

TUGAS AKHIR

**DETEKSI PNEUMONIA BERDASARKAN CITRA
RADIOGRAFI TORAKS MENGGUNAKAN *CONVOLUTION
NEURAL NETWORK* (CNN)**



Amira Putri Hudiya

NPM: 6171901009

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS
UNIVERSITAS KATOLIK PARAHYANGAN
2023**

FINAL PROJECT

**PNEUMONIA DETECTION BASED ON THORAX
RADIOGRAPHY IMAGE USING CONVOLUTION NEURAL
NETWORK (CNN)**



Amira Putri Hudiya

NPM: 6171901009

**DEPARTMENT OF PHYSICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND SCIENCES
PARAHYANGAN CATHOLIC UNIVERSITY
2023**

LEMBAR PENGESAHAN

DETEKSI PNEUMONIA BERDASARKAN CITRA RADIOGRAFI TORAKS MENGGUNAKAN *CONVOLUTION NEURAL NETWORK* (CNN)

Amira Putri Hudiya

NPM: 6171901009

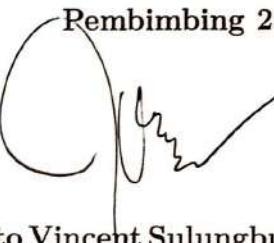
Bandung, 16 Januari 2023

Menyetujui,

Pembimbing 1

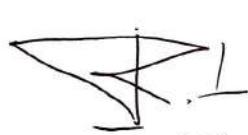


Flaviana, M.T.



Janto Vincent Sulungbudi, S.Si.

Penguji 1



Reinard Primulando, Ph.D.

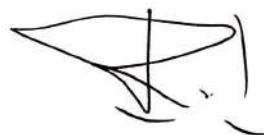
Penguji 2



Yuanita Puspita Dewi S., S.Si., M.Si.

Mengetahui,

Ketua Program Studi



Reinard Primulando, Ph.D.

PERNYATAAN

Dengan ini saya yang bertandatangan di bawah ini menyatakan bahwa tugas akhir dengan judul:

DETEKSI PNEUMONIA BERDASARKAN CITRA RADIOGRAFI TORAKS MENGGUNAKAN *CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)*

adalah benar-benar karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan.

Atas pernyataan ini, saya siap menanggung segala risiko dan sanksi yang dijatuhan kepada saya, apabila di kemudian hari ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam karya saya, atau jika ada tuntutan formal atau non-formal dari pihak lain berkaitan dengan keaslian karya saya ini.

Dinyatakan di Bandung,
Tanggal 16 Januari 2023



Amira Putri Hudiya
NPM: 6171901009

ABSTRAK

Pneumonia merupakan salah satu penyebab kematian terbesar yang terjadi pada anak di dunia. Radiografi toraks menjadi salah satu pilihan pemeriksaan untuk diagnosis keberadaan pneumonia. Namun, dokter menemukan kesulitan dalam menginterpretasikan citra radiografi toraks karena ciri suatu penyakit bisa bercampur dengan ciri penyakit lain. Dalam rangka membantu pengambilan keputusan dokter, digunakan *Convolution Neural Network* (CNN) untuk deteksi pneumonia berdasarkan citra radiografi toraks. Data penelitian berupa citra radiografi toraks sebanyak 8.522 berdimensi 224x224 piksel dibagi menjadi dua set, yaitu set pembelajaran dan set pengujian. Pembuatan model dilakukan menggunakan *transfer learning* dengan arsitektur ResNet50V2 dan MobileNetV2. Hasilnya, rata-rata nilai sensitivitas model *transfer learning* ResNet50V2 yaitu 97,14% dan rata-rata nilai spesifisitasnya yaitu 67,43%. Sedangkan, rata-rata nilai sensitivitas dari model *transfer learning* MobileNetV2 yaitu 97,14% dan rata-rata nilai spesifisitasnya yaitu 69,71%.

Kata-kata kunci: MobileNetV2, pneumonia, ResNet50V2, spesifisitas, sensitivitas

ABSTRACT

Pneumonia is one of the biggest causes of death in children worldwide. The examination that can be used for pneumonia diagnosis is thorax radiography. However, doctors find some difficulties to interpret thorax radiography images because the features of disease might be confused with other diseases. In order to help doctors' decision making, a Convolution Neural Network (CNN) examining thorax radiography images is used in this final project. The total number of images for this research is 8.522 each with dimensions of 224x224 pixels that were divided into two sets, learning sets and testing sets. During building the model, transfer learning is performed using the ResNet50V2 and MobileNetV2 architectures. As a result, the average value sensitivity of the ResNet50V2 transfer learning model is 97,14% and the average specificity value is 67,43%. Meanwhile, the average sensitivity value of the MobileNetV2 transfer learning model is 97,14% and the average specificity value is 69,71%.

Keywords: MobileNetV2, pneumonia, ResNet50V2, specificity, sensitivity

Untuk orang-orang terkasih

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT Yang Maha Esa karena berkat rahmat dan berkat-Nya penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul “**Deteksi Pneumonia Berdasarkan Citra Radiografi Toraks Menggunakan Convolution Neural Network (CNN)**”. Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan studi Strata-1 di Program Studi Fisika, Universitas Katolik Parahyangan. Selama proses penyusunan tugas akhir, penulis mendapatkan banyak bimbingan, masukan, serta motivasi agar dapat menyelesaikan tugas akhir ini tepat pada waktunya. Oleh karena itu, penulis sampaikan rasa syukur dan terima kasih sedalam-dalamnya kepada:

- Ibu, bapak dan keluarga penulis yang senantiasa mendoakan dan memberikan dukungan selama penulis menyusun tugas akhir.
- Dosen pembimbing, Ibu Flaviana, S.Si., M.T. dan Bapak Drs. Janto Vincent Sulungbudi, atas segala bimbingan, saran, arahan dan semua ilmu yang amat berharga selama proses penyusunan tugas akhir.
- Dosen penguji, Ibu Yuanita Puspita, S.Si., M.Si. dan Bapak Reinard Primulando, Ph.D. sekaligus dosen wali atas segala bimbingan dan saran yang diberikan dalam penyusunan tugas akhir.
- Dosen Prodi Fisika, Ibu Sylvia, Ibu Elok, Ibu Risti, Pak Kian Ming, Pak Haryanto, Pak Paulus, Pak Rusli dan Pak Philips, atas semua ilmu bermanfaat selama perkuliahan yang diajarkan pada penulis.
- Staf Tata Usaha FTIS yang telah membantu keperluan administrasi penulis selama penulis perkuliahan.
- dr. Aretha Sarah Wibowo yang telah bersedia diwawancara disela-sela kesibukannya.
- Teman favorit penulis, Clementine dan Regita, yang senantiasa mendengarkan keresahan penulis dan memberikan semangat pada penulis.
- Teman Bengkel Sains UNPAR, laboran, teman-teman seangkatan, dan teman-teman Fisika UNPAR yang sudah berjuang bersama-sama dengan penulis.
- M. Ilham Malik yang telah memberikan banyak masukan dan mendengarkan latihan presentasi penulis.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang dapat membuat penulis berkembang menjadi lebih baik lagi. Semoga tugas akhir yang telah disusun ini dapat memberikan manfaat. Sekian dan terima kasih.

Bandung, Januari 2023

Penulis

DAFTAR ISI

| | |
|--|-------------|
| KATA PENGANTAR | xv |
| DAFTAR ISI | xvii |
| DAFTAR GAMBAR | xix |
| DAFTAR TABEL | xxi |
| 1 PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 2 |
| 1.3 Tujuan | 2 |
| 1.4 Batasan Masalah | 2 |
| 1.5 Metodologi | 2 |
| 1.6 Sistematika Pembahasan | 2 |
| 2 LANDASAN TEORI | 5 |
| 2.1 Pneumonia dan Paru-paru Manusia | 5 |
| 2.1.1 Anatomi Paru-paru Manusia | 5 |
| 2.1.2 Penyebab dan Gejala Pneumonia | 6 |
| 2.1.3 Diagnosis Pneumonia | 7 |
| 2.2 Radiografi | 8 |
| 2.2.1 Prinsip Kerja Radiografi | 8 |
| 2.2.2 Citra Radiografi | 10 |
| 2.2.3 Citra Radiografi Pneumonia | 12 |
| 2.3 <i>Artificial Neural Network (ANN)</i> | 13 |
| 2.3.1 Fungsi Aktivasi | 14 |
| 2.3.2 <i>Loss Function</i> | 16 |
| 2.3.3 <i>Optimizer</i> | 17 |
| 2.4 <i>Deep learning</i> | 19 |
| 2.5 <i>Convolution Neural Network (CNN)</i> | 19 |
| 2.5.1 Lapisan Konvolusi | 20 |
| 2.5.2 <i>Padding</i> dan <i>Stride</i> | 21 |
| 2.5.3 Lapisan <i>Pooling</i> | 21 |
| 3 METODE PENELITIAN | 23 |
| 3.1 Pembuatan Data | 23 |
| 3.2 Pengolahan Data | 24 |
| 4 PEMBAHASAN | 29 |
| 4.1 Akurasi Model dengan <i>Transfer Learning</i> | 29 |
| 4.1.1 Akurasi Model dengan <i>Transfer learning</i> Arsitektur ResNet50V2 | 29 |
| 4.1.2 Akurasi Model dengan <i>Transfer learning</i> Arsitektur MobileNetV2 | 31 |

| | | |
|-------------------------|---|-----------|
| 4.2 | Sensitivitas dan Spesifisitas Model | 33 |
| 4.2.1 | Sensitivitas dan Spesifisitas Model dengan <i>Transfer learning</i> ResNet50V2 | 34 |
| 4.2.2 | Sensitivitas dan Spesifisitas Model dengan <i>Transfer learning</i> MobileNetV2 | 35 |
| 4.3 | Perbandingan <i>Transfer Learning</i> antara ResNet50V2 dengan MobileNetV2 | 37 |
| 4.4 | Contoh Kasus Pneumonia | 38 |
| 5 | KESIMPULAN DAN SARAN | 41 |
| 5.1 | Kesimpulan | 41 |
| 5.2 | Saran | 41 |
| DAFTAR REFERENSI | | 43 |
| A | CONTOH DATA | 45 |
| B | HASIL EKSPERIMEN | 47 |
| C | WAWANCARA | 49 |
| D | KODE PROGRAM | 51 |
| E | CONTOH ARSITEKTUR | 55 |

DAFTAR GAMBAR

| | | |
|------|--|----|
| 2.1 | Anatomi paru-paru manusia [1]. | 5 |
| 2.2 | Radiografi toraks dengan proyeksi postero anterior (PA) [1]. | 6 |
| 2.3 | Paru-paru dan mediastinum [1]. | 6 |
| 2.4 | Diagram balok pada mesin radiografi [2]. | 9 |
| 2.5 | Respon dari detektor <i>screen film</i> dengan kecepatan radiografi tetap dan detektor digital dengan kecepatan radiografi yang berubah terhadap <i>under exposure</i> , paparan yang cukup, dan <i>over exposure</i> [2]. | 10 |
| 2.6 | Citra radiografi yang melewati ketebalan udara, lemak, air, tulang, dan logam[3]. | 11 |
| 2.7 | Citra radiografi toraks pada wanita penderita pneumonia virus berusia 72 tahun [4]. | 12 |
| 2.8 | Skema <i>input</i> dan <i>output</i> model. | 13 |
| 2.9 | Arsitektur <i>single layer neural network</i> | 13 |
| 2.10 | Arsitektur <i>multi layer neural network</i> dalam bentuk yang disederhanakan. | 14 |
| 2.11 | Grafik fungsi sigmoid dan turunannya. | 14 |
| 2.12 | Grafik fungsi ReLU dan turunannya. | 15 |
| 2.13 | Grafik fungsi <i>Leaky ReLU</i> dan turunannya dengan nilai $\alpha = 0.3$ | 16 |
| 2.14 | Cara kerja <i>gradient descent</i> [5]. | 17 |
| 2.15 | (a) Tingkat pembelajaran terlalu kecil; (b) Tingkat pembelajaran terlalu besar [5]. | 17 |
| 2.16 | Ilustrasi <i>optimizer</i> momentum [6]. | 18 |
| 2.17 | Perkalian elemen <i>wise</i> pada operasi konvolusi. | 20 |
| 2.18 | Pengaruh <i>padding</i> pada <i>output</i> perkalian elemen <i>wise</i> | 21 |
| 2.19 | Pengaruh <i>stride</i> pada <i>output</i> | 21 |
| 2.20 | Contoh <i>max pooling</i> | 22 |
| 2.21 | Contoh <i>average pooling</i> | 22 |
| 3.1 | Diagram alir pengolahan dataset. | 24 |
| 3.2 | Variasi citra radiografi toraks dengan cara digeser ke atas dan ke bawah. | 24 |
| 3.3 | Variasi citra radiografi toraks melalui cara dirotasi dengan rentang sudut hingga maksimum 10° | 25 |
| 3.4 | Proses <i>transfer learning</i> | 25 |
| 3.5 | <i>Skip connection</i> pada ResNet50V2 ditunjukkan dengan garis merah yang membawa lapisan <i>input</i> ke operator tambahan (koneksi residu). | 26 |
| 3.6 | <i>Depthwise separable convolution</i> pada MobileNetV2 [7]. | 26 |
| 3.7 | Proses <i>global average pooling</i> sebuah matriks. | 26 |
| 3.8 | Proses <i>global max pooling</i> sebuah matriks. | 27 |
| 3.9 | Proses pemberian lapisan <i>dense</i> untuk menghasilkan <i>output</i> | 27 |
| 4.1 | Grafik akurasi terhadap <i>epoch</i> pelatihan pada salah satu model dengan <i>transfer learning</i> menggunakan arsitektur ResNet50V2 dan <i>global average pooling</i> | 30 |
| 4.2 | Grafik akurasi pelatihan dan validasi berdasarkan variasi tingkat pembelajaran. | 30 |
| 4.3 | Grafik akurasi pelatihan (garis lurus) dan validasi (garis putus-putus) berdasarkan variasi jenis <i>pooling</i> | 31 |
| 4.4 | Grafik akurasi terhadap <i>epoch</i> pelatihan pada salah satu model dengan <i>transfer learning</i> menggunakan arsitektur MobileNetV2 dan <i>global average pooling</i> | 32 |

| | | |
|------|--|----|
| 4.5 | Grafik akurasi pelatihan dan validasi berdasarkan variasi tingkat pembelajaran. | 32 |
| 4.6 | Grafik akurasi pelatihan (garis lurus) dan validasi (garis putus-putus) berdasarkan variasi jenis <i>pooling</i> | 33 |
| 4.7 | Contoh <i>confusion matrix</i> pada salah satu model dengan arsitektur ResNet50V2 dengan <i>global average pooling</i> | 34 |
| 4.8 | <i>Confusion matrix</i> untuk berbagai tingkat pembelajaran dengan <i>global max pooling</i> . | 35 |
| 4.9 | Contoh <i>confusion matrix</i> pada salah satu model arsitektur MobileNetV2 dengan <i>global average pooling</i> | 36 |
| 4.10 | <i>Confusion matrix</i> untuk berbagai tingkat pembelajaran dengan <i>global max pooling</i> . | 37 |
| 4.11 | Grafik akurasi pelatihan (garis lurus) dan validasi (garis putus-putus) berdasarkan jenis arsitektur. | 38 |
| 4.12 | Contoh kasus pneumonia pada anak di RSUD Ciawi. | 39 |
| A.1 | Contoh data yang digunakan dalam penelitian. | 45 |
| A.2 | Contoh data yang digunakan dalam penelitian. | 46 |
| B.1 | <i>Confusion matrix</i> dengan model ResNet50V2. | 47 |
| B.2 | <i>Confusion matrix</i> dengan model MobileNetV2. | 47 |
| C.1 | Contoh alat penunjang pembacaan citra radiografi. | 49 |
| E.1 | Arsitektur MobileNetV2 [8]. | 55 |
| E.2 | Arsitektur ResNet50V2 [9]. | 56 |

DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| 2.1 Contoh hasil uji hipotesis pada pasien pneumonia dan tanpa pneumonia. | 8 |
| 2.2 Tabel indeks rasio probabilitas. | 8 |
| 3.1 Pembagian dataset penelitian. | 23 |
| 3.2 Contoh laporan klasifikasi yang dihasilkan tiap model. | 28 |
| 4.1 Parameter yang dilatih. | 29 |
| 4.2 Contoh laporan klasifikasi yang dihasilkan model pada Gambar 4.7. | 34 |
| 4.3 Contoh laporan klasifikasi yang dihasilkan model pada Gambar 4.9. | 36 |

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jumlah kematian terbesar akibat infeksi tunggal yang terjadi pada anak-anak di Provinsi Jawa Barat salah satunya disebabkan oleh pneumonia. Berdasarkan data yang dirilis Pemerintah Daerah Provinsi Jawa Barat pada rentang tahun 2017 - 2019, pneumonia menyebabkan 10% kematian pada balita dan 19% kematian pada bayi [10]. Selain itu, menurut data yang dirilis oleh UNICEF, pneumonia membunuh sekitar 2000 balita setiap hari [11]. Dari data tersebut, dapat dikatakan bahwa pneumonia bukanlah penyakit yang dapat diabaikan.

Salah satu cara untuk mendeteksi adanya pneumonia pada tubuh seseorang dapat dilakukan pemeriksaan radiografi toraks. Radiografi merupakan teknik yang digunakan untuk menghasilkan citra medis dari dalam tubuh [12]. Radiografi menggunakan radiasi untuk mendiagnosis pasien dengan merekam citra struktur internal tubuh untuk mendeteksi penyakit, benda asing, dan kerusakan atau anomali struktural. Citra yang dihasilkan selama proses radiografi diinterpretasikan oleh dokter. Radiografi menjadi pemeriksaan pendukung yang penting pada semua pasien yang diduga mengalami infeksi paru, sehingga dokter mengupayakan agar interpretasi dari citra yang dihasilkan mendekati akurat 100%.

Meskipun hasil pemeriksaan radiografi toraks dapat menggambarkan bagaimana kondisi paru-paru pengidap pneumonia, seringkali dokter menemukan kesulitan dalam menginterpretasikan citra radiografi untuk mendiagnosis keberadaan pneumonia pada tubuh seseorang karena citra radiografi yang dihasilkan bisa bercampur dengan ciri-ciri penyakit lain [13]. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, sensitivitas dokter dalam membuat interpretasi citra radiografi yaitu 50,6% [14]. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode dengan menggunakan informasi yang sudah ada untuk membuat prediksi kemungkinan pneumonia dalam membantu melengkapi pengambilan keputusan dokter. Salah satu metode yang memungkinkan melakukan hal tersebut yaitu *deep learning*.

Deep learning merupakan bagian dari *machine learning* yang pada dasarnya berupa jaringan saraf dengan tiga atau lebih lapisan [15]. Jaringan saraf ini bertujuan untuk mensimulasikan perilaku otak manusia yang memungkinkan untuk “belajar” dari sejumlah besar data. Dalam *deep learning*, model dilatih untuk melakukan klasifikasi dari gambar, teks, atau suara menggunakan sekumpulan data berlabel dan arsitektur jaringan saraf yang berisi banyak lapisan [16].

Deep learning yang digunakan untuk diagnosis medis berupa grafis pada penelitian yaitu *convolution neural network* (CNN). Hal itu dikarenakan CNN memiliki sifat *spatial invariant* yang berarti citra yang diproses tidak bergantung posisi [17], sehingga meskipun citra yang diproses memiliki posisi berbeda-beda, CNN tetap dapat memberikan hasil yang sama.

Pada penelitian yang dilakukan penulis, dibuat model untuk membedakan toraks pneumonia dan tanpa pneumonia berdasarkan citra radiografi toraks. Kemudian model diuji untuk mengetahui sensitivitas dan spesifitas agar bisa dipelajari dalam pengambilan keputusan untuk mendeteksi keberadaan pneumonia dari citra radiografi.

1.2 Rumusan Masalah

Dari permasalahan yang dikemukakan sebelumnya, dapat dirumuskan sebagai berikut.

- Bagaimana penyusunan model *deep learning* metode CNN untuk mendeteksi pneumonia pada tubuh seseorang?
- Bagaimana tingkat spesifitas dan sensitivitas hasil deteksi pneumonia menggunakan model *deep learning* metode CNN yang telah dibuat?

1.3 Tujuan

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang ada, tujuan penelitian dapat diuraikan sebagai berikut.

- Menyusun model *deep learning* metode CNN yang optimal untuk mendeteksi pneumonia pada tubuh seseorang.
- Menghitung tingkat spesifitas dan sensitivitas hasil deteksi pneumonia menggunakan model *deep learning* metode CNN yang telah dibuat.

1.4 Batasan Masalah

Agar pembahasan dalam penelitian ini lebih terarah dan tersampaikan dengan baik, maka ruang lingkup dalam penelitian ditetapkan sebagai berikut

- Data penelitian yang digunakan yaitu citra radiografi toraks untuk pasien dengan pneumonia dan pasien tanpa pneumonia.
- Jumlah citra yang digunakan setelah diaugmentasi yaitu 8522 citra radiografi toraks yang diambil melalui dataset *open source* [18].

1.5 Metodologi

Metode yang digunakan pada saat penelitian, yaitu, melakukan *training* pada dataset citra radiografi toraks yang ada. Model dari hasil *training* kemudian disimpan dan diuji sensitivitas serta spesifisitasnya.

1.6 Sistematika Pembahasan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini sebagai berikut.

Bab 1 Pendahuluan

Pada bab ini, dijelaskan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, metodologi serta sistematika penulisan agar dapat memberikan gambaran bagi pembaca mengenai garis besar penelitian.

Bab 2 Tinjauan Pustaka

Pada bab ini, dijelaskan mengenai dasar teori terkait pneumonia, citra radiografi pneumonia, *artificial neural network* (ANN), *deep learning*, serta *convolution neural network* (CNN).

Bab 3 Metode Penelitian

Pada bab ini, dijelaskan mengenai langkah-langkah yang dilakukan selama penelitian seperti proses pengambilan dan pengolahan data berupa citra radiografi toraks pada pasien dengan pneumonia dan pada pasien tanpa pneumonia, serta bagaimana melatih data tersebut hingga mendapatkan hasil.

Bab 4 Pembahasan

Pada bab ini, dijelaskan mengenai hasil yang telah didapatkan dari proses pengolahan data berupa citra radiografi toraks pada pasien dengan pneumonia dan pada pasien tanpa pneumonia.

Bab 5 Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini, dijelaskan mengenai kesimpulan yang didapatkan dari hasil penelitian dan dijelaskan pula mengenai saran untuk perkembangan penelitian berikutnya.

