

## OPTIMASI HYPERPARAMETER DENGAN RANDOMSEARCHCV UNTUK MENINGKATKAN AKURASI KLASIFIKASI PNEUMONIA

Rahmat Reynaldi<sup>1</sup>, Ilham Faisal<sup>2</sup>, Kelvin Chiuloto<sup>3</sup>

1,2,3) Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Harapan Medan,  
Indonesia

\*Corresponding Email: [rahmatreynaldi544@gmail.com](mailto:rahmatreynaldi544@gmail.com)

### Abstrak

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode deep learning yang telah banyak di aplikasikan untuk klasifikasi data citra. Dalam konteks penggunaan CNN untuk klasifikasi penyakit *pneumonia*, pengaturan *hyperparameter* seperti jumlah lapisan *layer*, jumlah filter, dan ukuran filter sangat mempengaruhi performa model. Menentukan kombinasi yang tepat antara model dan *hyperparameter* seringkali menjadi tantangan. Memilih parameter yang optimal untuk model CNN secara manual dapat menjadi tugas yang sangat rumit dan memakan waktu. Oleh karena itu, penting untuk melakukan *tuning hyperparameter* secara efisien untuk mencari kombinasi parameter yang paling cocok sehingga dapat menghasilkan model CNN yang akurat. Proses *tuning hyperparameter* pada metode CNN dalam penelitian ini menggunakan *RandomSearchCV*. Hasil pengujian model CNN kustom setelah diuji menggunakan data testing memperoleh *score accuracy* 81%. Sedangkan pada model CNN dengan *tuning hyperparameter* mencapai *score accuracy* 90%. Hal ini membuktikan bahwa penerapan *tuning hyperparameter* pada model CNN dengan menggunakan *RandomSearchCV* dapat meningkatkan akurasi dari model CNN dalam proses klasifikasi penyakit *pneumonia*.

**Kata Kunci:** Hyperparameter, CNN, RandomSearchCV, Pneumonia.

### Abstract

Convolutional Neural Network (CNN) is a deep learning method that has been widely applied for image data classification. In the context of using CNN for pneumonia disease classification, hyperparameter settings such as the number of layers, number of filters, and filter size greatly influence model performance. Determining the right combination of model and hyperparameters is often a challenge. Manually selecting optimal parameters for a CNN model can be a very complicated and time-consuming task. Therefore, it is important to perform hyperparameter tuning efficiently to find the most suitable parameter combination so as to produce an accurate CNN model. The hyperparameter tuning process for the CNN method in this research uses *RandomSearchCV*. The test results of the custom CNN model after being tested using testing data obtained an accuracy score of 81%. Meanwhile, the CNN model with hyperparameter tuning achieved an accuracy score of 90%. This proves that applying hyperparameter tuning to the CNN model using *RandomSearchCV* can increase the accuracy of the CNN model in the process of classifying pneumonia.

**Keywords:** Hyperparameter, CNN, RandomSearchCV, Pneumonia.

## PENDAHULUAN

Tantangan di bidang kesehatan terus berkembang seiring dengan kemajuan teknologi informasi. Salah satu penyakit yang memerlukan perhatian khusus adalah *pneumonia*, sebuah penyakit pernapasan serius yang dapat mengancam nyawa, terutama pada populasi rentan seperti anak-anak dan lansia (PRASETYO & ICHWAN, 2021). Pendeteksian dini *pneumonia* menjadi krusial untuk memberikan perawatan yang tepat waktu, mengurangi tingkat



komplikasi, serta meningkatkan kelangsungan hidup pasien. Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi dan kecerdasan buatan telah membuka peluang baru dalam diagnosis penyakit, khususnya dalam analisis citra medis (Thaariq et al., 2024).

Teknologi pengenalan pola berbasis *deep learning* telah menunjukkan performa signifikan dalam berbagai tugas klasifikasi, termasuk identifikasi citra paru-paru untuk mendeteksi *pneumonia*. Selain *deep learning*, metode *machine learning* juga dapat diterapkan untuk tugas klasifikasi citra. Namun, penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode *machine learning* konvensional (Amelia et al., 2018). CNN menjadi pilihan utama dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis serta kemampuannya dalam klasifikasi citra medis dengan performa tinggi (Maysanjaya & Dendi, 2020).

Meskipun CNN memiliki keunggulan dalam klasifikasi citra medis, akurasi model sangat dipengaruhi oleh pemilihan *hyperparameter* yang tepat, seperti jumlah lapisan, jumlah filter, dan ukuran filter. Proses *tuning hyperparameter* yang dilakukan secara manual memerlukan waktu yang lama serta pengetahuan mendalam tentang arsitektur CNN, sehingga pendekatan otomatis lebih disarankan untuk memperoleh kombinasi parameter yang optimal secara efisien. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *RandomSearchCV*, sebuah teknik pencarian *hyperparameter* yang lebih cepat dibandingkan *GridSearchCV* dan memiliki performa yang kompetitif dengan metode lain seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Fajri & Primajaya, 2023).

Berdasarkan penelitian terdahulu, metode CNN telah berhasil diterapkan dalam klasifikasi *pneumonia* dengan akurasi rata-rata mencapai 89,58% (Maysanjaya & Dendi, 2020). Namun, penelitian ini akan berfokus pada optimasi performa model CNN dengan menerapkan *tuning hyperparameter* menggunakan *RandomSearchCV*. Dengan metode ini, diharapkan model dapat mencapai akurasi yang lebih tinggi serta meningkatkan efisiensi dalam proses klasifikasi *pneumonia* berdasarkan citra medis.

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan model CNN dalam klasifikasi *pneumonia* melalui *tuning hyperparameter RandomSearchCV*. Dengan pendekatan ini, diharapkan model

dapat membantu tenaga medis dalam diagnosis yang lebih akurat dan cepat, sehingga meningkatkan efektivitas perawatan bagi pasien yang terinfeksi *pneumonia*.

## KAJIAN TEORI

### Penyakit *Pneumonia*

*Pneumonia* adalah infeksi akut pada paru-paru yang menyebabkan peradangan pada *alveolus* (kantong udara di paru-paru). *Alveolus* yang terinfeksi dapat terisi cairan atau nanah, sehingga menghambat pertukaran oksigen dan menyebabkan gejala pernapasan yang serius (Wibowo & Ginanjar, 2020). Penyakit ini dapat menyerang siapa saja, tetapi lebih berisiko pada bayi, anak-anak, lansia, serta individu dengan sistem imun lemah.

*Pneumonia* dapat disebabkan oleh berbagai jenis mikroorganisme, di antaranya:

- Bakteri: *Streptococcus pneumoniae* adalah penyebab paling umum.
- Virus: Seperti virus *influenza*, RSV (*Respiratory Syncytial Virus*), dan SARS-CoV-2.
- Jamur: Biasanya menyerang individu dengan sistem kekebalan tubuh lemah, seperti penderita HIV/AIDS (Wijaya & others, 2022).

Terdapat beberapa jenis *pneumonia* yaitu:

- *Pneumonia* Bakteri: Biasanya lebih serius dan membutuhkan antibiotik.
- *Pneumonia* Virus: Gejalanya lebih ringan, tetapi dapat berkembang menjadi lebih parah.
- *Pneumonia* Jamur: Jarang terjadi, tetapi bisa berbahaya pada orang dengan sistem imun lemah.
- *Pneumonia* Aspirasi: Terjadi akibat menghirup makanan, cairan, atau benda asing ke dalam paru-paru (Wati et al., 2020).

### *Convolutional Neural Network (CNN)*

Salah satu arsitektur *deep learning* yang telah banyak digunakan dalam penelitian yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN adalah metode yang digunakan untuk klasifikasi citra dalam *deep learning* dengan data citra yang besar (Hilmi & Saputra, 2023). CNN merupakan salah satu algoritma *deep learning* yang dirancang untuk mengolah data dalam bentuk data dua dimensi, misalnya gambar atau suara (Hariz et al., 2022). CNN adalah



pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi (Putra et al., 2023). Metode kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap *neuron* dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak semacam MLP yang tiap *neuron* hanya berukuran satu dimensi (Irawan et al., 2021).

Tingkat popularitas algoritma CNN semakin meningkat dalam teknik *deep learning* karena beberapa faktor penting, seperti tidak perlu ekstraksi fitur secara manual, kemampuan untuk melatih ulang untuk tugas mengenali objek baru sehingga dapat dibangun di atas jaringan yang sudah ada (Swasono et al., 2023). Sebagai algoritma *deep learning*, CNN telah mengungguli banyak metode konvensional dalam hal akurasi klasifikasi (Ayu et al., 2021). Arsitektur CNN terdiri dari beberapa komponen diantaranya, satu lapisan masukan (*input layer*), suatu lapisan keluaran (*output layer*) dan sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*). *Hidden layer* umumnya berisi *convolutional layers*, *pooling layers*, *normalization layers*, *ReLU layer*, dan *fully connected layers* (Winnarto, 2021). Dimana komponen-komponen tersebut yang membangun arsitektur dari CNN, sehingga pemrosesan dengan *input* berupa citra sangat cocok menggunakan CNN (Anggraeni et al., 2022).

### ***Hyperparameter***

Model yang baik adalah model yang mampu menjelaskan data secara akurat tanpa terpengaruh oleh data *noise*. Model yang baik akan memiliki *loss* rendah dan akurasi tinggi. Permasalahan yang sering dihadapi saat menggunakan CNN adalah kurang efisiennya nilai parameter yang digunakan pada setiap filter atau *layer*. Sehingga hasil yang didapatkan kurang optimal baik dari nilai akurasi maupun efisiensi dari model CNN (Fordana & Rochmawati, 2022). Dalam penggunaan parameter di CNN, seringkali terjadi *overfitting* sehingga diperlukan *fine-tuning* atau penyesuaian model. Salah satu cara penyesuaian yang dapat dilakukan adalah dengan menyesuaikan *hyperparameter*, yaitu parameter yang digunakan untuk mengontrol proses pelatihan. Dengan menyesuaikan *hyperparameter*, maka diharapkan hasil akurasi dapat ditingkatkan (Rusman et al., 2023).

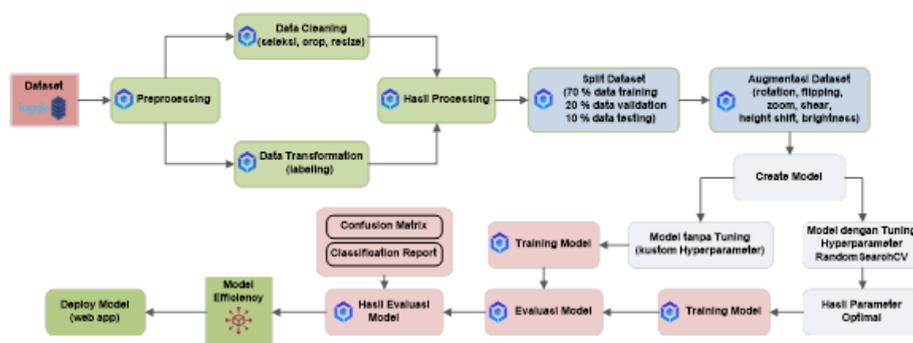
### ***RandomSearchCV***

*RandomSearchCV* merupakan metode alternatif yang digunakan untuk menemukan parameter terbaik dalam suatu model, sehingga model tersebut dapat memprediksi data secara

akurat (Putri et al., 2023). *RandomSearch* bekerja dengan cara mengambil beberapa sampel secara acak dari nilai parameter yang ada lalu mengkombinasikannya. *RandomSearch* berfokus pada eksplorasi nilai parameter yang memiliki dampak yang signifikan pada performa model saja (Fajri & Primajaya, 2023). CV di akhir kata *RandomSearchCV*, merupakan kepanjangan dari *cross validation* (Putri et al., 2023). *Cross validation* adalah metode estimasi kesalahan prediksi untuk mengevaluasi kinerja model. Salah satu metode validasi silang adalah *k-fold cross validation*. *K-fold cross validation* adalah teknik untuk membagi data menjadi *k* bagian dengan ukuran yang sama. Penggunaan *k-fold cross validation* untuk menghilangkan *bias* pada data. Pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak *k* kali. Keakuratan klasifikasi model diperoleh dengan merata-ratakan akurasi setiap iterasi (Pealeu et al., 2020).

## METODE PENELITIAN

Analisis sistem dalam penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan alur dari prosedur sistem serta deskripsi mengenai kebutuhan perangkat keras (*hardware*) dan kebutuhan perangkat lunak (*software*) yang digunakan. Secara umum prosedur kerja sistem yang dilakukan dalam mengklasifikasi penyakit pneumonia menggunakan metode CNN dengan menerapkan *tuning hyperparameter RandomSearchCV* dapat disajikan dalam bentuk diagram seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Diagram Umum Prosedur Kerja Sistem

Secara keseluruhan, prosedur kerja sistem pada gambar 1 dalam mengklasifikasi penyakit pneumonia dengan menerapkan metode CNN dimulai dengan mengumpulkan *dataset* kemudian dilakukan tahapan *preprocessing* yang mencakup data *cleaning* dan data



*transformation*. Hasil dari tahapan *preprocessing* lalu akan di *split* (membagi *dataset*) menjadi data *training* dengan persentase 70%, data *validation* sebesar 20 % dan sisanya 10% akan digunakan sebagai data *testing*. *Dataset* yang telah di bagi kemudian akan di augmentasi untuk mendapatkan keberagaman *dataset* serta bertujuan untuk memperbanyak jumlah *dataset*. Hal ini dilakukan guna menghindari terjadinya *overfitting* (memiliki kinerja baik selama *training* model, akan tetapi memiliki performa yang buruk pada saat di uji atau *testing* dengan menggunakan data baru) pada saat melatih (*training*) model sehingga diharapkan model klasifikasi penyakit pneumonia yang dihasilkan akan memiliki performa yang optimal.

Tahapan selanjutnya yaitu membangun model arsitektur CNN, dimana pada bagian ini akan dibuat skenario model tanpa *tuning* dan dengan menerapkan *tuning hyperparameter* menggunakan *RandomSearchCV*, guna memperoleh *hyperparameter* yang optimal pada model arsitektur CNN yang dibangun. Model yang sudah dibuat lalu akan di *training* yang selanjutnya akan di evaluasi menggunakan *confussion matrix* dan *classification report* guna mengetahui performa model yang dihasilkan. Model dengan performa terbaik lalu akan di *deploy* kedalam sebuah aplikasi berbasis *web*.

*Dataset* yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan jenis data sekunder yang diperoleh secara tidak langsung atau dari sumber yang sudah ada. *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* yang bersifat publik berupa citra *x-ray* paru-paru yang diperoleh dari *Kaggle* ([www.kaggle.com](http://www.kaggle.com)), diakses pada bulan November 2023. *Dataset* terbagi menjadi 3 kelas (label), yaitu kelas paru-paru normal, pneumonia bakteri, dan pneumonia virus. Sampel *dataset* yang dikumpulkan sebanyak 3000 citra dengan format *.jpeg*.

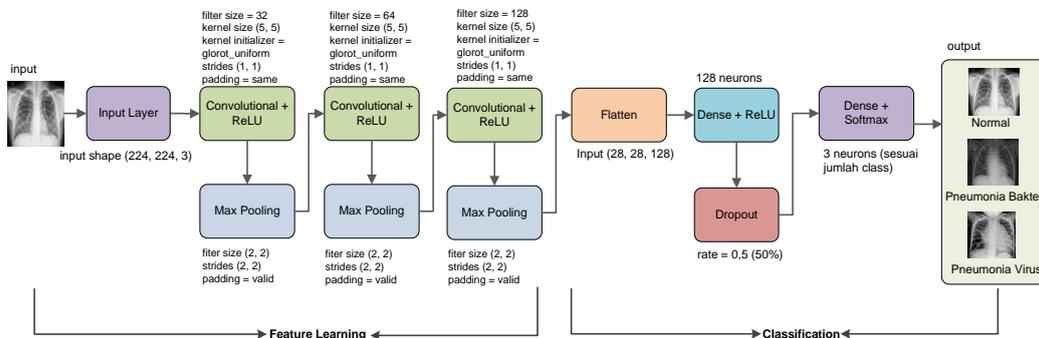
*Dataset* terbagi menjadi 3 *folder* sesuai dengan jumlah kelas (paru-paru normal, pneumonia bakteri, dan pneumonia virus) dengan total masing-masing adalah 1000 citra paru-paru normal, 1000 citra pneumonia bakteri, dan 1000 citra pneumonia virus. Adapun sampel *dataset* yang akan digunakan pada penelitian ini dapat disajikan pada tabel 1.

Tabel 1. Sampel Dataset

Citra X-ray Paru-paru	Kelas (Label)	Jumlah
	Normal	1000
	Pneumonia Bakteri	1000
	Pneumonia Virus	1000

### Pemodelan Tanpa Tuning Hyperparameter

Merujuk pada penjelasan sebelumnya, pemodelan atau modeling tanpa melakukan *tuning hyperparameter* pada metode CNN, artinya semua parameter yang digunakan akan di kustom atau ditentukan sendiri nilai parameternya. Parameter dari model CNN yang digunakan terdiri dari 3 *layer* sebagai *feature learning* dan 2 *layer* sebagai *fully connected* untuk proses klasifikasi. Adapun rancangan arsitektur dari model CNN kustom tanpa melakukan *tuning* dapat ditampilkan pada gambar 2.



Gambar 2. Rancangan Arsitektur CNN Tanpa Tuning

Arsitektur CNN seperti yang ditunjukkan pada gambar 2, memiliki 2 tahapan, yaitu tahap



*feature learning* dan tahap *classification* atau klasifikasi dengan jumlah *layer* sebanyak 3 *convolutional layer* dan 2 *fully connected layer* (1 *dense layer* dan 1 sebagai *classification*).

### **Pemodelan Dengan *Tuning Hyperparameter***

Setiap *layer* pada metode CNN terdapat beberapa parameter penting yang akan dilakukan optimisasi. Proses optimisasi ini akan dilakukan menggunakan *RandomSearchCV* untuk mendapatkan kombinasi *hyperparameter* yang memiliki nilai *validation accuracy* tertinggi. Perlu diketahui bahwa terdapat sejumlah parameter yang dapat digunakan dalam membangun model CNN. Oleh karena itu pada penelitian ini, penerapan *tuning* pada *hyperparameter* model CNN hanya menggunakan beberapa parameter. Adapun untuk daftar parameter-parameter yang akan di *tuning* sebagai *search space*.

Terdapat sejumlah parameter dari model CNN yang akan di *tuning*, dimana *tuning* akan dilakukan dibagian arsitektur model dan juga pada saat melatih atau *training* model. Jika semua parameter model CNN pada tabel 3.5 diterapkan secara manual yaitu dengan mengujicobakan semua kombinasinya maka dibutuhkan waktu yang lama sehingga kurang efektif dan efisien karena jika ditotalkan, maka terdapat 6291456 kombinasi *hyperparameter* yang akan di ujicobakan. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah metode alternatif untuk mengatasinya, yaitu salah satunya dengan menerapkan *tuning* menggunakan *RandomSearchCV*.

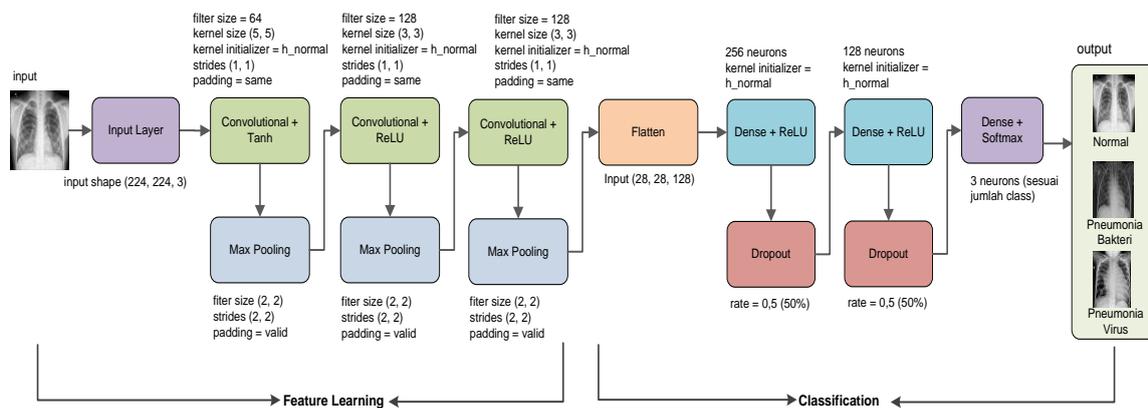
*RandomSearchCV* pada penelitian ini akan melakukan pencarian terhadap semua kombinasi *hyperparameter* yang sudah ditentukan secara acak (*random*), sehingga bisa mengurangi waktu yang diperlukan untuk proses pembelajaran CNN. *RandomSearchCV* hanya akan memilih beberapa point dari keseluruhan secara *random*. Proses ini sangat berguna apabila mempunyai beberapa *hyperparameter* yang akan dilakukan optimisasi. Meskipun point yang terpilih bisa jadi bukan merupakan point terbaik, tetapi hal itu sudah bisa untuk membangun model CNN dengan performa yang cukup bagus.

Tahapan *tuning hyperparameter* pada metode CNN menggunakan *RandomSearchCV* pada gambar 3.17 dimulai dengan menentukan nilai *input* parameter yang digunakan, lalu dilanjutkan dengan memilih kombinasi parameter secara acak menggunakan

*RandomSearchCV* dan *cross validation*. *K-fold cross validation* yang digunakan adalah *K-fold=3*. Hal tersebut dilakukan agar setiap model mempunyai jumlah data yang cukup untuk *validation set*. Proses setelah *tuning* pada metode CNN menggunakan *RandomSearchCV* akan didapatkan hasil berupa nilai-nilai *hyperparameter* yang akan digunakan untuk membangun model klasifikasi.

Dalam pengaplikasian *tuning hyperparameter* pada metode CNN menggunakan *RandomSearchCV* membutuhkan waktu dan usaha yang cukup besar. Oleh karena itu untuk menerapkan *RandomSearchCV* maka dalam penelitian ini akan menggunakan modul dari *Keras Tuner* yang bertujuan untuk melakukan validasi untuk lebih dari satu model dan *hyperparameter* masing-masing secara otomatis dan sistematis. Adapun tahapan dalam proses *tuning* yaitu dengan membangun model CNN beserta menentukan nilai *hyperparameter* yang akan di *tuning*.

Hasil *hyperparameter* yang telah di *tuning* kemudian akan digunakan dalam membangun model arsitektur CNN. Adapun rancangan arsitektur dari model CNN setelah dilakukan *tuning* dapat ditampilkan pada gambar 3 dibawah ini.

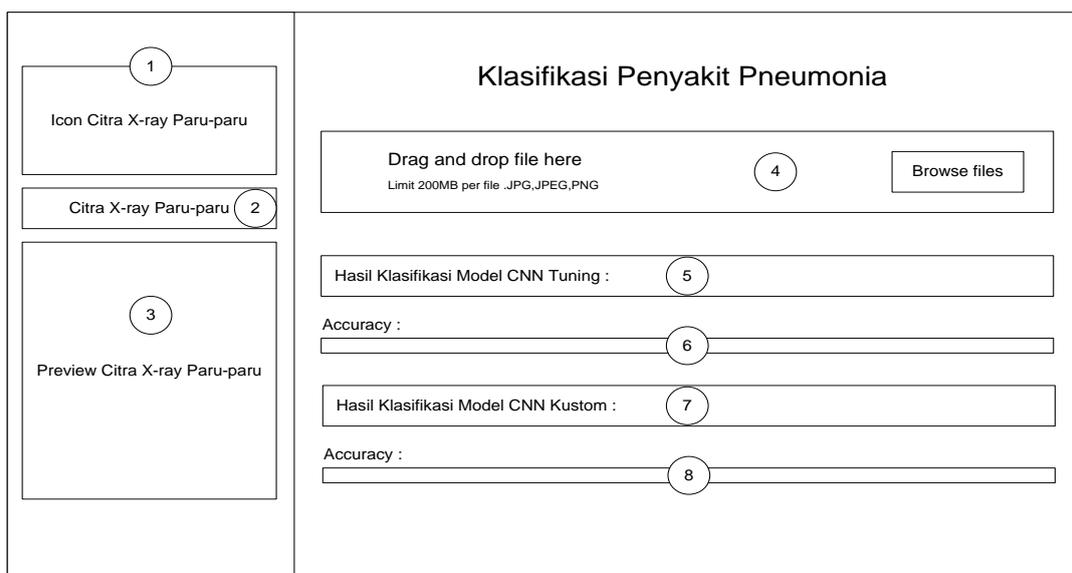


Gambar 3. Rancangan Arsitektur CNN Dengan *Tuning Hyperparameter*

*Tuning hyperparameter* dalam penelitian ini hanya diterapkan pada sejumlah parameter saja. Sedangkan parameter lain seperti *input shape*, jumlah *layer*, ukuran *stride* dan *padding* pada *layer* konvolusi, jenis *pooling layer* (menggunakan *max pooling*), *pool size*, *stride*, dan *padding* pada *pooling layer* serta jenis *optimizer* akan dijadikan statis. Artinya sejumlah

parameter lain dari arsitektur CNN dengan *tuning* akan dijadikan sama dengan arsitektur CNN kustom tanpa *tuning*. Oleh karena itu, rancangan arsitektur antara kedua model akan terlihat sama dan hanya berbeda pada sejumlah parameternya saja.

Perancangan *interface* sistem yaitu membuat tampilan antarmuka sistem yang akan diintegrasikan dengan aplikasi pada tahap implementasi sistem. Rancangan *interface* sistem dibuat dengan tampilan yang sederhana dan mudah digunakan (*user friendly*) sehingga *user* dapat lebih mudah dalam menggunakan sistem. *Interface* yang akan dirancang pada sistem ini terdiri dari satu buah halaman. Gambar 4, merupakan rancangan *interface* dari halaman utama sistem.



Gambar 4. Rancangan Interface Halaman Utama

Keterangan rancangan *interface* halaman utama dapat dijelaskan pada tabel 2.

Tabel 2. Keterangan Rancangan Interface Halaman Utama

<i>Toolbox</i>	Ket.
<i>Image</i>	Menampilkan icon aplikasi
<i>Label</i>	Menampilkan teks “Citra x-ray paru-paru”
<i>Image</i>	Menampilkan citra x-ray paru-paru yang di inputkan
<i>Button</i>	Tombol untuk menginputkan file citra x-ray paru-paru

<i>Alert</i>	Menampilkan hasil klasifikasi dari model CNN tuning
<i>Progress</i>	Menampilkan nilai accuracy dari model CNN tuning
<i>Alert</i>	Menampilkan nilai accuracy dari model CNN kustom
<i>Progress</i>	Menampilkan nilai accuracy dari model CNN kustom

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Penelitian

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi penyakit *pneumonia* menggunakan *tuning hyperparameter RandomSearchCV* untuk meningkatkan akurasi model. Model CNN diuji dalam dua skenario utama: tanpa *tuning hyperparameter* (CNN kustom) dan dengan *tuning hyperparameter* (CNN *tuning*).

#### 1. Model CNN Kustom

- Model dilatih menggunakan Adam optimizer, learning rate 0.001, batch size 32, dan 20 epoch tanpa optimasi hyperparameter.
- Hasil akhir training menunjukkan bahwa akurasi model pada epoch ke-20 mencapai 90.76% dengan loss 0.2403.
- Namun, pada data validasi (*val\_accuracy*) hanya mencapai 82.50%, yang mengindikasikan adanya *overfitting*.
- Setelah diuji menggunakan data testing, model CNN kustom memperoleh akurasi sebesar 81.67%

#### 2. Model CNN dengan Tuning Hyperparameter (*RandomSearchCV*)

- Tuning dilakukan pada parameter jumlah filter, ukuran kernel, fungsi aktivasi, kernel initializer, jumlah neuron pada dense layer, nilai dropout, optimizer, dan learning rate.
- Berdasarkan hasil pencarian, kombinasi parameter terbaik diterapkan pada model CNN.
- Model dengan hyperparameter optimal kemudian diuji dengan data testing dan memperoleh akurasi 90%, lebih tinggi dibandingkan model CNN kustom.

Dari hasil pengujian yang dilakukan didapat performa kedua model dibandingkan berdasarkan beberapa metrik evaluasi disajikan pada tabel 3 berikut:

Tabel 3. Performa Kedua Model

<i>Model</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
<i>CNN Kustom</i>	81.67%	81.59%	81.67%	81.59%
<i>CNN Tuning (RandomSearchCV)</i>	90.00%	91.07%	90.00%	89.81%

Dari hasil evaluasi, model CNN dengan tuning hyperparameter memiliki akurasi 8.33% lebih tinggi dibandingkan model CNN tanpa tuning. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-score juga mengalami peningkatan yang menunjukkan bahwa model lebih konsisten dalam mengklasifikasikan citra dengan akurasi yang lebih baik.

### **Pembahasan**

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan *RandomSearchCV* terbukti dapat meningkatkan performa model dalam klasifikasi penyakit *pneumonia*. Beberapa poin utama yang dapat disimpulkan adalah:

1. Efisiensi dalam Menentukan *Hyperparameter*

Proses *tuning* dengan *RandomSearchCV* memungkinkan pemilihan kombinasi parameter terbaik tanpa perlu dilakukan secara manual, sehingga lebih cepat dan efisien dibandingkan metode pencarian manual atau *GridSearchCV*.

2. Peningkatan Akurasi Model

Model CNN dengan tuning hyperparameter menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan, dari 81.67% menjadi 90.00%. Hasil ini membuktikan bahwa *tuning hyperparameter* memiliki dampak besar terhadap performa model dalam mengklasifikasikan penyakit *pneumonia*.

3. *Reduksi Overfitting*

Model CNN kustom mengalami *overfitting*, di mana akurasi *training* jauh lebih tinggi dibandingkan akurasi validasi. Dengan *tuning hyperparameter*, perbedaan antara *training accuracy* dan *validation accuracy* menjadi lebih kecil, sehingga model lebih stabil dan *generalizable* terhadap data baru.

4. Penerapan Model dalam Aplikasi Berbasis Web

Model CNN yang telah dioptimasi kemudian di-*deploy* ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Streamlit*, sehingga dapat digunakan oleh pengguna untuk mendeteksi *pneumonia* berdasarkan citra *X-ray* paru-paru. Pengujian aplikasi menunjukkan

bahwa model dapat mengklasifikasikan citra dengan akurasi 100% untuk citra normal dan *pneumonia* bakteri, serta 95-100% untuk *pneumonia* virus.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa *tuning hyperparameter* menggunakan *RandomSearchCV* mampu meningkatkan performa model CNN dalam klasifikasi *pneumonia*. Dengan penerapan metode ini, model menjadi lebih akurat, efisien, dan dapat diterapkan dalam sistem berbasis web untuk membantu tenaga medis dalam mendeteksi penyakit *pneumonia* lebih cepat dan akurat.

## **SIMPULAN**

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian dalam klasifikasi penyakit *pneumonia* menggunakan metode CNN dengan penerapan *tuning hyperparameter RandomSearchCV*, dapat disimpulkan bahwa metode ini mampu secara otomatis menentukan kombinasi parameter terbaik tanpa memerlukan pengujian manual yang memakan waktu. Dengan menggunakan parameter optimal hasil *tuning*, model CNN yang dibangun dapat menghasilkan klasifikasi penyakit *pneumonia* yang lebih akurat dan efisien. Pengujian menunjukkan bahwa model CNN kustom tanpa *tuning* hanya mencapai akurasi sebesar 81%, sedangkan model CNN dengan *tuning hyperparameter* menggunakan *RandomSearchCV* berhasil meningkatkan akurasi hingga 90%. Hasil ini membuktikan bahwa penerapan *tuning hyperparameter* dengan *RandomSearchCV* secara signifikan dapat meningkatkan performa model CNN dalam mendeteksi *pneumonia*, sehingga dapat menjadi solusi yang lebih efektif dalam sistem diagnosis berbasis citra medis.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Amelia, Y., Eosina, P., & Setiawan, F. A. (2018). Perbandingan Metode Deep Learning Dan Machine Learning Untuk Klasifikasi (Ujicoba Pada Data Penyakit Kanker Payudara). *Jurnal Inovatif: Inovasi Teknologi Informasi Dan Informatika*, 1(2), 109–114.
- Anggraeni, D. S., Widayana, A., Rahayu, P. D., & Rozikin, C. (2022). Metode Algoritma Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 7(1), 73–78.
- Ayu, T., Dwi, V., & Minarno, A. E. (2021). Pendiagnosa daun mangga dengan model Convolutional Neural Network. *Jurnal Computational and Applied Mathematics (CESS)*, 6(2).



- Fajri, M., & Primajaya, A. (2023). Komparasi Teknik Hyperparameter Optimization pada SVM untuk Permasalahan Klasifikasi dengan Menggunakan Grid Search dan Random Search. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 7(1), 10–15.
- Fordana, M. D. Y., & Rochmawati, N. (2022). Optimisasi hyperparameter CNN menggunakan random search untuk deteksi COVID-19 dari citra x-ray dada. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 4(01), 10–18.
- Hariz, F. A., Yulita, I. N., & Suryana, I. (2022). Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur MobileNet. *JITSI: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 3(4), 103–115.
- Hilmi, N., & Saputra, W. A. (2023). Implementasi HE, AHE, dan CLAHE Pada Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Normal atau Terinfeksi Covid19. *Edu Komputika Journal*, 10(1), 1–9.
- Irawan, F. A., Sudarma, M., & Khrisne, D. C. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Penyakit Tanaman Pepaya California Berbasis Android Menggunakan Metode Cnn Model Arsitektur Squeezenet. *Jurnal SPEKTRUM Vol*, 8(2).
- Maysanjaya, I. M. D., & Dendi, M. (2020). Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru-paru dengan Convolutional neural network. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(2), 190–195.
- Pelealu, R. R. A. A., Wonggo, D., & Kembuan, O. (2020). Perancangan dan Implementasi Jaringan Komputer Smk Negeri 1 Tahuna. *JOINTER: Journal of Informatics Engineering*, 1(01), 5–11.
- PRASETYO, R. R. E. K. A., & ICHWAN, M. (2021). Perbandingan metode Deep Residual Network 50 dan Deep Residual Network 152 untuk deteksi penyakit pneumonia pada manusia. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 6(2), 168–182.
- Putra, J. V. P., Ayu, F., & Julianto, B. (2023). Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN. *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2(1), 155–162.
- Putri, T. A. E., Widiharih, T., & Santoso, R. (2023). Penerapan Tuning Hyperparameter Randomsearchcv Pada Adaptive Boosting Untuk Prediksi Kelangsungan Hidup Pasien Gagal Jantung. *Jurnal Gaussian*, 11(3), 397–406.
- Rusman, J., Haryati, B. Z., Michael, A., & others. (2023). Optimisasi Hiperparameter Tuning pada Metode Support Vector Machine untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi. *J. Inform. Dan Komput*, 11(2), 195–202.
- Swasono, D. I., Wijaya, M. A. R., & Hidayat, M. A. (2023). Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan Arsitektur Alexnet. *INFORMAL: Informatics Journal*, 8(1), 68–75.
- Thariq, M. A., Baskara, M. D. M., Chaniago, R. A., Christin, D., & Ernawati, I. (2024). Systematic Literature Review: Analisis Penerapan Kecerdasan Buatan Dalam Bidang Kesehatan. *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer Dan Aplikasinya*, 5(1), 168–173.
- Wati, R. A., Irsyad, H., & Al Rivian, M. E. (2020). Klasifikasi Pneumonia Menggunakan



## JUDIS

Jurnal Multidisiplin Dan Sains

Vol. 1 No. 2 Maret 2025, pp. 121-135

<https://jurnal.compartdigital.com/index.php/judis>

---

Metode Support Vector Machine. *J. Algoritm*, 1(1), 21–32.

Wibowo, D. A., & Ginanjar, G. (2020). Hubungan Faktor Determinan Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (Ispa) Dengan Kejadian Inpeksi Saluran Pernafasan Akut (Ispa) Pneumonia Pada Balita Di Wilayah Kerja Puskesmas Cipaku Kabupaten Ciamis Tahun 2020. *Jurnal Keperawatan Galuh*, 2(2), 43.

Wijaya, A., & others. (2022). Implementasi Metode Rekayasa Sistem Jaringan Komputer untuk Pengembangan Jaringan Komputer. *Implementasi Metode Rekayasa Sistem Jaringan Komputer Untuk Pengembangan Jaringan Komputer*.

Winnarto, M. N. (2021). *Penerapan Arsitektur Mobilenetv2 Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh*.