Jurnal Fisika Flux: Jurnal Ilmiah Fisika FMIPA Universitas Lambung Mangkurat
Volume 21, Nomor 1, Februari 2024
1819-796X (p-ISSN); 2541-1713 (e-ISSN)

Identifikasi Penyakit *Pneumonia* pada Citra *X-Ray Thorax* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* Model VGG16

Meita Ananda Pramesti, Yudha Arman*, Hasanuddin

Jurusan Fisika , Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tanjungpura
JL. Prof. Dr. H. Hadari Nawawi-Pontianak Indonesia

*Email korespodensi : yudha_arman@physics.untan.ac.id

DOI: https://doi.org/10.20527/flux.v21i1.15595
Submitted: 11st February, 2023; *Accepted*: 08th June, 2023

ABSTRAK- Pneumonia adalah peradangan paru-paru yang disebabkan oleh bakteri, virus dan sebab lainnya. Citra X-Ray umum digunakan untuk mendeteksi adanya Pneumonia berdasarkan keluhan yang disampaikan oleh pasien dan rekomendasi yang disampaikan oleh tenaga medis. Penelitian sebelumnya melaporkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan bagian dari teknologi deep learning dapat digunakan sebagai salah satu alat bantu dalam menganalisis citra X-Ray. Metode ini dilaporkan dapat mengurangi sejumlah parameter bebas serta menangani deformasi gambar input seperti translasi, rotasi dan skala. Penelitian ini menyajikan penggunaan CNN model VGG16 pada citra X-ray thorax dengan variasi *epoch* dan *resize pixel* dalam mengklasifikasi penyakit pneumonia. Sebanyak 4000 citra X-ray thorax dari laman situs Mendeley digunakan untuk proses klasifikasi. Proses klasifikasi akhir dari metode CNN dilakukan menggunakan fungsi aktivasi softmax. Pengujian hasil yang diperoleh menggunakan *batchsize* 20 berdasarkan dua parameter perlakuan pada citra, yaitu ukuran *resize* dan jumlah *epoch*. Berdasarkan hasil yang diperoleh, akurasi rata-rata semakin meningkat dengan ditambahnya ukuran *resize* pada dataset citra. Akurasi tertinggi sebesar 87,54% diperoleh pada varian *resize* 300×300 piksel. Akurasi rata-rata terendah, yakni 79,61% ditunjukkan pada citra ukuran resize 100×100 piksel. Dataset citra dengan ukuran *resize* 200×200 menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 89,32% pada *epoch* ke 100 dengan akurasi rata-rata 83,34%. Untuk varian epoch, akurasi tertinggi sebesar 94,39% pada citra ukuran *resize* 300×300 diperoleh pada epoch ke-30.

KATA KUNCI: citra X-ray; convolutional neural network; *epoch*; pneumonia; *resize*.

ABSTRACT– *Pneumonia is an inflammation of the lung parenkime caused by bacteria, viruses, and other infections. Generally, the detection of pneumonia can be done by analyzing the x-ray image of the thorax after the reported symptoms and recommendations given by the physician. Previous studies said that Convolutional Neural Networks (CNN), part of Deep learning technology, can be used to analyze X-ray images. It also reported that this method could reduce independent parameters and handle the deformation of input images, such as translation, rotation, and scale. In this study, we report the implementation of CNN model VGG16 with varying epochs and pixels on chest X-ray images to classify pneumonia. The data used are 4000 X-ray images of the thorax taken from the Mendeley website. Final classification processes were done by using the softmax activation function. The results were tested using 20 batch sizes based on 2 image treatment parameters, namely resize and epoch. We reported that the higher image reduction size can increase the average calculation's accuracy. It is found that the highest accuracy (87,54%) is obtained from the resizing of 300×300 pixels. The lowest average accuracy, 79.61%, is shown at a resize size of 100×100 pixels. The highest accuracy (94.39%) for the epoch variant on the resized image of 300×300 pixels is obtained on the 30th epoch.*

KEYWORDS : convolutional neural network; epoch; pneumonia; resize; X-ray image

PENDAHULUAN

Penyakit pneumonia merupakan infeksi akut pada parenkim paru yang disebabkan oleh mikroorganisme, aspirasi dari cairan lambung, benda asing, hidrokarbon, bahan-bahan lipoid dan reaksi hipersensitivitas (Monita et al., 2015). Gejala yang ditimbulkan pada penderita pneumonia, yakni berupa pernapasan yang sesak dan cepat (Budihardjo and Suryawan, 2020). Berdasarkan data yang

dilaporkan, jumlah pasien rawat inap yang terdiagnosa penyakit pneumonia berkisar antara 5% hingga 15% dan meningkat menjadi 20% hingga 50% untuk perawatan di Intensive Care Unit (Irawan et al., 2019).

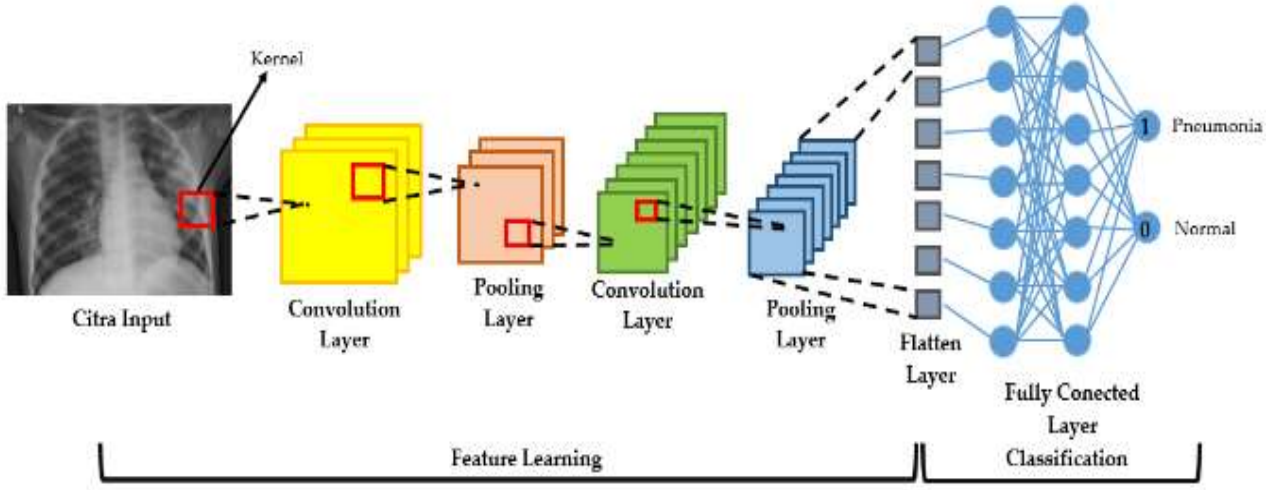
Diagnosis penyakit pneumonia dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi medis, yaitu melalui x-ray thorax. Hasil dari proses ini berupa citra x-ray yang memerlukan analisis lebih lanjut. Potensi kekeliruan dalam menganalisi citra x-Ray secara manual dapat terjadi sehingga mempengaruhi jenis penanganan ataupun pengobatan pada pasien. Teknologi deep learning saat ini umum digunakan untuk membantu proses analisis citra x-ray thorax tersebut.

Deep learning merupakan algoritma jaringan syaraf tiruan yang mengolah data citra masukan dengan menggunakan beberapa lapisan tersembunyi (Fadlia dan Kosasih, 2019). Santos et al. (2007) melaporkan penggunaan metode CNN yang merupakan salah satu metode deep learning untuk mengklasifikasi suatu citra dengan tingkat akurasi yang tinggi. Metode CNN ini diketahui juga dapat mengurangi sejumlah parameter bebas serta menangani deformasi gambar input seperti translasi, rotasi dan skala (Andika et al., 2019, Hashemi, 2019).

CNN merupakan jaringan saraf buatan yang berfungsi untuk mengklasifikasi atau menganalisis citra berdasarkan inspirasi dari jaringan otak manusia secara spesifik (Maysanjaya, 2020). Pada dasarnya, CNN memiliki tiga komponen susunan arsitektur yang terdiri dari convolution layer, pooling layer, dan fully connected layer. Berbeda dengan jaringan syaraf tiruan sebelumnya, metode CNN mengolah data citra dengan dimensi lebar, tinggi dan kedalaman yang didefinisikan sebagai satu layer (Hariyani et al., 2020).

Proses kerja CNN dalam mengekstrak fitur citra dilakukan dengan menggunakan bantuan convolution layer (Maysanjaya, 2020). Hasil dari ekstraksi citra pada convolution layer adalah feature maps. Proses kemudian dilanjutkan dengan mereduksi ukuran data citra pada pooling layer. Pengurangan ukuran citra ini dilakukan dengan mengambil angka maksimal (max pooling) dari komponen matriks feature maps untuk setiap grid. Data berdimensi tiga yang dihasilkan ini kemudian diubah menjadi data berdimensi satu terlebih dahulu sebelum memasuki tahap fully connected layer. Tujuan dilakukannya reduksi ukuran dimensi ini adalah untuk mempermudah klasifikasi data secara linear (Suartika et al., 2016). Ilustrasi dari proses kerja CNN disajikan seperti pada Gambar 1

Berdasarkan uraian tersebut, dilakukan penelitian identifikasi citra paru-paru dengan metode CNN model VGG16. Untuk mengetahui akurasi yang terbaik digunakan parameter uji yaitu ukuran resize pada preprocessing data dan jumlah epoch pada



Gambar 1. Ilustrasi proses Convolutional Neural Network.

pengujian model CNN. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah python 3.8 dengan aplikasi colaboratory yang terhubung ke fasilitas Google Drive. Data citra yang digunakan diambil dari laman internet Mendeley Data, yang kemudian disimpan ke dalam Google Drive. Penelitian ini juga merujuk kepada penelitian yang pernah dilakukan oleh Maysanjaya (2020). Dilakukan perbedaan perlakuan pada proses pembuatan model CNN, yakni pada proses classification akhir dari metode CNN menggunakan fungsi aktivasi softmax. Selain perbedaan pada penggunaan fungsi aktivasi, parameter pengujian model CNN yang dilakukan menggunakan batchsize 20 dan parameter yang diuji yaitu ukuran resize dan jumlah epoch.

METODE PENELITIAN

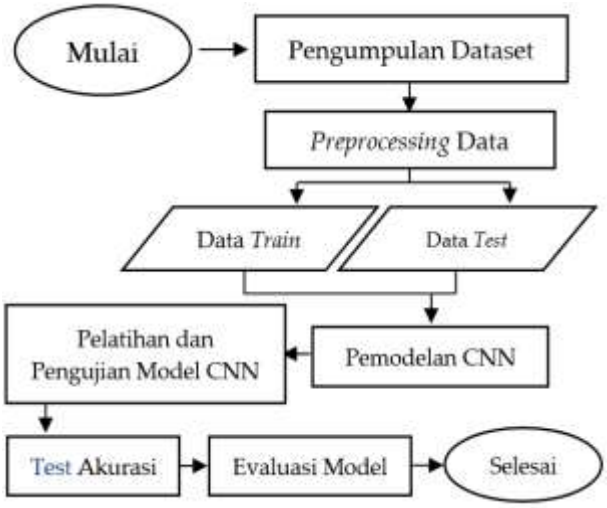
Pada penelitian ini, pengujian terhadap kinerja metode CNN dilakukan dengan menggunakan data sekunder dari laman *Mendeley Data*. Jumlah data citra *pneumonia* yang digunakan sebanyak 3000 citra dan data citra normal sebanyak 1000 citra. Parameter yang diuji yakni varian *resize* dari 100×100 *pixel*, 200×200 *pixel*, dan 300×300 *pixel* serta varian *epoch* dari 10-100 *epoch*. Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini, disajikan dalam diagram alir pada Gambar 2.

Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing* data, dilakukan *resize* sesuai dengan ukuran yang telah ditentukan. Setelah seluruh citra berukuran seragam, dataset dibagi menjadi dua kelompok, yakni data *train* dan data *test*. Pembagian kelompok ini digunakan pada saat tahap pelatihan dan pengujian model CNN.

Pemodelan CNN

Pada langkah ini dilakukan pembuatan model CNN yang terdiri dari dua tahap, yaitu tahap *feature learning* dan tahap *classification*. Pada tahap *feature learning*, jaringan terdiri dari dua *convolution layer* dan dua *pooling layer*. Feature learning yang dilakukan pada penelitian ini akan menghasilkan feature map, berupa tensor hasil konvolusi antara kernel dengan tensor input. Dengan menggunakan beberapa kernel (deteksi tepi horizontal dan vertikal, dan detector outline), feature map yang dihasilkan oleh masing-masing kernel tersebut akan menjadi ciri atau karakteristik dari tensor input. Sedangkan pada tahap *classification,* jaringan yang dibuat terdiri dari *fully connected layer* dan juga ada beberapa *layer* lain yang membantu tahap *classification*, yakni *dropout layer*, *flatten layer*, dan *dense layer*.



Gambar 2. Diagram alir penelitian.

Pelatihan dan Pengujian Model CNN

Setelah model CNN selesai dibangun, dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan data *train* dan *test* yang sudah dibagi sebelumnya. Pada langkah ini, penggunaan *epoch* divariasikan sesuai dengan ketentuan sebelumnya. *Learning rate* dan *batchsize* masing-masing adalah 0,01 dan 20. Ukuran Batchsize ini memungkinkan sistem memiliki frekuensi update bobot yang lebih besar. Untuk jumlah sampel sebanyak 3000, akan terdapat 150 batch yang masing-masing melibatkan 20 sampel untuk dipropagasi ke jaringan.

Akurasi Hasil dan Evaluasi Model

Pada langkah ini, nilai akurasi dari hasil pelatihan dan pengujian model CNN berdasarkan varian *epoch* dihitung. Selain akurasi juga didapatkan *confusion matrix* yang menunjukkan jumlah citra yang benar dan salah dari hasil klasifikasi model CNN.

Performa klasifikasi yang disajikan dalam variabel akurasi, presisi, dan *recall* dihitung menggunakan persamaan berikut (Andika *et al*., 2019):

$$Akurasi = \frac{PB+NB}{PB+PS+NB+NS} \quad (1)$$

$$Presisi = \frac{PB}{PB+PS} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{PB}{PB+NS} \quad (3)$$

dengan *PB*, *PS*, *NB* dan *NS* masing-masing adalah positif benar, positif salah, negatif benar dan negatif salah.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem pada *Resize* 100×100 *Pixel*

Menurut Hashemi (2019), citra yang menjadi input pada CNN harus di-*resized*. Semakin besar ukuran *resize* maka deformasi fitur dan pola akan semakin kecil. Hal ini dapat mengurangi penurunan akurasi akibat adanya deformasi tersebut dan kompleksitas waktu dan ruang. Hasil penelitian dengan *resize* 100×100 *pixel* menunjukkan nilai rata-rata akurasi yang cukup baik berdasarkan keberhasilan model CNN dalam mengklasifikasi citra.

Tingkat keberhasilan ini juga didukung oleh nilai *recall* dan presisi yang hampir mendekati angka 1. Hasil pengujian pada *resize* 100×100 *pixel* ditampilkan pada Tabel 1.

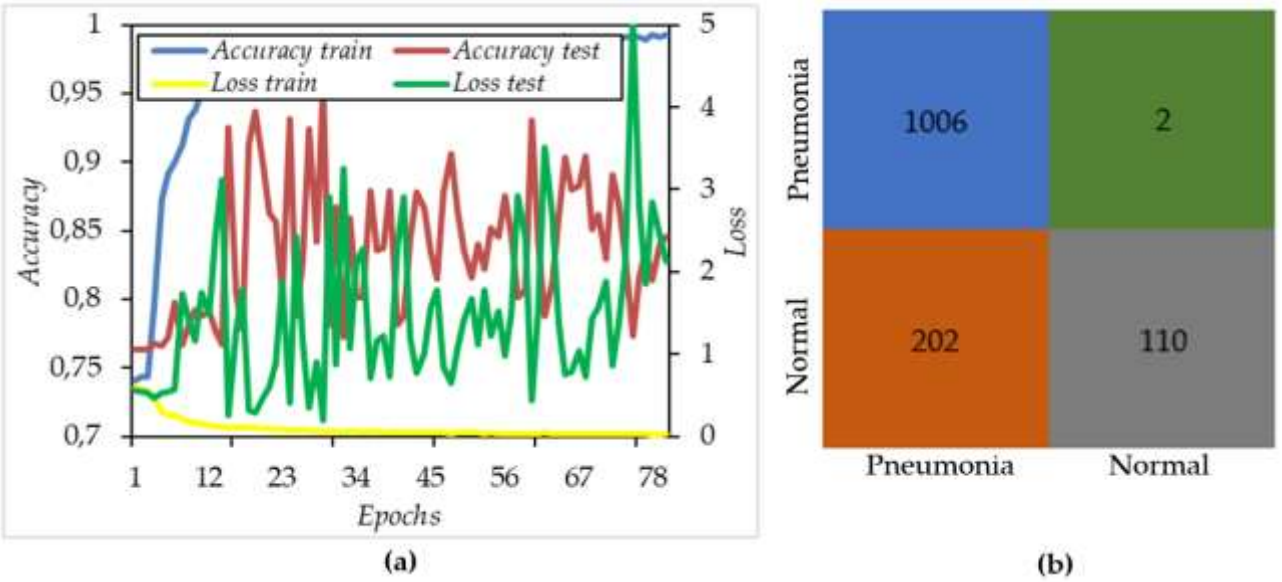
Berdasarkan hasil yang dipaparkan pada Tabel 1, akurasi tertinggi (84,55%) pada *resize* 100×100 *pixel* didapatkan pada *epoch* ke 80 dan akurasi terendah (76,44%) terjadi pada *epoch* ke 10. Pada *epoch* ke 80, jumlah citra yang berhasil diklasifikasi, yakni 1006 citra pneumonia dan 110 citra normal. Dari banyaknya jumlah citra yang berhasil diklasifikasi ini, menunjukkan nilai peforma yang cukup tinggi pada kinerja CNN (koma) yaitu *recall* sebesar 0,833 dan presisi sebesar 0,998. Selain didapatkan hasil berupa angka, ditampilkan pula hasil grafik akurasi dan *loss* keseluruhan dari *epoch* 80

Tabel 1. Hasil pengujian berdasarkan varian *epoch* pada *resize* 100×100 *pixel*.

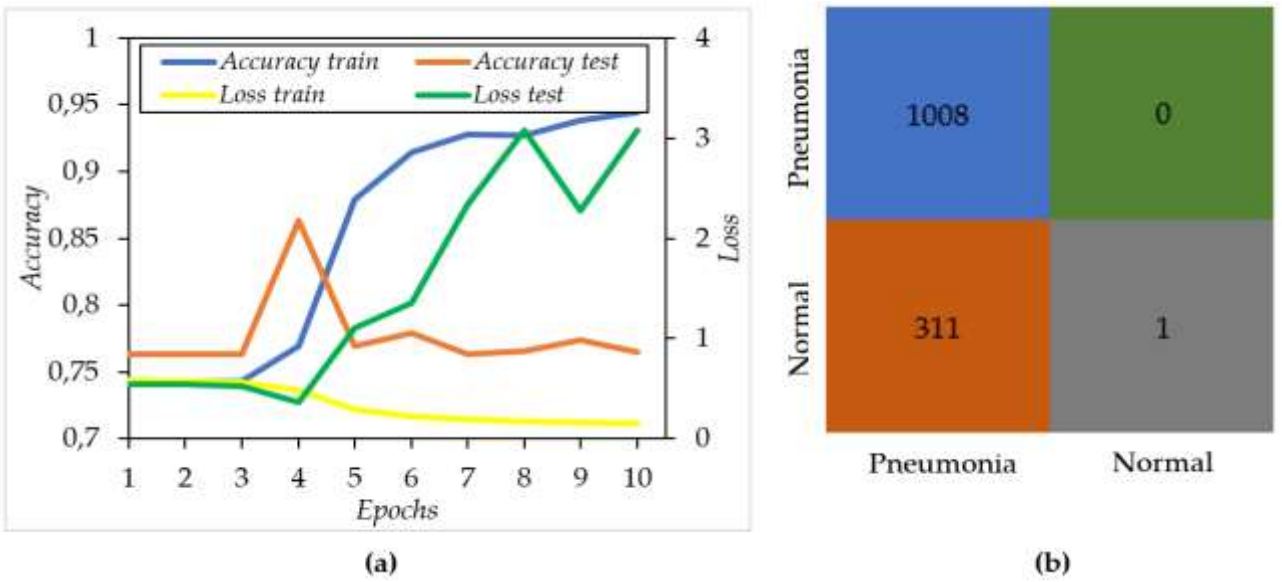
Epoch	Positif Benar	Positif Salah	Negatif Benar	Negatif Salah	*Recall*	*Precision*	*Accuracy*
10	1,008	0	1	311	0,764	1,000	76,44%
20	1,007	1	18	294	0,774	0,999	77,65%
30	1,006	2	89	223	0,819	0,998	82,95%
40	1,007	1	28	284	0,780	0,999	78,41%
50	1,007	1	38	274	0,786	0,999	79,17%
60	1,007	1	28	284	0,780	0,999	78,41%
70	1,008	0	37	275	0,786	1,000	79,17%
80	1,006	2	110	202	0,833	0,998	84,55%
90	1,008	0	28	284	0,780	1,000	78,48%
100	1,008	0	60	252	0,800	1,000	80,91%
			Average				79,61%

beserta *confussion matrix* pada Gambar 3. Dari hasil terlihat akurasi sistem pada data Train lebih tinggi jika dibandingkan dengan data Test. Hal ini mengingat sistem dilatih untuk mengenali perilaku dari data train. Data test yang tidak diikutsertakan dalam pembuatan model akan menjadi ukuran bagi keberhasilan sistem, sehingga akurasi dari data test akan menghasilkan nilai yang lebih rendah jika dibandingkan dengan hasil yang diperoleh pada data train. Akurasi terendah yang terjadi pada *epoch* 10, tidak mengalami kesalahan dalam mengklasifikasi citra *pneumonia*. Akan tetapi, seluruh *dataset* citra normal tidak ada

yang benar diklasifikasi pada tahap pengujian model CNN. Penyebab kegagalan dalam klasifikasi citra normal ini dipengaruhi oleh penggunaan *dataset* citra normal yang terlalu sedikit. Rendahnya kinerja CNN pada *epoch* 10 ini ditunjukkan pada Gambar 4 dengan grafik *loss test* yang mengalami kenaikan sedangkan *accuracy test* mengalami penurunan.



Gambar 3. Hasil penelitian pada *resize* 100×100 *pixel epoch* ke 80 (a) Grafik model *accuracy* dan *loss*, (b) *confusion matrix*.



Gambar 4. Hasil penelitian pada resize 100×100 pixel epoch ke 10 (a) grafik model accuracy dan loss, (b)

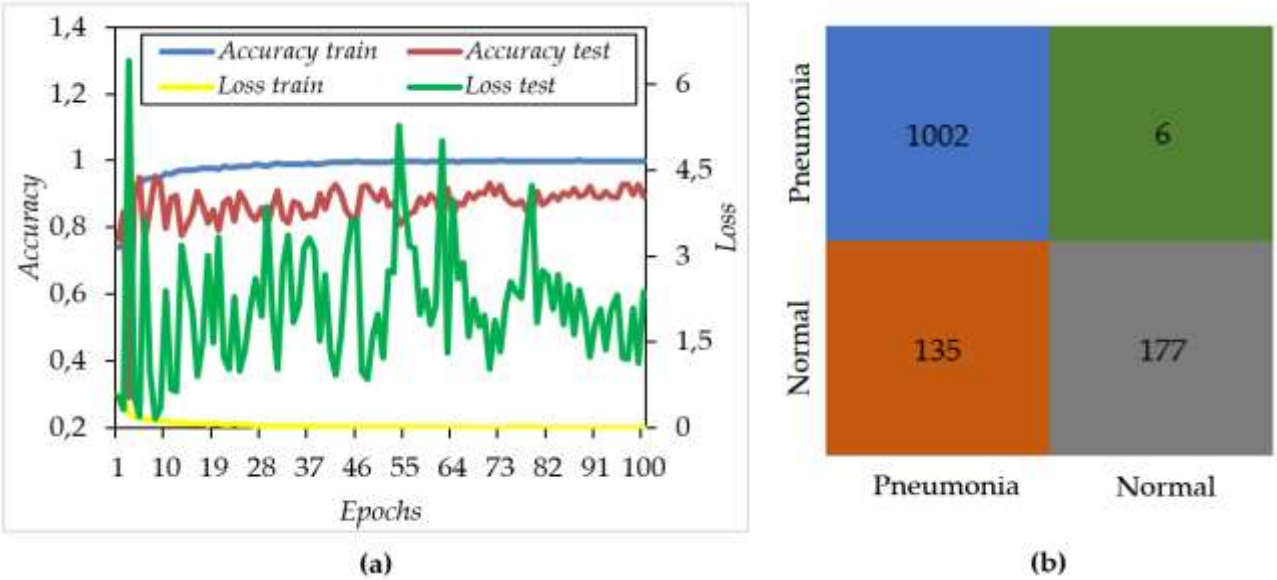
Sistem pada *resize* 200×200 *Pixel*

Hasil penelitian pada *resize* 200×200 *pixel* mendapatkan akurasi rata-rata yang lebih tinggi dibandingkan *resize* sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa pada *resize* 200×200 *pixel*, jumlah citra *pneumonia* dan citra normal yang gagal diklasifikasi tidak sebanyak seperti pada *resize* 100×100 *pixel*. Bertambahnya jumlah akurasi rata-rata ini dipengaruhi oleh penambahan ukuran *resize* pada data citra. Hasil pengujian pada *resize* 200×200 *pixel* ditampilkan pada Tabel 2.

Berdasarkan hasil yang telah dipaparkan pada Tabel 2, diketahui bahwa akurasi

Tabel 2. Hasil pengujian berdasarkan varian epoch pada resize 200×200 pixel.

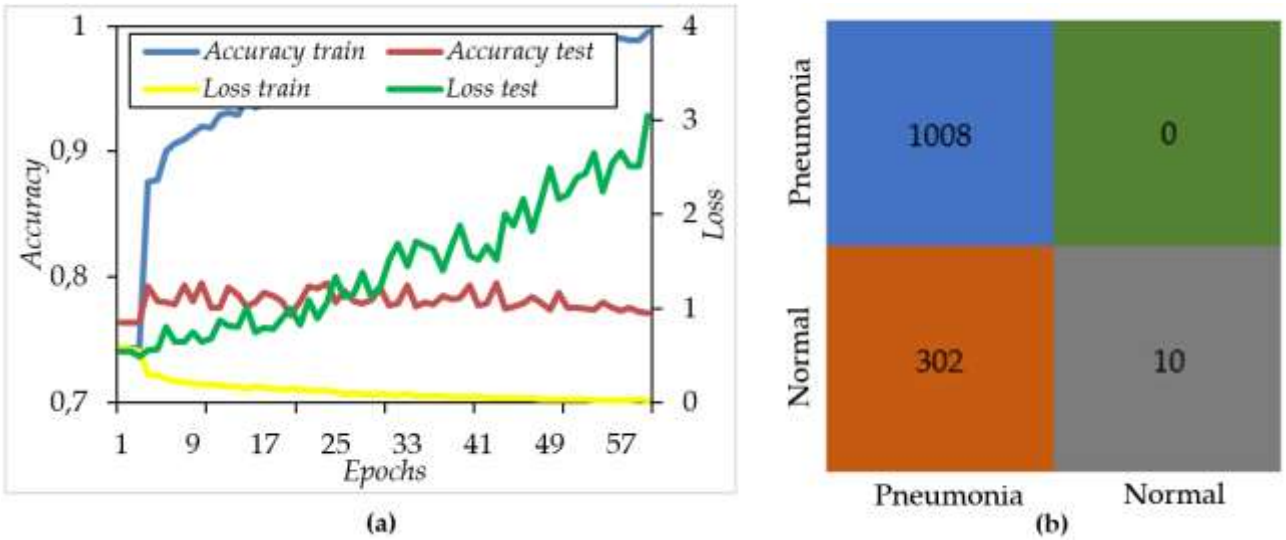
Epoch	Positif Benar	Positif Salah	Negatif Benar	Negatif Salah	*Recall*	*Precision*	*Accuracy*
10	1.007	1	69	243	0,806	0,999	81,52%
20	1.007	1	73	239	0,808	0,999	81,82%
30	1.005	3	122	190	0,841	0,997	85,38%
40	1.004	4	105	207	0,829	0,996	84,02%
50	1.003	5	142	170	0,855	0,995	86,74%
60	1.008	0	10	302	0,769	1	77,12%
70	1.007	1	55	257	0,797	0,999	80,45%
80	1.006	2	90	222	0,819	0,998	83,03%
90	1.005	3	104	208	0,829	0,997	84,02%
100	1.002	6	177	135	0,881	0,994	89,32%
			Average				83,34%



Gambar 5. Hasil penelitian pada resize 200×200 pixel epoch ke 100 (a) grafik model accuracy dan loss, (b) confusion matrix

tertinggi (89,32%) terjadi pada *epoch* 100 dan akurasi terendah (77,12%) terjadi pada *epoch* 60. Pada *epoch* ke 100, model CNN berhasil mengklasifikasi citra *pneumonia* sebanyak 1002 dan citra normal 177. Walaupun jumlah citra *pneumonia* yang berhasil diklasifikasi tidak sebanyak *epoch* 80 *resize* 100×100 *pixel*, akan tetapi model CNN mengalami peningkatan dalam mengklasifikasi citra normal. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 5, dengan grafik *accuracy test epoch* 100 tidak banyak mengalami penurunan yang sangat signifikan, seperti pada *resize* sebelumnya.

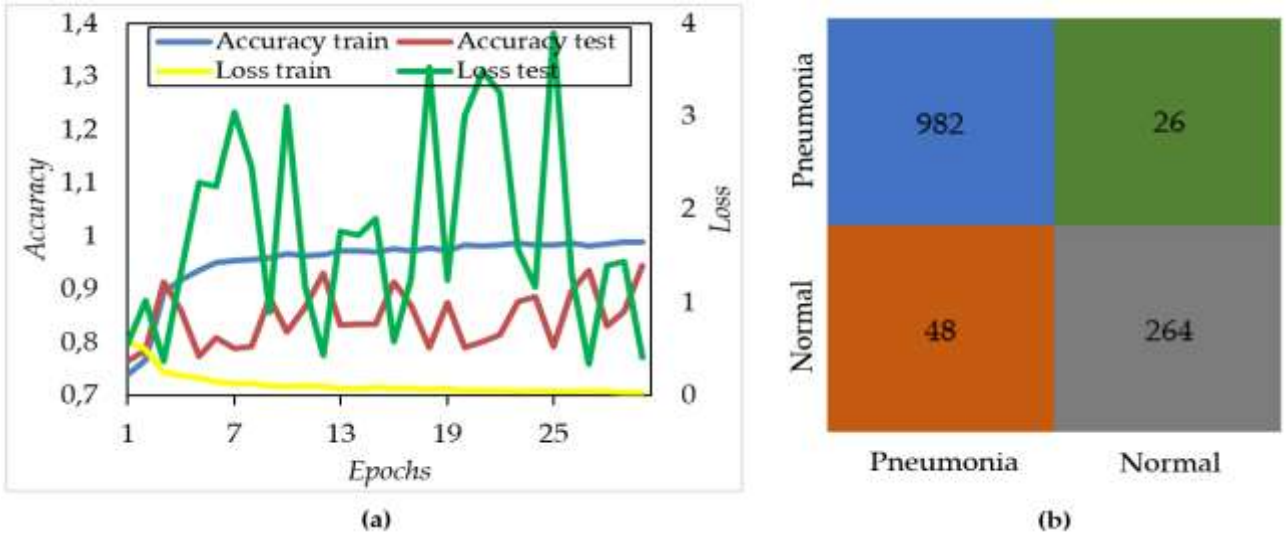
Epoch ke 60 berhasil mengklasifikasi data citra *pneumonia* sebanyak 1008 citra dan citra normal sebanyak 10 citra. Sama seperti yang terjadi pada *resize* sebelumnya, yaitu jumlah dataset citra normal yang digunakan tidak sebanding dengan jumlah dataset citra *pneumonia*. Penurunan peforma pada *epoch* ke 60 dapat dilihat pada Gambar 6, dengan grafik *accuracy test* yang awalnya mengalami sedikit kenaikan (koma) kemudian mengalami penurunan seterusnya



Gambar 6. Hasil penelitian pada *resize* 200×200 *pixel epoch* ke 60 (a) grafik model *accuracy*, (b) grafik model *loss*, dan (c) *confusion matrix*.

Tabel 3. Hasil pengujian berdasarkan varian epoch pada resize 300×300 pixel.

Epoch	Positif Benar	Positif Salah	Negatif Benar	Negatif Salah	*Recall*	*Precision*	*Accuracy*
10	1007	1	139	173	0,853	0,999	86,82%
20	1001	7	193	119	0,894	0,993	90,45%
30	982	26	264	48	0,953	0,974	94,39%
40	1002	6	166	146	0,873	0,994	88,48%
50	1002	6	103	209	0,827	0,994	83,71%
60	1004	4	165	147	0,872	0,996	88,56%
70	1007	1	94	218	0,822	0,999	83,41%
80	1007	1	119	193	0,839	0,999	85,30%
90	1002	6	171	141	0,877	0,994	88,86%
100	1007	1	120	192	0,840	0,990	85,38%
			Average				87,54%



Gambar 7. Hasil penelitian pada *resize* 300×300 *pixel epoch* ke 30 (a) grafik model *accuracy* dan *loss*, (b) *confusion matrix*.

Sistem pada *Resize* 300×300 *Pixel*

Hasil pengujian pada *resize* 300×300 *pixel* mendapatkan akurasi rata-rata yang tertinggi dibandingkan *resize* yang lainnya. Meningkatnya akurasi ini dipengaruhi oleh ukuran *resize* yang semakin bertambah. Hasil pengujian pada *resize* 300×300 *pixel* ditampilkan pada Tabel 3.

Dari pemaparan Tabel 3, diketahui bahwa akurasi tertinggi (94,39%) terjadi pada *epoch* 30 dan akurasi terendah (83,71%) terjadi pada *epoch* 50. Pada *resize* 300×300 *pixel* banyak mengalami penurunan dan kenaikan akurasi. Hal ini dikarenakan model mengalami kejenuhan akibat penggunaan ukuran *resize* besar dan banyaknya penggunaan *epoch*. Pada *epoch* ke 30, model CNN berhasil mengklasifikasi citra *pneumonia* sebanyak 982, lebih sedikit jika dibandingkan dengan hasil yang lain. Tingginya akurasi pada epoch 30 juga dipengaruhi oleh banyaknya data citra normal yang berhasil diklasifikasi yaitu 264 citra normal. Hasil grafik model *loss* dan *accuracy*, beserta *confussion matrix* pada *epoch* ke 30 ditampilkan di Gambar 7.

Epoch 70 model CNN mengalami kejenuhan dari banyaknya jumlah *epoch* yang digunakan serta penggunaan *resize* yang semakin besar. Akibat dari kejenuhan ini, peforma model CNN semakin berkurang sehingga banyak terjadi kegagalan dalam klasifikasi gambar khususnya data citra normal. Pada Gambar 8, terlihat bahwa grafik *accuracy test* dan *lost test epoch* 70 mengalami banyak kenaikan dan penurunan. Grafik *accuracy test* diakhiri dengan penurunan sedangkan grafik *lost test* diakhiri dengan kenaikan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, diketahui bahwa akurasi rata-rata semakin meningkat dengan ditambahnya ukuran *resize* pada dataset citra. Dataset citra dengan ukuran *resize* 300×300 *pixel* memperoleh akurasi rata-rata tertinggi (87,54%). Akurasi tertinggi (94,39%) pada ukuran *resize* 300×300 *pixel* diperoleh pada *epoch* ke 30. Berdasarkan varian ukuran *resize* dataset, Akurasi rata-rata terendah (79,61%) ditunjukkan pada dataset citra dengan ukuran *resize* 100×100 *pixel*. Akurasi tertinggi (84,55%) pada dataset citra ukuran 100×100 *pixel* diperoleh pada *epoch* 80. Dataset citra dengan ukuran *resize* 200×200 menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 89,32% pada *epoch* ke 100 dengan akurasi rata-rata 83,34%.

DAFTAR PUSTAKA

Andika, L.A., Pratiwi, H., and Handajani, S.S., 2019. Klasifikasi Penyakit Pneumonia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Optimasi Adaptive Momentum. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 3 (3), 331–340.

Budihardjo, S.N. and Suryawan, I.W.B., 2020. Faktor-faktor resiko kejadian pneumonia pada pasien pneumonia usia 12-59 bulan di RSUD Wangaya. *Intisari Sains Medis*, 11 (1), 398–404.

Fadlia, N. and Kosasih, R., 2019. Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn). *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 24 (3), 207–215.

Hariyani, Y.S., Hadiyoso, S., and Siadari, T.S., 2020. Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 8 (2), 443.

Irawan, R., Reviono, and Harsini, 2019. Respirologi Indonesia. *Journal of The Indonesian Society of Respirology*, Vol. 39 (1), 44–53.

Maysanjaya, I.M.D., 2020. Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru-paru dengan Convolutional Neural Network. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 9 (2), 190–195.

Hashemi, M ., 2019. Enlarging Smaller Images Before Inputting Into Convolutional Neural Network. Journal of Big Data, 6:98.

Monita, O., Yani, F.F., and Lestari, Y., 2015. Profil Pasien Pneumonia Komunitas di

Bagian Anak RSUP DR. M. Djamil Padang Sumatera Barat. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 4 (1), 218–226.

Santos, A.M., Pereira, B.B., Seixas, J.M., Mello, F.C.Q., and Kritski, A.L., 2007. Neural Networks: An Application for Predicting Smear Negative Pulmonary Tuberculosis. *Advances in Statistical Methods for the Health Sciences*, 275–287.

Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, S.R., 2016. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5 (1), 76.