

DETEKSI *CORONAVIRUS DISEASE* PADA *X-RAY* DAN *CT-SCAN* PARU MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Muhammad Ridho Fauzi¹⁾, Puspa Eosina^{2*)}, Dewi Primasari^{3*)}

¹Fakultas Teknik & Sains, Universitas Ibn Khaldun Bogor
email: ralhafizhi@gmail.com

²Fakultas Teknik & Sains, Universitas Ibn Khaldun Bogor
email: puspa.eosina@ft.uika-bogor.ac.id

³Fakultas Teknik & Sains, Universitas Ibn Khaldun Bogor
email: dewiprimasari2@yahoo.com

Abstract

In early 2020, countries in the world were shocked by the outbreak of a new virus, namely SARS-CoV-2 and the disease was named Coronavirus 2019 (Covid-19). It is known that the virus originated in Wuhan, China and was discovered at the end of December 2019. Based on data on July 18, 2020, there are more than 180 countries that have contracted Covid-19 with a total of 13,824,739 confirmed cases since December 31, 2019. Based on data on positive cases of Covid-19 above, the average patient has several clinical symptoms, one of which is having difficulty breathing due to a large pneumonia infiltrate in the lungs. Therefore, it is necessary to implement an automatic pulmonary diagnosis system as an alternative to prevent the increasingly widespread spread of Covid-19. Covid-19 can be detected in the lungs through digital image processing of chest X-ray using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. CNN is a Deep Learning method that functions to identify digital images. In this study, three different scenarios were used. This scenario aims to find the best model using hyperparameter tuning. The results of ROC analysis and confusion matrix show that in scenarios I, II and III get 94%, 95% and 93% accuracy.

Keywords: Chest X-Ray, Convolutional Neural Network (CNN), Covid-19, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Pada awal tahun 2020, negara-negara di dunia digemparkan dengan mewabahnya virus baru yaitu SARS-CoV-2. Diketahui, virus tersebut berasal dari Wuhan, Tiongkok dan ditemukan pada akhir Desember tahun 2019. Pada awalnya data *epidemiologi* menunjukkan sekitar 66% pasien berkaitan dengan pasar *seafood* yang berada di Wuhan, Tiongkok (Huang, et. al., 2020). Dengan data tersebut, maka dilakukan pengujian sampel *isolat* dari pasien yang menunjukkan hasil bahwa adanya infeksi *coronavirus* jenis baru tersebut.

World Health Organization memberi nama virus jenis baru tersebut *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus-2 (SARS-CoV-2)* dan penyakitnya diberi nama *Coronavirus disease 2019* atau *Covid-19* (WHO, 2020). Pada awalnya virus ini belum bisa ditentukan apakah transmisi atau penyebarannya dapat melalui antara manusia satu dengan yang lainnya. Namun, seiring dengan berjalannya waktu, jumlah kasus tersebut mengalami peningkatan dan selain itu, terdapat kasus 15 petugas medis terinfeksi

oleh salah satu pasiennya (Channel News Asia, 2020). Maka pada akhirnya, dapat dikonfirmasi bahwa transmisi atau penyebarannya ini dapat menular dari manusia ke manusia lainnya (Relman, 2020). Sampai saat ini virus tersebut dengan cepat menyebar ke negara-negara di dunia dan penelitian hal ini pun masih berlanjut hingga kini.

Berdasarkan data pada tanggal 18 Juli 2020 negara yang terdampak oleh *Covid-19* berjumlah lebih dari 180 negara termasuk Indonesia dengan total kasus terkonfirmasi sejak tanggal 31 Desember 2019 sebanyak 13.824.739 penderita dan total kasus kematian sebanyak 591.666 kasus kematian (WHO, 2020). Sedangkan di Indonesia, sampai saat ini kasus terkonfirmasi sebanyak 84.882 penderita dan total kasus kematian sebanyak 4.016 kasus kematian (Kemenkes, 2020).

Berdasarkan data kasus positif *Covid-19* di atas, rata-rata penderita memiliki beberapa tanda-tanda dan gejala klinis. Gejala tersebut sebagian besar adalah demam, dengan beberapa kasus mengalami kesulitan bernapas, dan jika dilihat dari hasil *rontgen*

menggunakan *CT-Scan* (pemindaian *Computed Tomography*) dan *X-ray* menunjukkan *infiltrat Pneumonia* luas di kedua paru (WHO, 2020). *CT-Scan* pada paru-paru adalah salah satu metode yang digunakan untuk melihat dan mendiagnosis *Pneumonia*. Alat tersebut bekerja secara otomatis menggunakan sinar-X berbasis *Artificial Intelligence* untuk mendeteksi, melakukan pemantauan *Pneumonia* pada paru pasien (Gozes, 2020).

Data *X-ray* dan *CT-Scan* paru-paru pernah diteliti oleh Asmaa Abbas dkk, mereka melakukan penelitian menggunakan CNN dengan metode *transfer learning* dalam mendeteksi kasus *Covid-19* pada *dataset* gambar *X-ray* paru (Asmaa Abbas, 2020). Penelitian yang lain dilakukan oleh Ali Narin dkk, mereka membangun sebuah model prediksi dengan metode *transfer learning* dengan menggunakan tiga arsitektur model CNN, yaitu *ResNet50*, *InceptionV3* dan *InceptionResNetV2* dalam mendeteksi pasien yang terinfeksi *Pneumonia*, menggunakan radiografi sinar-X dada (Ali Narin, 2020). Penelitian yang lain yang dilakukan oleh Aswindo Putra dalam mengklasifikasikan data ekspresi gen kanker dengan menggunakan algoritma *Stacked Sparse Autoencoder* (Aswindo Putra, 2018).

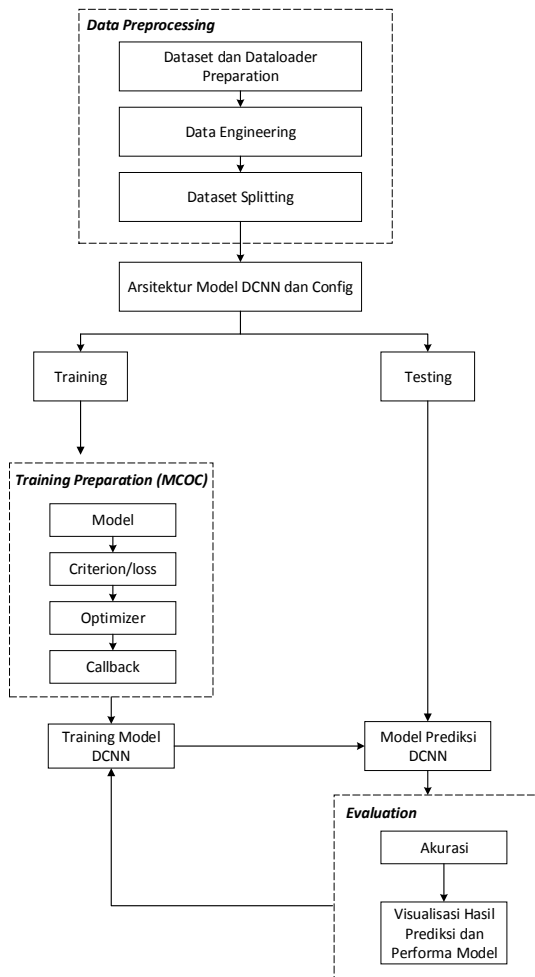
Berdasarkan uraian tersebut, maka teknologi *Artificial Intelligence* khususnya pada *Deep Learning* akan mempengaruhi pada salah satu bidang, yaitu kedokteran. *Deep Learning* merupakan cabang dari *Artificial Intelligence* berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST). *Deep Learning* telah menunjukkan eksistensinya di berbagai bidang yaitu identifikasi bahasa, pengelanaan gambar, pemahaman bahasa dan pengambilan keputusan. (Sun, dkk, 2017) menyebutkan kelebihan dari metode tersebut adalah dapat menangani data mentah yang kompleks secara otomatis dan mempelajari fitur-fitur yang berguna serta abstrak. Oleh karena itu, *Deep Learning* sangat cocok untuk memecahkan masalah pada bidang ini (kedokteran) khususnya berkaitan dengan *image recognition* pada *CT-Scan* paru-paru. Pada bidang kedokteran, hasil *CT-Scan* atau *rontgen* berbasis model *Deep Learning* pada paru-paru memiliki peran yang sangat penting dalam mengidentifikasi pasien tersebut terinfeksi oleh virus atau tidak.

Pada penelitian ini dilakukan analisis terhadap data *X-ray* dan *CT-Scan* paru menggunakan metode *Deep Learning*. Maka tujuan penelitian ini adalah membangun model deteksi *Covid-19* pada *CT-Scan* dan *X-ray* paru-paru menggunakan salah satu algoritma *Deep Learning*, yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)*. Pada penelitian ini, dilakukan tiga skenario CNN yang berbeda. Skenario tersebut bertujuan untuk mencari model terbaik dengan cara *tunning hyperparameter*.

Algoritma CNN digunakan untuk mendapatkan informasi representatif yang baru hasil dari perkalian gambar dengan filter (konvolusi) yang digunakan pada lapisan *convolutional* dan mendapatkan fitur ekstraksi. Setelah itu hasil ekstraksi tersebut dimasukan ke dalam layer *softmax* untuk proses klasifikasi atau prediksi. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada permasalahan yang sedang dihadapi saat ini, khususnya pada bidang kesehatan dan penelitian pada bidang kecerdasan buatan.

2. METODE PENELITIAN

Berikut adalah prosedur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Bagan Prosedur Penelitian

A. Data Preprocessing

Data Preprocessing ini dimaksudkan untuk mempersiapkan data yang akan digunakan pada penelitian ini agar data yang diperoleh, dapat diproses dengan baik oleh model yang akan dibuat, yaitu model CNN. Beberapa tahapan yang akan dilakukan dalam *data preprocessing* adalah sebagai berikut:

1. Dataset dan Dataloader

Dataset citra *X-ray* dan *CT-Scan* paru-paru yang digunakan terdiri dari 5074 citra *X-ray* dan *CT-Scan* paru-paru yang terbagi ke dalam 3 kelas yaitu *Covid-19*, normal, dan *Pneumonia*. Masing-masing kelas memiliki citra digital berformat *.JPG* atau *.PNG* dengan resolusi yang beragam. Untuk mengatasi resolusi citra menjadi satu ukuran yang sama, maka tahap selanjutnya adalah melakukan transformasi citra menjadi

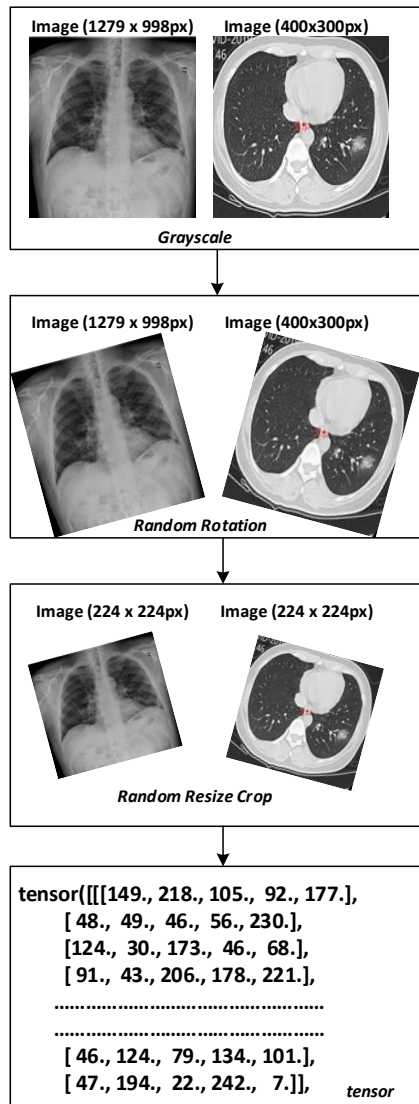
ukuran yang sama, merubah warna menjadi *grayscale* dan mentransformasikan citra ke dalam bentuk *tensor*. Dalam hal ini menggunakan teknik *data engineering* yang akan dibahas pada tahap selanjutnya. Hal tersebut dilakukan agar data atau citra yang digunakan pada saat pembuatan model memiliki ukuran yang sama.

2. Data Engineering

Pada tahap ini dilakukan teknik *data engineering*. *Data Engineering* merupakan sebuah teknik untuk membuat arsitektur manajemen data atau menyiapkan infrastruktur data yang akan digunakan untuk tahap selanjutnya yaitu, proses *training* atau pembuatan model prediksi. Dalam hal ini yang dapat dilakukan adalah *data augmentation*. *Data augmentation* merupakan sebuah teknik untuk memanipulasi sebuah citra atau image tanpa menghilangkan makna atau inti dari citra tersebut. *Data augmentation* yang dapat dilakukan antara lain (dapat dilihat pada Gambar 2) :

- a. Transformasi warna atau *channel*, pada citra *X-Ray* dan *CT-Scan* tersebut mempunyai lapisan *channel* satu, yang artinya citra tersebut mempunyai satu warna yaitu *grayscale*. Dalam hal ini agar semua citra *X-Ray* dan *CT-Scan* tersebut menjadi satu warna maka dilakukan transformasi warna atau *channel*.
- b. Transformasi *Random Rotation*, hal ini dilakukan untuk mengatasi data yang sangat sedikit dan mengurangi *overfitting*.
- c. Transformasi *Random Resize Crop*, hal ini dilakukan untuk mengatasi citra yang ukurannya berbeda-beda atau beragam. Sehingga dilakukan *cropping* pada citra tersebut menjadi *224x224 pixel*.
- d. Transformasi *Tensor*, dalam hal ini citra tersebut akan diubah ke dalam bentuk *tensor* agar dapat

dibaca pada saat proses pembuatan model.



Gambar 2. Data Preprocessing

3. Dataset Splitting

Dataset splitting adalah membagi *dataset* citra X-Ray dan CT-Scan paru-paru yang berjumlah 5074 citra digital ke dalam data *training* dan data *testing* dengan 3790 citra data *training* dan 1284 citra data *testing*.

B. Arsitektur dan Config

Pada tahap ini akan dilakukan pembuatan arsitektur model dan *config*. Arsitektur model CNN yang dibangun terdiri dari 5 lapisan *convolutional layer*, *Relu layer*, *padding*, dan *max pooling* pada *feature learning*. Sedangkan pada lapisan *classification* terdapat 1 lapisan *flatten*, dan

3 lapisan *neural network* atau *fully connected* dan pada lapisan *softmax* terdiri atas 3 *output*. Setelah arsitektur model CNN dibuat, maka tahap selanjutnya adalah *config*. *Config* berfungsi untuk mengatur semua parameter yang akan digunakan pada model yang akan dibangun. Beberapa *hyperparameter* yang akan digunakan untuk mendapatkan model dengan tingkat akurasi yang terbaik dalam model CNN tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Config Hyperparameter Arsitektur CNN

No	Hyperparameter
1	Input Citra
2	Convolutional Layer
3	Activation
4	Pooling
5	Kernel
6	Padding
7	Stride
8	Optimizer
9	Early Stopping
10	Learning Rate
11	Loss Function
12	Flatten
13	Fully Connected
14	Output

C. Training Preparation

Sebelum ke tahap *training*, hal yang harus dilakukan adalah *training preparation*. Hal tersebut dilakukan untuk mempersiapkan hal yang harus di *setting* untuk keperluan *training*. Adapun hal yang harus di *setting* antara lain, yaitu memasukkan arsitekturnya atau *model*, mengatur *criterion* atau *loss function* yang akan digunakan, mengatur *optimizer* yang akan digunakan, dan mengatur *callback* atau jumlah *epoch* secara otomatis. Empat hal tersebut biasa disebut dengan MCOC (*Model, Criterion, Optimizer, Callback*).

D. Training Model CNN

Setelah melakukan *data preprocessing*, membuat arsitektur dan *config*, serta melakukan *training preparation*. Maka tahap selanjutnya adalah melakukan *training* model yang

telah dirancang pada tahap sebelumnya. Tahap ini merupakan proses pelatihan terhadap data citra *training X-Ray* dan *CT-Scan* dalam mendeteksi atau mengklasifikasikan *Covid-19* pada paru-paru dengan algoritma *Convolutional Neural Network* atau CNN.

E. Model Prediksi CNN

Dari hasil pelatihan seluruh data citra *X-Ray* dan *CT-Scan* paru menggunakan CNN, maka didapatkan sebuah model prediksi yang selanjutnya akan diukur nilai keakuratannya dengan memasukkan data *testing* citra *X-Ray* dan *CT-Scan* paru ke dalam model tersebut.

F. Evaluation

Evaluation merupakan tahapan untuk mengevaluasi suatu model klasifikasi yang telah dibuat dengan menggunakan data *testing*. Adapun hal yang harus dilihat pada tahap ini antara lain :

1. Akurasi

Pada tahap ini dilakukan untuk mengukur kinerja dari model CNN yang telah dibuat dalam mengklasifikasi *Covid-19* pada citra *X-Ray* dan *CT-Scan* paru.

2. Visualisasi Performa Model

Pada tahap ini dilakukan untuk mengukur kinerja dari model CNN yang telah dibuat dalam mengklasifikasi *Covid-19* pada citra *X-Ray* dan *CT-Scan* paru dengan bentuk visualisasi atau *grafik*. Visualisasi tersebut antara lain *confusion matrix* dan *ROC-AUC curve*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Skenario Model CNN

Dalam penelitian ini, peneliti memulai eksperimennya dengan melakukan beberapa skenario terhadap arsitektur CNN yang dibuat. Skenario tersebut dibuat dengan tujuan untuk menemukan model terbaik dengan cara *tunning hyperparameter*. Berikut adalah *hyperparameter* yang digunakan pada 3 skenario dapat dilihat pada Tabel 2.

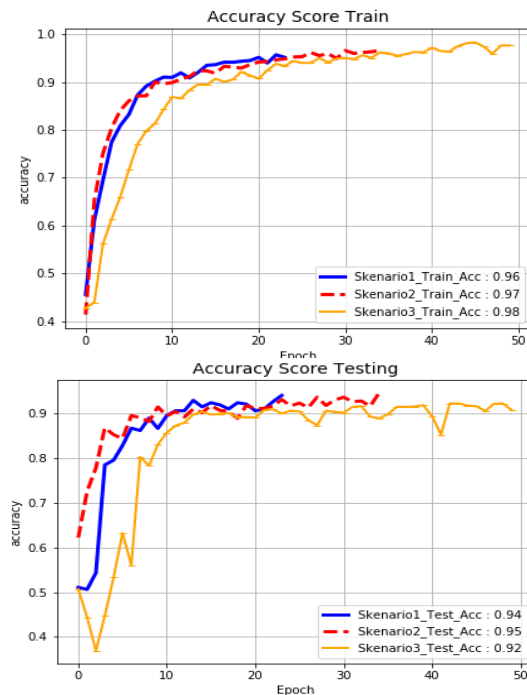
Tabel 2. *Hyperparameter* Skenario Arsitektur CNN

Hyper-parameter	Skenario		
	I	II	III
<i>Input Citra</i>	1x224x224		
<i>Convolutional</i>	8	8	8
	16	16	16
	32	32	32
	64	64	64
	128	128	128
	256	256	256
<i>Activation</i>	ReLU		
<i>Pooling</i>	(2, 2)	(2, 2)	(2, 2)
<i>Kernel</i>	(5, 5)	(3, 3)	(7, 7)
<i>Padding</i>	(2, 2)	(1, 1)	(3, 3)
<i>Stride</i>	(1, 1)	(1, 1)	(1, 1)
<i>Optimizer</i>	Adamw		
<i>Early Stopping</i>	10	10	10
<i>Learning Rate</i>	0.001	0.001	0.001
<i>Loss Function</i>	NLLLOSS		
<i>Flatten</i>	256x7x7		
<i>Fully Connected 1</i>	12544, 512	12544, 512	1254, 512
	Batch Norm (<i>False</i>)		
	Activation (ReLU)		
	Dropout (15%)		
<i>Fully Connected 2</i>	512, 256	512, 256	512, 256
	Batch Norm (<i>false</i>)		
	Activation (ReLU)		
	Dropout (15%)		
<i>Fully Connected 3</i>	256, 3	256, 3	256, 3
	Activation (LogSoftmax)		
<i>Output</i>	3	3	3

2. Evaluasi Skenario Model CNN

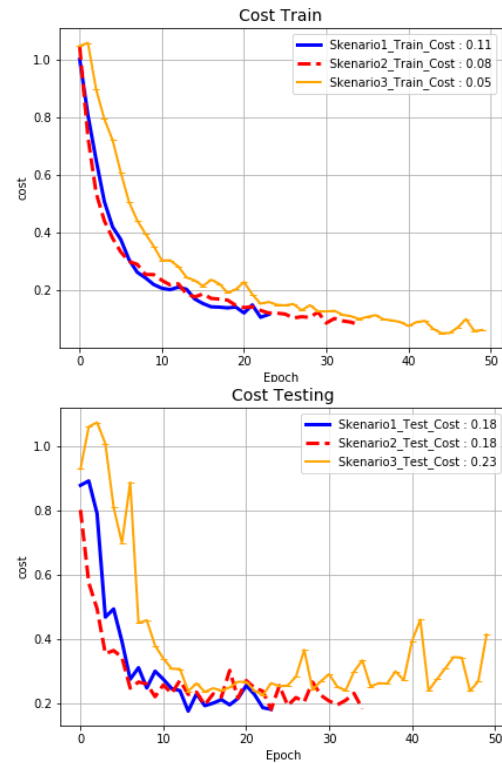
1. Akurasi dan Cost

Berdasarkan pada skenario I, II dan III dengan rancangan arsitektur pada Tabel 2. Maka, hasil akurasi dan *cost* yang diperoleh dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3. Akurasi Model CNN Skenario I, II, dan III

Gambar 3 di atas dapat dideskripsikan bahwa ketika nilai *cost* pada data *testing* sudah mengalami penurunan sebanyak nilai *early stopping* yang diberikan, maka proses *training* model akan berhenti. Pada skenario I akan berhenti pada *epoch* ke-35, skenario II akan berhenti pada *epoch* ke-45, sedangkan pada skenario III akan berhenti pada *epoch* ke-53. Sehingga akurasi tertinggi atau model yang terbaik untuk skenario I berada pada *epoch* ke-23 dengan memperoleh hasil 0,96 untuk *training* dan 0,94 untuk *testing*. Akurasi tertinggi untuk skenario II berada pada *epoch* ke-34 dengan memperoleh hasil 0,97 untuk *training* dan 0,95 untuk *testing*. Sedangkan akurasi tertinggi untuk skenario III berada pada *epoch* ke-48 dengan memperoleh hasil 0,98 untuk *training* dan 0,92 untuk *testing*. Sedangkan untuk nilai *cost* pada skenario I, II dan III dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Cost Model CNN Skenario I, II, dan III

Berdasarkan hasil pada Gambar 3 dan 4 di atas, dapat dideskripsikan bahwa pada kasus penelitian kali ini terhadap skenario yang dipilih, jumlah ukuran kernel yang dipakai pada arsitektur CNN yang dibangun mempengaruhi terhadap akurasi model pada saat *testing*, walaupun tidak terlalu signifikan. Hal ini dikarenakan jika menggunakan kernel dengan ukuran 3x3 pada skenario II, bahwa pengamatan dalam proses *training* model CNN akan menghasilkan lebih banyak informasi yang dihasilkan dari proses konvolusi, sehingga akan mempengaruhi terhadap akurasi yang dihasilkan akan sedikit lebih tinggi dari pada hasil pada skenario I dan III yaitu dengan akurasi sebesar $0,9477 \approx 0,95$.

2. Confusion Matrix

Hasil klasifikasi dalam mendeteksi *Covid-19* pada data *training* dan *testing* citra *CT-Scan* dan *X-Ray* paru terhadap skenario I pada hasil *epoch* ke-23, dapat dilihat dengan lebih detail menggunakan tabel *confusion matrix* seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. *Confusion Matrix Testing*
Skenario I

Prediksi \ Aktual	<i>Covid-19</i>	Normal	<i>Pneumonia</i>
<i>Covid-19</i>	399	24	4
Normal	13	405	13
<i>Pneumonia</i>	1	14	411

Tabel 3 di atas menunjukkan bahwa kolom diagonal merupakan kelas yang benar diprediksi oleh model, sedangkan untuk di luar kolom diagonal merupakan hasil kelas yang salah diprediksi oleh model.

Pada hasil *confusion matrix* data *testing* tersebut dapat dilihat bahwa 402 data kelas *Covid-19* benar diprediksi oleh model, 24 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas normal, dan 1 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sementara 399 data kelas normal benar diprediksi oleh model, 15 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 17 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sedangkan untuk kelas terakhir, 407 data kelas *Pneumonia* benar diprediksi oleh model, 13 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 6 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas normal. Sehingga, jika dilihat dari banyaknya kelas yang benar diprediksi oleh model pada skenario I, didapatkan akurasi sebesar 0,94.

Pada skenario II, hasil yang didapat pada *epoch* ke-34 dapat dilihat dengan lebih detail menggunakan tabel *confusion matrix* seperti pada Tabel 4.

Tabel 4 di atas menunjukkan bahwa kolom diagonal merupakan kelas yang benar diprediksi oleh model, sedangkan untuk di luar kolom diagonal merupakan hasil kelas yang salah diprediksi oleh model.

Tabel 4. *Confusion Matrix Testing*
Skenario II

Prediksi \ Aktual	<i>Covid-19</i>	Normal	<i>Pneumonia</i>
<i>Covid-19</i>	402	24	1
Normal	15	399	17
<i>Pneumonia</i>	13	6	407

Pada hasil *confusion matrix* data *testing* tersebut dapat dilihat bahwa 399 data kelas *Covid-19* benar diprediksi oleh model, 24 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas normal, dan 4 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sementara 405 data kelas normal benar diprediksi oleh model, 13 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 13 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sedangkan untuk kelas terakhir, 411 data kelas *Pneumonia* benar diprediksi oleh model, 1 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 14 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas normal. Sehingga, jika dilihat dari banyaknya kelas yang benar diprediksi oleh model pada skenario II, didapatkan akurasi sebesar 0,95.

Pada skenario III, hasil yang didapat pada *epoch* ke-48 dapat dilihat dengan lebih detail menggunakan tabel *confusion matrix* seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. *Confusion Matrix Testing*
Skenario III

Prediksi \ Aktual	<i>Covid-19</i>	Normal	<i>Pneumonia</i>
<i>Covid-19</i>	395	30	2
Normal	35	381	15
<i>Pneumonia</i>	2	15	409

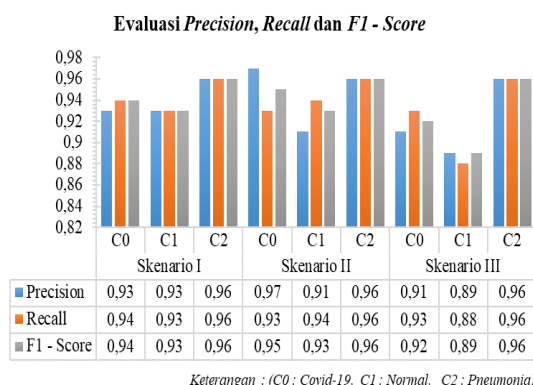
Tabel 5 di atas menunjukkan bahwa kolom diagonal merupakan kelas

yang benar diprediksi oleh model, sedangkan untuk di luar kolom diagonal merupakan hasil kelas yang salah diprediksi oleh model.

Pada hasil *confusion matrix* data *testing* tersebut dapat dilihat bahwa 395 data kelas *Covid-19* benar diprediksi oleh model, 30 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas normal, dan 2 kelas *Covid-19* salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sementara 381 data kelas normal benar diprediksi oleh model, 35 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 15 data kelas normal salah diprediksi terhadap kelas *Pneumonia*. Sedangkan untuk kelas terakhir, 409 data kelas *Pneumonia* benar diprediksi oleh model, 2 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas *Covid-19*, dan 15 data kelas *Pneumonia* salah diprediksi terhadap kelas normal. Sehingga, jika dilihat dari banyaknya kelas yang benar diprediksi oleh model pada skenario III, didapatkan akurasi sebesar 0,92.

3. Performa Hasil Skenario CNN

Dalam mengevaluasi model CNN yang telah dilakukan pada skenario I, II, dan III dapat dilakukan dengan melihat performa model klasifikasi. Adapun ukuran evaluasi yang digunakan adalah *precision*, *recall* dan *f1-score*. Gambar 5 menunjukkan hasil dari *precision*, *recall* dan *f1-score* pada data *testing* skenario I, II dan III.



Gambar 5. Performa Hasil Skenario I, II, dan III

Gambar 5 di atas dapat dideskripsikan bahwa hasil pada

skenario I menunjukkan *precision* pada kelas *Covid-19* sebesar 0,93, nilai *recall* sebesar 0,94, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,94. Sementara *precision* pada kelas normal sebesar 0,93, nilai *recall* sebesar 0,93, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,93. Sedangkan *precision* pada kelas *Pneumonia* sebesar 0,96, nilai *recall* sebesar 0,96, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,96.

Pada skenario II menunjukkan *precision* pada kelas *Covid-19* sebesar 0,97, nilai *recall* sebesar 0,93, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,95. Sementara *precision* pada kelas normal sebesar 0,91, nilai *recall* sebesar 0,94, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,93. Sedangkan *precision* pada kelas *Pneumonia* sebesar 0,96, nilai *recall* sebesar 0,96, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,96.

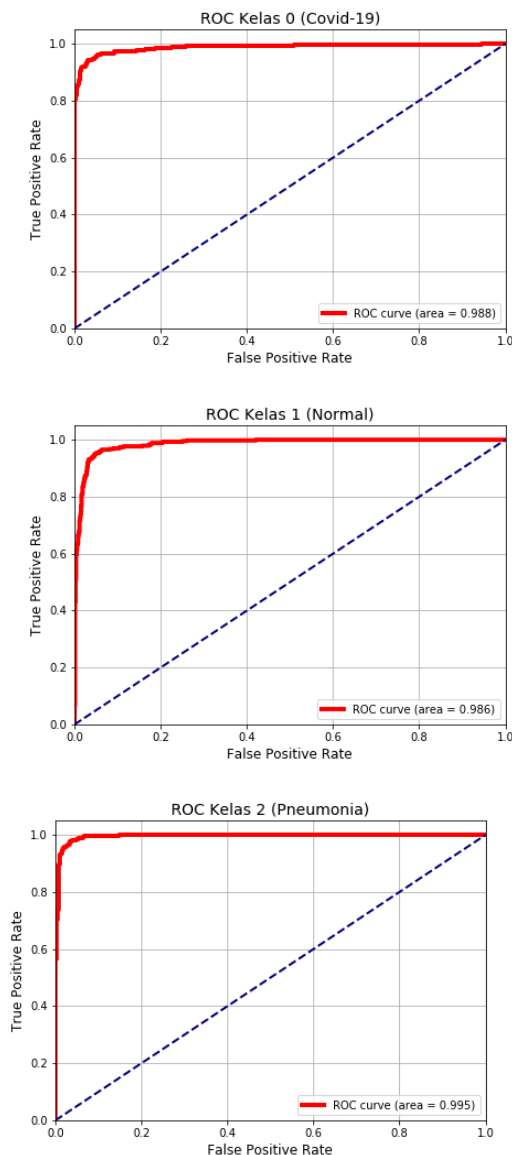
Pada skenario III menunjukkan *precision* pada kelas *Covid-19* sebesar 0,91, nilai *recall* sebesar 0,93, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,92. Sementara *precision* pada kelas normal sebesar 0,89, nilai *recall* sebesar 0,88, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,89. Sedangkan *precision* pada kelas *Pneumonia* sebesar 0,96, nilai *recall* sebesar 0,96, sehingga didapatkan nilai rata-rata atau *f1-score* sebesar 0,96.

Berdasarkan performa hasil pada skenario I, II, dan III di atas, dapat dilihat pada nilai *f1-score* yang dihasilkan ketiga skenario tersebut. Sehingga, model pada skenario II lebih baik dibandingkan dengan model pada skenario I dan III. Karena hasil pada model skenario II menunjukkan nilai rata-rata atau *f1-score* yang dihasilkan adalah yang tertinggi di ketiga kelasnya, yaitu *Covid-19*, normal, maupun kelas *Pneumonia*.

4. Visualisasi Hasil Skenario CNN

Selain *confusion matrix*, plot kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dapat dilihat untuk mengevaluasi sebuah model

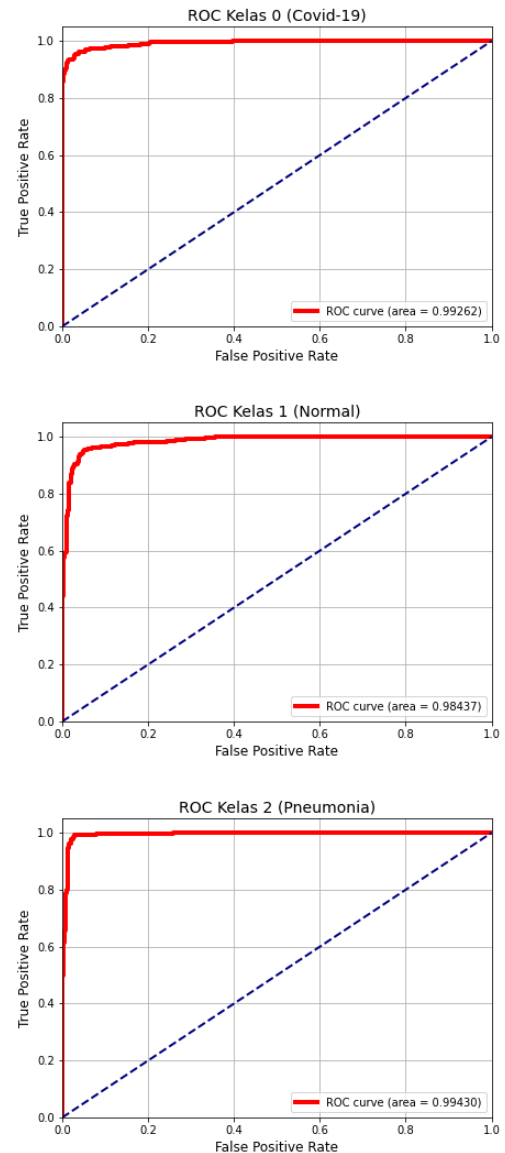
prediksi yang dihasilkan pada setiap skenario dan akan menghasilkan kurva atau luas daerah prediksi untuk masing-masing kelas prediksi pada skenario I, II, dan III yang dapat dilihat pada Gambar 6, 7 dan 8.



Gambar 6. Luas Daerah ROC Model CNN Skenario I

Gambar 6 di atas dapat dideskripsikan bahwa untuk mendapatkan luas daerah kurva ROC, maka dilakukan perbandingan nilai antara FPR (*False Positive Rate*) dan TPR (*True Positive Rate*) pada setiap kelas prediksi. Pada kelas *Covid-19* memiliki luas daerah kurva sebesar 0,988 atau 98,8%, kelas normal memiliki luas daerah kurva sebesar

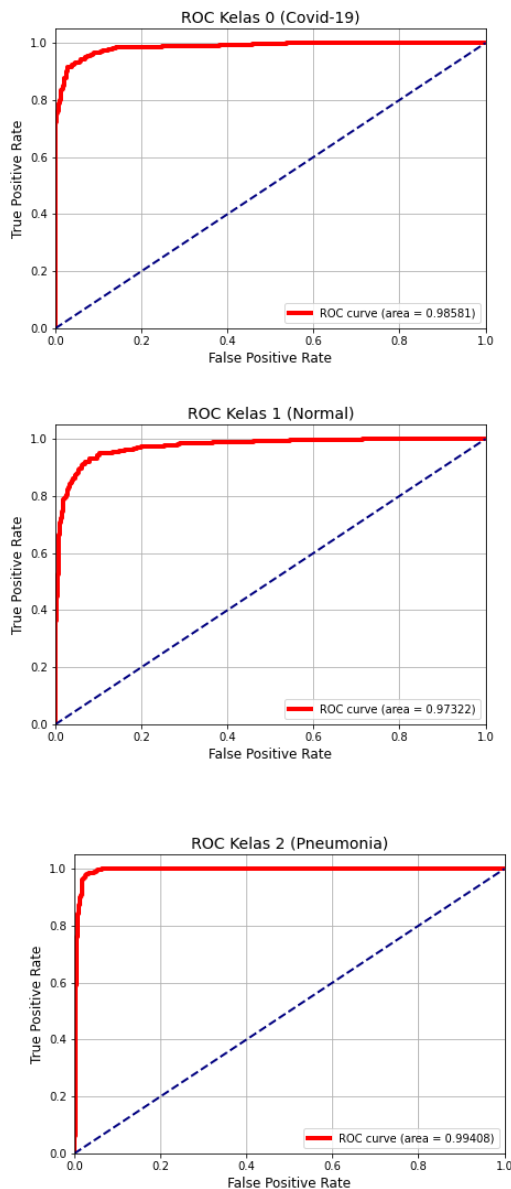
0,986 atau 98,6%, dan kelas *Pneumonia* memiliki luas daerah kurva sebesar 0,995 atau 99,5%. Sedangkan luas daerah ROC pada skenario II dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Luas Daerah ROC Model CNN Skenario II

Gambar 7 di atas dapat dideskripsikan bahwa untuk mendapatkan luas daerah kurva ROC, maka dilakukan perbandingan nilai antara FPR (*False Positive Rate*) dan TPR (*True Positive Rate*) pada setiap kelas prediksi. Pada kelas *Covid-19* memiliki luas daerah kurva sebesar 0,992 atau 99,2%, kelas normal memiliki luas daerah kurva sebesar 0,984 atau 98,4%, dan kelas *Pneumonia*

memiliki luas daerah kurva sebesar 0,994 atau 99,4%. Sedangkan luas daerah ROC pada skenario III dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Luas Daerah ROC Model CNN Skenario III

Gambar 8 di atas dapat dideskripsikan bahwa untuk mendapatkan luas daerah kurva ROC, maka dilakukan perbandingan nilai antara FPR (*False Positive Rate*) dan TPR (*True Positive Rate*) pada setiap kelas prediksi. Pada kelas *Covid-19* memiliki luas daerah kurva sebesar 0,985 atau 98,5%, kelas normal memiliki luas daerah kurva sebesar 0,973 atau 97,3%, dan kelas *Pneumonia*

memiliki luas daerah kurva sebesar 0,994 atau 99,4%.

Berdasarkan hasil luas daerah kurva yang dihasilkan pada skenario I, II, dan III. Maka model pada skenario II lebih baik dibandingkan dengan model pada skenario I dan III. Karena hasil pada model skenario II menunjukkan nilai luas daerah kurva khususnya pada kelas *Covid-19* lebih baik dibandingkan dengan skenario I dan III.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, penerapan algoritma CNN dalam mendeteksi *Covid-19* pada citra *X-Ray* dan *CT-Scan* paru dapat diambil kesimpulan bahwa ukuran kernel yang digunakan pada setiap skenario dapat mempengaruhi terhadap akurasi yang dihasilkan. Dapat dilihat ketika menggunakan ukuran kernel 5x5 pada skenario I menghasilkan akurasi sebesar 94%, ukuran kernel 3x3 pada skenario II menghasilkan akurasi sebesar 95% dan ukuran kernel 7x7 pada skenario III menghasilkan akurasi sebesar 93%. Maka, pada kasus penelitian ini skenario II dengan ukuran kernel 3x3 menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan dengan dua ukuran kernel lainnya. Selain itu, performa model pada skenario II menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *f1-score* dan luas daerah kurva ROC-AUC lebih baik diantara skenario I dan III khususnya pada kelas *Covid-19*.

5. REFERENSI

- al, C. T. (n.d.). Opportunities and Obstacles for Deep Learning in Biology and Medicine. *J. R. Soc. Interface*, 15: 20170387. DOI: 10.1098/rsif.2017.0387.
- Ali Narin, C. K. (2020). *Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-ray Images and Deep Convolutional Neural Networks*. Turkey: Zonguldak Bulent Ecevit University.
- Asmaa Abbas, M. M. (2020). Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network. 1-9.
- Aswindo Putra, J. F. (2018). Paralelisasi Klasifikasi Data Ekspresi Gen Kanker

- dengan Algoritma Deep Neural. *e-Proceeding of Engineering*, 8296.
- Dean, J. (2014). *Big Data, Data Mining, and Machine Learning*. Canada: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, simultaneously in Canada.
- Diederik P. Kingma, J. L. (2015). ADAM: A Method For Stochastic Optimization. Amsterdam: conference paper at ICLR 2015.
- dr. Fathiyah Isbaniah, S. F. (2020). *Pedoman Kesiapsiagaan Menghadapi Coronavirus Disese (Covid-19)*. Jakarta, Indonesia: Kementerian Kesehatan RI.
- Gozes, O. F.-A. (2020). E. Rapid AI Development Cycle for the Coronavirus (COVID-19) Pandemic: nitial Results for Automated Detection & Patient Monitoring using Deep Learning CT Image Analysis.
- Ian Goodfellow, Y. B. (2015). *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- Kemenkes. (2020, Juli 18). *Kementerian Kesehatan*. Retrieved from <https://www.kemkes.go.id/> (diakses pada tanggal 18 Juli 2020)
- Primartha, R. (2018). *Belajar Machine Learning Teori dan Praktik*. Bandung: Informatika Bandung.
- Shan, F. G. (2020). Lung Infection Quantification of COVID-19 in CT Images with Deep Learning. arXiv preprint arXiv:2003.04655, 1-19.
- Subramanian, V. (2018). *Deep Learning with PyTorch*. BIRMINGHAM - MUMBAI: Packt Publishing Ltd.
- Sun T, Z. B. (2017). Sequence-Based Prediction of Protein protein Interaction. *BMC Bioinformatics, Open Access*., 18:277.doi.org/10.1186/s12859-017-1700-2.
- Wang, S. K. (2020). A deep learning algorithm using CT images to screen for Corona Virus Disease (COVID-19). medRxiv preprint doi: <https://doi.org/10.1101/2020.02.14.20023028>, 1-26.
- WHO. (2020, Juli 18). *World Health Organization*. Retrieved from WHO Coronavirus Disease (COVID-19): https://covid19.who.int/?gclid=CjwKCAjw_qb3BRAVEiwAvwq6ViGpwp
- uWaLMuxHFR6XwFB80nuUSsgt9hy VShCMn5IctjkCMT7hxL3BoCZIIQAvD_BwE (diakses pada tanggal 18 Juli 2020)
- Widodo Budiharto, D. S. (2014). *Artificial Intelligence Konsep dan Penerapannya*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- WiraDKP. (2020). Retrieved from <https://github.com/WiraDKP> (diakses pada tanggal 15 Juni 2020)
- Xu, X. J. (2020). Deep Learning System to Screen Coronavirus Disease 2019 Pneumonia. arXiv preprint arXiv:2002.09334, 1-29.
- Yuliana. (2020). Corona Virus Diseases (Covid-19). *Wellness and Health Magazine*, 187-192.