [9].

Gambar 2. Arsitektur *Convolutional Neural Network* [7]

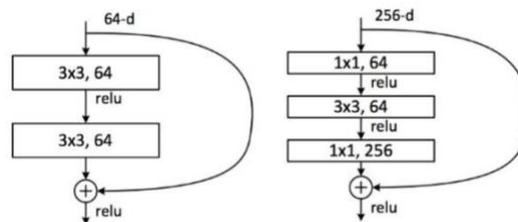
2.6 Transfer Learning

Transfer learning adalah metode yang bekerja dengan memanfaatkan arsitektur *network* yang telah ada. *Transfer learning* melakukan modifikasi dan meng-*update* parameter-parameter pada *network* tersebut. *Transfer learning* menjadikan *network* yang telah termodifikasi sebagai pembelajaran dengan tugas berbeda. Arsitektur CNN yang digunakan untuk *transfer learning* telah melakukan

pembelajaran terhadap data-data lain, sehingga tidak diperlukan pembelajaran dari awal. Arsitektur *network* telah mengenali fitur-fitur berupa tekstur, bentuk dan warna sebagai hasil dari pembelajaran yang telah dilakukan sebelumnya [10]. Peningkatan proses pembelajaran yang baru melalui *transfer* pengetahuan dari tugas terkait yang telah dipelajari sebelumnya. Teknik yang memungkinkan transfer pengetahuan membuat pembelajaran pada mesin dapat seefisien pembelajaran pada manusia [11].

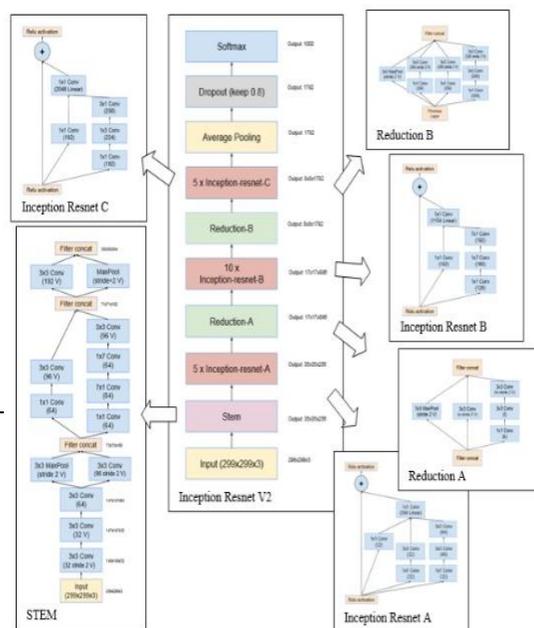
2.7 ResNet152V2

ResNet-152 adalah lapisan dengan kedalaman 152 lapisan. Model dengan jaringan lapisan dalam seperti ini cenderung akan menimbulkan *overfitting* dan *vanishing gradient*. He Kaiming dan Sun Jian pada mempergunakan teknik residual blok dan *bottleneck* untuk mengatasi efek *overfitting* tersebut [12].



Gambar 3. Blok Residual (kiri) dan struktur *bottleneck* (kanan) [12]

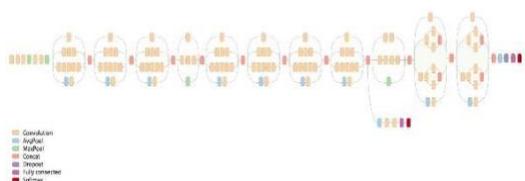
Sebagai upaya pengembangan CNN,



Szegedy memperkenalkan *Inception* dalam papernya yang berjudul “*Going Deeper with Convolution*”. *Convolution* adalah upaya ekstraksi *image* untuk memperoleh model dalam bentuk matrik kernel. Proses ini dilakukan dengan melakukan filterisasi yang bergeser dengan nilai *stride* tertentu pada suatu input *image*. Selanjutnya hasil dari *convolution* menjadi input bagian *fully connected* untuk proses klasifikasi.

dengan objek dalam penelitian ini. Sedangkan untuk sampel dalam penelitian ini hanya mengambil 2 kelas *X-ray* paru dengan total sampel sebanyak 1000 citra paru-paru non-pneumonia untuk data *train*, 2000 citra paru-paru pneumonia untuk data *train* dan 200 citra paru-paru non-pneumonia untuk data *testing*, 390 citra paru-paru pneumonia untuk data *testing*.

Gambar 4. Blok modul *Inception* ResnetV2



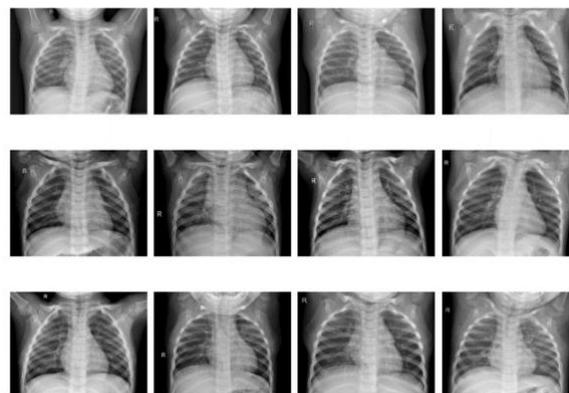
Gambar 5. Diagram keseluruhan *Inception* ResnetV2

3. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan metode *Transfer Learning* yang memanfaatkan model terlatih (*pre-trained model*) dari ResNet152V2 sebagai dasar pembuatan model final. Tahap awal yang dilakukan dengan mengumpulkan data-data penelitian yang dijadikan sebagai *dataset* dan akan di proses lebih lanjut dalam pengujian. Hasil pengujian berupa nilai evaluasi dari keseluruhan hasil pengujian. Berikut merupakan tahapan yang dilakukan.

3.1 Dataset Pengujian

Proses pengambilan data pada penelitian ini menggunakan *dataset public*. *Dataset public* dari *google image* dan situs <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia/data> dengan mengunduh (download) gambar terkait



Tabel 1. Variabel Penelitian

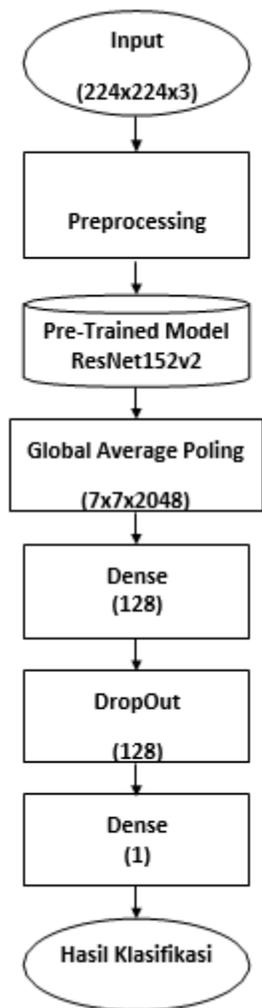
No.	Variabel	Latih	Uji	Definisi Operasional Variabel
1	<i>X-ray</i> Paru-paru Non-Pneumonia	1000	200	Citra berupa <i>X-ray</i> Paru-paru Non-pneumonia
2	<i>X-ray</i> Paru-paru Pneumonia	2000	390	Citra berupa <i>X-ray</i> Paru-paru Pneumonia

Gambar 6. Dataset Citra X-ray Paru-paru Non-pneumonia

Gambar 7. Dataset Citra X-ray Paru-paru Pneumonia

3.2 Rancangan Pengujian

Berikut merupakan rancangan pengujian yang digunakan dalam penelitian ini :



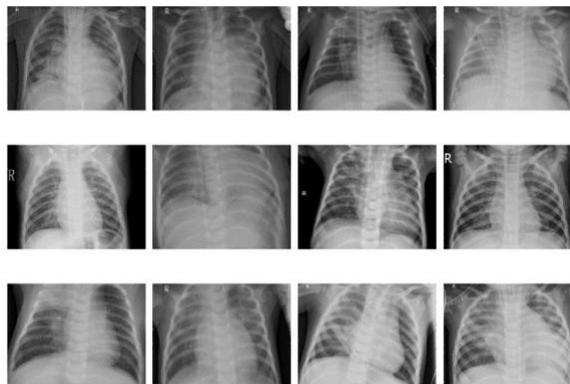
Gambar 8. Model Pengujian

Pada gambar 8 diatas merupakan rancangan model pengujian yang digunakan dalam penelitian ini. Dari rancangan tersebut dapat dilihat bahwa citra *input* yang dimasukan berukuran 224x24x3 piksel

kemudian dilakukan *preprocessing* citra. Tahap *preprocessing* yang dilakukan kali ini yaitu menggunakan bantuan *Image Data Generator* dengan melakukan manipulasi terhadap citra seperti *rescale=1/255*, *zoom range = 0.1*, *width shift range = 0.1* dan *height shift range = 0.1*. Setelah *preprocessing* dilakukan selanjutnya kita *training* dengan *pre-trainde* model ResNet152v2 untuk mendapatkan *feature extraction* dengan melakukan konvolusi terhadap citra *input* sebelumnya dan dilakukan *global average pooling* berukuran 7x7x2048. Setelah kita dapatkan ekstraksi fitur didapat kemudian kita gunakan dua *dense layer*, dengan *layer* pertama berfungsi sebagai *activation ReLu (rectified linear unit)* berukuran 128 *neuron*, kita tambahkan juga *drop out* sebesar 128 *neuron* sebelum *softmax* dan *layer* kedua sebagai *softmax* sejumlah 1 *neuron* sebagai *output* dari penelitian ini.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah model sebelumnya selesai dibuat, selanjutnya melakukan pelatihan data citra paru-paru kedalam fungsi *history* yaitu fungsi memanggil histori model dengan melakukan melakukan *fit* model. Dalam melakukan fit model akan digunakan *epoch*



sebanyak 20 kali, *batch_size = 64*,

random_state=42 dan *test_size = 0,20* yang berarti 80% *training* dan 20% validasi. *Epoch* berarti berapa kali jaringan akan melihat seluruh kumpulan data, sedangkan *batch_size* adalah jumlah contoh pelatihan dalam satu *forward / backward pass*. Semakin tinggi nilai *batch_size* maka akan semakin banyak memori yang dibutuhkan.

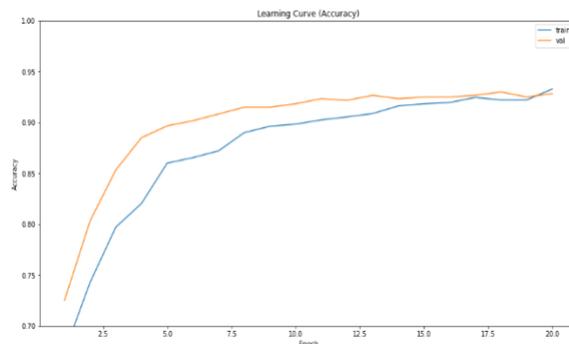
4.1 Hasil Pengujian Model

Tabel 2. Hasil Pengujian

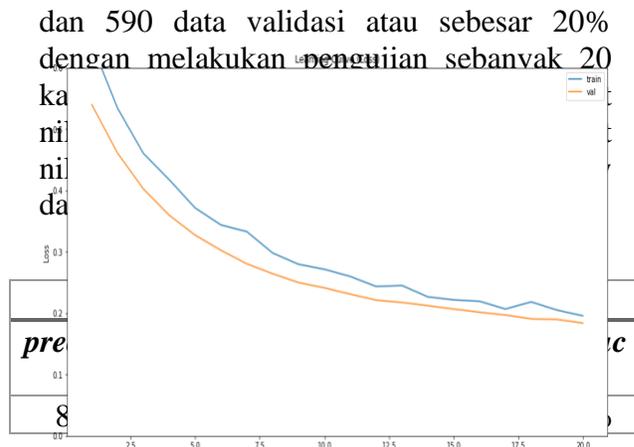
epoch	Data Train		Data Validation	
	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	0,6392 29715	0,6741 66679	0,5402 25923	0,72500 0024
2	0,5341 05659	0,7429 16644	0,4609 0439	0,80333 3342
3	0,4603 39159	0,7970 83318	0,4024 11819	0,85333 3354
4	0,4174 54869	0,8204 16689	0,3595 85404	0,88499 999
5	0,3715 2195	0,8600 00014	0,3271 8423	0,89666 6646
6	0,3437 65527	0,8654 16646	0,3024 7137	0,90166 6641
7	0,3328 83179	0,8720 83306	0,2804 41195	0,90833 3361
8	0,2980 56781	0,8899 99986	0,2642 92061	0,91500 0021
9	0,2796 72354	0,8962 5001	0,2498 85052	0,91500 0021
10	0,2715 43026	0,8983 33311	0,2412 88811	0,91833 3352
11	0,2598 5986	0,9024 99974	0,2309 84062	0,92333 3347
12	0,2435 39229	0,9054 16667	0,2212 79785	0,92166 6682
13	0,2450 67701	0,9087 49998	0,2174 04738	0,92666 6677
14	0,2265 93092	0,9162 4999	0,2122 06557	0,92333 3347
15	0,2215 85616	0,9183 33352	0,2066 65769	0,92500 0012

16	0,2194 62737	0,9195 83321	0,2015 43421	0,92500 0012
17	0,2066 90565	0,9245 83316	0,1969 06045	0,92666 6677
18	0,2183 6327	0,9220 83318	0,1907 69523	0,93000 0007
19	0,2049 53939	0,9220 83318	0,1897 00261	0,92500 0012
20	0,1956 12907	0,9329 16641	0,1837 65128	0,92833 3342

Pada tabel 2 diatas merupakan hasil dari pelatihan data *train* dan data *test* dengan menggunakan *epoch* sebanyak 20 kali. Dapat diketahui bahwa iterasi menghasilkan nilai *accuracy* dan nilai *loss* dari data *train* dan data validasi. Nilai *accuracy* merupakan nilai yang dapat digunakan sebagai acuan dalam mengetahui tingkat keberhasilan/kelayakan model yang telah dibuat dan nilai *loss* merupakan ukuran dari kegagalan/*error* yang dibuat *networks* yang bertujuan untuk meminimalisirnya. Pada data *train* diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0,932916641 pada *epoch* ke-20 sedangkan nilai *loss* terendah 0,195612907 di *epoch* ke-20, kemudian pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0,928333342 pada *epoch* ke-20 sedangkan nilai *loss* terendah 0,183765128 di *epoch* ke-20. Dari hasil pelatihan data *train* dan data validasi tersebut dapat kita visualisasikan kedalam plot/grafik sebagai berikut.



Gambar 9. Grafik Akurasi Train vs Val



Gambar 10. Grafik Loss Train vs Val

Dari gambar 9 dan gambar 10 diatas dapat diketahui bahwa hubungan antara nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada data *train* dan data validasi dengan jumlah *epoch*/iterasi. Korelasi/hubungan yang terjadi pada nilai akurasi menunjukkan korelasi positif yang memiliki hubungan searah dengan ketentuan semakin banyak jumlah *epoch* yang digunakan maka nilai *accuracy* data *train* dan data *validation* semakin tinggi. Berbanding terbalik dengan nilai *accuracy*, hubungan antara banyaknya *epoch* dengan nilai *loss* merupakan korelasi negatif dimana banyaknya jumlah *epoch* yang digunakan akan mempengaruhi nilai *loss* yang dihasilkan pada pelatihan data semakin kecil. Berdasarkan hasil tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa untuk memperkecil nilai *loss* yang ingin diharapkan maka dapat dilakukan dengan cara memperbanyak jumlah *epoch* pada proses *training*.

4.2 Evaluasi Model

Setelah melakukan *training* dan evaluasi model *final* dengan memanfaatkan fitur ekstraksi model ResNet152v2 terhadap *dataset* sebanyak 3590 citra yang terbagi atas 3000 data *training* atau sebesar 80%

dan 590 data validasi atau sebesar 20% dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali. Akurasi maksimal yang akan diperoleh dari keseluruhan model klasifikasi yang kita buat sebelumnya. Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa kemungkinan nilai akurasi maksimal yang di peroleh dari model ini adalah 91,4% namun memiliki nilai *loss* sebesar 0.18.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil penerapan metode *Transfer Learning* pada penerapan metode *Transfer Learning* pada *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model *Pre-Trained* dari ResNet152V2 dalam mengklasifikasikan 2 citra Paru-paru adalah Citra dapat melewati proses *preprocessing* dengan baik yaitu dengan diubah ukuran dimensinya menjadi 224x224x3 piksel dan kemudian dilakukan proses *preprocessing*, proses yang dilakukan kali ini yaitu menggunakan bantuan *Image Data Generator* dengan melakukan manipulasi terhadap citra seperti untuk mendapatkan nilai citra, kemudian menggunakan *feature extraction* dari *Pre-Trained* ResNet152V2 yang dilatih di *ImageNet* dengan menghasilkan nilai dimensi 7x7x2048 piksel pada *final model* ResNet152V2. Akurasi yang dicapai semakin baik apabila digunakan data *train* yang semakin banyak. Hal ini dibuktikan dengan pengujian pada jumlah data training

sebanyak 80% dan data validasi sebanyak 20% pada setiap model pengujian.

Sehingga disimpulkan bahwa setelah melakukan *training* dan evaluasi model *final* dengan memanfaatkan fitur ekstraksi dari model terlatih ResNet152v2 terhadap *dataset* sebanyak 3590 citra yang terbagi atas 3000 data *training* atau sebesar 80% dan 590 data validasi atau sebesar 20% dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali dan *batch size* sebesar 32, maka diperoleh hasil akurasi sebesar 91,4% namun memiliki nilai *loss* sebesar 0.18.

6. SARAN

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, saran untuk pengembangan dan perbaikan dari penelitian kali ini adalah sebagai berikut:

1. Mampu mengembangkan perolehan model CNN menjadi semakin dapat menghasilkan *output* yang bervariasi, handal dan representatif dalam mengenali objek.
2. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan memperbanyak *dataset* baik itu data latih maupun data uji untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih akurat.
3. Bagi yang menggunakan *Google Colaboratory* disarankan menggunakan koneksi internet yang cepat dan stabil untuk mempercepat dalam melakukan pengujian model klasifikasi.
4. Bagi yang menggunakan *Jupyter Notebook* guna mempercepat dalam melakukan pengujian model klasifikasi bisa digunakan perangkat Graphical Processing Unit (GPU) yang cukup besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Pulung Nurtantio, T.Sutojo, Pengolahan Citra Digital. ANDI (Anggota IKAPI), 2017.
- [2] M. Iqbal, F. A. Setyaningsih, and S. Bahri, "Implementasi Metode

Certainty Factor Dalam Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Paru-Paru Berbasis Android," J. Komput. dan Apl., vol. 07, no. 03, pp. 155–164, 2019.

- [3] L. Listyalina, E. L. Utari, and D. E. Puspaningtyas, "Penentuan Penyakit Paru Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput., vol. 11, no. 1, pp. 233–240, 2020, doi: 10.24176/simet.v11i1.3667.
- [4] Z. A. Fikriya, M. I. Irawan, and S. Soetrisno., "Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital," J. Sains dan Seni ITS, vol. 6, no. 1, 2017, doi: 10.12962/j23373520.v6i1.21754.
- [5] D. I. Mulyana, "Optimization of Image Classification Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm for Cirebon Batik Image Indonesian," no. 12, pp. 39–46, 2021.
- [6] M. Afif, A. Fawwaz, K. N. Ramadhani, and F. Sthevanie, "Klasifikasi Ras pada Kucing menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network(CNN)," J. Tugas Akhir Fak. Inform., vol. 8, no. 1, pp. 715–730, 2020.
- [7] S. Riyadi and D. I. Mulyana, "Optimasi Image Classification Pada Wayang Kulit Dengan Convolutional Neural Network," JUST TI (Jurnal Sains Terap. Teknol. Informasi) 14, vol. 1, no. September 2021, pp. 17–24, 2022.
- [8] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Skin Disease Classification System Using

- Convolutional Neural Network (Cnn),” e-Proceeding Eng., vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [9] A. B. Sinuhaji, A. G. Putrada, and H. H. Nuha, “Klasifikasi Gambar dari Prototipe Camera Trap Menggunakan Model ResNet-50 untuk Mendeteksi Satwa Dilindungi,” vol. 8, no. 5, pp. 10544–10555, 2021.
- [10] W. Setiawan, Deep Learning menggunakan Convolutional Neural Network. TIM Media Nusa Creative, 2020.
- [11] R. Firmansyah, “IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI BUNGA,” pp. 49–50, 2021.
- [12] W. Hastomo, “Klasifikasi Covid-19 Chest X-Ray Dengan Tiga Arsitektur Cnn (Resnet-152, Inceptionresnet-V2, Mobilenet-V2),” vol. 5, no. D1, 2021.