

IDENTIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA BERDASARKAN CITRA CHEST X-RAY MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

¹Nadya Putri Ekananda, ²Desti Rimirasih
^{1,2}Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat
¹nadyaputriekananda@gmail.com, ²destimath@staff.gunadarma.ac.id,

Abstrak

Perkembangan teknologi digital telah mempengaruhi banyak bidang. Salah satunya dalam bidang kesehatan. Teknologi digital dalam bidang kesehatan banyak digunakan untuk menganalisis organ tubuh manusia bagian dalam yang sulit dilihat, menemukan obat yang tepat untuk mengobati penyakit, mendiagnosa penyakit dan masih banyak lagi. Salah satu hasil pemeriksaan yang dimanfaatkan oleh teknologi adalah hasil citra X-ray. Penyakit yang menggunakan hasil citra X-ray salah satunya adalah pneumonia. Pneumonia adalah infeksi akut pada jaringan paru-paru (alveoli). Gejala pneumonia adalah demam, sesak nafas, dahak berwarna kehijauan, serta gambaran hasil chest X-ray memperlihatkan kepadatan pada bagian paru. Hasil citra chest X-ray diperiksa secara manual dan membutuhkan pencahayaan yang baik oleh dokter. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi penyakit pneumonia berdasarkan citra chest X-ray yang didahului dengan peningkatan kualitas citra menggunakan histogram equalization. Pada model convolutional neural network ini digunakan 5.879 citra chest X-ray, diantaranya 5.255 citra chest X-ray untuk pelatihan dan 624 citra chest X-ray digunakan untuk pengujian. Pada proses pelatihan model diperoleh tingkat akurasi sebesar 97,16%. Pada pengujian model diperoleh tingkat akurasi sebesar 88.46%.

Kata Kunci: Citra chest X-ray, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Identifikasi, Pneumonia.

Abstract

The development of digital technology has affected many fields. One is in the health field. Digital technology in the health field is widely used to analyze internal organs of the human body that are difficult to see, find the right medicine to treat diseases, diagnose diseases and much more. One of the test results utilized by technology is the result of X-ray image. The disease that uses X-ray image is pneumonia. Pneumonia is an acute infection of the lung tissue (alveoli). The symptoms of pneumonia are fever, shortness of breath, greenish sputum, and the image of chest X-ray results in the density of the lungs. X-Ray's image is checked manually and requires good lighting by the doctor. The purpose of this study is to implement a convolutional neural networks algorithm that is used to identify pneumonia based on chest X-rays image with image enhancement using histogram equalization. On the convolutional neural network model using the 5,879-image chest X-ray, among them 5,255 the image chest X-ray for training and 624 chest X-ray image is used for testing. In the process of training and testing model obtained the level of accuracy training of 97.16% and the level of testing accuracy of 88.46%.

Keywords: chest X-ray image, Convolutional Neural Network, identification, Deep Learning, Pneumonia.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mempengaruhi banyak bidang. Salah satu bidang yang mengalami penetrasi digitalisasi teknologi adalah bidang kesehatan. Pergeseran teknologi digital ini mendorong adanya digitalisasi citra medis. Adanya dukungan teknologi pemindai citra medis yang sangat pesat mengakibatkan perkembangan di bidang informatika kedokteran semakin pesat. Perangkat pemindai citra yang digunakan dalam bidang kedokteran bermacam-macam diantaranya citra *X-ray*, citra CT-Scan (*Computed Tomography-Scan*), citra MRI (*Magnetic Resonance Imaging*), dan citra USG (*Ultrasonografi*). Citra medis yang dihasilkan mulai bergeser dari citra analog menjadi citra digital. Teknologi digital dalam bidang kesehatan ini biasanya digunakan untuk membantu tenaga medis dalam menganalisis organ tubuh manusia bagian dalam yang sulit dilihat, untuk mendiagnosis penyakit, menemukan obat yang tepat untuk mengobati penyakit, dan masih banyak lagi [1,2]. Pada beberapa tahun terakhir sudah dilakukan penelitian untuk mendeteksi penyakit dengan menggunakan citra *X-ray*. Pada dunia kedokteran, citra *X-ray* sering digunakan untuk menganalisis tulang atau rongga dada pasien. Penelitian menggunakan citra *X-ray* dilakukan untuk simulasi dan analisis sistem kepadatan tulang dengan dicari ciri dari setiap data tulang yang ada menggunakan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan dilakukan

klasifikasi dan perbandingan antara data latih dan data uji menggunakan *K-Nearest Neighbor* [3]. Pada bidang kedokteran, citra *X-ray* banyak digunakan untuk membantu diagnose tenaga medis dalam mendiagnosis penyakit paru-paru. Alveoli merupakan bagian dari paru-paru yang bertanggung jawab untuk menyerap oksigen. Jika alveoli mengalami infeksi akut maka disebut pneumonia. Pada saat alveoli mengalami peradangan terisi cairan maka alveoli mengalami infeksi. Proses ini biasanya bersamaan dengan infeksi akut pada *bronchus* (batang tenggorokan yang bercabang) sehingga disebut *bronchopneumonia*. Paru-paru disebut mengalami pneumonia pada saat terjadi peradangan parenchym paru-paru, mulai dari bagian alveoli sampai bronhus, bronchiolus. Diagnosa penyakit pneumonia perlu segera ditegakkan karena selain penyakit ini menular juga jika terapi terlambat maka akan berakibat terjadinya infeksi yang buruk bagi penderita [4].

Gejala pneumonia adalah demam, sesak nafas/penarikan dinding dada sebelah bawah kearah dalam (*sever chest indrawing*), nafas dan nadi cepat, dahak berwarna kehijauan atau seperti karet, serta gambaran hasil *chest X-ray* memperlihatkan kepadatan pada bagian paru. Kepadatan terjadi karena paru dipenuhi sel radang dan cairan yang sebenarnya merupakan reaksi tubuh untuk membunuh kuman. Namun, hal ini mengakibatkan fungsi paru terganggu dan kesulitan bernafas, karena tidak ada sisa ruang untuk oksigen [5].

Pneumonia menjadi penyebab kematian balita sebesar 15,5%. Berdasarkan Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI), prevalensi pneumonia dari tahun ke tahun terus meningkat, yaitu 7,6% pada tahun 2002 menjadi 11,2% pada tahun 2007. Berdasarkan karakteristik sosiodemografi, karakteristik individu dengan kejadian pneumonia pada jenis kelamin antara laki-laki dan perempuan hampir sama, laki-laki sebanyak 41.925 hanya berselisih lebih tinggi sedikit dari perempuan, yaitu sebanyak 40.695 [6]. Pneumonia pada balita yang tinggi menjadi penyebab morbiditas dan mortalitas pada anak usia bawah lima tahun [7]. Salah satu diagnosis penyakit pneumonia adalah dengan rontgen atau *X-ray*. Hasil pemeriksaan ini berupa gambaran kondisi paru-paru yang mengalami pneumonia. Diagnosis tersebut lalu dianalisis oleh dokter ahli agar diketahui apakah terdapat pneumonia atau tidak. Citra hasil pemeriksaan *X-ray* pada rongga dada disebut dengan citra *chest X-ray*. Citra *chest X-ray* juga digunakan untuk menganalisis perbedaan kondisi paru-paru yang normal dan yang abnormal. Analisis pada citra *chest X-ray* dilakukan dalam dua tahap. Tahap pertama adalah segmentasi citra menggunakan operasi morfologi. Tahap kedua adalah *clustering* citra hasil segmentasi menggunakan metode *fuzzy c-means* [8]. Penelitian selanjutnya untuk mengidentifikasi penyakit paru dengan menggunakan citra *chest X-ray*. Penelitian dilakukan dengan menggunakan metode Segmentasi Sobel. Citra *chest X-ray* diolah dengan melakukan

segmentasi terhadap region paru, kemudian region paru ini dilakukan deteksi tepi berbasis operator sobel [9].

Perkembangan teknologi yang sudah pesat saat ini mendorong adanya salah satu cara untuk membantu dokter dalam mendiagnosis penyakit pneumonia dengan menggunakan identifikasi berbasis citra *chest X-ray*. Alasan utamanya adalah citra *chest X-ray* merupakan salah satu dasar diagnosis dari sebuah penyakit. Identifikasi yang baik terhadap citra *chest X-ray* akan mengurangi kesalahan diagnosis. Identifikasi pneumonia telah berhasil menggunakan hasil citra *chest X-ray* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan perkembangan dari *machine learning* dimana ekstraksi fitur pada citra dilakukan tanpa campur tangan manusia [10,11,12]. Implementasi metode CNN pada citra pada tahap awal dilakukan *preprocessing* citra seperti *Grayscaleing*, *Scaling* dan *Thresholding* [12]. Model CNN dibangun berdasarkan dataset citra *chest x-ray* melalui proses pelatihan dan pengujian dengan akurasi model mencapai di atas 80%.

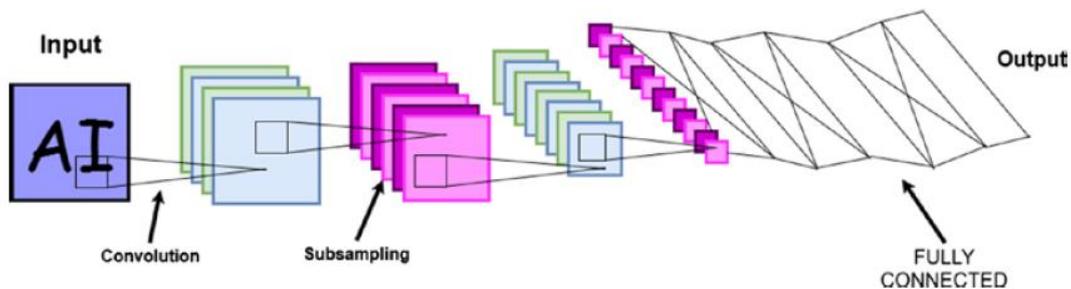
Berdasarkan penelitian terdahulu maka tujuan penelitian ini adalah identifikasi penyakit pneumonia berdasarkan citra *chest X-ray* dengan menggunakan CNN yang didahului dengan perbaikan kualitas citra menggunakan *histogram equalization*. Citra *chest X-ray* yang digunakan pada penelitian ini diambil dari dataset Mendeley di bawah lisensi CC BY 4.0.

METODE PENELITIAN

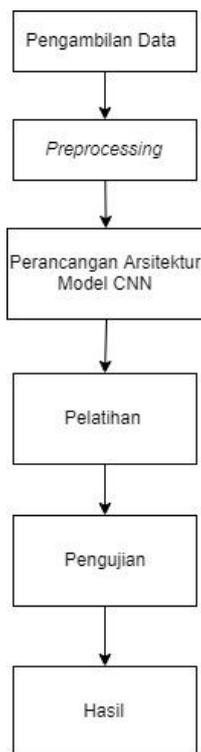
Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional neural network (CNN) adalah suatu *feed-forward artificial neural network* yang mendalam dimana *neural network* mempertahankan struktur hierarki dengan mempelajari struktur fitur internal dan mengeneralisasi fitur pada permasalahan analisis citra seperti pengenalan objek dan masalah *computer vision* lainnya [13]. Pada Gambar 1 ditunjukkan CNN yang memiliki 3 layer utama yaitu *convolution layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer*. *Convolution layer* terdiri dari filter dan image maps yang merupakan suatu daftar koordinat yang berkaitan dengan suatu citra tertentu. Tujuan adanya *convolution layer* adalah mengekstraksi fitur dari citra *input* dengan

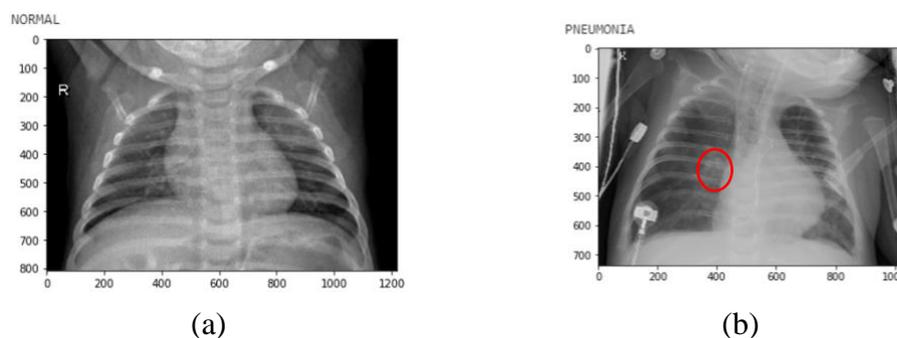
mempertahankan hubungan spasial antara piksel dengan mempelajari fitur citra menggunakan data *input* yang berukuran kecil dan berbentuk persegi [13]. *Pooling layer* atau *subsampling layer* merupakan *layer* yang dilakukan untuk mereduksi ukuran sebuah citra. Metode subsampling dapat digunakan adalah *maxpooling* dan *average pooling*. Namun, yang sering digunakan pada CNN adalah *maxpooling*. *Max pooling* membagi output dari *convolution layer* menjadi beberapa *grid* kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi. *Fully connected layer* merupakan suatu *feed-forward artificial neural network* yang memiliki fungsi aktivasi yang nonlinear untuk memprediksi probabilitas kelas *output* [13].



Gambar 1. Layer-layer pada CNN
[Sumber: 13]



Gambar 2. Tahapan Penelitian



Gambar 3. Sampel Citra *Chest X-Ray* Normal dan Pneumonia

Tahapan Penelitian.

Pada Gambar 2 ditunjukkan tahapan penelitian yang diawali dengan pengambilan data, yaitu tahap untuk mendapatkan data citra yang akan digunakan pada proses pelatihan, validasi dan pengujian model arsitektur *Convolutional Neural Network*. Pada tahap selanjutnya dilakukan *preprocessing* untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan.

Setelah data dilakukan *preprocessing*, tahap selanjutnya adalah merancang arsitektur model *Convolutional Neural Network*. Model ini akan digunakan untuk mengidentifikasi dan memverifikasi citra *chest X-ray*.

Tahap berikutnya adalah pelatihan dan pengujian model yang sudah dirancang dengan menggunakan data yang telah diolah sebelumnya.

Pengambilan Data

Dataset Citra *chest X-ray* yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang didapat dari *Mendeley*, dataset citra *chest X-ray* dibawah lisensi dari *Creative Commons Attribution 4.0 International* (dataset dapat diunduh di <https://data.mendeley.com/datasets/rsbjbr9sj/3>) [14]. Citra *chest X-ray* ini adalah citra atau gambar yang menunjukkan bagian rongga dada pada tubuh manusia. Gambar 3 menunjukkan bahwa (a) adalah contoh citra *chest X-ray* normal dan pada Gambar (b) menunjukkan contoh citra *chest X-ray* pneumonia yang ditandai dengan adanya kabut pada rongga dada seperti yang ditandai dengan lingkaran. Dataset citra *chest X-ray* tersebut terdiri atas 5.879 citra dengan ekstensi citra .jpeg. Citra *chest X-ray* ini memiliki ukuran yang berbeda-beda pada setiap citranya, ukuran citra berkisar 800 x 1400 px. Dataset citra *chest X-ray* pada penelitian ini terdiri dari 1.583 citra *chest X-ray* normal dan 4.296 citra *chest X-ray* pneumonia. Dataset citra *chest X-ray* dikelompokkan menjadi dataset untuk proses pelatihan sebesar 89.4% dan dataset pengujian sebesar 10.6%. Dataset untuk proses pelatihan yaitu sebesar 89.4% dari 5.879 citra yaitu sebanyak 5.255 citra. Pada proses pelatihan model, dilakukan pelatihan untuk

menentukan parameter dan validasi untuk proses pengujian hasil *learning* saat melakukan pelatihan model. Dataset proses pelatihan dibagi menjadi dataset pelatihan dan dataset validasi dengan perbandingan 95:5. Data pelatihan sebanyak 4.993 citra untuk 2 kategori yaitu citra *chest X-ray* Normal dan citra *chest X-ray* Pneumonia. Data validasi sebanyak 262 citra *chest X-ray* untuk dua kategori. Data pengujian merupakan 10.6% dari 5.879 yaitu sebanyak 624 citra *chest X-ray* untuk dua kategori. Pembagian data citra *chest X-ray* secara rinci untuk tiap kategori norma maupun pneumonia dapat dilihat pada Tabel 1.

Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mendapatkan citra yang lebih baik pada saat diproses ditahapan selanjutnya. Tahapan *preprocessing* ini terdiri dari *Resize*, transformasi ke citra keabuan, dan *Histogram Equalization*. Tahap pertama pada *preprocessing* adalah *resize*. Ukuran dimensi citra *chest X-ray* tidak selalu sama dan relatif besar sehingga proses perhitungan menjadi lebih lama dan penggunaan memori yang besar. Masukan yang tidak terlalu besar mempercepat proses latihan karena data yang diolah sedikit dan mengurangi penggunaan memori.

Tabel 1. Jumlah Data Pelatihan, Validasi, dan Pengujian Untuk Tiap Kategori

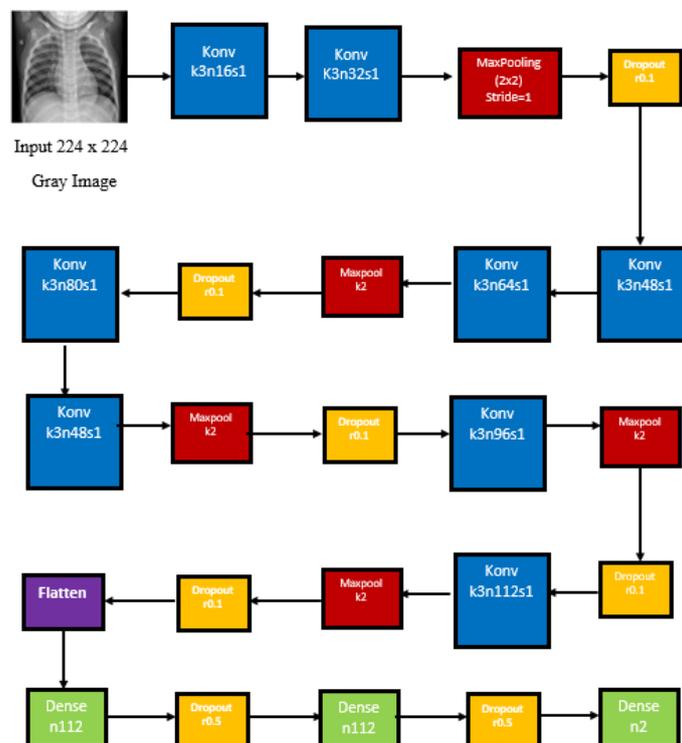
Dataset	Normal	Pneumonia	Jumlah Data
Data Pelatihan	1.282	3.711	4.993
Data Validasi	67	195	262
Data Pengujian	234	390	624
Jumlah Data	1.583	4.296	5.879

Input citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki ukuran piksel yang berbeda-beda dan dibaca sebagai citra RGB sehingga perlu dilakukan konversi ke dalam citra keabuan. Ukuran citra yang berbeda perlu dilakukan *resize* agar setiap data pelatihan dan pengujian memiliki ukuran dimensi dengan rentang nilai yang sama. Pada tahap ini citra masukan diubah menjadi berukuran 224 x 224 piksel. Ukuran ini tidak terlalu kecil namun juga tidak terlalu besar mengingat citra ini merupakan citra medis yang membutuhkan resolusi yang besar untuk mengurangi kesalahan diagnosis. Tahap kedua pada *preprocessing* adalah *histogram equalization*. Pada tahap *histogram equalization* diterapkan perhitungan *histogram equalization* pada setiap citra *chest X-ray*. Tujuan dari proses ini

adalah agar citra *chest X-ray* yang sebelumnya sedikit buram menjadi lebih terlihat jelas dengan menaikkan kontras dari citra tersebut.

Perancangan Arsitektur Model *Convolutional Neural Network*

Rancangan Model *Convolutional Neural Network* pada penelitian kali ini menggunakan model yang terinspirasi dari model VGG16. Model VGG16 biasanya terdapat 2 konvolusi dan 1 *pooling* dalam setiap bloknya. Pada rancangan model ini, scale yang digunakan untuk mengisi jumlah *filter* yang digunakan adalah 16. Rancangan model pada penelitian kali ini terdiri dari 6 blok. Terdapat sekitar 6 blok yang berisi konvolusi dan *pooling* dan 1 blok adalah *fully connected layer*.



Gambar 4. Arsitektur Model

Gambar 4 merupakan visualisasi arsitektur model CNN dari setiap lapisan yang terdapat pada model yang dibuat. Pada lapisan konvolusi terdapat $k3n16s1$ ataupun $k3n32s1$ yang memiliki arti bahwa k menunjukkan *kernel* dan angka selanjutnya adalah ukuran *kernel* yang dibuat yaitu tiga (3×3), n menunjukkan *filter* atau *neuron* dan angka selanjutnya adalah jumlah *filter* yang digunakan yaitu 16 dan 32, s menunjukkan *strides* pada layer tersebut dan angka selanjutnya adalah ukuran *strides* yang digunakan yaitu satu.

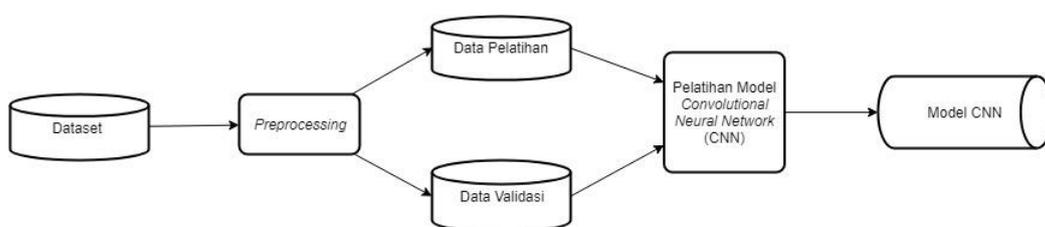
Pada lapisan *maxpool* terdapat $k2$ dimana k merupakan *kernel* dan angka selanjutnya adalah ukuran *kernel* yang digunakan (2×2). Pada lapisan *dropout* terdapat $r0.1$ dan $r0.5$ dimana r merupakan *rate* yang dimiliki pada lapisan tersebut dan ukuran selanjutnya merupakan ukuran *rate* yang digunakan yaitu 0.1 .

Selanjutnya adalah lapisan *dense* atau lapisan *fully-connected* terdapat $n112$ dan $n2$ dimana n menunjukkan *filter* atau *neuron* dan angka selanjutnya adalah jumlah *filter* yang digunakan yaitu 112 dan 4, untuk lapisan terakhir memiliki jumlah *neuron* 2 dimana

menunjukkan jumlah kelas yang ada. Fungsi aktivasi yang digunakan pada arsitektur model CNN adalah *Relu*. Penelitian ini menggunakan optimizer RMSProp. RMSProp pada dasarnya menyesuaikan *learning rate* yang lebih kecil karena jumlah gradiennya lebih besar dan jika fiturnya langka akan membuat *learning rate* lebih besar.

Tahap Pelatihan

Pada tahap ini, proses pelatihan model menggunakan citra *chest X-ray* yang telah di *preprocessing* sebelumnya. Tahap ini dilakukan dengan memasukkan citra berukuran $224 \times 224 \times 1$ ke dalam arsitektur model CNN yang sudah dibuat. Pada proses pelatihan digunakan dataset sebanyak 5.255 citra *chest X-ray*. Alur pelatihan dapat dilihat pada Gambar 5. Setelah melalui tahap *preprocessing*, dataset pelatihan selanjutnya dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi. Data yang dipakai proses pelatihan yaitu sebanyak 4.993 citra untuk 2 kategori yaitu citra *chest X-ray* Normal dan citra *chest X-ray* Pneumonia. Data Validasi merupakan data-data yang digunakan untuk menguji akurasi saat melakukan proses pelatihan.



Gambar 5. Diagram Alur Pelatihan Model CNN

Data yang dipakai untuk proses validasi yaitu sebanyak 262 citra *chest X-ray* untuk dua kategori. Pada saat tahap pelatihan menggunakan RMSprop sebagai *optimizer*, *crossentropy* untuk menghitung nilai loss. Proses pelatihan dilakukan dengan 4 macam epoch yaitu epoch 10, epoch 30, epoch 50, dan epoch 100.

Tahap Pengujian

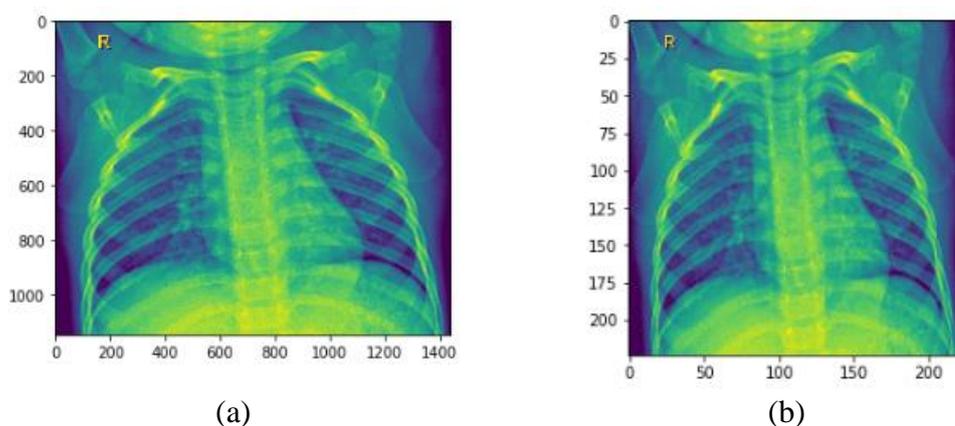
Model CNN yang telah dihasilkan dari proses pelatihan akan dilakukan pengujian pada tahap ini. Data yang digunakan untuk melakukan proses pengujian terhadap hasil *learning* citra *chest X-ray* merupakan data citra yang tidak digunakan dalam proses pelatihan dan validasi. Data yang digunakan pada proses pengujian sebanyak 624 citra *chest X-ray* untuk dua kategori. Tahap pengujian model ini diawali dengan *preprocessing* data citra *chest X-ray* sebanyak 624 citra yang terdiri dari 234 citra *chest X-ray* normal dan 390 citra *chest X-*

ray pneumonia. Setelah itu, citra akan diidentifikasi menggunakan model CNN yang telah terbentuk pada proses pelatihan ke dalam salah satu kategori, yaitu normal atau pneumonia. Setelah seluruh dataset hasil pengujian diidentifikasi maka akan terlihat akurasi model CNN dalam mengidentifikasi citra *chest X-ray*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil *Preprocessing*

Ukuran dimensi data citra *chest X-ray* yang telah melalui tahap *resize* dengan menggunakan *resize* yang sebelumnya tidak selalu sama dan relatif besar akan menjadi seragam (*uniform*) dan ukuran pikselnya menjadi lebih kecil sehingga proses perhitungan menjadi lebih cepat dan penggunaan memori yang lebih kecil. Input citra setelah dilakukan *resize* akan menjadi 224 x 224.



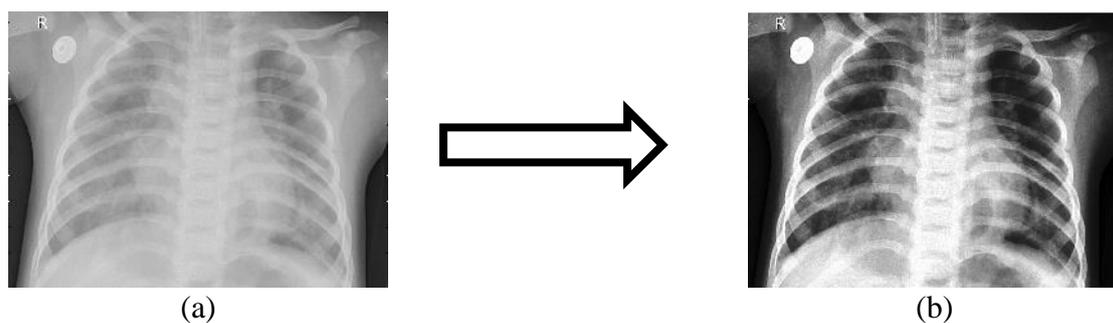
Gambar 6. Citra Hasil *Resize*

Pada Gambar 6 ditunjukkan bahwa Gambar (a) merupakan Gambar sebelum dilakukannya *resize* dan Gambar (b) adalah citra yang sudah dilakukan proses *resize*. Dapat dilihat pada Gambar (a) menunjukkan ukuran Gambar 1148 x 1442 piksel dan pada Gambar (b) ukurannya menjadi 224 x 224 piksel. Pada Gambar 6, citra dibaca sebagai citra berwarna sehingga tahap selanjutnya dikonversi menjadi citra keabuan. Pada tahap ini dilakukan perataan histogram citra (*histogram equalization*) dimana distribusi nilai derajat keabuan pada suatu citra dibuat rata. Hasil dari *histogram equalization* ini menampilkan citra yang lebih baik untuk di proses pada tahap selanjutnya. Pada Gambar 7 ditunjukkan bahwa (a) adalah citra *chest X-ray* sebelum *histogram equalization*, sedangkan Gambar (b) adalah citra *chest X-ray* yang sudah melalui tahap *grayscale* dan *histogram equalization*.

Model Summary

Berdasarkan arsitektur model CNN yang ditunjukkan Gambar 4, model CNN yang dibangun memiliki 5 blok. Arsitektur model CNN dengan lapisan-lapisan yang terbentuk dapat dilihat pada Tabel 2.

Ukuran citra *input* yang digunakan adalah 224 x 224 piksel. Pada Tabel 2 ditunjukkan perubahan ukuran *output* dari citra *input* yang berukuran 224 x 224 piksel untuk masing-masing blok dan juga pada *fully connected layer*. Ukuran kernel untuk proses *convolution* adalah 3 x 3, sedangkan ukuran kernel yang digunakan untuk *maxpooling* adalah 2 x 2. Pada blok 1 hingga blok 5, untuk tiap blok dilakukan *dropout* sebesar 0.1 sedangkan juga pada *fully connected layer* digunakan *dropout* sebesar 0.5. Hal ini dilakukan sebagai cara untuk menghindari adanya *overfitting*.



Gambar 7. Hasil Grayscale dan Histogram Equalization

Tabel 2. Lapisan Model CNN yang Terbentuk

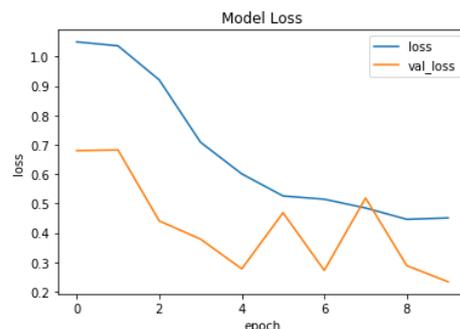
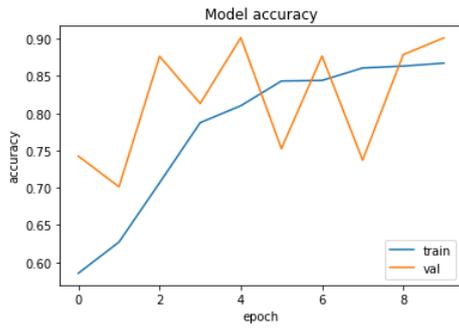
Blok	Layer (type)	Output Shape	Param #
Blok 1	Convolution	(None, 222, 222, 16)	160
	Convolution	(None, 220, 220, 32)	4640
	Max Pooling	(None, 110, 110, 32)	0
	Dropout (0,1)	(None, 110, 110, 32)	0
Blok 2	Convolution	(None, 108, 108, 48)	13872
	Convolution	(None, 106, 106, 64)	27712
	Max Pooling	(None, 53, 53, 64)	0
	Dropout (0,1)	(None, 53, 53, 64)	0
Blok 3	Convolution	(None, 51, 51, 80)	46160
	Convolution	(None, 49, 49, 48)	34608
	Max Pooling	(None, 24, 24, 48)	0
	Dropout (0,1)	(None, 24, 24, 48)	0
Blok 4	Convolution	(None, 22, 22, 96)	46160
	Max Pooling	(None, 11, 11, 96)	0
	Dropout (0,1)	(None, 11, 11, 96)	0
Blok 5	Convolution	(None, 9, 9, 112)	96880
	Max Pooling	(None, 4, 4, 112)	0
	Dropout (0,1)	(None, 4, 4, 112)	0
Fully Connected	Flatten	(None, 1792)	0
	Dense	(None, 112)	200816
	Dropout (0,5)	(None, 112)	0
	Dense	(None, 112)	12656
	Dropout (0,5)	(None, 112)	0
	Dense	(None, 112)	12656
	Dropout (0,5)	(None, 112)	0
Dense	(None, 2)	226	

Hasil Pelatihan

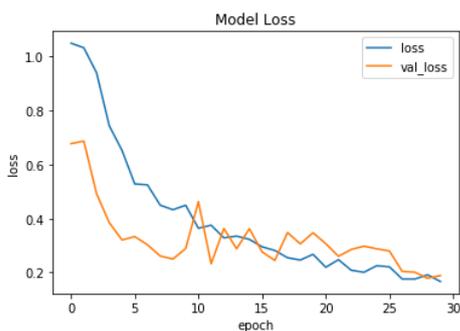
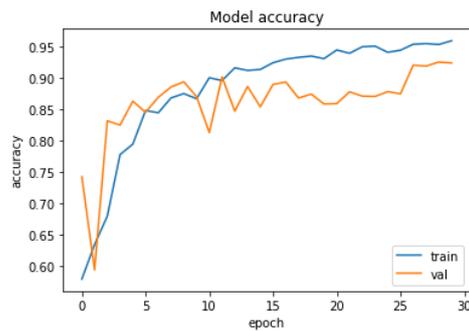
Pelatihan model CNN dilakukan dengan beberapa nilai epoch, yaitu 10 epoch, 30 epoch 50, dan 100 epoch.

Epoch menandakan satu siklus algoritma *machine learning* ‘belajar’ dari seluruh set data pelatihan. Pada penelitian ini dilakukan pelatihan dengan beberapa nilai epoch untuk mencapai nilai akurasi yang optimum. Pada Gambar 8 (a.) merupakan

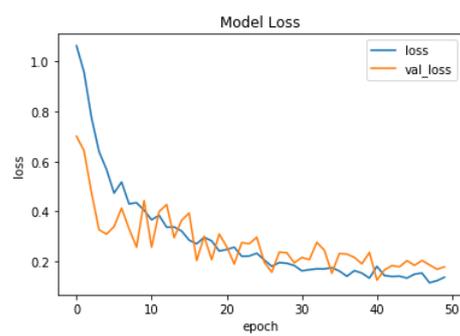
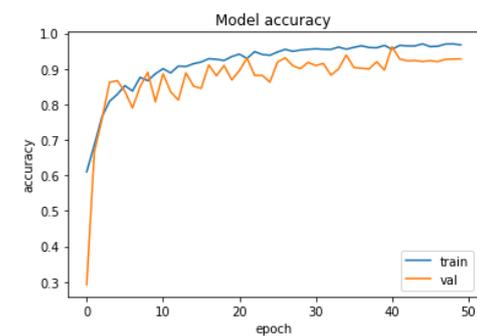
grafik akurasi dan *loss* hasil pelatihan model dengan *epoch* 10 dimana hasilnya belum optimum karena grafik yang dihasilkan cukup fluktuatif dan belum terlihat konvergen. Pada Gambar 8 (b.) ditunjukkan grafik akurasi dan *loss* pelatihan model dengan epoch 30 yang berjalan secara fluktuatif dan belum konvergen. Walaupun sudah lebih baik dari epoch 10 namun pada epoch 30 ini akurasi masih belum maksimum.



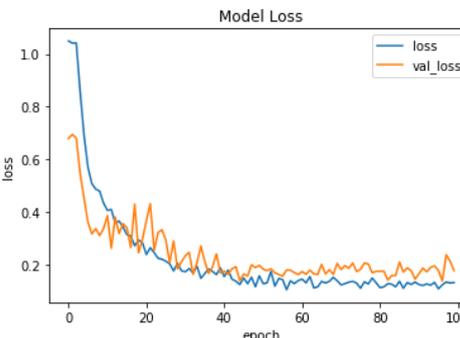
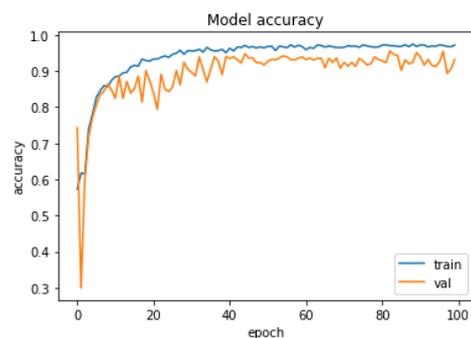
a. Akurasi dan *Loss* Model dengan Epoch 10



b. Akurasi dan *Loss* Model dengan Epoch 30



c. Akurasi dan *Loss* Model dengan Epoch 50



d. Akurasi dan *Loss* Model dengan Epoch 100

Gambar 8. Grafik Akurasi dan *Loss* Model CNN pada Beberapa Nilai Epoch

Pada Gambar 8(c.) pada epoch 50 grafik akurasi dan *loss* pelatihan model berjalan secara fluktuatif dan belum konvergen. Walaupun sudah lebih baik dari epoch 30 namun pada epoch 50 ini akurasi masih belum maksimum.

Pada Gambar 8(d.) pada epoch 100 grafik akurasi dan *loss* pelatihan model berjalan secara fluktuatif dan lebih konvergen jika dibandingkan dengan dibandingkan dengan nilai epoch yang sebelumnya. Pada Tabel 3 dapat dilihat perbandingan nilai akurasi dan *loss* untuk nilai epoch 10, 30, 50, dan 100. Berdasarkan Tabel 3, nilai *loss* terkecil pada saat pelatihan terjadi pada epoch 30 yaitu 12,86%, *accuracy* tertinggi terjadi pada saat epoch 100. Pada validasi, nilai *loss* terendah terjadi pada saat epoch 100, dan

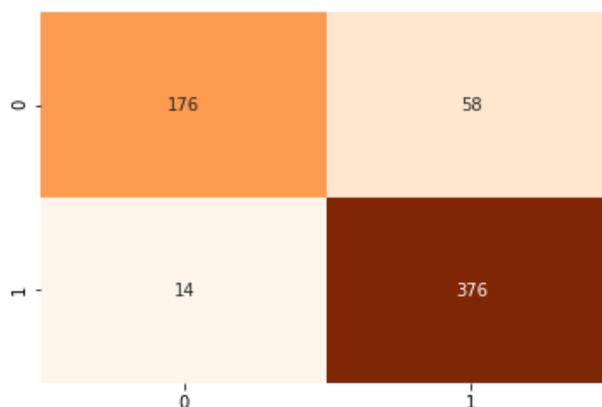
accuracy tertinggi terjadi pada saat epoch 100. Selain itu, pada Tabel 3 dapat dilihat perubahan akurasi pada saat pelatihan dan pada saat validasi. Disimpulkan bahwa pada epoch 100 memiliki tingkat akurasi yang sudah cukup optimal dan diagram yang sudah cukup konvergen.

Hasil Pengujian

Pada tahap pengujian data yang digunakan sebanyak 624 citra *chest X-ray* yang sebelumnya telah melewati *preprocessing*. Sebanyak 390 citra *chest X-ray* pneumonia dan 234 citra *chest X-ray* normal. Dengan setiap citra *chest X-ray* diubah menjadi size 224 x 224 piksel. Pada pengujian model didapatkan 35,4% untuk nilai *loss* dan 88,46% untuk nilai akurasi model.

Tabel 3. Perbandingan Akurasi dan *Loss* pada Tiap Epoch

		10	30	50	100
Pelatihan	Loss	45,53%	12,86%	13,81%	13,30%
	Accuracy	85,67%	96,83%	96,79%	97,16%
Validasi	Loss	23,32%	21,52%	17,91%	17,84%
	Accuracy	90,13%	90,55%	92,80%	93,13%



Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix* Pengujian Model

$$\begin{aligned}
 & \text{Akurasi} \\
 & = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \quad (1) \\
 & * 100\%
 \end{aligned}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} * 100\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} * 100\% \quad (3)$$

$$\begin{aligned}
 & \text{F1 - Score} \\
 & = 2 * \frac{\text{Recall} * \text{Presisi}}{\text{Recall} + \text{Presisi}} \quad (4)
 \end{aligned}$$

Pada Gambar 9 ditunjukkan *Confusion matrix* dari hasil pengujian. Tingkat keakuratan dari hasil pengujian model didapat dari perhitungan *confusion matrix* terhadap citra *chest X-ray*. Terdapat 234 citra *chest X-ray* normal dihasilkan 176 citra *chest X-ray* terprediksi benar dengan kelas normal atau disebut *True Normal* (TN) dan 58 citra *chest X-ray* terprediksi salah ke kelas pneumonia atau *False Pneumonia* (FP). Pada 390 citra *chest X-ray* pneumonia dihasilkan 376 citra *chest X-ray* terprediksi benar dengan kelas pneumonia atau disebut *True Pneumonia* (TP) dan 14 citra *chest X-ray* terprediksi salah dengan kelas normal atau *False Normal* (FN). Berdasarkan nilai TP, FP, TN, dan FN dapat

diperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dari persamaan (1) hingga (4) berikut [15]:

Berdasarkan nilai pada *Confusion matrix*, maka nilai presisi, *recall*, *F1-Score*, dan akurasi pengujian model dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan (1) hingga persamaan (4). Hasil perhitungannya disajikan pada Tabel 4 berikut. Berdasarkan pada Tabel 4 ditunjukkan bahwa nilai presisi sebesar 93% untuk citra *chest X-ray* normal dan 87% untuk citra *chest X-ray* pneumonia. Nilai *recall* sebesar 75% untuk citra *chest X-ray* normal dan 96% untuk citra *chest X-ray* pneumonia. Nilai *f1-score* sebesar 83% untuk citra *chest X-ray* normal dan 91% untuk citra *chest X-ray* pneumonia. Pada penelitian ini, citra *chest X-ray* sebelum digunakan ke dalam model dilakukan perbaikan citra terlebih dahulu menggunakan *histogram equalization* untuk meningkatkan kualitas citra. Pada penelitian ini, perbandingan dataset citra *chest X-ray* normal dan citra *chest X-ray* pneumonia termasuk tidak seimbang karena citra *chest X-ray* normal hanya 1.583 citra sedangkan 4.296 citra *chest X-ray* pneumonia. Pada penelitian selanjutnya sebaiknya digunakan dataset yang seimbang untuk tiap kelasnya.

Tabel 4. Hasil Pengukuran Pengujian Model

	Presisi	Recall	F1-Score	Support
Normal	0.93	0.75	0.83	234
Pneumonia	0.87	0.96	0.91	390
Accuracy			0.8846	624

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini telah berhasil dilakukan identifikasi pneumonia berdasarkan citra *chest X-ray* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* ke dalam kelas normal dan pneumonia yang dilakukan peningkatan kualitas citra menggunakan *histogram equalization*. Data citra *chest X-ray* sebanyak 4.993 digunakan sebagai data pelatihan, 262 citra untuk validasi dan 624 citra digunakan untuk pengujian. Hasil dari pelatihan terhadap model, yakni nilai loss sebesar 13,30% menunjukkan bahwa model CNN dapat diterapkan untuk mengidentifikasi citra *chest X-ray* dengan akurasi 97,16% pada saat pelatihan dan 88,46% pada saat pengujian model.

Pada penelitian selanjutnya identifikasi pneumonia berdasarkan citra *chest X-ray* dapat dikembangkan dengan menggunakan metode selain *Convolutional Neural Networks* (CNN) seperti *Segmentasi Sobel* dan *Natural Language Processing* (NLP). Selain itu, fitur-fitur yang digunakan pada metode CNN juga dapat dieksplorasi untuk meningkatkan akurasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Rimirasih, C.M. Karyati, A.B. Mutiara, dan B. Wahyudi., "Wall shear stress calculation based on MRI image in patients with abdominal aortic aneurysm (AAA)," 2016 International Conference on Informatics and Computing (ICIC), 2016, hal. 442-446.
- [2] D.Rimirasih, C.M. Karyati, A.B. Mutiara, B. Wahyudi, Ernastuti, "MRI Sagittal Image Segmentation from Patients with Abdominal Aortic Aneurysms," *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol.14, no.3, hal.1105-1112, 2016.
- [3] D. Aldina, R. D. Atmaja, and H. Fauzi, "Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Kepadatan Tulang Menggunakan Citra X-ray," *J.Teknik Telekomunikasi.*, vol. 5, no. 1, pp. 2355-9365, 2018.
- [4] E. Warganegara, Pneumonia Nosokomial(Hospital-acquired, Ventilator-associated, dan Health Care-associated Penumonia), JK UNILA, vol.1, no. 3, hal.612-618, 2017.
- [5] D. Indrisari, *100% Sembuh Tanpa Dokter*. Yogyakarta: Pustaka Grahatama, 2009.
- [6] Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS), *Pedoman Pewawancara Petugas Pengumpul Data*. Jakarta: Badan Litbangkes, Depkes RI, 2013.
- [7] N. Sulung, H. Hasyim, dkk., Gambaran Pneumonia Sebagai Penyebab Morbiditas Dan Mortalitas Pada Anak Bawah Lima Tahun," *Jurnal Kesehatan*, vol.12, no. 2, hal. 616 – 631, 2021.
- [8] M. A. Wikanargo, dan A. P. Thenata, "Segmentasi Citra Chest X-rays untuk

- Pengenalan Pola Abnormalitas pada Paru-Paru Menggunakan Metode Fuzzy C-Means,” *JUTEI*, vol.2, no.2, hal. 101 – 111, 2018.
- [9] R. Rahmadewi and R. Kurnia, “Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Citra Rontgen Dengan Metoda Segmentasi Sobel,” *J. Nas. Teknik Elektro.*, vol. 5, no. 1, pp. 2309 – 2949, 2016.
- [10] I. T. Ahmed, C. S. Der, N. Jamil, dan M. A. Mohamed, “Improve of contrast-distorted image quality assessmentbased on convolutional neural networks,” *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 9, no. 6, hal. 5604-5614, 2019.
- [11] I.M.D. Maysanjaya,” Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru-paru dengan Convolutional Neural Network,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* , vol. 9, no. 2, hal. 190-195, 2020.
- [12] W. Christanto, “Klasifikasi Pneumonia Menggunakan CNN,” *Skripsi Univ. Sumatera Utara*, 2018.
- [13] N.K. Manaswi, *Deep Learning With Application Using Python, Chatbots and Face, Object, and Speech Recognition With Tensor Flow and Keras*, Karnataka: Apress, 2018.
- [14] D. Kermany, K. Zhang, dan M. Goldbaum, Large Dataset of Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images , [Daring] , Tersedia : <https://data.mendeley.com/datasets/rschjbr9sj/3>, [Diakses : 25 Maret 2019].
- [15] J.B. Brown,” Classifiers and their Metrics Quantified,” *Molecular Informatic*, vol.37, hal. 1-11, 2018.