



LAPORAN PENELITIAN OPSI

**Deep Learning untuk Deteksi Dini Kanker Paru dan Klasifikasi
Tingkat Keganasan Berbasis Data Gambar CT Scan dan
Convolutional Neural Network dengan Arsitektur LeNet-5**

DIEN MUHAMMAD SCIENTIVAN KURNIAPRAMONO

Fisika Terapan Rekayasa (FTR)

SMA Negeri 3 Yogyakarta

Kota Yogyakarta, Daerah Istimewa Yogyakarta

Tahun 2023

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

PERNYATAAN PENELITIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dien Muhammad Scientivan Kurniaprmono
Tempat/Tanggal Lahir : Yogyakarta, 3 April 2006
NIS : 14879
Asal Sekolah : SMA Negeri 3 Yogyakarta

dengan ini menyatakan sejujurnya bahwa proposal penelitian Saya dengan judul:

Deep Learning untuk Deteksi Dini Kanker Paru dan Klasifikasi Tingkat Keganasan Berbasis Data Gambar CT Scan dan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur LeNet-5

bersifat orisinal/bukan plagiasi/belum pernah dilombakan dan/atau pernah dikompetisikan dan/atau tidak sedang diikuti pada lomba penelitian sejenis/belum pernah mendapatkan penghargaan di tingkat Nasional/Internasional

Bilamana dikemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima konsekuensi sesuai aturan OPSI.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sesungguhnya dan dengan sebenar-benarnya

Dibuat di Kota Yogyakarta
Pada tanggal 28 April 2023

Mengetahui,



Ichwan Aryono, S.Pd., M.Pd., S.I
NIP. 196704151997021003

Yang membuat pernyataan



Dien Muhammad S.K.
NIS. 14879

ABSTRAK

Kanker paru telah menjadi penyakit mematikan apabila tingkat keganasannya berada pada tingkatan tertinggi sehingga menjadi persoalan besar bagi seluruh negara di dunia, termasuk di Indonesia. Salah satu upaya efektif yang dapat diterapkan adalah dengan melakukan deteksi dini. Tujuan penelitian ini adalah mengkaji peluang penggunaan model *deep learning* dalam melakukan deteksi dini dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru dari data gambar hasil CT Scan. Penelitian dilakukan dengan membandingkan model LeNet-5, model LeNet-5 yang dioptimalisasi, model Xception, model EfficientNetB0, dan model ResNet50. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LeNet-5 yang dioptimalisasi merupakan model yang bekerja paling optimal terhadap data gambar CT Scan paru baik pada tahap pelatihan maupun pada tahap pengujian. Nilai akurasi masing-masing sebesar 93,5% dan 89,2%, serta memiliki bobot komputasi yang relatif rendah yaitu sebesar 25 MB (*megabyte*). Sebagai *prototype*, model dikemas dalam bentuk aplikasi komputer sederhana yang siap pakai dan mudah digunakan untuk melakukan deteksi dini dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru yang memiliki potensi untuk diintegrasikan dengan alat CT Scan pada rumah sakit.

Kata kunci (*keywords*): Kanker Paru, *Convolutional Neural Network*, *Artificial intelligence*, *Deep Learning*, LeNet-5.

DAFTAR ISI

BAB 1. PENDAHULUAN.....	5
1.1 LATAR BELAKANG.....	5
1.2 RUMUSAN MASALAH.....	6
1.3 TUJUAN PENELITIAN.....	6
1.4 MANFAAT PENELITIAN.....	6
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Landasan Teori.....	7
2.2 Penelitian Terdahulu.....	8
BAB 3. METODE PENELITIAN.....	9
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	9
3.2 Sumber Data, Alat, dan Bahan.....	9
3.3 Metode Pemerolehan Data.....	9
3.4 Metode Pengolahan dan Analisis Data.....	10
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	12
BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN.....	18
UCAPAN TERIMA KASIH.....	19
DAFTAR PUSTAKA.....	20

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Kanker paru merupakan suatu keganasan pada paru yang disebabkan oleh perubahan genetika pada sel epitel saluran nafas, sehingga terjadi proliferasi sel yang tidak terkendali (Buana, 2022). Penyakit ini telah menjadi persoalan besar bagi seluruh negara di dunia terutama di Indonesia karena dapat menjadi penyakit mematikan apabila tingkat keganasannya berada pada tingkatan tertinggi. Salah satu upaya efektif yang dapat diterapkan adalah dengan melakukan deteksi dini penyakit kanker paru. Dengan melakukan deteksi dini, maka perkembangan implikasi dari kanker paru dapat ditunda dan bahkan dapat dicegah sebelum membawa penderitanya ke tingkat keganasan yang lebih tinggi dan meningkatnya resiko kematian, sehingga hal ini dapat membuat biaya yang dikeluarkan menjadi jauh lebih murah daripada harus melakukan pengobatan (Endang dalam Putri dan Untung, 2023). Maka dari itu, dibutuhkan suatu alat pendeteksi dini penyakit kanker paru.

Telah banyak perkembangan teknologi yang terjadi dalam mendeteksi dan mengklasifikasi tingkat keganasan kanker paru salah satunya yakni dengan pemanfaatan ilmu *deep learning* berbasis data gambar CT scan. *Deep Learning (DL)* yang merupakan sebuah teknik berbasis jaringan saraf tiruan telah banyak digunakan dalam beberapa tahun terakhir sebagai salah satu metode implementasi *Machine Learning* (Diponegoro, Kusumawardani, dan Hidayah, 2021).

Machine learning dapat didefinisikan sebagai aplikasi komputer dan algoritma matematika yang diadopsi dengan cara pembelajaran yang berasal dari data dan menghasilkan prediksi di masa yang akan datang (Goldberg & Holland dalam Roihan, 2020). Sedangkan, CT scan dapat didefinisikan sebagai sebuah alat kesehatan yang digunakan untuk membantu mendiagnosis suatu penyakit pada pasien (Pohan, 2019). *Deep learning* memiliki banyak macam jenis tergantung pada *input* yang diberikan dan *output* yang diharapkan.

Penelitian terbaru mengenai deteksi dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru sebagian besar membangun arsitektur CNN-nya dari awal dan tidak memanfaatkan penggunaan *pretrained model*. Menurut (Manaswi dalam Saragih, 2021), Penggunaan pre-trained model umum dilakukan dalam penelitian karena untuk melatih CNN dari awal diperlukan sumber daya dan jumlah data yang besar. Selain itu, masih belum ditemukan penelitian yang dapat menghasilkan model untuk melakukan deteksi serta klasifikasi tingkat keganasan kanker paru. Oleh karena itu, penelitian ini ditujukan untuk menyelesaikan masalah-masalah tersebut.

Pada penelitian kali ini, akan digunakan algoritma *deep learning* yaitu algoritma *convolutional neural network* dengan teknik *transfer learning*. *Transfer learning* sendiri merupakan proses menggunakan kembali dari model *pre-trained* yang sudah dilatih dengan dataset dalam skala besar oleh peneliti sebelumnya (Umri & Delica, 2021). *Pre-trained* model yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah LeNet-5 karena kemampuannya yang dapat menghasilkan akurasi hingga 98% dengan hanya menggunakan fitur biner sederhana (Fitriati, 2016). Model tersebut akan disesuaikan dan dimodifikasi bentuk arsitekturnya agar bisa mengambil *input* dan *output* yang sesuai. Hasil akhir dari penelitian ini akan berupa model pendeteksi dini serta pengklasifikasi tingkat keganasan kanker paru dengan nilai akurasi, presisi, serta sensitivitas maksimal yang dikemas dalam bentuk aplikasi komputer sederhana.

Hasil penelitian ini diharapkan nantinya dapat dikembangkan lebih lanjut menuju gagasan pengintegrasian dengan komputer rumah sakit, sehingga dapat memudahkan dokter dan tenaga kesehatan dalam melakukan deteksi dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru seseorang.

1.2 RUMUSAN MASALAH

Berdasarkan permasalahan yang dipaparkan pada bagian latar belakang, penelitian sebelumnya mengenai deteksi dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru belum memanfaatkan penggunaan *pretrained model* untuk melatih CNN sehingga belum menghasilkan model untuk melakukan deteksi serta klasifikasi tingkat keganasan kanker paru secara lebih akurat. Untuk menyelesaikan permasalahan ini perlu dilakukan penelitian untuk menjawab pertanyaan penelitian sebagai berikut:

1. Bagaimana penggunaan model *deep learning* dalam melakukan deteksi dini dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru?
2. Bagaimana nilai akurasi, presisi, serta sensitivitas model *deep learning* dalam mendeteksi dan mengklasifikasi tingkat keganasan kanker paru?

1.3 TUJUAN PENELITIAN

Adapun tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengkaji penggunaan model *deep learning* dalam melakukan deteksi dini dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru.
2. Mengkaji dan mengembangkan nilai akurasi, presisi, serta sensitivitas model tersebut dalam mendeteksi dan mengklasifikasi tingkat keganasan kanker paru.

1.4 MANFAAT PENELITIAN

Manfaat penelitian ini diklasifikasikan menjadi manfaat teoritis dan manfaat praktis, yaitu sebagai berikut:

1.4.1 Manfaat Teoritis

1. Penelitian ini bermanfaat bagi pengembangan ilmu biomedis yang didasarkan pada penggunaan teknologi AI.
2. Pengembangan lebih lanjut terhadap metode dalam melakukan deteksi serta klasifikasi tingkat keganasan kanker paru dengan model *deep learning*.

1.4.2 Manfaat Praktis

1. Bagi peneliti, hasil penelitian ini menambah wawasan serta rasa ingin tahu dalam mempelajari ilmu biomedis.
2. Bagi masyarakat, hasil penelitian ini dapat membantu pengembangan teknologi dan penerapannya dalam upaya mengurangi resiko kematian seseorang melalui deteksi dini kanker paru yang dapat mengurangi resiko meningkatnya keganasan penyakit kanker paru.
3. Bagi pemerintah, hasil penelitian ini dapat memudahkan pemerintah kota di Indonesia dalam mengindikasikan warganya dengan potensi kanker paru, sehingga dapat mengurangi angka kematian kanker paru di Indonesia dan akhirnya dapat mengurangi anggaran kesehatan serta meningkatkan produktivitas masyarakat.
4. Menambah ilmu pengetahuan serta memberikan sudut pandang baru dalam solusi menangani resiko kematian akibat kanker paru.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Upaya Deteksi Dini dan Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Paru

Kanker paru merupakan suatu keganasan pada paru yang disebabkan oleh perubahan genetika pada sel epitel saluran nafas, sehingga terjadi proliferasi sel yang tidak terkendali (Buana, 2022). Penyakit ini telah menjadi persoalan besar bagi seluruh negara di dunia terutama di Indonesia karena dapat menjadi penyakit mematikan apabila tingkat keganasannya berada pada tingkatan tertinggi.

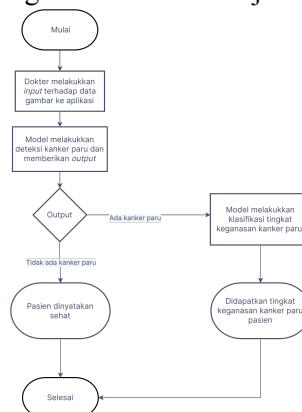
Salah satu metode pendeteksian kanker paru adalah dengan pemeriksaan mikroskopik menggunakan *computed tomography* (CT). Menurut (Mandadara, Ratih, Wutsqa, dan Urwatul), CT atau pemeriksaan radiologi dengan menggunakan X-ray dapat digunakan untuk menghasilkan citra bagian tubuh tertentu (Agency for Toxic Substances and Disease Registry, 2013: 4).

Deteksi dini kanker paru yang diperoleh dari hasil CT adalah proyeksi radiografi dari paru. Hasil data gambar dari CT tersebut kemudian digunakan sebagai bahan latihan dan pengujian model deteksi dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru. Landasan berpikir yang digunakan adalah bahwa paru-paru yang tidak sehat akan terdapat nodul di paru-paru pada citra foto paru. Nodul yang terdeteksi pada paru-paru dikategorikan menjadi dua yaitu non cancerous nodule (tumor jinak) dan cancerous nodule (tumor ganas) (Japanese Society of Radiology Technology, 1997).

2.1.2 Deep Learning dan Convolutional Neural Network

Menurut LeCun et al (dalam Ilahiyah dan Nilogiri, 2015), Deep Learning adalah cabang ilmu *machine learning* berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau bisa dikatakan sebagai perkembangan dari JST. Dalam *deep learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar atau suara. Salah satu algoritma *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN/ConvNet) yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MPL). MPL sendiri dirancang untuk mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya gambar atau suara. Penggunaan CNN memungkinkan model dapat belajar langsung dari citra sehingga mengurangi beban dari pemrograman. Berikut adalah diagram alir cara kerja model yang dikemas dalam aplikasi komputer:

Gambar 2.1.2 Diagram Alir Cara Kerja Model



2.2 Penelitian Terdahulu

Penelusuran terhadap beberapa penelitian terdahulu di *internet* dengan menggunakan kata kunci *deep learning* dan deteksi kanker paru tidak ditemukan penelitian dengan judul yang sama seperti judul penelitian ini. Namun, terdapat beberapa penelitian yang dapat dijadikan referensi karena materi yang diangkat relevan dengan materi penelitian ini sebagai berikut:

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti (tahun)	Judul penelitian	Isi penelitian	Perbandingan dengan penelitian yang dikerjakan
1.	Suryawan, K. (2022)	<i>Klasifikasi Kanker Paru-Paru Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Efficientnet-B0</i>	Model tersebut berhasil mendapatkan tingkat akurasi 94% dengan segi komputasi yang relatif sederhana.	Penelitian Suryawan menggunakan <i>pretrained model</i> yaitu efficientnet-B0 dan hanya menghasilkan <i>output</i> ada atau tidaknya kanker paru, sedangkan penelitian ini akan menggunakan <i>pretrained model</i> yaitu LeNet-5 dan menghasilkan <i>output</i> berupa keterangan ada atau tidaknya kanker paru beserta tingkat keganasannya
2.	Saputro, R., Junaidi, A., Saputra, W. (2022)	<i>Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Melanoma)</i>	Hasil dari model tersebut diperoleh tingkat akurasi 92,6% pada sesi <i>testing</i> .	Penelitian tersebut menggunakan arsitektur CNN yang dibangun dari awal dan hanya menghasilkan <i>output</i> ada atau tidaknya kanker kulit melanoma, sedangkan penelitian ini akan menggunakan <i>pretrained model</i> dan menghasilkan <i>output</i> berupa keterangan ada atau tidaknya kanker paru beserta tingkat keganasannya

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan selama 5 bulan dari bulan Mei sampai dengan bulan September di laboratorium fisika SMA Negeri 3 Yogyakarta.

Tabel 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

No	Jenis Kegiatan	Bulan				
		1	2	3	4	5
1	Pengumpulan dataset melalui internet					
2	Pembuatan arsitektur deep learning					
3	Training & Testing model deep learning dengan menggunakan dataset dari internet					
4	Pengumpulan dataset melalui kasus nyata dari beberapa rumah sakit di Daerah Istimewa Yogyakarta					
5	Training & Testing model deep learning dengan menggunakan dataset dari kasus nyata					
6	Pembuatan aplikasi komputer sederhana					
7	Pembuatan makalah					

3.2 Sumber Data, Alat, dan Bahan

3.2.1 Sumber Data

Data diperoleh dari dua sumber, yaitu berasal dari situs *internet* bernama *kaggle.com* berjumlah 5292 data gambar. Proposal penelitian juga diajukan untuk mendapatkan akses terhadap data dari Rumah Sakit Sardjito di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Pada awalnya Diharapkan akan mendapatkan akses terhadap data gambar berjumlah 2000. Namun, sayangnya hingga saat ini masih belum dapat *supply* dari instansi ini meskipun sudah dapat respons jika akan mendapatkan bantuan.

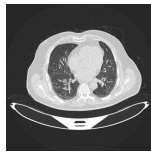
3.2.2 Alat dan Bahan

Alat yang digunakan adalah komputer, algoritma klasifikasi *convolutional neural network*, bahasa pemrograman python, *text editor* visual studio code, tkinter, *data science library* yaitu scikit-learn, tensorflow, numpy, pandas, matplotlib, OS, dan OpenCV. Bahan yang digunakan adalah *dataset* (data dalam jumlah banyak) gambar baik yang berasal dari situs *kaggle.com*, maupun yang berasal dari Rumah Sakit Sardjito di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta.

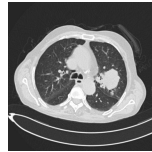
3.3 Metode Pemerolehan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah *dataset* gambar CT Scan paru. *Dataset* terkumpul dengan jumlah total 3000 data gambar diklasifikasi menjadi dua, yakni 1500 data gambar CT Scan paru dengan kanker dan 1500 data gambar CT Scan paru tanpa kanker dalam format *image file* (PNG, JPEG, dan lain-lain) dan labelnya dalam format *text file*. Penamaan masing-masing label diberi keterangan status ada atau tidaknya kanker beserta keterangan tingkat keganasannya. Perbandingan jumlah banyaknya data gambar CT Scan paru dengan kanker dan data gambar CT Scan paru tanpa kanker adalah 1:1 untuk menghindari terjadinya ketidakseimbangan data.

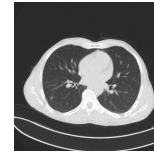
Gambar 3.3 Kanker Paru Jinak



Gambar 3.3 Kanker Paru Ganas



Gambar 3.3 Paru Sehat



3.4 Metode Pengolahan dan Analisis Data

Secara garis besar, penelitian ini membagi metode pengolahan dan analisis data menjadi 5 tahap, yakni prapemrosesan data, pembuatan arsitektur CNN LeNet-5, pelatihan dan pengujian, evaluasi, serta pembuatan aplikasi komputer.

3.4.1 Prapemrosesan Data

Prapemrosesan sendiri dibagi menjadi 4 proses, pemilihan dan pengimporan *library*, pengimporan data, pembagian data, penyesuaian ukuran data, serta augmentasi data.

1. Pemilihan dan Pengimporan *Library*

Library merupakan kumpulan modul berisikan berbagai macam fungsi didalamnya yang dapat digunakan berulang kali untuk membantu pemrograman menjadi lebih sederhana. *Library* yang akan digunakan pada penelitian kali ini sebagian besar merupakan *library data science* yang disediakan untuk bahasa pemrograman python yaitu scikit-learn, tensorflow, numpy, pandas, matplotlib, OS, OpenCV dan *library* untuk membuat aplikasi komputer yaitu tkinter.

2. Pengimporan Data

Folder *dataset* gambar CT Scan paru memiliki dua jenis data gambar didalamnya, yaitu data gambar CT Scan paru dengan kanker dan data gambar CT Scan paru tanpa kanker. Lalu, dengan melakukan aksi *drag and drop* pada folder dari *file explorer* ke *workspace* visual studio code, folder berisikan data gambar tersebut akan langsung ter-import ke *workspace* visual studio code, sehingga akan memudahkan pengaksesan dan proses pengolahan kedepannya.

3. Pembagian Data

Pada folder data gambar untuk tahap pelatihan dan tahap pengujian, akan dibuat dua folder baru yaitu folder data gambar untuk tahap pelatihan dan folder data gambar untuk tahap pengujian dengan skala perbandingan banyaknya data gambar masing-masing adalah 8:2.

4. Penyesuaian Ukuran Data

Pengolahan data dimulai dengan melakukan proses *image scaling*. *Image scaling* adalah membesarkan atau mengecilkan suatu ukuran citra digital dari suatu data gambar. Data gambar pada folder *dataset* tersebut dibuat ukuran *pixel* pada citra digitalnya menjadi 32 x 32 *pixel* karena ukuran tersebut merupakan ukuran masukan *pixel* citra digital yang paling optimal untuk LeNet-5.

5. Augmentasi Data

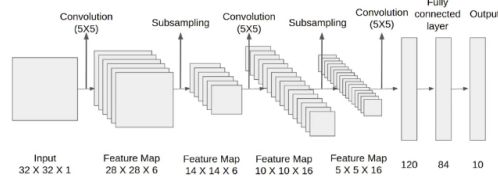
Setelah proses *image scaling*, akan dilakukan proses augmentasi yang merupakan salah satu teknik untuk meningkatkan akurasi dan jumlah data dengan memodifikasi data gambar. Contoh teknik augmentasi adalah penskalaan, pemangkasan, perubahan kecerahan, dan lain-lain.

3.4.2 Pembuatan Arsitektur CNN LeNet-5

Pada proses ini, akan digunakan arsitektur CNN LeNet -5 yang dimodifikasi bentuknya agar dapat menghasilkan *output* yang diharapkan dengan tingkat akurasi tinggi. Pada dasarnya, arsitektur tersebut memiliki dua tahapan yaitu tahap *feature learning* dan *classification*. Rancangan modifikasi yang akan dilakukan terhadap

arsitektur CNN LeNet-5 yaitu akan ditambahkan layer tambahan, baik *layer* untuk tahap *feature learning* maupun untuk tahap klasifikasi. Terdapat dua macam hasil klasifikasi yaitu hasil klasifikasi deteksi kanker paru dan hasil klasifikasi tingkat keganasan kanker paru. Berikut ini merupakan *design* rancangan arsitektur CNN LeNet-5:

Gambar 3.4.2 Arsitektur CNN LeNet-5



3.4.3 Pelatihan dan Pengujian

Tahap pelatihan merupakan tahapan proses pembelajaran yang dilakukan terhadap model dengan memberikan sejumlah data latih beserta labelnya untuk melatih kemampuan dan meningkatkan akurasi model dalam memprediksi hasil dari data masukan. Sebelum dimulainya proses pembelajaran, perlu ditentukan nilai parameter pelatihan. Parameter-parameter itu ialah *epoch*, *steps per epoch*, *verbose*, dan lain-lain.

Pada penelitian kali ini, akan dilakukan dua kali tahap pelatihan, yaitu tahap pelatihan pertama untuk melatih model mempelajari data gambar dengan kanker paru serta data gambar tanpa kanker paru dan tahap pelatihan kedua untuk melatih model memprediksi kanker tersebut merupakan kanker jinak atau ganas. Masing-masing tahap pelatihan tersebut memiliki banyak *class output* yang berbeda. Terdapat dua *class output* untuk tahap deteksi kanker paru dan terdapat tiga *class output* untuk tahap klasifikasi tingkat keganasan. Setelah itu, akan dilaksanakan pengujian terhadap model menggunakan data gambar untuk tahap pengujian. Pada tahap ini, akan diperoleh tingkatan akurasi, presisi, serta sensitivitas dari model tersebut.

3.4.4 Evaluasi

Setelah didapatkan tingkatan akurasi, presisi, serta sensitivitas dari model tersebut, akan dilakukan pengembangan nilai-nilai tersebut pada model, baik untuk tujuan prediksi kanker paru maupun klasifikasi tingkat keganasan secara bertahap. Akan digunakan berbagai macam teknik pengoptimalan dalam ilmu *deep learning*, yakni *hyperparameter tuning*, *pretrained model selection*, *data sampling*, dan lain-lain.

Seiring dengan proses pengembangan akurasi, presisi, serta sensitivitas dari model, informasi mengenai nilai-nilai tersebut juga akan dipaparkan dalam bentuk berbagai macam visualisasi data, seperti *confusion matrix*.

3.4.5 Pembuatan Aplikasi Komputer

Pada proses ini, akan dibuat aplikasi komputer untuk mengemas produk model tersebut menjadi produk yang mudah dan siap digunakan dengan menggunakan bahasa pemrograman python dan *library* tkinter melalui beberapa baris kode. Gambaran besar aplikasi ini yaitu akan terdapat bagian untuk pengguna mengunggah foto hasil CT Scan-nya dan secara langsung akan muncul informasi mengenai hasil *scan* foto tersebut berisi pemaparan informasi status ada atau tidaknya kanker paru beserta keterangan tingkat keganasannya.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Jumlah dan Klasifikasi Data

Penelitian ini berhasil mendapatkan sebanyak 5292 data gambar dari situs *kaggle.com*, namun masih belum berhasil mendapatkan *supply* data gambar dari Rumah Sakit Sardjito karena permasalahan masih panjangnya birokrasi. Spesifikasi gambar-gambar yang belum didapat dari Rumah Sakit Sardjito sebenarnya adalah data gambar yang memiliki *bounding boxes* yang dapat digunakan untuk mendeteksi lokasi bibit kanker dari data gambar. Dengan belum didapatkannya dari Rumah Sakit Sardjito, penelitian saat ini dibatasi pada deteksi dan klasifikasi jenis kanker paru. Pada saat didapatkannya data gambar yang memiliki *bounding boxes*, penelitian dapat dengan mudah mendeteksi lokasi bibit kanker dari data gambar.

Terhadap 5292 data gambar dikelompokkan kedalam tiga *folder*, yaitu 1) *folder* data latih, 2) *folder* data uji, dan 3) *folder* data validasi. Pada masing-masing *folder*, data gambar diklasifikasi lagi menjadi enam kelas, yaitu 1) kanker paru ganas, 2) kanker paru jinak, 3) paru sehat, 4) paru dengan kanker adenocarcinoma, 5) paru dengan kanker karsinoma, dan 6) paru dengan kanker skuamous. Kelas kanker adenocarcinoma, karsinoma, dan skuamous termasuk pada penggolongan kanker ganas dengan jenisnya saja yang membedakan. Sedangkan kelas kanker ganas termasuk pada penggolongan kanker ganas, tetapi jenisnya tidak diketahui karena keterbatasan data gambar yang digunakan dalam tahap pelatihan. Berdasarkan karakteristik jumlah datanya, masing-masing kelas tidak memiliki jumlah data gambar dengan keterangan jumlah data kelas 1-6 masing-masing berjumlah 390, 1123, 240, 1129, 230, dan 309 data gambar. Untuk mengantisipasi kecenderungan model terhadap suatu kelas dengan jumlah data gambar yang tidak seimbang, maka diterapkan teknik pengoptimalan.

4.2 Ragam Model dan Konfigurasinya

Dalam penelitian dilakukan lima eksperimen yang menghasilkan lima model *deep learning*, yaitu:

1. Model dengan menggunakan LeNet-5.
2. Model dengan menggunakan LeNet-5 yang dioptimalisasi
3. Model dengan menggunakan *pretrained model* Xception,
4. Model dengan menggunakan *pretrained model* EfficientNetB0.
5. Model dengan menggunakan pretrained model ResNet50.

Masing-masing model diatas dikembangkan dengan menggunakan 32 data untuk setiap iterasinya (*batch size*). Banyak iterasi (*epoch*) yang digunakan berjumlah sepuluh.

Terdapat perbedaan teknik di eksperimen pada model LeNet-5 dibandingkan dengan keempat eksperimen lainnya. Pada tahap pemrosesan data, eksperimen model LeNet-5 tidak menggunakan teknik pengoptimalan. Sedangkan model LeNet-5 yang dioptimalisasi, model Xception, model EfficientNetB0, serta pada model ResNet50 lainnya menggunakan teknik pengoptimalan berupa *hyperparameter tuning*, *data sampling*, dan *data augmentation*. *Hyperparameter tuning* pada keempat model tersebut menunjukkan hasil nilai *learning rate* dengan menggunakan adam sebagai *optimizer*-nya sebesar 0,0001. Sedangkan model LeNet-5 menggunakan nilai *learning rate* 0,001 dengan menggunakan adam sebagai *optimizer*-nya. Teknik *data sampling* yang dilakukan adalah menyamaratakan banyaknya data gambar menjadi sebanyak 1000 pada setiap kelas kanker paru sehingga total yang digunakan dalam tahap pelatihan sebanyak 6000. Untuk teknik *data augmentation* dilakukan dengan cara mengaplikasikan *filter zoom range*, *shear range*, dan *horizontal flip* ke data gambar yang digunakan pada tahap pelatihan.

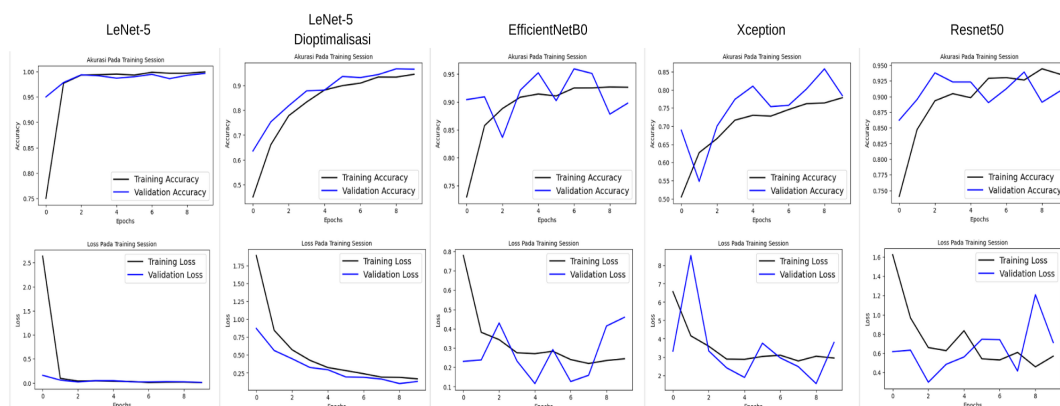
4.3 Analisis Model pada Tahap Pelatihan

Berdasarkan perhitungan matematis terhadap data gambar CT Scan kanker paru, kelima eksperimen pada tahap pelatihan menghasilkan model dengan hasil performa yang bervariasi, sebagaimana dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Hasil performa tahap pelatihan pada kelima model eksperimen.

Epoch	LeNet-5		LeNet-5 Dioptimalisasi		EfficientNetB0		Xception		Resnet50	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	2,6374	75,05%	2,2867	43,84%	0,7793	72,94%	6,2606	50,89%	1,5971	75,41%
2	0,0956	97,68%	0,9421	61,56%	0,3815	85,75%	4,4369	63,29%	1,0917	83,89%
3	0,0388	99,29%	0,6540	73,68%	0,3435	88,82%	4,0462	65,88%	0,7580	88,55%
4	0,0435	99,36%	0,5397	79,22%	0,2752	90,85%	3,1163	70,93%	0,7298	89,76%
5	0,0351	99,48%	0,4366	83,42%	0,2707	91,42%	2,8939	72,62%	0,5863	91,60%
6	0,0298	99,29%	0,3611	86,63%	0,2833	91,07%	2,9597	73,43%	0,4414	93,66%
7	0,0086	99,83%	0,2988	89,52%	0,2401	92,50%	2,7417	75,94%	0,5256	92,98%
8	0,0154	99,65%	0,2560	90,64%	0,2199	92,52%	3,0776	75,62%	0,4092	94,44%
9	0,0170	99,65%	0,2299	91,93%	0,2353	92,68%	3,0234	76,37%	0,4579	93,92%
10	0,0083	99,91%	0,1848	93,50%	0,2443	92,63%	2,4501	79,18%	0,4683	94,68%

Tabel 1 menunjukkan nilai *loss* dan *accuracy* dari tahap pelatihan masing-masing model per-iterasinya (*epoch*). *Loss* adalah nilai yang diminimalkan sehingga nilai *accuracy* meningkat. *Accuracy* adalah nilai dari seberapa tepat model memprediksi suatu data dalam bentuk persen. Terlihat pada iterasi kesepuluh bahwa nilai *loss* terkecil dan *accuracy* terbesar dimiliki oleh model LeNet-5 yang dioptimalisasi masing-masing pada angka 0,0083 dan 99,91 %. Nilai *loss* terbesar dan akurasi terkecil dimiliki oleh model Xception masing-masing pada angka 2,4501 dan 79,18%.



Gambar 1. Grafik proses pembelajaran pada tahap pelatihan.

Gambar 1 merupakan grafik yang menunjukkan perubahan *accuracy* dan *loss* oleh masing-masing model pada tahap pelatihan. Grafik model LeNet-5 yang dioptimalisasi menunjukkan proses pembelajaran model yang peningkatan akurasi dan penurunan lossnya paling konsisten, ditunjukkan dengan keselarasan antara dua garis yang mewakili tahap pelatihan dan tahap validasi. Sedangkan grafik yang mewakili EfficientNetB0, Xception, dan ResNet50 menunjukkan proses pelatihan yang labil(ditunjukkan oleh garis-garis mewakili

tahap pelatihan dan garis-garis mewakili tahap validasi yang fluktuatif) dan akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan kedua model LeNet-5. Rendahnya akurasi ditunjukkan oleh nilai akhir yang rendah pada grafik.

4.4 Analisis Model pada Tahap Pengujian

Tahap ini menghasilkan nilai akurasi, presisi, sensitivitas, serta bobot komputasi dari setiap model. Rumus perhitungan akurasi, presisi, dan sensitivitas dapat dilihat pada tabel 2. Informasi mengenai nilai hasil pengujiannya dapat dilihat pada tabel 3. Sedangkan gambar 2 menjelaskan tentang hasil prediksi model terhadap data validasi yang dikemas dalam *confusion matrix heatmap*.

Tabel 2. Penjelasan akurasi, presisi, sensitivitas

		Nilai sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai prediksi	TRUE	TP (True Positive) <i>Corect result</i>	FP (False Positive) <i>Unexpected result</i>
	FALSE	FN (False Negative) <i>Missing result</i>	TN (True Negative) <i>Corect absence of result</i>

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

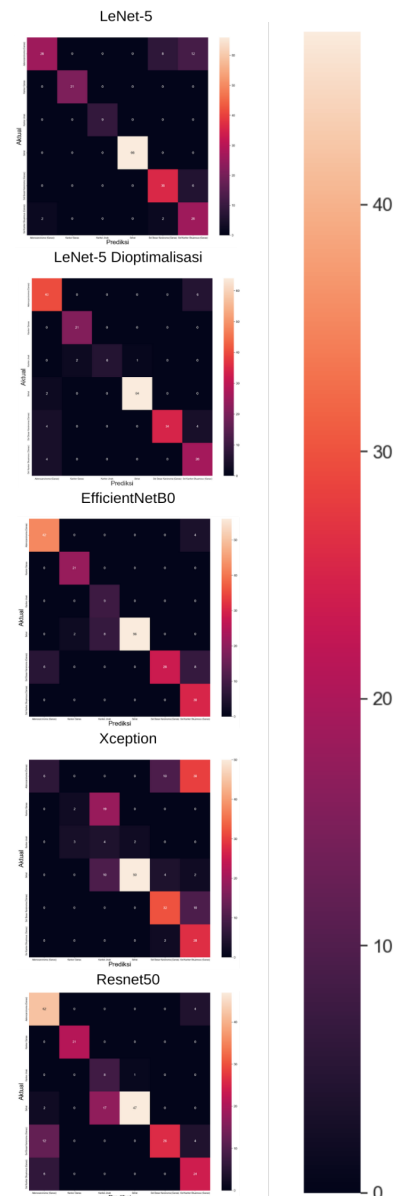
Tabel 3. Perbandingan matriks masing-masing model terhadap data validasi

Perbandingan Matriks	LeNet-5	LeNet-5 Dioptimalisasi	EfficientNetB0	Xception	ResNet50
Akurasi	85,9%	89,2%	86,9%	57%	78,5%
Presisi	88,3%	90,1%	83,8%	59,1%	78,8%
Sensitifitas	88,3%	86,5%	90,5%	52%	82,1%
Bobot Komputasi	27 MB	27 MB	29 MB	88 MB	98 MB
<small> sumber : https://keras.io/api/applications/ </small>					

Terlihat dalam tabel 3 perbandingan nilai akurasi, presisi, serta sensitivitas pada tahap pengujian yang menunjukkan bahwa model LeNet-5 dioptimalisasi memiliki akurasi tertinggi kemudian disusul dengan LeNet-5, EfficientNetB0, ResNet50, dan yang terakhir Xception. Pada nilai presisi dan sensitifitas, kedua LeNet-5 memiliki nilai yang cukup tinggi dibandingkan dengan ketiga pretrained model tersebut. Kedua LeNet-5 juga memiliki bobot komputasi terendah diantara yang lainnya.

Jika diperhatikan kembali data pada tabel 1, terlihat bahwa model LeNet-5 pada tahap pelatihan menunjukkan nilai akurasi yang sangat tinggi yaitu 99,91%, namun pada tabel 2, terlihat bahwa grafik model LeNet-5 pada tahap pengujian menunjukkan nilai akurasi

85,9%. Hal tersebut merupakan perilaku *overfitting* pada model yaitu kondisi dimana akurasi model pada tahap pelatihan memiliki nilai yang jauh lebih tinggi daripada akurasi model pada tahap pengujian. Kondisi ini terjadi karena model cenderung menghafal jawaban daripada menganalisis data gambar. Apabila dibandingkan dengan LeNet-5 yang dioptimalisasi, meskipun nilai akurasinya pada tahap pengujian juga menurun dibandingkan dengan nilai akurasinya pada tahap pelatihan, tetapi perubahan nilai akurasi tersebut terlihat tidak terlalu signifikan. Kondisi ini terjadi karena eksperimen model tersebut menggunakan teknik pengoptimalan yaitu *hyperparameter tuning*, *data sampling*, dan *data augmentation*. Hal ini memberikan pemahaman bahwa sebaiknya perlu diterapkan teknik pengoptimalan untuk meningkatkan akurasi dan menghindari *overfitting* pada model.

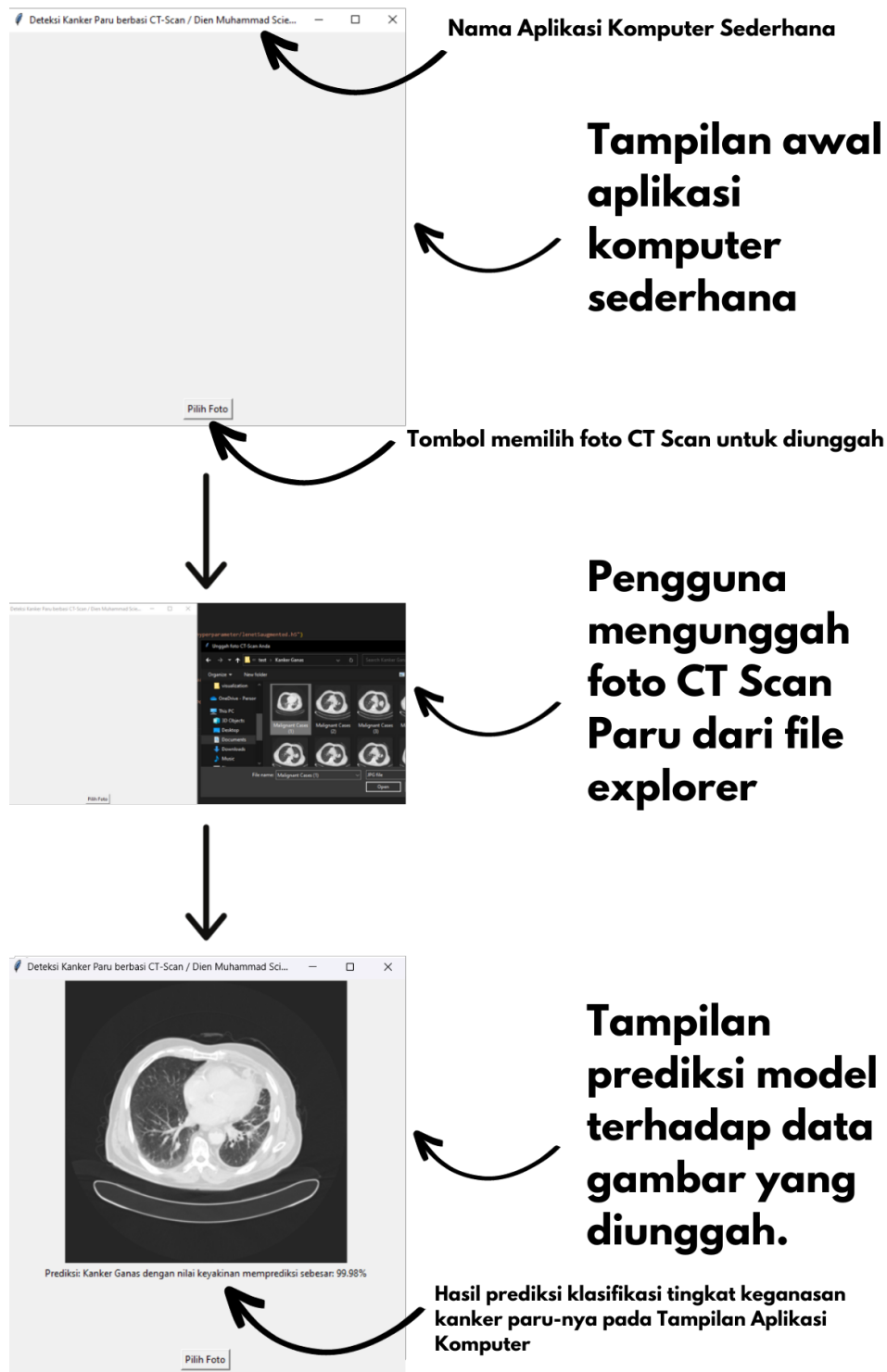


Gambar 2. *Confusion matrix heatmap* masing-masing model terhadap data validasi.

Confusion matrix heatmap yang terlibat pada gambar 2 mengindikasikan akurasi dari data prediksi oleh model terhadap data aktual. Banyaknya prediksi oleh model terhadap suatu kelas pada data validasi ditunjukkan pada sumbu y (vertikal). Banyaknya data aktual terhadap suatu kelas pada data validasi ditunjukkan pada sumbu x (horizontal). Irisan yang berada pada garis diagonal miring kebawah kanan adalah banyaknya prediksi oleh model yang sesuai dengan data sebenarnya. Warna tersebut mengindikasikan rentang banyaknya data prediksi yang sesuai dengan data aktual. Berdasarkan gambar tersebut, banyaknya data prediksi yang sesuai dengan data aktual dimiliki oleh model LeNet-5 yang dioptimalisasi.

4.5 Pengemasan Model dan Bukti Pemrograman

Proses-proses yang telah dijelaskan diatas dikemas dalam aplikasi komputer sederhana ditunjukkan pada gambar 3. Gambar 4 dan gambar 5 adalah bukti pemrograman yang telah dilakukan dalam penelitian ini. Gambar 4 adalah bukti pemrograman dalam proses mengembangkan dan mengkaji model-model. Sementara, gambar 5 adalah bukti pemrograman dalam proses mengembangkan aplikasi komputer sederhana. Aplikasi inilah yang akan diusulkan sebagai *prototype* untuk diajukan ke rumah sakit. Jika berhasil diintegrasikan dengan alat CT Scan pada rumah sakit, aplikasi ini akan memudahkan proses dalam mendeteksi kanker paru.



Gambar 3. Tampilan aplikasi komputer untuk menggunakan model dalam memprediksi data gambar.

TAHAP PELATIHAN

model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')
100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000

TAHAP VALIDASI

model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')
100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000

TAHAP PENGUJIAN

model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')	model = keras.models.load_model('C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5')
100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000	100 epochs: loss: 0.000 accuracy: 0.000 val_loss: 0.000 val_accuracy: 0.000

CLASSIFICATION REPORT

from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(valid_label_index, prediction_val_index))	from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(valid_label_index, prediction_val_index))	from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(valid_label_index, prediction_val_index))	from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(valid_label_index, prediction_val_index))	from sklearn.metrics import classification_report print(classification_report(valid_label_index, prediction_val_index))
precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support	precision recall f1-score support
0 0.93 0.57 0.70 46	0 0.88 0.87 0.81 46	0 0.88 0.91 0.89 46	0 1.00 0.11 0.21 46	0 0.88 0.91 0.78 46
1 1.00 1.00 1.00 21	1 0.91 1.00 0.95 21	1 0.90 0.99 0.95 21	1 0.98 0.99 0.95 21	1 1.00 1.00 1.00 21
2 1.00 1.00 1.00 9	2 1.00 0.87 0.90 9	2 0.51 1.00 0.69 9	2 0.12 0.44 0.25 9	2 0.92 0.89 0.91 9
3 1.00 1.00 1.00 46	3 0.98 0.97 0.98 46	3 1.00 0.85 0.92 46	3 0.96 0.76 0.85 46	3 0.98 0.71 0.82 46
4 0.78 0.86 0.82 42	4 1.00 0.81 0.89 42	4 1.00 0.87 0.90 42	4 0.47 0.76 0.61 42	4 1.00 0.82 0.76 42
5 0.59 0.87 0.70 30	5 0.72 0.87 0.79 30	5 0.71 1.00 0.81 30	5 0.40 0.93 0.56 30	5 0.75 0.88 0.77 30
accuracy 0.86 214	accuracy 0.89 214	accuracy 0.87 214	accuracy 0.57 214	accuracy 0.79 214
macro avg 0.88 0.88 0.87 214	macro avg 0.90 0.86 0.87 214	macro avg 0.84 0.90 0.85 214	macro avg 0.59 0.52 0.45 214	macro avg 0.79 0.82 0.77 214
weighted avg 0.88 0.86 0.86 214	weighted avg 0.79 0.89 0.89 214	weighted avg 0.90 0.87 0.87 214	weighted avg 0.74 0.57 0.51 214	weighted avg 0.86 0.79 0.80 214

Gambar 4. Bukti pemrograman dalam pembuatan model *deep learning*.

Pembuatan Aplikasi Komputer Sederhana

```

1 from tkinter import *
2 from tkinter import filedialog
3 from PIL import Image, ImageTk
4 import os
5 import numpy as np
6 from tensorflow import keras
7 import cv2
8
9 model = keras.models.load_model("C:/Users/pc/Documents/pythonProjects/OPSI2023/Le-Net dengan augmentasi dan hyperparameter/lenetSaugmented.h5")
10
11 root = Tk()
12 root.title("Deteksi Kanker Paru berbasis CT-Scan / Dien Muhammad Scientivan Kurniaprarnono")
13 root.geometry("500x500")
14 IMAGE_SIZE = (100,100)
15 jenis_kanker = ["Adenocarcinoma", "Kanker Ganas", "Kanker Jinak", "Sehat", "Sel Besar Karsinoma", "Sel Besar Skuamous"]
16
17 def showImage():
18     path = filedialog.askopenfilename(initialdir=os.getcwd(), title="Unggah foto CT-Scan Anda", filetypes=(("JPG file", "*.jpg"), ("JPEG file", "*.jpeg"), ("PNG file", "*.png")))
19     img = Image.open(path)
20     imagee = keras.preprocessing.image.load_img(path=path, target_size=(100,100))
21     input_arr = keras.preprocessing.image.img_to_array(imagee)
22     images = np.reshape(input_arr, newshape=(1,100,100,3))
23     images = np.array(images)
24     prediction = model.predict(images)
25     result.configure(text=jenis_kanker[np.argmax(prediction[0])])
26     print(jenis_kanker[np.argmax(prediction[0])])
27     img.thumbnail((350,350))
28     img = ImageTk.PhotoImage(img)
29     label.configure(image=img)
30     label.image = img
31
32
33
34
35 print()
36 frame = Frame(root)
37 frame.pack(side=BOTTOM, padx=15, pady=15)
38
39 label = Label(root)
40 label.pack()
41
42 button = Button(frame, text="Pilih Foto", command=showImage)
43 button.pack(side=LEFT)
44
45 result = Label(root)
46 result.pack(side=TOP)
47
48 root.mainloop()

```

Gambar 5. Bukti pemrograman dalam pembuatan aplikasi komputer sederhana.

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan nilai akurasi pada tabel 3 di bab sebelumnya, diperoleh data bahwa model LeNet-5 yang dioptimalisasi merupakan model yang bekerja paling optimal terhadap data gambar CT Scan paru pada tahap pelatihan dan tahap pengujian dengan nilai akurasi masing-masing sebesar 93,5% dan 89,2%. Selain nilai akurasi, nilai presisi dan nilai sensitivitasnya relatif berada pada nilai yang cukup tinggi dengan masing-masing nilai sebesar 90,1% dan 86,5%. Bobot komputasinya pun paling rendah dibandingkan dengan ketiga model lainnya yaitu sebesar 25 MB (*megabyte*). Hasil pengujian model tersebut mengindikasikan bahwa setelah terkemas dalam bentuk aplikasi komputer sederhana (ditunjukkan sebagai prototype oleh gambar 3 pada bab sebelumnya) mudah digunakan untuk melakukan deteksi dini dan klasifikasi tingkat keganasan kanker paru. Dengan demikian, *prototype* ini memiliki potensi untuk diintegrasikan dengan alat CT Scan pada rumah sakit.

5.2 Saran

Dalam rangka meningkatkan akurasi yang lebih tinggi, sebaiknya model dilatih dengan lebih banyak data serta salah satunya adalah data yang memiliki *bounding boxes* agar model dapat mendeteksi lokasi bibit kanker. Selain itu, sebaiknya hasil klasifikasi kanker paru diperjelas lagi sampai hasil klasifikasi tingkat stadium.

UCAPAN TERIMAKASIH

Alhamdulillah syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan bantuannya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan penelitian ini secara lancar dan terarah. Terimakasih juga penulis sampaikan kepada orang tua, kakak dan teman-teman saya yang telah memberikan semangat dan membantu memberikan solusi. Terimakasih kepada sumber informasi yang terdapat di internet sehingga saya dapat lebih menyempurnakan isi laporan penelitian ini. Terimakasih juga kepada beberapa penyedia data gambar CT Scan paru pada situs kaggle.com karena atas jasanya saya dapat mengerjakan penelitian ini dengan cukup lancar.

DAFTAR PUSTAKA

- Buana I., Harahap, D.A. 2022. Asbestos, radon dan polusi udara sebagai faktor resiko kanker paru pada perempuan bukan peroko. *Jurnal Kedokteran dan Kesehatan Malikussaleh* 8 (1): 1-16.
- Putri, Untung S. 2023. Deteksi Dini Cegah Penyebaran Kanker Paru di Indonesia
<https://infopublik.id/kategori/nasional-sosial-budaya/729530/deteksi-dini-cegah-penyebaran-kanker-paru-di-indonesia>
- Diponegoro M. H., Kusumawardani S.S., Hidayah I. 2021. Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* 10 (2): 131-138.
- Roihan A., Sunarya P.A., Rafika A.S. 2019. Pemanfaatan *Machine Learning* dalam Berbagai Bidang: *Review paper*. *Indonesian Journal on Computer and Information Technology* 5 (1): 75-82.
- Pohan M.Y. 2019. Analisa Sistem Kelistrikan *Computerized Tomography Scan* di Rumah Sakit Haji Medan [Skripsi]. Medan: Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Pembangunan Panca Budi.
- Umri B.K., Delica V. 2021. Penerapan *Transfer Learning* pada *Convolutional Neural Networks* dalam Deteksi Covid-19.
<https://lenteradua.net/jurnal/index.php/jnanaloka/article/download/38/19>
- Fitriati D. 2016. Perbandingan Kinerja *CNN LeNet-5* dan *Extreme Learning Machine* pada Pengelanaan Citra Tulisan Tangan Angka. *Jurnal Teknologi Terpadu* 2 (1): 10-16.
- Saragih R.E., 2021. Fine-Tuning untuk Pengenalan Wajah dan Ekspresinya Berbasis CNN [Thesis]. Yogyakarta: Universitas Atma Jaya Yogyakarta.
- Mandadara, Ratih C.L., Wutsqa, Urwatul D. 2016. Klasifikasi Stadium Kanker Paru-Paru Menggunakan Model *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) dan *Preprocessing* dengan Operasi Titik [Skripsi]. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta.
- Ilahiyah S., Nilogiri A. 2018. Implementasi Deep Learning pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia* 3 (2): 49-56.
- Suryawan K.I. 2022. Klasifikasi Kanker Paru-Paru Menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan Arsitektur EfficientNet-B0 [Thesis]. Riau: Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Saputro R., Junaidi A., Saputra W.A. 2022. Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Melanoma). *Journal of Dinda* 2 (1): 52-57.
- Hany, M. 2020. Chest CT-scan images dataset. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/mohamedhanyyy/chest-ctscan-images>.
- Hennes, W.N. 2023. Lung Cancer Dataset (IQ-OTH/NCCD). Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/waseemmagahhennes/lung-cancer-dataset-iq-othnccd>.
- Dip, D. 2022. Chest CT Scan Image Lung. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/diayruldip/carinocroma>.
- Rathi, D. 2023. CT Scan Images for Lung Cancer. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/dishanrathi20/ct-scan-images-for-lung-cancer>.
- Mahimkar, A. 2021. IQ-OTH/NCCD - Lung Cancer Dataset. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/adityamahimkar/iqothnccd-lung-cancer-dataset>.
- Mader, K.S. 2017. CT Medical Images. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/kmader/siim-medical-images>.
- Al-Yasriy, H.F. 2020. The IQ-OTH/NCCD lung cancer dataset. Kaggle. Diunduh pada 23 September 2023.
<https://www.kaggle.com/datasets/hamdallak/the-iqothnccd-lung-cancer-dataset>.