

SISTEM DETEKSI PNEUMONIA BERDASARKAN GAMBAR CHEST X-RAY MENGGUNAKAN METODE CNN DAN SVM

^a Moch Alfin, ^bFajar Astuti HermawatiMoch

^aTeknik Informatika, Universitas 17 Agustus 1945, Surabaya, Indonesia

^b Teknik Informatika, Universitas 17 Agustus 1945, Surabaya, Indonesia
Email, mochalfinalfafa@gmail.com, fajarastuti@untag-sby.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital sangat pesat sejalan dengan perkembangan teknologi komputer di segala bidang. Salah satu contoh pada bidang kehidupan yang memanfaatkan pengolahan citra digital di antaranya adalah bidang kesehatan. Pneumonia merupakan salah satu penyakit yang sangat terkenal dan sudah menyebabkan sebagian besar kematian di seluruh dunia contohnya ada 20% kematian pada balita diseluruh dunia. Penyebab terjadinya Pneumonia disebabkan oleh Virus dan bakteri yang masuk kedalam paru-paru manusia tepatnya dibagian *Alveoli* sehingga menyebabkan sel darah putih melawan benda asing tersebut seperti virus dan bakteri dan hal itu menyebabkan adanya carian pneumonia didalam paru-paru, Namun sulit untuk mendeteksi pneumonia hanya dengan melihat rontgen dada dengan mata telanjang, perlu berkunjung ke tenaga para ahli dan waktu yang relatif lama untuk mengetahui teridentifikasi pneumonia atau tidak. Tujuan dari penelitian ini cukup sederhana yaitu untuk menyederhanakan proses deteksi pneumonia untuk para ahli dan juga bagi para pemula. Penelitian ini menggunakan metode deep learning untuk pendeteksian pneumonia dengan menggunakan model *Convolutional Neural Networks (CNN)* sebagai ekstraksi fitur, model *Support Vector Machine (SVM)* untuk klasifikasinya, dan input berupa citra chest x-ray. Citra diekstraksi menggunakan fitur AlexNet dan fitur VGG19 yang kemudian dimasukkan ke dalam classifier untuk prediksi. Kesimpulan yang didapat dengan menerapkan teknik perbaikan kualitas gambar dengan meningkatkan ruang warna yang terbatas pada gambar chest x-ray dapat meningkatkan akurasi pada saat melakukan deteksi pneumonia, Ekstraksi fitur dengan model *AlexNet* lebih unggul atau lebih tinggi akurasi yang dimiliki dibandingkan dengan model *VGG-19* pada metode *Convolutional neural networks (CNN)* untuk ekstraksi fitur, dan Hasil Implementasi sebuah metode *Support Vector Machine (SVM)* pada klasifikasi memperoleh hasil akurasi rata-rata 86,25

Kata kunci : deteksi pneumonia, *Convolutional Neural Networks*, *AlexNet*, *VGG19*, *Support Vector Machine*.

Abstract

The development of digital image processing technology is very rapid in line with the development of computer technology in all fields. One example in the field of life that utilizes digital image processing is the health sector. Pneumonia is a disease that is very well known and has caused most of the deaths worldwide, for example there are 20% of deaths in children under five worldwide. The cause of pneumonia is caused by viruses and bacteria that enter the human lungs to be precise in the alveoli section, causing white blood cells to fight against foreign objects such as viruses and bacteria and this causes a search for pneumonia in the lungs, but it is difficult to detect pneumonia just by looking at chest x-rays with the naked eye, it is necessary to visit experts and a relatively long time to find out if pneumonia is identified or not. The aim of this study is quite simple, namely to simplify the process of detection of pneumonia for experts as well as for beginners. This study uses the deep learning method to detect pneumonia using the Convolutional Neural Networks (CNN) model as feature extraction, the Support Vector Machine (SVM) model for its classification, and input in the form of a chest x-ray image. The image is extracted using the AlexNet feature and the VGG19 feature which is then entered into a classifier for prediction. The

conclusions obtained by applying image quality improvement techniques by increasing the limited color space on chest x-ray images can improve accuracy when detecting pneumonia, feature extraction with the AlexNet model is superior or has higher accuracy compared to the VGG-19 model on the Convolutional neural networks (CNN) method for feature extraction, and the results of the implementation of a Support Vector Machine (SVM) method on the classification obtained an average accuracy result of 86.25.

Keywords: *pneumonia detection, Convolutional Neural Networks, AlexNet, VGG19, Support Vector Machine.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan dari Pengolahan citra digital saat ini telah berkembang sangat pesat akibat perkembangan teknologi komputer di segala bidang. Salah satu contoh pada bidang kehidupan yang membutuhkan pengolahan citra digital adalah bidang kesehatan. Saat ini sudah banyak pemanfaatan pengolahan citra untuk bidang kesehatan seperti segmentasi untuk membedakan bagian dari sel darah, deteksi kerusakan pada organ tubuh manusia, hingga deteksi tumor yang terdapat pada tubuh manusia. Semua itu merupakan hasil dari pemanfaatan perkembangan dari pengolahan citra digital pada bidang kesehatan.

Image processing merupakan suatu teknologi yang digunakan untuk mengolah suatu gambar dengan memanfaatkan teknologi komputer. Saat ini *Image processing* sering digunakan untuk proses *deep learning*. Salah satu metode *deep learning* yang digunakan ialah Convolution Neural Network (CNN) yang memiliki struktur yang berlapis-lapis. penggunaan model *deep learning* telah berkontribusi pada bidang biomedis [1].

Pneumonia adalah peradangan yang terjadi didalam paru-paru yang disebut alveoli yang disebabkan oleh bakteri dan virus. Saat benda asing tersebut memasuki paru-paru, sel darah putih melakukan perlawanan yang menyebabkan pembengkakan didalam paru-paru. sehingga alveoli dipenuhi dengan cairan pneumonia. gejala yang disebabkan oleh pneumonia ialah kesulitan bernafas, batuk, hingga demam. Jika gejala awal tidak segera ditangani, menyebabkan infeksi pneumonia dapat menyebar ke seluruh tubuh dan mengakibatkan kematian dikarenakan akibat ketidakmampuan untuk bertukar gas di paru-paru [2].

Pneumonia disebabkan oleh kuman *Pneumococcus*, *streptococcus*, *staphylococcus* dan virus. Penderita pneumonia merasakan gejala demam, batuk, menggigil, sakit kepala, dan sesak napas. Manusia yang menginjak usia diatas 65 tahun sangat rentan terserang pneumonia dan rentan pula menyerang manusia yang memiliki masalah pada kesehatan. Penyakit pneumonia menjadi penyebab utama kematian balita di dunia yang mencapai 20% dari kematian anak yang disebabkan oleh pneumonia. Pada tahun 2007 kematian yang disebabkan pneumonia yang berada di Negara Indonesia mencapai 15,5% dan merupakan pembunuh urutan kedua [3]

Chest x-ray merupakan hasil ronsgen dada yang digunakan untuk diagnosis penyakit pada paru-paru yang didapati dari tembakan sinar x. Chest x-ray digunakan untuk fasilitas membangun sistem diagnosa berbantuan komputer (CAD) dengan menggunakan *deep learning* [4].

metode yang dapat digunakan untuk proses deteksi Pneumonia ialah *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan model AlexNet dan VGG-19 yang digunakan untuk proses ekstraksi fitur. Sementara itu untuk klasifikasinya menggunakan model *Support Vector Machine (SVM)*.

AlexNet adalah model dari CNN yang terdiri dari lapisan *convolutional*, *pooling*, dan *fully connected layers*, input dari citra saat menggunakan AlexNet ialah 227 x 227, Hasil akurasi tertinggi menggunakan CNN model AlexNet yaitu 92.31%. Sementara itu VGG-19 terdiri dari 16 layer yang bersifat *convolutional* dan 3 sisanya *fully connected layers*, dengan citra input berukuran 224 x 224 *Support Vector Machine (SVM)* mencari *hyperplane* yang memisahkan data positif dari data negatif dengan margin yang maksimum, tentunya dilapangan data tidak selalu linear sehingga dalam SVM

terdapat perubahan dimensi ruang baru yang dinamakan *Kernel Trik*. Hasil akurasi tertinggi menggunakan CNN model VGG-19 yaitu 94.84 % [1].

ImageNet merupakan dataset yang terdiri lebih dari 15 juta label gambar yang bersesolusi tinggi dalam 22,000 kategori. Gambar tersebut dikumpulkan lalu diberi label. imageNet terdiri dari variable resolusi gambar dan memiliki gambar yang nantinya digunakan untuk proses training dan testing [5]

Dalam proses deteksi penyakit pneumonia ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model AlexNet, model VGG-19, dan *Support Vector Machine* (SVM). Sebelum diproses menggunakan CNN, gambar chest x-ray diproses terlebih dahulu dengan *image processing* untuk meningkatkan kualitas gambar. Harapannya dengan menggunakan teknik *image processing* dapat meningkatkan akurasi, dan tentunya dengan meningkatnya akurasi yang disebabkan oleh teknik *image processing* berkemungkinan besar juga output memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi. Sistem ini akan mengolah input gambar chest x-ray dan memberikan hasil apakah dari gambar chest x-ray tersebut terindifikasi pneumonia atau tidak dan terdapat *konfiden level* pada tiap citra yang dideteksi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian deteksi pneumonia ini dapat dilihat pada Gambar 1. Dimulai dari tahap pengumpulan dataset hingga tahap klasifikasi dan pengujian. Secara garis besar deteksi penumonia memanfaatkan CNN dan SVM untuk memperoleh hasil dan konfiden level pada citra chest x-ray, untuk menciptakan akurasi yang lebih tinggi melakukan proses *imageprocessing* terhadap citra sebelum di ekstraksi dan di klasifikasi.

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahapan untuk mengumpulkan data-data yang dibutuhkan untuk penelitian ini. Pada penelitian ini menggunakan dataset dari github Joseph Paul Cohen dan kaggle.com. Joseph Paul Cohen merupakan rekan postdoktoral di Mila dan University of Montreal. Sedangkan kaggle.com merupakan situs website

dan platform untuk membuat model terbaik untuk menganalisa dan memprediksi suatu dataset. Dataset dari kaggle diberikan oleh suatu perusahaan dengan deskripsi masalah tertentu, dan ternyata didalam situs kaggle juga terdapat foto rontgen baik normal maupun terinfeksi pneumonia. Data tersebut didapatkan dengan cara mengunduhnya di alamat *url* untuk Kaggel.com dan Github.com. Setelah dataset terkumpulkan, langkah selanjutnya yaitu mengelompokan dataset sesuai kelas yang di uji. Kelas tersebut antara lain NORMAL, PNEUMONIA BAKTERI, PNEUMONIA COVID, PENUMONIA VIRUS. Dataset tersebut berupa citra *grayscale*. Tujuan dari pengelompokan dataset untuk proses klasifikasi.

2.2 Tahap Image Processing

Proses pertama adalah mengolah input berupa gambar chest x-ray yang diperoleh dari dataset. Gambar chest x-ray cenderung memiliki ruang warna yang terbatas sehingga gambar tidak menunjukkan perbedaan di bagian tepi atau di bagian di mana fitur tertentu mungkin terdeteksi. gambar tersebut diolah dengan menerapkan beberapa langkah seperti peningkatan *brightening*, peningkatan kontras, dan peningkatan skema warna pada gambar input.



Gambar 1. Tahap *imageprocessing*

Gambar 1 membandingkan citra input sebelum di proses dengan menggunakan *imageprocessing* dan sesudah menggunakan *imageprocessing*. Alur proses ini terdapat pada Gambar 2.

Setelah citra diinputkan, maka akan diproses dengan menggunakan peningkatan *brightening* yaitu dengan menggunakan teknik parsing pada setiap piksel gambar, kemudian meningkatkan masing-masing nilai merah, hijau, dan biru (RGB) dengan konstanta. Menggunakan *gamma* dan *konstanta* yang masing-masing diberikan nilai 0.99 dan 1. Kemudian *konstanta* dikalikan

dengan citra input dan dipangkatkan *gamma*. Keluaran dari tahap ini akan menjadi input untuk tahap peningkatan kontras. Hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 2. Proses *imageprocessing*



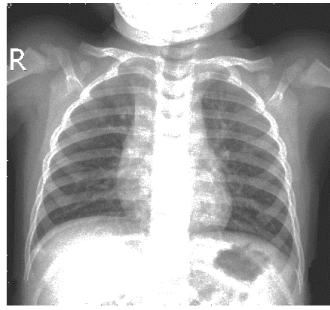
Gambar 3. Hasil keluaran dari tahap peningkatan brightening

Setelah proses peningkatan *brightening* dilakukan, selanjutnya tahap peningkatan kontras gambar. Pada tahap peningkatan kontras ini gambar input yang didapat dari hasil output tahap peningkatan *brightening* diproses dengan meningkatkan kontras gambar, untuk meningkatkan kontras gambar menggunakan *imadjust* yaitu melakukan pemerataan *histogram adaptif* terbatas pada wilayah data kecil dari seluruh gambar. Kemudian didalam *imadjust* terdapat fungsi *stretchlim* dan diberikan nilai keabuan dan ketinggian nilai putih masing masing 0.05 dan 0.95. Peningkatan kontras dapat dibatasi untuk menghindari penguatan noise yang mungkin ada pada gambar. Keluaran dari tahap ini akan menjadi input untuk tahap peningkatan skema warna. Hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil keluaran dari tahap peningkatan kontras

Tahap terakhir ialah peningkatan skema warna. tahap ini merupakan proses terakhir, dimana nilai rata-rata dari R,G,dan B didapat dari gambar, kemudian semua nilai RGB masing-masing dikalikan dengan nilai rata-rata yang untuk memperluas dan meningkatkan nilai keseluruha. Citra input yang didapat dari output tahap peningkatan kontras diproses dengan mengubah citra tersebut kedalam bentuk RGB dahulu, kemudian masing-masing setiap warna R, G, dan B ditambahkan nilai 5. Keluaran dari tahap ini merupakan hasil akhir dari proses *imageprocessing*, dan digunakan sebagai inputan dari proses ekstraksi fitur. Hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil keluaran dari tahap peningkatan skema warna

2.3 Tahap Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur adalah tahap menerapkan CNN dengan arsitektur VGG-19 dan Alexnet. Gambar yang sebelumnya di proses dengan *imageprocessing* dijadikan sebagai input dan menjadi input untuk layer selanjutnya. Kemudian diproses dengan *pooling layer* untuk mengurangi jumlah parameter. Setelah dari *pooling layer* diproses dengan *Fully connected layer* untuk meratakan satu vektor dari layer sebelumnya. Pada VGG-19 ini digunakan untuk mengurangi jumlah parameter dalam *deep newtork*. Susunan arsitektur dari CNN fitur Alexnet terdapat pada Tabel 1 dan VGG19 pada Tabel 2

Tabel 1. Susunan Arsitektur CNN fitur AlexNet

No	Nama Layer	Jenis Layer	Ukuran
1	'data'	<i>Image Input</i>	227x227x3 images with 'zerocenter' normalization
2	'conv 1'	<i>Convoluti on</i>	96 11x11x3 convolutions with stride [4 4] and padding [0 0 0 0]
No	Nama Layer	Jenis Layer	Ukuran
3	'relu'	<i>ReLU</i>	ReLU
4	'norm 1'	<i>Cross Channel Normaliz ation</i>	Cross Channel Normalization with 5 channel per element

5	'pool1'	<i>Max Pooling</i>	3x3 max pooling stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
6	'conv 2'	<i>Grouped Convoluti on</i>	2 group of 128 5x5x48 convolutions with stride [1 1] and padding [2 2 2 2]
7	'relu2'	<i>ReLU</i>	ReLU
8	'norm 2'	<i>Cross Channel Normaliz ation</i>	Cross Channel Normalization with 5 channel per element
9	'pool2'	<i>Max Pooling</i>	3x3 max pooling stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
10	'conv 3'	<i>Grouped Convoluti on</i>	384 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
11	'relu4'	<i>ReLU</i>	ReLU
12	'conv 4'	<i>Grouped Convoluti on</i>	2 group of 192 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
13	'relu2'	<i>ReLU</i>	ReLU
14	'conv 5'	<i>Grouped Convoluti on</i>	2 group of 128 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
15	'relu5'	<i>ReLU</i>	ReLU
16	'pool5'	<i>Max Pooling</i>	3x3 max pooling stride [2 2] and padding [0 0 0 0]

Tabel 2. Susunan Arsitektur CNN fitur VGG19

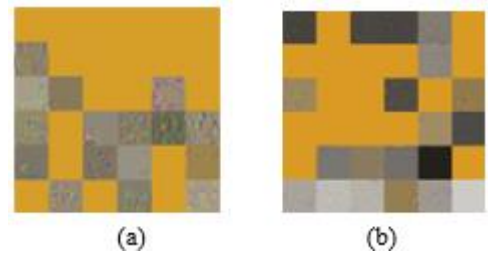
No	Nama Layer	Jenis Layer	Ukuran
1	'input'	<i>Image Input</i>	224x224x3 images with 'zerocenter' normalization
2	'conv1_1'	<i>Convoluton</i>	64 3x3x3 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
3	'relu1_1'	<i>ReLU</i>	ReLU
4	'conv1_2'	<i>Convoluton</i>	64 3x3x64 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
5	'relu1_2'	<i>ReLU</i>	ReLU
6	'pool1'	<i>Max Pooling</i>	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
7	'conv2_1'	<i>Convoluton</i>	128 3x3x64 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
8	'relu2_1'	<i>ReLU</i>	ReLU
9	'conv2_2'	<i>Convoluton</i>	128 3x3x128 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
10	'relu2_2'	<i>ReLU</i>	ReLU
11	'pool2'	<i>Max Pooling</i>	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
12	'conv3_1'	<i>Convoluton</i>	256 3x3x128 convolutions with stride [1 1] and

			padding [1 1 1 1]
13	'relu3_1'	<i>ReLU</i>	ReLU
14	'conv3_2'	<i>Convoluton</i>	256 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
15	'relu3_2'	<i>ReLU</i>	ReLU
16	'conv3_3'	<i>Convoluton</i>	256 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
17	'relu3_3'	<i>ReLU</i>	ReLU
18	'conv3_4'	<i>Convoluton</i>	256 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
19	'relu3_4'	<i>ReLU</i>	ReLU
20	'pool3'	<i>Max Pooling</i>	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
21	'conv4_1'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
22	'relu4_1'	<i>ReLU</i>	ReLU
23	'conv4_2'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
24	'relu4_2'	<i>ReLU</i>	ReLU
25	'conv4_3'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
26	'relu4_3'	<i>ReLU</i>	ReLU

No	Nama Layer	Jenis Layer	Ukuran
27	'conv4_4'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
28	'relu4_4'	<i>ReLU</i>	ReLU
29	'pool4'	<i>Max Pooling</i>	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
30	'conv5_1'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
31	'relu5_1'	<i>ReLU</i>	ReLU
32	'conv5_2'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
33	'relu5_2'	<i>ReLU</i>	ReLU
34	'conv5_3'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1]
35	'relu5_3'	<i>ReLU</i>	ReLU
36	'conv5_4'	<i>Convoluton</i>	512 3x3x512 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1]
37	'relu5_4'	<i>ReLU</i>	ReLU
38	'pool5'	<i>Max Pooling</i>	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]

Berdasarkan arsitektur yang terdapat pada CNN fitur Alexnet dan VGG19 menggunakan pool5 untuk proses klasifikasi. Sementara itu layer

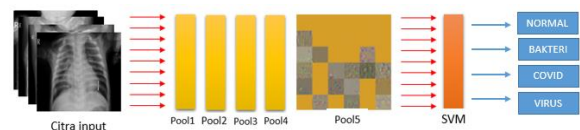
pool5 pada Alexnet dan VGG19 terdapat pada gambar 6.



Gambar 6. (a) Layer pool5 Alexnet, (b) Layer pool5 VGG19

2.4 Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi ini dimulai dari citra input sebanyak 3507 gambar, kemudian melewati ekstraksi fitur dari *pool1* hingga *pool5*, pada SVM sendiri menggunakan fitur *ceccoc mdl* mendapati nilai vektor dari 3507 gambar dan dikelompokkan menjadi empat kelas yaitu kelas Normal, Bakteri, Covid, dan Virus. Kemudian menggunakan fungsi *predict* untuk mengetahui kemungkinan bahwa citra berasal dari kelas yang sudah dikelompokkan sebelumnya dengan menggunakan fungsi *predct* dengan nama variable label. Kemudian menggunakan fungsi untuk mencari skor maksimum diantara semua kelas berdasarkan hasil dari kemungkinan yang didapat dari *predict* sebelumnya dengan mencari nilai maksimum dari probabilitas *posterior* kelas. Fungsi untuk mencari nilai maksimum ini sendiri adalah vektor kolom dengan jumlah baris yang sama dengan jumlah kelas, sementara itu elemen yang terkandung bernilai positif. Untuk mempermudahnya, peneliti memberi nama variable pencarian nilai maksimum tersebut dengan nama skor, setelah nilai skor didapat yang paling maksimum, selanjutnya memproses nilai tersebut dengan *eksponen*, yaitu dikalikan dengan *eksponen*. Hasil dari proses tersebut akan menjadi *konfiden level*. Tahap klasifikasi menggunakan *pool5* ini dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Proses Klasifikasi menggunakan *Pool5*

2.5 Integrasi Sistem

Integrasi sistem adalah tahap dimana peneliti melakukan integrasi antara tahap-tahap yang telah dibuat dimasukkan kedalam Matlab R2020 yang digunakan untuk klasifikasi pneumonia

2.6 Pengujian Sistem

Pengujian sistem adalah tahap dimana peneliti melakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibuat, yaitu menguji teknik perbaikan kualitas gambar dengan membandingkan akurasi sebelum diterapkannya teknik perbaikan kualitas gambar dan setelah diterapkannya teknik perbaikan kualitas gambar, dan menguji pretrained dengan melakukan uji coba citra chest x-ray kedalam sistem yang sudah training dan disimpan. Pengujian dilakukan sebanyak 20 citra uji yang berbeda pada setiap masing-masing kelas. Pengujian dilakukan dengan tujuan memperoleh *konfiden level* dan hasil klasifikasi pada citra yang diuji. Pengujian akan dilakukan seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian klasifikasi dan konfiden level

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidence Level	Kesimpulan
Citra 1	-	-	-	-
Citra 2	-	-	-	-
Citra 3	-	-	-	-
Citra ...	-	-	-	-
Citra n	-	-	-	-

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya didapatkan :

3.1 Tahap Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Menggunakan AlexNet Pada Citra Yang Belum Di Proses Dengan ImageProcessing

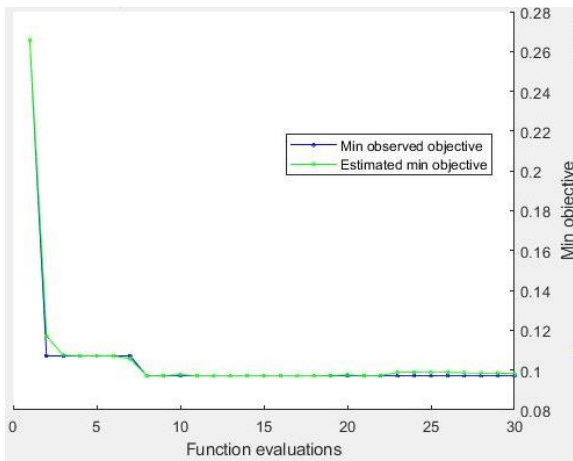
Pada tahap ekstraksi fitur AlexNet menggunakan citra yang belum di proses, tujuannya untuk mendapatkan perbandingan

dengan citra yang belum diproses dan yang sudah diproses ketika diproses oleh AlexNet. Dari hasil perbandingan, nantinya diambil dengan nilai akurasi tertinggi. Tabel 4 merupakan hasil dari *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk *optimalisasi* yang terdiri 30 tahap evaluasi

Tabel 4. Hasil run *optimalisasi* SVM dengan fitur CNN (alexnet)

Iter	Eval result	BestSoFar (observed)	KernelScale
1	Best	0.26583	0.047753
2	Best	0.10713	111.03
3	Accept	0.10713	0.035367
4	Accept	0.10713	0.0012983
5	Accept	0.10713	451.76
6	Accept	0.10713	32.132
7	Accept	0.10713	59.127
8	Best	0.097107	998.45
9	Accept	0.097107	108.8
10	Accept	0.097107	449.45
11	Accept	0.097107	962.55
12	Accept	0.097107	989.21
13	Accept	0.097107	0.22139
14	Accept	0.097107	12.539
15	Accept	0.097107	0.0020585
16	Accept	0.097107	62.268
17	Accept	0.097107	0.0010133
18	Accept	0.097107	6.9494
19	Accept	0.097107	980.69
20	Accept	0.097107	965.55
21	Accept	0.097107	899.47
22	Accept	0.097107	7.1201
23	Accept	0.097107	404.99
24	Accept	0.097107	51.528
25	Accept	0.097107	946.19
26	Accept	0.097107	979.64
27	Accept	0.097107	5.4876
28	Accept	0.097107	2.6139
29	Accept	0.097107	923.91
30	Accept	0.097107	987.48

Pada Tabel 4 menjelaskan program memproses *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk *optimalisasi* yang terdiri 30 tahap evaluasi



Gambar 8. Min objective Vs Number of function evaluations

Pada Gambar 8 merupakan hasil pengujian menggunakan model dengan data test yang bisa dilihat pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil run SVM dengan fitur CNN (Alexnet)

<i>MaxPbjectiveEvaluations</i>	30 reached
<i>Total function evaluations</i>	30
<i>Total elapsed time</i>	11877.5943 seconds
<i>Total objective function evaluation time</i>	11804.6897
<i>Observed objective function value</i>	0.097107
<i>Estimated objective function value</i>	0.098165
<i>Funtion evaluation time</i>	153.1338
<i>Best observed feaisible point :</i>	
<i>Coding</i>	Onevsone
<i>BoxConstraint</i>	2.7644
<i>kernelScale</i>	998.45



Pada Tabel 5 merupakan hasil setelah proses dari 30 tahap *optimalisasi* model atau *Mdl* yang terdapat beberapa informasi seperti total *objective function evaluation time* nya.











Tabel 6. Tipe dan Model Klasifikasi *Ecoc* pada fitur ekstrasi Alexnet

<i>ClassNames</i>	NORMAL		
	PNEUMONIA BAKTERI		
	PNEUMONIA COVID		
	PNEUMONIA VIRUS		
<i>binaryLearners 6x1 cell</i>	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.6372
		kernel Scale	998.45 15
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.4903
		kernel Scale	998.45 15
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-2.0571
		kernel Scale	998.45 15
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-0.8667
		kernel Scale	998.45 15
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.7747
		kernel Scale	998.45 15
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	0.6250
		kernel Scale	998.45 15
<i>Kernel function</i>	Linear		
<i>Accuracy</i>	0.8226		

Pada Tabel 6 menjelaskan pengujian menggunakan model dengan data test dan menghasilkan akurasi yang diperoleh 82.26%,

Tabel 7. Hasil klasifikasi dengan alexnet pada data baru

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	PNEUMONIA VIRUS	86.4671	TIDAK VALID
	NORMAL	PNEUMONIA VIRUS	88.5994	TIDAK VALID

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidence Level	Kesimpulan
	NORMAL	PNEUMONIA VIRUS	90.7971	TIDAK VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	99.7138	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	89.0616	TIDAK VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	92.5031	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	91.773	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	97.6394	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	99.1161	VALID

Pada Tabel 7 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 59, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 21. Dengan demikian persentase yang diperoleh :






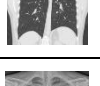






$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{59}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,7375 \times 100$$

$$\text{persentase} = 73,75 \%$$

Tabel 8. Hasil klasifikasi dengan alexnet pada data train

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidence Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	96.5353	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	97.4824	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	94.271	TIDAK VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	96.2806	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	95.2343	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	96.6914	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	97.5803	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	100	VALID

Pada Tabel 8 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 73, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 7. Dengan demikian persentase yang diperoleh :

$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{73}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,9125 \times 100$$

$$\text{persentase} = 91,25 \%$$

3.2 Tahap Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Menggunakan VGG19 Pada Citra Yang Belum Di Proses Dengan ImageProcessing

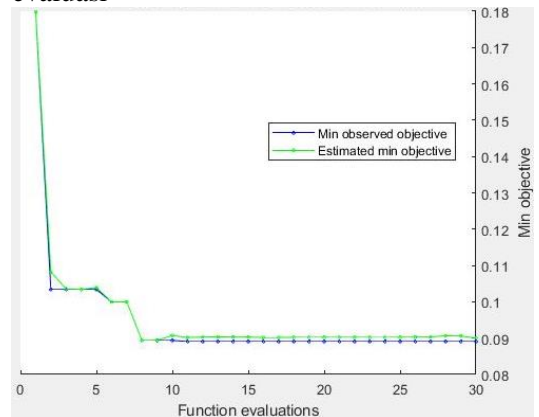
Pada tahap ekstraksi fitur VGG19 menggunakan citra yang belum di proses, tujuannya untuk mendapatkan perbandingan dengan citra yang belum diproses dan yang sudah diproses ketika diproses oleh VGG19. Dari hasil perbandingan, nantinya diambil dengan nilai akurasi tertinggi. Tabel 9 merupakan hasil dari *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk optimalisasi yang terdiri 30 tahap evaluasi

Tabel 9. Hasil run optimalisasi SVM dengan fitur CNN (VGG19)

Iter	Eval result	BestSoFar (observed)	KernelScale
1	Best	0.17989	0.047753
2	Best	0.10341	111.03
3	Accept	0.10341	0.035367
4	Accept	0.10341	0.0012983
5	Accept	0.10341	994.25
6	Best	0.0999971	415.25
7	Accept	0.0999971	0.010562
8	Best	0.089373	977.22
9	Accept	0.089373	996.14
10	Accept	0.089373	994.98
11	Best	0.089086	947.77
12	Accept	0.089086	957.55
13	Accept	0.089086	948.82
14	Accept	0.089086	962.54
15	Accept	0.089086	922.55
16	Accept	0.089086	982.85
17	Accept	0.089086	2.2006
18	Accept	0.089086	0.0010122
19	Accept	0.089086	52.578
20	Accept	0.089086	1.7102
21	Accept	0.089086	74.218
22	Accept	0.089086	0.0010356
23	Accept	0.089086	979.32
24	Accept	0.089086	20.937

25	Accept	0.089086	141.26
26	Accept	0.089086	5.7732
27	Accept	0.089086	6.4891
28	Accept	0.089086	974.96
29	Accept	0.089086	12.339
30	Accept	0.089086	988.33

Pada Tabel 9 menjelaskan program memproses *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk optimalisasi yang terdiri 30 tahap evaluasi



Gambar 9. Min objective Vs Number of function evaluations

Pada Gambar 9 merupakan hasil pengujian menggunakan model dengan data test yang bisa dilihat pada Tabel 9

Tabel 10. Hasil run SVM dengan VGG19

<i>MaxPbjectiveEvaluations</i>	30 reached
<i>Total function evaluations</i>	30
<i>Total elapsed time</i>	21950.0477 seconds
<i>Total objective function evaluation time</i>	21883.3026
<i>Observed objective function value</i>	0.089086
<i>Estimated objective function value</i>	0.090232
<i>Funtion evaluation time</i>	1186.3343
<i>Best observed feasible point :</i>	
<i>Coding</i>	Onevsone
<i>BoxConstraint</i>	1.9305
<i>kernelScale</i>	977.22


Pada Tabel 10 merupakan hasil setelah proses dari 30 tahap *optimalisasi* model atau *Mdl* yang terdapat beberapa informasi seperti total *objective function evaluation time* nya.













Tabel 11. Tipe dan Model Klasifikasi Ecoc pada fitur ekstrasi VGG19

ClassNames	NORMAL			
	PNEUMONIA BAKTERI			
	PNEUMONIA COVID			
	PNEUMONIA VIRUS			
binaryLearners 6x1 cell	binaryLearners [1 1]	Bias	-2.3301	
		kernel Scale	977.21 74	
	binaryLearners [1 1]	Bias	-0.9254	
		kernel Scale	977.21 74	
	binaryLearners [1 1]	Bias	0.8205	
		kernel Scale	977.21 74	
	binaryLearners [1 1]	Bias	-0.2007	
		kernel Scale	977.21 74	
	binaryLearners [1 1]	Bias	-2.9425	
		kernel Scale	977.21 74	
	binaryLearners [1 1]	Bias	2.0129	
		kernel Scale	977.21 74	
	Kernel function	Linear		
	Accuracy	0.8273		

Pada Tabel 11 menjelaskan hasil akurasi yang diperoleh sebesar 82.26%,

Tabel 12. Hasil klasifikasi dengan VGG 19 pada data baru

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	96.1 372	VALID

	NORMAL	NORMAL	88.3 709	VALID
	NORMAL	NORMAL	92.8 388	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	95.6 521	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	88.7 386	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	98.0 066	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	92.4 215	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	97.5 259	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	93.7 086	VALID

Pada Tabel 12 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 64, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 16. Dengan demikian persentase yang diperoleh :













$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{64}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,8 \times 100$$

$$\text{persentase} = 80 \%$$

Tabel 13. Hasil klasifikasi dengan VGG 19 pada data train

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	98.1969	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	99.0628	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	91.8316	TIDAK VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	97.9219	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	99.6727	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	99.4370	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	97.0932	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	97.7305	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	92.5233	VALID

Pada Tabel 13 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 75, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 5. Dengan demikian persentase yang diperoleh :

$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{75}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,9375 \times 100$$

$$\text{persentase} = 93,75 \%$$

3.3 Tahap Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Menggunakan Alexnet Pada Citra Yang Sudah Di Proses Dengan ImageProcessing

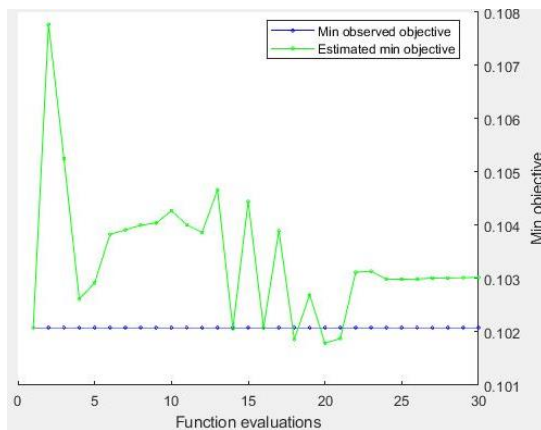
Pada tahap ekstraksi fitur AlexNet menggunakan citra yang sudah di proses, tujuannya untuk mendapatkan perbandingan dengan citra yang belum diproses dan yang sudah diproses ketika diproses oleh Alexnet. Dari hasil perbandingan, nantinya diambil dengan nilai akurasi tertinggi. Tabel 14 merupakan hasil dari *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk *optimalisasi* yang terdiri 30 tahap evaluasi

Tabel 14. Hasil run optimalisasi SVM dengan fitur CNN (Alexnet)

Iter	Eval result	BestSoFar (observed)	KernelScale
1	Best	0,10208	62,59
2	Accept	0,10208	0,02109
3	Accept	0,10208	0,76817
4	Accept	0,10208	0,0026892
5	Accept	0,10208	63,862
Iter	Eval result	BestSoFar (observed)	KernelScale
6	Accept	0,10208	35,719
7	Accept	0,10208	723,03
8	Accept	0,10208	8,6909
9	Accept	0,10208	723,29
10	Accept	0,10208	124,44
11	Accept	0,10208	3,7033
12	Accept	0,10208	19,953
13	Accept	0,10208	35,578
14	Accept	0,10208	18,535
15	Accept	0,10208	10,623
16	Accept	0,10208	21,325
17	Accept	0,10208	13,53
18	Accept	0,10208	43,177
19	Accept	0,10208	226,13
20	Accept	0,10208	8,3817
21	Accept	0,10208	875,45
22	Accept	0,10208	1.2239
23	Accept	0,10208	0.90265

24	Accept	0,10208	0.14372
25	Accept	0,10208	0.0010015
26	Accept	0,10208	0.21402
27	Accept	0,10208	1.8012
28	Accept	0,10208	32.702
29	Accept	0,10208	0.0044568
30	Accept	0,10208	21.847

Pada Tabel 14 menjelaskan program memproses *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk *optimalisasi* yang terdiri 30 tahap evaluasi



Gambar 10. *Min objective Vs Number of function evaluations*

Pada Gambar 10 merupakan hasil pengujian menggunakan model dengan data test yang bisa dilihat pada Tabel 14

Tabel 15. Hasil run SVM dengan fitur CNN (Alexnet)

<i>MaxPbjectiveEvaluations</i>	30 reached
<i>Total function evaluations</i>	30
<i>Total elapsed time</i>	14769.6921 seconds
<i>Total objective function evaluation time</i>	14722.5047
<i>Observed objective function value</i>	0.10208
<i>Estimated objective function value</i>	0.10444
<i>Funtion evaluation time</i>	84.8705
<i>Best observed feasible point :</i>	
<i>Coding</i>	Onesone
<i>BoxConstraint</i>	0.001016
<i>kernelScale</i>	19.953

Pada Tabel 15 merupakan hasil setelah proses dari 30 tahap *optimalisasi model* atau *Mdl* yang terdapat beberapa informasi seperti total *objective function evaluation time* nya.

Tabel 16. Tipe dan Model Klasifikasi *Ecoc* pada fitur ekstrasi Alexnet

<i>ClassNames</i>	NORMAL		
	PNEUMONIA BAKTERI		
	PNEUMONIA COVID		
	PNEUMONIA VIRUS		
<i>binaryLearners 6x1 cell</i>	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.5006
		kernel Scale	19.952 6
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.3166
		kernel Scale	19.952 6
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.8901
		kernel Scale	19.952 6
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-0.8089
		kernel Scale	19.952 6
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.9813
		kernel Scale	19.952 6
<i>binaryLearners 6x1 cell</i>	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	0.2047
		kernel Scale	19.952 6

Kernel function	Linear
Accuracy	0.8326

Pada Tabel 16 menjelaskan hasil akurasi yang diperoleh sebesar 83.26%.

Tabel 17. Hasil klasifikasi dengan Alexnet pada data baru

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	94.6125	VALID
	NORMAL	NORMAL	90.0047	VALID
	NORMAL	NORMAL	92.7584	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	97.8208	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	93.8941	TIDAK VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	94.2495	TIDAK VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	92.0588	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	96.9577	VALID

	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	99.7538	VALID
--	-----------------	-----------------	---------	-------

Pada Tabel 17 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 65, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 15. Dengan demikian persentase yang diperoleh :

$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$





$$\text{persentase} = \frac{65}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,8125 \times 100$$

$$\text{persentase} = 81,25 \%$$

Tabel 18. Hasil klasifikasi dengan Alexnet pada data train

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA VIRUS	93.6076	TIDAK VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	99.9840	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	99.9534	VALID

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidence Level	Kesimpulan
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	98.6365	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	98.9985	VALID

Pada Tabel 18 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 75, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 5. Dengan demikian persentase yang diperoleh :

$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{75}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,9375 \times 100$$

$$\text{persentase} = 93,75 \%$$

3.4 Tahap Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Menggunakan VGG19 Pada Citra Yang Sudah Di Proses Dengan ImageProcessing

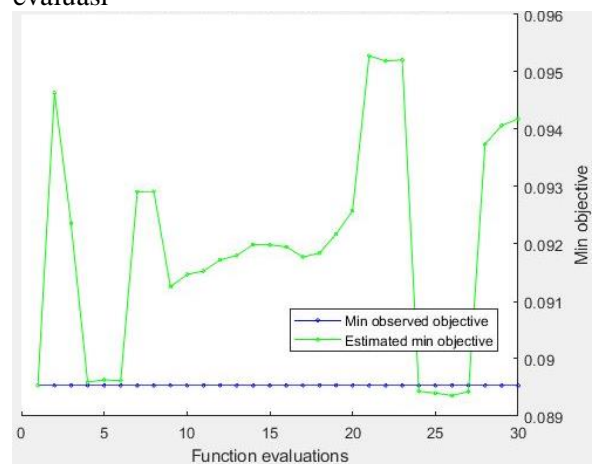
Pada tahap ekstraksi fitur VGG19 menggunakan citra yang sudah di proses, tujuannya untuk mendapatkan perbandingan dengan citra yang belum diproses dan yang sudah diproses ketika diproses oleh VGG19. Dari hasil perbandingan, nantinya diambil dengan nilai akurasi tertinggi. Tabel 19 merupakan hasil dari *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk optimalisasi yang terdiri 30 tahap evaluasi

Tabel 19. Hasil run optimalisasi SVM dengan fitur CNN (VGG19)

Iter	Eval result	BestSoFar (observed)	KernelScale
1	Best	0,089535	62,59
2	Accept	0,089535	0,02109

3	Accept	0,089535	0,76817
4	Accept	0,089535	0,0026892
5	Accept	0,089535	66,231
6	Accept	0,089535	29,614
7	Accept	0,089535	52,55
8	Accept	0,089535	10,26
9	Accept	0,089535	996,31
10	Accept	0,089535	2,8704
11	Accept	0,089535	84,241
12	Accept	0,089535	1,4215
13	Accept	0,089535	0,32501
14	Accept	0,089535	4,8906
15	Accept	0,089535	997,36
16	Accept	0,089535	0,001002
17	Accept	0,089535	0,12379
18	Accept	0,089535	383,08
19	Accept	0,089535	1,5728
20	Accept	0,089535	2,4587
21	Accept	0,089535	48,138
22	Accept	0,089535	12,255
23	Accept	0,089535	5,7155
24	Accept	0,089535	621,54
25	Accept	0,089535	55,106
26	Accept	0,089535	15,44
27	Accept	0,089535	4,4002
28	Accept	0,089535	31,413
29	Accept	0,089535	25,554
30	Accept	0,089535	0,67859

Pada Tabel 19 menjelaskan program memproses *function model* atau *Mdl* yang ada di matlab untuk optimalisasi yang terdiri 30 tahap evaluasi



Gambar 11. Min objective Vs Number of function evaluations

Pada Gambar 11 merupakan hasil pengujian menggunakan model dengan data test yang bisa dilihat pada Tabel 19.

Tabel 20. Hasil run SVM dengan fitur CNN (VGG19)

<i>MaxPbjectiveEvaluations</i>	30 reached
<i>Total function evaluations</i>	30
<i>Total elapsed time</i>	25963.5127 seconds
<i>Total objective function evaluation time</i>	25895.0914
<i>Observed objective function value</i>	0.089535
<i>Estimated objective function value</i>	0.09418
<i>Funtion evaluation time</i>	142.9524
<i>Best observed feasible point :</i>	
<i>Coding</i>	Onesone
<i>BoxConstraint</i>	0.0085724
<i>kernelScale</i>	62.59

Pada Tabel 20 merupakan hasil setelah proses dari 30 tahap *optimalisasi model* atau *Mdl* yang terdapat beberapa informasi seperti total *objective function evaluation time* nya.








Tabel 21. Tipe dan Model Klasifikasi *Ecoc* pada fitur ekstrasi VGG19






<i>ClassNames</i>	NORMAL		
	PNEUMONIA BAKTERI		
	PNEUMONIA COVID		
	PNEUMONIA VIRUS		
<i>binaryLearners 6x1 cell</i>	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-0.0711
		kernel Scale	62.5896
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-0.00496
		kernel Scale	62.5896
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-0.07512
		kernel Scale	62.5896
		Bias	-0.9029

	<i>binaryLearners [1 1]</i>	kernel Scale	62.5896
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	-1.2889
		kernel Scale	62.5896
	<i>binaryLearners [1 1]</i>	Bias	0.7011
		kernel Scale	62.5896
<i>Kernel function</i>	Linear		
<i>Accuracy</i>	0.8174		

Pada Tabel 21 menjelaskan hasil akurasi yang diperoleh sebesar 81.74%.

Tabel 22. Hasil klasifikasi dengan VGG19 pada data baru

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	97.6970	VALID
	NORMAL	PNEUMONIA VIRUS	88.7647	TIDAK VALID
	NORMAL	NORMAL	92.1456	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	99.0187	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	94.2226	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	97.1831	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	94.6702	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	95.8929	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	93.2674	VALID

Pada Tabel 22 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 63, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 17. Dengan demikian persentase yang diperoleh :





$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$









$$\text{persentase} = \frac{63}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,7875 \times 100$$

$$\text{persentase} = 78,75 \%$$

Tabel 23. Hasil klasifikasi dengan VGG19 pada data train

INPUT		OUTPUT		
Citra	Kelas	Hasil klasifikasi	Confidenc e Level	Kesimpulan
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	NORMAL	NORMAL	100	VALID
	PNEUMONIA	PNEUMONIA	100	VALID

	BAKTERI	BAKTERI		
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	100	VALID
	PNEUMONIA BAKTERI	PNEUMONIA BAKTERI	95.3651	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	99.9717	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA COVID	PNEUMONIA COVID	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	100	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	99.9631	VALID
	PNEUMONIA VIRUS	PNEUMONIA VIRUS	94.3611	VALID

Pada Tabel 23 merupakan rangkuman dan diperoleh jumlah data valid sebanyak 78, dan jumlah data yang tidak valid sebanyak 2. Dengan demikian persentase yang diperoleh :

$$\text{persentase} = \frac{\text{jumlah data valid}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100$$

$$\text{persentase} = \frac{78}{80} \times 100$$

$$\text{persentase} = 0,975 \times 100$$

$$\text{persentase} = 97,5 \%$$

4. KESIMPULAN

Pada Bab sebelumnya didapati hasil keseluruhan dari uji akurasi menggunakan fitur alexnet dan VGG 19 pada data baru dan data train yang berjumlah 20 citra pada masing-masing yang diujikan dengan citra sebelum di proses image dan sesudah yang semuanya terangkum .pada Tabel 24

Tabel 24. Hasil Akurasi

	Non ImageProcessing		ImageProcessing	
	AlexNet	VGG19	AlexNet	VGG19
Data baru	73,75%	80%	81,25%	78,75%
Data train	91,25%	93,75%	93,75%	97,5%










Pada Tabel 4.24 diperoleh hasil akurasi dari masing-masing fitur, data untuk tes, dan penggunaan *image processing* dan *non image processing* yang kemudian dijumlahkan untuk mendapatkan hasil rata-rata. Dengan demikian hasil rata-rata yang diperoleh :

$$\text{rata-rata} = \frac{73,75 + 91,25 + 80 + 93,75 + 81,25 + 93,75 + 78,75 + 97,5}{8}$$

$$\text{rata-rata} = \frac{690}{8}$$









$$\text{rata-rata} = 86,25$$

Tabel 25. Keberadaan citra sesuai kelasnya dengan non *imageprocessing*

	NORMAL	BAKTERI	COVID	VIRUS
NORMAL			Tidak ada	
BAKTERI			Tidak ada	
COVID	Tidak ada	Tidak ada		Tidak ada
VIRUS	Tidak ada		Tidak ada	

Pada Tabel 25 menjelaskan tentang baris pada masing-masing kelas jika diproses teridentifikasi masuk kedalam kelas yang lain atau tidak, adanya gambar chest x-ray pada kolom kelas vertikal menandakan bahwa kelas tersebut teridentifikasi juga pada kelas yang lain sesuai nama kelas vertikal. Pada tabel ini menggunakan dengan tanpa diterapkannya *image processing*

Tabel 26. Keberadaan citra sesuai kelasnya dengan *imageprocessing*

	NORMAL	BAKTERI	COVID	VIRUS
NORMAL		Tidak ada	Tidak ada	
BAKTERI			Tidak ada	
COVID	Tidak ada	Tidak ada		Tidak ada
VIRUS	Tidak ada		Tidak ada	

Pada Tabel 4.26 menjelaskan tentang baris pada masing-masing kelas jika diproses teridentifikasi masuk kedalam kelas yang lain atau tidak, adanya gambar chest x-ray pada kolom kelas vertikal menandakan bahwa kelas tersebut teridentifikasi juga pada kelas yang lain sesuai nama kelas vertikal. Pada tabel ini menggunakan dengan diterapkannya *image processing*.

Perbedaan yang didapat dari Tabel 4.25 dan Tabel 4.26 terletak pada kelas normal yang teridentifikasi dengan kelas bakteri.

Kesimpulan yang didapat dari penelitian menggunakan metode CNN dan SVM dengan *imageprocessing* ialah :

1. Dengan menerapkan teknik perbaikan kualitas gambar dengan meningkatkan ruang warna yang terbatas pada gambar chest x-ray dapat meningkatkan akurasi pada saat melakukan deteksi pneumonia
2. Ekstraksi fitur dengan model Alexnet lebih unggul atau lebih tinggi akurasi yang dimiliki dibandingkan dengan model VGG-19 pada metode *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk ekstraksi fitur.
3. Hasil Implementasi sebuah metode *Support Vector Machine* (SVM) pada klasifikasi memperoleh hasil akurasi rata-rata 86,25

REFERENSI

- [1] M. Toğaçar, B. Ergen, and Z. Cömert, "A Deep Feature Learning Model for Pneumonia Detection Applying a Combination of mRMR Feature Selection and Machine Learning Models," *Irbm*, vol. 1, pp. 1–11, 2019, doi: 10.1016/j.irbm.2019.10.006.
- [2] D. Y. Urey, C. J. Saul, C. D. Taktakoglu, and C. V. Apr, "Early Diagnosis of Pneumonia with Deep Learning."
- [3] W. Wibowo, R. H. Putranto, W. Widianto, and S. Sahir, "Situasi Pneumonia Di Wilayah Kerja Dinas Kesehatan Kabupaten Gowa Sulawesi Selatan Tahun 2017," *Media Kesehat. Politek. Kesehat. Makassar*, vol. 13, no. 2, p. 34, 2018, doi: 10.32382/medkes.v13i2.691.
- [4] X. Wang, Y. Peng, L. Lu, Z. Lu, M. Bagheri, and R. M. Summers, "ChestX-ray: Hospital-Scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases," *Adv. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 369–392, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-13969-8_18.
- [5] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017, doi: 10.1145/3065386.