

**KLASIFIKASI CITRA DIGITAL KANKER PARU-PARU DENGAN
METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DUA TAHAP**

(Skripsi)

Oleh

**AKHMAD ZULFIQAR
1957051013**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

**KLASIFIKASI CITRA DIGITAL KANKER PARU-PARU DENGAN
METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DUA TAHAP**

Oleh

AKHMAD ZULFIQAR

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapat Gelar
SARJANA KOMPUTER**

Pada

**Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

ABSTRAK

KLASIFIKASI CITRA DIGITAL KANKER PARU-PARU DENGAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DUA TAHAP

Oleh

Akhmad Zulfiqar

Paru-paru merupakan organ vital yang berfungsi dalam pertukaran oksigen dan karbon dioksida. Kanker paru-paru menjadi salah satu penyakit dengan angka kematian tertinggi di dunia, terutama karena sebagian besar kasus terdiagnosis pada stadium lanjut. Proses identifikasi kanker secara manual melalui citra medis masih menghadapi tantangan, seperti keterbatasan waktu radiolog dan kesulitan membedakan *nodule* dari jaringan di luar parenkim. Perkembangan teknologi *deep learning* menawarkan solusi dengan kemampuan mengekstraksi fitur citra secara otomatis dan meningkatkan akurasi klasifikasi. Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi kanker paru-paru menggunakan *metode Convolutional Neural Network* (CNN) dua tahap dengan memanfaatkan *dataset Lung and Colon Cancer Histopathological Images* dari Kaggle yang terdiri dari tiga kelas: *lung benign tissue*, *lung adenocarcinoma*, dan *lung squamous cell carcinoma*. Model dievaluasi untuk menilai kinerjanya dalam membedakan ketiga kategori tersebut. Hasil penelitian diharapkan menghasilkan model yang akurat dan mampu membantu proses diagnosis kanker paru secara lebih cepat dan efektif.

Kata Kunci: Kanker Paru-Paru, Citra Digital, *Deep Learning*, CNN, Klasifikasi.

ABSTRACT

DIGITAL IMAGE CLASSIFICATION OF LUNG CANCER USING A TWO-STAGE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD

By

Akhmad Zulfiqar

The lungs are vital organs responsible for the exchange of oxygen and carbon dioxide in the human respiratory system. Lung cancer is one of the leading causes of cancer-related deaths worldwide, largely due to diagnoses that often occur at an advanced stage. Manual identification of cancer through medical imaging still presents challenges, including limited radiologist examination time and difficulties distinguishing nodules from surrounding non-parenchymal tissues. Advances in deep learning provide effective solutions by automatically extracting image features and improving classification accuracy. This study develops a two-stage Convolutional Neural Network (CNN) model for lung cancer classification using the Lung and Colon Cancer Histopathological Images dataset from Kaggle, consisting of three classes: lung benign tissue, lung adenocarcinoma, and lung squamous cell carcinoma. The model is evaluated to assess its performance in distinguishing the three categories. The results are expected to provide an accurate classification model that supports faster and more effective lung cancer diagnosis.

Keywords: Lung Cancer, Digital Imaging, Deep Learning, CNN, Classification.

Judul Skripsi : **KLASIFIKASI CITRA DIGITAL KANKER PARU-PARU DENGAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DUA TAHAP**

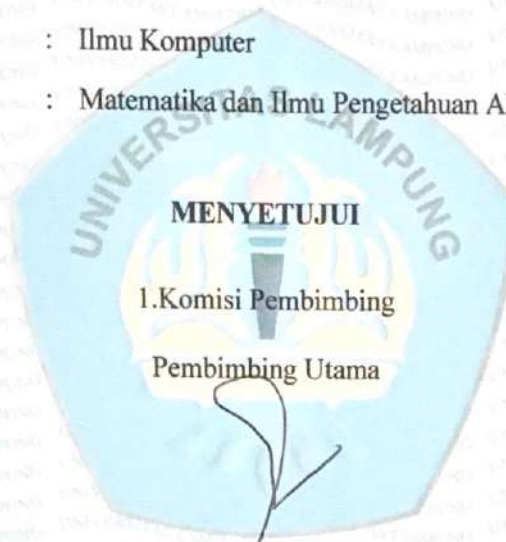
Nama Mahasiswa : **Akhmad Zulfiqar**

NPM : 1957051013

Program Studi : S1 Ilmu Komputer

Jurusan : Ilmu Komputer

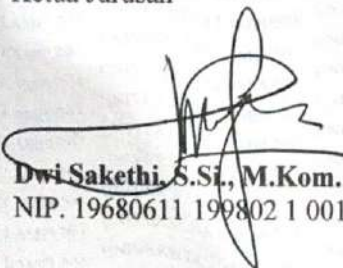
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam




Prof. Admi Syarif, Ph.D
NIP. 19670103 199203 1 003

2. Mengetahui

Ketua Jurusan


Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom.
NIP. 19680611 199802 1 001

Ketua Program Studi S1 Ilmu Komputer


Tristiyanto, M.I.S., Ph.D.
NIP. 19810414 200501 1 001

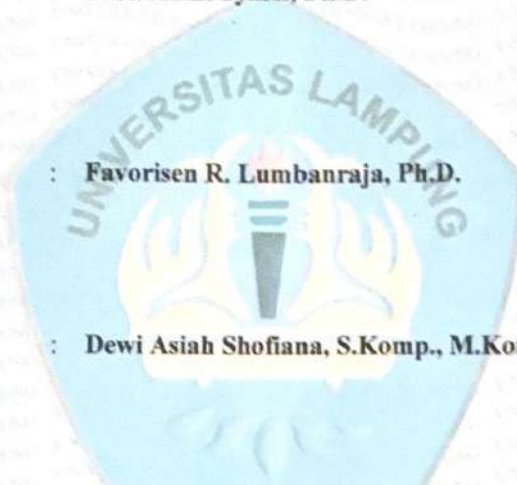
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua Penguji : **Prof. Admi Syarif, Ph.D.**

Penguji I : **Favorisen R. Lumbanraja, Ph.D.**

Penguji II : **Dewi Asiah Shofiana, S.Komp., M.Kom.**



(Handwritten signatures of Prof. Admi Syarif, Favorisen R. Lumbanraja, and Dewi Asiah Shofiana)

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **29 Januari 2026**

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama: Akhmad Zulfiqar

NPM: 1957051013

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul **“KLASIFIKASI CITRA DIGITAL KANKER PARU PARU MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DUA TAHAP”** merupakan karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila di kemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 11 Maret 2026



Akhmad Zulfiqar

NPM. 1957051013

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung pada hari Sabtu 30 Juni 2001, sebagai anak kedua dari tiga bersaudara, dari Bapak Nusyirwan Rasyid dan Ibu Diana Sari. Pendidikan Sekolah Dasar (SD) diselesaikan pada tahun 2013 di SDS Al-Kautsar. Kemudian Pendidikan menengah pertama diselesaikan pada tahun 2016 di SMPN 2 Bandar Lampung dan pendidikan menengah atas diselesaikan di SMAN 13 Bandar Lampung pada tahun 2019. Pada tahun 2019 penulis terdaftar sebagai

mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung melalui jalur Mandiri. Selama menjadi mahasiswa, penulis pernah melakukan kegiatan-kegiatan, yaitu sebagai berikut.

1. Menjadi Anggota di Bidang Eksternal Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer periode 2020/2021.
2. Menjadi Kepala di Bidang Eksternal Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer periode 2021/2022.
3. Menjadi Panitia Kakak Asuh Dalam Acara Printer periode 2020/2021.
4. Mengikuti Praktik Kerja Lapangan (PKL) 2022 periode I di SAMSAT Pramuka.
5. Mengikuti Kuliah Kerja Nyata 2022 periode II di Desa Sumber Rejo, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung.

MOTTO

“Real eyes, realize, real lies.”

— **2Pac**

“As Simple As Water.”

— **Mankind**

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahillobbilamin

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala Rahmat serta Karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW.

Kupersembahkan karya ini kepada:

Keluarga Tercinta

Yang senantiasa memberikan yang terbaik, dan melantunkan doa yang selalu menyertai penulis. Penulis ucapkan terima kasih sebesar-besarnya karena telah mendidik dan membesarkan penulis dengan penuh kasih sayang, dukungan, dan pengorbanan yang belum bisa terbalaskan.

Seluruh Keluarga Besar Ilmu Komputer 2019

Yang selalu memberikan semangat dan dukungan selama penulis melaksanakan perkuliahan di Jurusan Ilmu Komputer, Universitas Lampung.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung dan Jurusan Ilmu Komputer

Tempat menimba semua ilmu yang kedepannya akan menjadi bekal hidup bagi penulis.

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah serta karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Klasifikasi Citra Digital Kanker Paru-Paru Dengan Metode *Convolutional Neural Network* Dua Tahap”. Dalam pelaksanaannya yaitu mengembangkan program dan pembuatan skripsi, penulis mendapat banyak bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak, sehingga pada sanwacana ini penulis ingin mengungkapkan ucapan terima kasih penulis kepada:

1. Kepada kedua orang tua saya yang selalu memberikan doa, semangat dan dukungan dalam bentuk apapun.
2. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
3. Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom. selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
4. Ibu Yunda Heningtyas, S. Kom., M. Kom. selaku Sekretasi Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
5. Bapak Tristiyanto, S.Kom., M.I.S., Ph.D. selaku Ketua Prodi S1 Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Rahman Taufik, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan bimbingan dan arahnya.
7. Bapak Prof. Admi Syarif, Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Utama yang telah memberi bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi dengan baik.
8. Bapak Favorisen R. Lumbanraja, Ph.D. selaku Dosen Pembahas 1 yang telah memberi bimbingan dalam menyelesaikan skripsi ini.

9. Ibu Dewi Asiah Shofiana, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembahas 2 yang telah memberi banyak masukan dalam menyelesaikan skripsi ini.
10. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu selama perkuliahan.
11. Ibu Ade Nora Maela, Bang Zainuddin, Mas Nofal dan Mas Sam yang telah membantu segala urusan administrasi dan izin penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
12. Keluarga besar Ilmu Komputer dan Himpunan Mahasiswa Ilmu Komputer (HIMAKOM), yang telah menjadi bagian penting dalam perjalanan perkuliahan penulis, dalam proses perkembangan diri serta turut memberikan banyak pengalaman, pelajaran berharga, dan kebersamaan yang membentuk perjalanan akademik ini.

Penulis memahami bahwa skripsi ini masih memiliki keterbatasan. Dengan demikian, penulis sangat mengapresiasi setiap kritik dan saran yang konstruktif demi meningkatkan kualitas penelitian di waktu yang akan datang.

Akhirnya, penulis berharap karya ini dapat membawa manfaat bagi para pembaca dan turut mendukung kemajuan ilmu pengetahuan

Bandar Lampung, 29 Januari 2026

Akhmad Zulfiqar
NPM. 1957051013

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI.....	i
DAFTAR GAMBAR	iv
DAFTAR TABEL.....	vi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Penelitian Terdahulu.....	5
2.2 Kanker Paru - Paru	7
2.3 <i>Artificial Intelligence</i>	10
2.4 <i>Machine Learning</i>	11
2.5 <i>Deep Learning</i>	12
2.6 <i>Convolutional Neural Network</i>	13
2.7 <i>Image Augmentation</i>	15
2.8 <i>Confusion Matrix</i>	20
2.8.1 <i>Accuracy</i>	20

2.8.2	<i>Precision</i>	20
2.8.3	<i>Recall</i>	21
2.8.4	<i>F1-Score</i>	21
2.9	<i>EfficientNet</i>	21
2.10	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	22
III.	METODE PENELITIAN.....	23
3.1	Tempat dan Waktu Penelitian	23
3.2	Alat dan Data	23
3.3	Tahapan Penelitian	24
3.3.1	Akuisisi Data.....	25
3.3.2	<i>Preprocessing</i>	27
3.3.3	Normalisasi Data.....	27
3.3.4	Augmentasi Data.....	28
3.3.5	Pembagian Kelas	28
3.3.6	Pembagian Data	28
3.3.7	Pelatihan Model	29
3.3.8	Evaluasi Model.....	30
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	31
4.1	Akuisisi Data	31
4.2	<i>Preprocessing</i>	31
4.3.	Pembagian Data	32
4.4.	<i>Modelling</i>	33
4.4.1	Arsitektur <i>EfficientNet</i>	33
4.4.2	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	34
4.5	Evaluasi CNN <i>EfficientNet</i>	36
4.6	Evaluasi Model SVM	42

4.7	Hasil Perbandingan CNN <i>EfficientNet</i> dan SVM.....	47
4.8	<i>Test Case</i>	49
V.	SIMPULAN DAN SARAN	52
5.1	Simpulan.....	52
5.2	Saran.....	53
	DAFTAR PUSTAKA	54

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. <i>Lung Benign Tumour</i>	8
2. <i>Lung Adenocarcinoma</i>	9
3. <i>Lung Squamos Cell Carsinoma</i>	10
4. Contoh jaringan <i>deep learning</i> (Nahr et al., 2021).	13
5. Struktur Proses Pada Algoritma CNN (Putra, 2023).	14
6. Cara Kerja CNN (Simonyan & Zisserman, 2015).	15
7. <i>Geometric Tranformation</i> (a. <i>Rotating</i> , b. <i>Reflecting</i> , c. <i>Shearing</i>).....	17
8. <i>Cropping</i>	17
9. <i>Oclussion</i>	18
10. <i>Intensity Operation</i> (a. <i>Hue</i> , b. <i>Saturation</i> , c. <i>Brightness</i> ,.....	19
11. <i>Noise Injection</i>	19
12. <i>Table Confusion Matrix</i>	20
13. Tahapan Penelitian.	24
14. Pembagian <i>Dataset</i>	25
15. <i>Lung Benign Tissue</i>	25
16. <i>Lung Adenocarcinoma</i>	26
17. <i>Lung Squamous Cell Carcinoma</i>	27
18. <i>Layer EfficientNet B2</i>	34
19. Visualisasi SVM	36
20. Grafik <i>Training Data EfficientNet</i> Tahap 1.....	37
21. Grafik <i>Confusion Matrix EfficientNet</i> Tahap 1.....	38
22. Hasil Performa Model <i>EfficientNet</i> Tahap 1	39
23. Grafik <i>Training Data EfficientNet</i> Tahap 2.	40
24. Grafik <i>Confusion Matrix EfficientNet</i> Tahap 2.....	41

25. Hasil Performa Model <i>EfficientNet</i> Tahap 2.	42
26. Hasil Performa Model SVM Tahap 1.	43
27. Grafik <i>Confusion Matrix</i> SVM Tahap 1.	44
28. Hasil Performa Model SVM Tahap 2.	45
29. Grafik <i>Confusion Matrix</i> SVM Tahap 2.	46
30. Perbandingan Performa <i>EfficientNet</i> dan SVM (Tahap 1&2).....	48
31. <i>Test Case</i> Tahap 1.	49
32. <i>Test Case</i> Tahap 2.	50

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Penelitian Terdahulu	5
2. Pembagian Kelas.....	28
3. Pembagian Tahap 1	29
4. Pembagian Tahap 2	29
5. Distribusi <i>Dataset</i> Tahap 1.....	31
6. Distribusi <i>Dataset</i> Tahap 2.....	31
7. Skenario Pembagian Data Tahap 1.	32
8. Skenario Pembagian Data Tahap 2.	32
9. <i>Hyperparameter</i>	33
10. Perbandingan Akurasi Kelas Normal dan Abnormal.....	47

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Paru-paru adalah organ utama dalam sistem pernapasan yang berfungsi untuk pertukaran gas antara oksigen dan karbon dioksida (Zulfa, 2022). Organ ini terletak di dalam rongga dada, dilindungi oleh tulang rusuk, dan terdiri dari dua bagian, yaitu paru-paru kanan dan paru-paru kiri (Salafy, 2024). Fungsi utama paru-paru adalah mengambil oksigen dari udara yang dihirup dan mengalirkannya ke aliran darah, serta mengeluarkan karbon dioksida sebagai hasil metabolisme tubuh (Rahmadewi & Kurnia, 2016). Proses ini terjadi di alveolus, yaitu kantong-kantong udara kecil di dalam paru-paru yang dikelilingi oleh pembuluh darah kapiler. Selain itu, paru-paru juga berperan dalam menjaga keseimbangan pH darah dengan mengatur kadar karbon dioksida dalam tubuh. Paru-paru adalah organ vital yang sangat penting untuk kelangsungan hidup manusia (Zulfa, 2022).

Kanker paru-paru merupakan salah satu jenis kanker dengan prevalensi tertinggi di dunia dan menjadi penyebab utama kematian akibat kanker, baik pada pria maupun wanita (Septhya et al., 2023). Berdasarkan laporan *Global Cancer Observatory* (GLOBOCAN) 2020, terdapat sekitar 2,2 juta kasus baru kanker paru-paru, dengan angka kematian mencapai 1,8 juta jiwa per tahun (WHO, 2020). Tingginya angka mortalitas ini sebagian besar disebabkan oleh diagnosis yang terlambat, di mana sebagian besar pasien didiagnosis pada stadium lanjut (stadium III atau IV).

Secara *histopatologis*, kanker paru-paru terbagi menjadi dua kategori utama: *Non-Small Cell Lung Cancer* (NSCLC), yang mencakup sekitar 85% kasus, dan *Small Cell Lung Cancer* (SCLC), yang lebih agresif tetapi kurang umum. NSCLC lebih sering dikaitkan dengan perokok pasif, paparan lingkungan, dan riwayat keluarga, sedangkan SCLC hampir selalu terkait dengan kebiasaan merokok berat (Agustin,

2023). Untuk mengidentifikasi kanker paru petugas *radiologist* memerlukan waktu yang cukup lama dalam mendeteksi *nodule* secara manual, sementara dalam hari sama *radiologist* melakukan empat puluh lima pemeriksaan dan kegiatan tersebut sangat melelahkan. Selain itu pemeriksaan secara manual dengan pengamatan langsung akan menemui kesulitan dalam memisahkan batas antara *nodule* dengan jaringan lain di luar *parenchyma*. *Parenchyma* sendiri adalah area paru-paru yang merupakan jaringan spons dan terletak di sisi kiri dan kanan dada, kesulitan yang didapat disebabkan oleh warna terang pada *nodule* akan menyatu dengan warna terang jaringan selain *parenchyma* (Yuliana, S, E., 2013). Hal tersebut dapat meningkatkan kesalahan dalam pengidentifikasian kanker paru sehingga dibutuhkan metode yang dapat membantu petugas *radiologist* dalam mengidentifikasikan kanker dengan lebih cepat dan efektif.

Sejalan dengan berkembangnya teknologi, *machine learning* mulai banyak digunakan diberbagai bidang termasuk dalam bidang kesehatan. *Machine Learning* dapat membantu dalam mempermudah melakukan klasifikasikan berbagai penyakit salah satunya adalah kanker paru-paru dengan cara melakukan klasifikasi menggunakan media gambar yang diperoleh melalui citra X-Ray atau CT scan (Yunianto et al., 2021). *Deep Learning* adalah bagian dari pengembangan *machine learning*, *deep learning* dapat secara otomatis mengekstrak fitur-fitur penting dari data mentah, sehingga menghilangkan kebutuhan akan rekayasa fitur (Giarsyani, 2020). Pada penelitian sebelumnya *machine learning* dan *deep learning* digunakan untuk melakukan klasifikasi pada penyakit kanker paru.

Penelitian (Anugrah, 2018) dengan menggunakan *dataset Lung Image Database Consortium (LIDC-IDRI)* yang didistribusikan secara luas di internet. Dikembangkan oleh *Foundation for National Institutes of Health (FNIH)* setelah diprakarsai oleh *National Cancer Institute (NCI)*, dengan dukungan dari *Food and Drug Administration (FDA)* hasil pemindaian dari 1018 pasien yang berisi sekitar 150 hingga 550 citra CT scan dari tiap pasien dimasukkan ke dalam *dataset* ini. Dalam penelitian ini digunakan beberapa arsitektur yaitu, LeNet, CanNet, VGG16, VGG19. LeNet menghasilkan akurasi sebesar 0,814 atau 81,4%, CanNet menghasilkan akurasi sebesar 0,786 atau 78,6%, VGG16 menghasilkan

nilai akurasi sebesar 0,743 atau 74,3% dan VGG19 menghasilkan nilai akurasi sebesar 0,771 atau 77,1%.

Penelitian selanjutnya yang berjudul Klasifikasi Kanker Paru Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) Model Alexnet (Zulfa, 2022). Penelitian ini menggunakan *dataset* gambar histopatologi kanker paru-paru dari *dataset* LC25000 yang diakses melalui situs web *Cornell University* (Borkowski et al., 2019). Data LC25000 mengkategorikan kanker paru menjadi tiga kategori: *adenocarcinoma* paru, *squamous cell carcinoma* paru, dan *benign lung tissue*. Setiap kelas memiliki 5000 data gambar berukuran 768 x 768 piksel. Hasil penelitian ini berupa sebuah model yang memiliki nilai akurasi, sensitivitas serta spesifitas sebesar 99%, 99% serta 99% secara berturut-turut. Model tersebut menggunakan pembagian data 80:20, *batch size* sebesar 64 serta probabilitas *dropout* bernilai 0.5 dengan waktu komputasi 89 menit 25 detik.

Penelitian yang dilakukan (Salafy, 2024) dengan menggunakan arsitektur *EfficientNet-B0* dan menggunakan data citra paru-paru pasien RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau. Pada penelitian ini model *EfficientNet-B0* menghasilkan nilai akurasi sebesar 56,2% dan setelah dilakukan penerapan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) pada *dataset* akurasi yang dihasilkan meningkat pesat dengan nilai 84,71%.

Pada penelitian ini akan dibangun sebuah model *Convolutional Neural Network*, kemudian dilakukan evaluasi terhadap model untuk mengetahui kinerja model pada klasifikasi penyakit kanker paru-paru pada *dataset* yang diperoleh dari bernama *Lung and Colon Cancer Histopathological Images* yang di dapat dari platform Kaggle. Data tersebut berisi 3 buah *class* yaitu *Lung benign tissue*, *Lung adenocarcinoma* dan *Lung squamous cell carcinoma* yang masing-masing *class* berisi 5000 citra paru. Penelitian ini akan menghasilkan sebuah model klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network* yang akan mengklasifikasikan ketiga *class* dalam *dataset* abnormal.

1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana mengimplementasikan dan mengevaluasi CNN dengan arsitektur *EfficientNet* dan SVM dalam klasifikasi kanker paru-paru dua tahap menggunakan *dataset Lung and Colon Cancer Histopathological Images*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun model perbandingan klasifikasi kanker paru-paru dua tahap dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *EfficientNet* dan SVM.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan diperoleh dari penelitian ini antara lain sebagai berikut.

- a. Memberikan kontribusi dalam penerapan model *deep learning*, khususnya *EfficientNet* dan SVM, untuk klasifikasi kanker paru-paru dua tahap menggunakan *dataset Lung and Colon Cancer Histopathological Images*.
- b. Mengevaluasi kinerja perbandingan antara model *EfficientNet* dan SVM dalam klasifikasi kanker paru-paru dua tahap berdasarkan *dataset Lung and Colon Cancer Histopathological Images*.
- c. Hasil penelitian ini dapat memberikan informasi yang berguna untuk memahami dan mengembangkan teknologi klasifikasi kanker paru yang lebih baik.

1.5 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Metode klasifikasi jenis kanker paru normal, jinak dan ganas menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *EfficientNet* dan SVM.
- b. Menggunakan *dataset* dari platform Kaggle berjudul *Lung and Colon Cancer Histopathological Images* yang didapat dari platform kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/lung-and-colon-cancer-histopathological-images/data>.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian ini yang diuraikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Judul	Metode	Data	Hasil
Klasifikasi kanker paru berdasarkan citra histopatologi menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) model <i>AlexNet</i> (Zulfa, 2022)	<i>AlexNet</i>	LC2500 dengan 5000 data gambar berukuran 768 x 768 piksel.	Model <i>AlexNet</i> dengan akurasi sebesar 99%.
Perbandingan Klasifikasi Citra CT-Scan Kanker Paru-Paru Menggunakan <i>Image Enhancement</i> CLAHE Pada <i>EfficientNet-B0</i> (Salafy, 2024).	<i>EfficientNet-B0</i>	Citra paru-paru pasien RSUD Arifin Achmad Provinsi Riau sebanyak 1537 citra dengan citra normal sebanyak 749 dan citra kanker sebanyak 788.	<i>EfficientNet-B0</i> akurasi sebesar 56,2% dan setelah penerapan metode (CLAHE) nilai akurasi sebesar 84,71%.
Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Paru-Paru Pada <i>Computed Tomography</i> (CT) Scan Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (Anugrah, 2018)	<i>LeNet</i> , <i>CanNet</i> , VGG16, VGG19.	<i>Lung Image Database Consortium</i> (LIDC-IDRI) dengan data dari 1018 pasien dimasukkan ke dalam <i>dataset</i> , sekitar 150 hingga 550 gambar untuk tiap pasien.	<i>LeNet</i> akurasi 81,4%, <i>CanNet</i> akurasi 78,6%, VGG16 akurasi 74,3% dan VGG19 akurasi 77,1%.

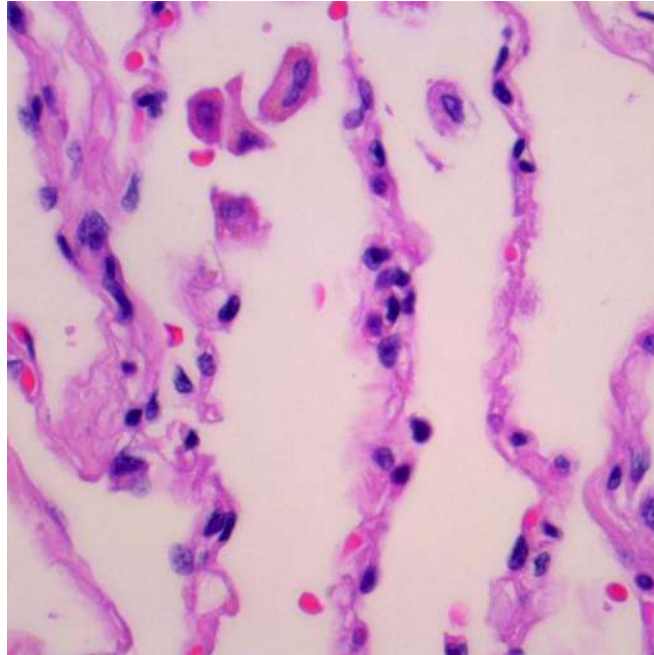
Judul	Metode	Data	Hasil
Klasifikasi Pneumonia menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> (Wati et al., 2020)	<i>Support Vector Machine</i> (SVM)	Data latih yang digunakan yaitu data sekunder yang diambil dari <i>PlantVillage-Dataset</i> dengan jumlah data sebanyak 3600 data.	Pada pengujian dengan 600 data uji, metode ini menghasilkan akurasi sebesar 62,66%. Sementara itu, ketika jumlah data uji ditingkatkan menjadi 750 citra, akurasi keseluruhan yang diperoleh menurun menjadi 59,2%.
Perbandingan Klasifikasi Citra CT-Scan Kanker Paru-Paru Menggunakan <i>Contrast Stretching</i> Pada <i>EfficientNet-B0</i> (Salam, 2023)	<i>EfficientNet-B0</i>	Data bersumber dari <i>dataset</i> pada Kaggle berisi data <i>CT-Scan</i> paru-paru. Total terdapat 1097 gambar dalam format JPG. Data ini dibagi menjadi dua kelas, yaitu kelas "kanker" dengan 681 gambar dan kelas "normal" dengan 416 gambar.	Hasil klasifikasi tertinggi diperoleh <i>optimizer Adam</i> dan <i>learning rate</i> 0.01, dengan akurasi mencapai 64.22%, presisi 52.69%, <i>recall</i> 50.52%, dan skor F1 43.51%.
Klasifikasi Kematangan Tanaman Hidroponik Pakcoy Menggunakan Metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM) (Priyambodo et al., 2022)	<i>Support Vector Machine</i> (SVM)	Proses penelitian diawali dari pengambilan <i>dataset</i> sebanyak 200 sampel tanaman Pakcoy dan melewati pra pemrosesan dengan membagi menjadi masing-masing 100 sampel untuk tanaman Pakcoy yang sudah matang dan 100 sampel tanaman Pakcoy yang belum matang.	Dengan menerapkan Algoritma <i>Support Vector Machine</i> (SVM), model <i>Machine Learning</i> dapat belajar mengklasifikasi sebuah citra digital tanaman Pakcoy dengan kategori "Kecil" untuk mewakili tanaman Pakcoy belum matang dan "Besar" untuk mewakili tanaman Pakcoy sudah matang yang menghasilkan tingkat akurasi mencapai di atas 79%.

2.2 Kanker Paru - Paru

Paru-paru adalah organ pernapasan yang berfungsi untuk pertukaran gas antara oksigen dan karbon dioksida dalam tubuh manusia dan hewan. Paru-paru terletak di dalam rongga dada, dan setiap orang memiliki dua paru-paru, yaitu paru-paru kanan dan kiri. Paru-paru kanan terdiri dari tiga lobus, sementara paru-paru kiri terdiri dari dua lobus, agar memberi ruang untuk jantung (Frida, 2020). Fungsi utama paru-paru adalah mengambil oksigen dari udara yang kita hirup dan mengeluarkan karbon dioksida, produk sampingan dari proses metabolisme tubuh. Proses ini terjadi melalui jaringan alveolus, yang berupa kantong-kantong udara kecil di dalam paru-paru, tempat pertukaran gas berlangsung (Frida, 2020).

Kanker paru adalah jenis kanker yang dimulai di paru-paru dan menjadi salah satu penyebab utama kematian di dunia (WHO, 2020). Penyakit ini biasanya terbagi menjadi dua jenis utama, yaitu kanker paru non-sel kecil (NSCLC) yang lebih umum dan berkembang lebih lambat, serta kanker paru sel kecil (SCLC) yang lebih agresif dan cepat menyebar (Agustin, 2023). Merokok merupakan faktor risiko utama kanker paru, bertanggung jawab atas sekitar 85% kasus, karena zat-zat karsinogenik dalam asap rokok merusak sel paru-paru dan memicu pertumbuhan sel kanker (Agustin, 2023). Selain merokok, faktor lain seperti paparan asbes, polusi udara, dan riwayat keluarga dengan kanker paru juga dapat meningkatkan risiko seseorang terkena penyakit ini. Gejala kanker paru sering kali tidak terlihat pada tahap awal, tetapi pada stadium lanjut, pasien dapat mengalami batuk terus-menerus, sesak napas, nyeri dada, dan penurunan berat badan (Suryo, 2010). Deteksi dini dan pengobatan yang tepat, seperti pembedahan, kemoterapi, atau terapi radiasi, sangat penting untuk meningkatkan harapan hidup pasien. Pencegahan, terutama melalui pengendalian merokok dan pengurangan polusi, sangat diperlukan untuk mengurangi prevalensi kanker paru di masyarakat. Berikut adalah jenis-jenis kanker paru-paru (Suryo, 2010).

a. *Lung Benign Tissue*



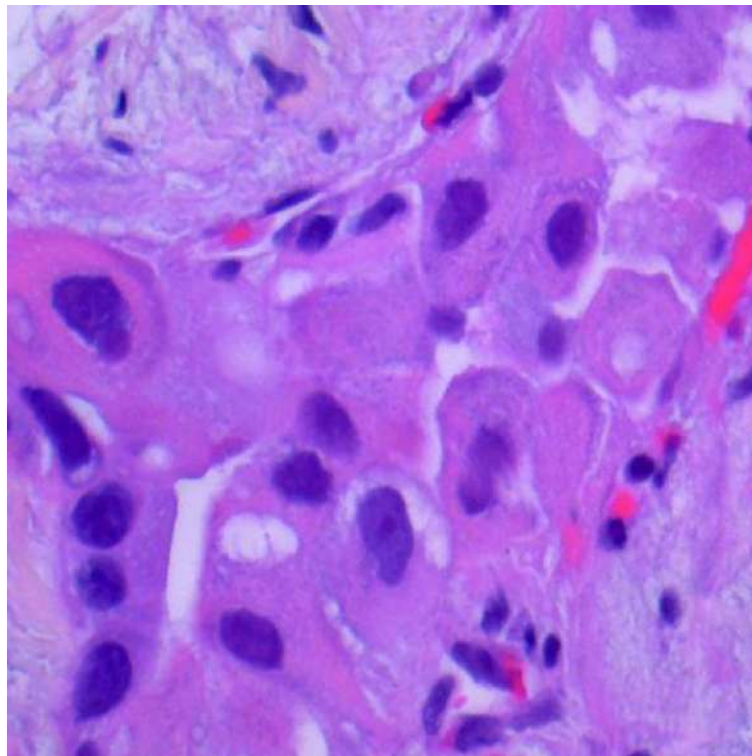
Gambar 1. *Lung Benign Tumour.*

Gambar 1 menunjukkan *Lung benign tissue* atau jaringan jinak paru-paru merujuk pada pertumbuhan atau tumor non-kanker yang berkembang di paru-paru. Tumor ini tidak menyebar ke bagian tubuh lainnya dan biasanya tidak berbahaya. Beberapa jenis jaringan jinak paru-paru yang umum meliputi *hamartoma*, *fibroma* paru, *lipoma* paru, dan *kondroma*. Tumor ini sering ditemukan secara tidak sengaja saat pemeriksaan medis untuk kondisi lain dan biasanya tidak menimbulkan gejala (Wahid *et al.*, 2023).

b. *Lung Adenocarcinoma*

Pada Gambar 2 menunjukkan *Lung adenocarcinoma* adalah jenis kanker paru yang berasal dari sel-sel kelenjar yang ada di dalam paru-paru. Kanker ini termasuk dalam kelompok kanker paru non-sel kecil (NSCLC), yang merupakan tipe kanker paru yang paling umum, terutama pada perokok dan juga non-perokok (Anam,

2023). *Adenokarsinoma* biasanya berkembang di bagian luar paru-paru, khususnya pada jaringan yang menghasilkan mukus (lendir), dan sering kali ditemukan pada stadium awal. Gejalanya bisa meliputi batuk yang tidak kunjung sembuh, sesak napas, nyeri dada, penurunan berat badan, dan batuk berdarah. Faktor risiko utama untuk *adenokarsinoma* paru adalah merokok, meskipun kondisi ini juga dapat terjadi pada individu yang tidak merokok. Pengobatan untuk *adenokarsinoma* paru mencakup pembedahan, kemoterapi, radiasi, atau terapi target, tergantung pada stadium dan karakteristik tumor (Putriani *et al.*, 2019).

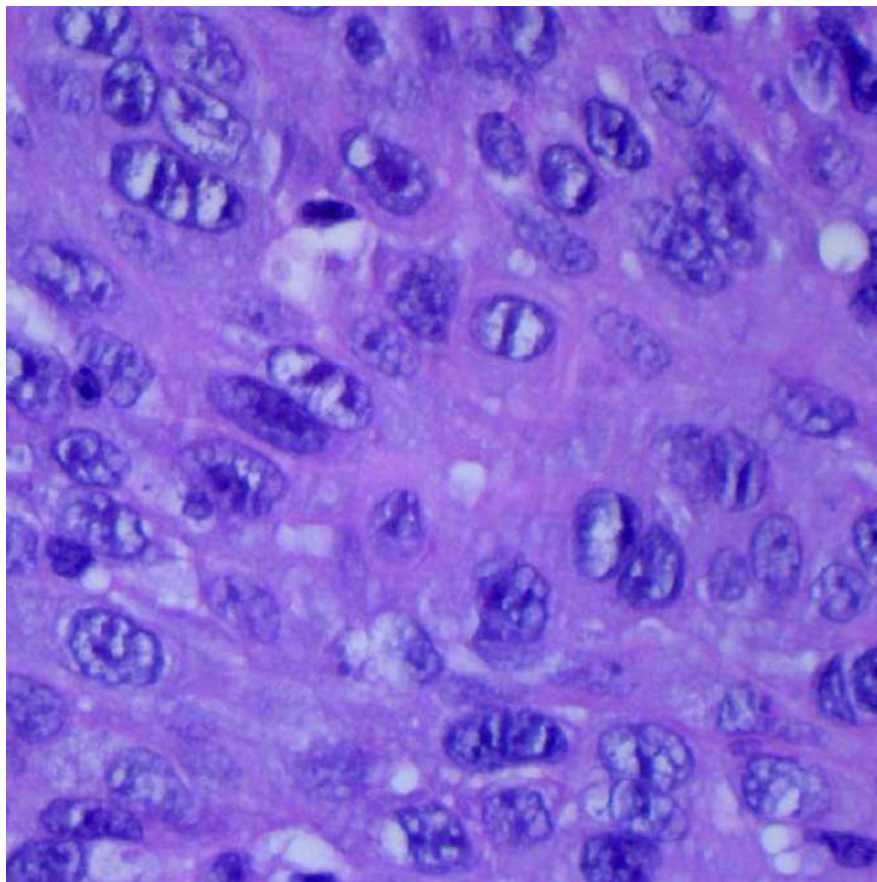


Gambar 2. *Lung Adenocarcinoma*.

c. *Lung Squamos Cell Carcinoma*

Gambar 3 menunjukkan *Lung squamos cell carcinoma* adalah jenis kanker paru yang disebabkan oleh sel-sel skuamosa, yaitu sel datar yang melapisi saluran pernapasan bagian dalam (Sari & Darma, 2023). Karsinoma sel skuamosa biasanya terletak di bagian tengah paru-paru, dekat dengan saluran bronkus, dan tumbuh lebih lambat daripada karsinoma paru lainnya (Anam, 2023). Batuk berkelanjutan,

batuk berdarah, sesak napas, dan nyeri dada adalah beberapa gejala yang dapat muncul, selain itu tumor ini juga dapat menyebabkan penyumbatan saluran pernapasan, yang mengganggu pernapasan pasien (Anam, 2023). Merokok adalah penyebab utama kanker jenis ini, tetapi polusi udara dan paparan bahan kimia berbahaya juga dapat meningkatkan risiko. Tergantung pada stadium dan lokasi kanker, pengobatan karsinoma sel skuamosa paru dapat mencakup pembedahan, kemoterapi, dan terapi radiasi (Anam, 2023).



Gambar 3. *Lung Squamos Cell Carcinoma.*

2.3 Artificial Intelligence

Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) merupakan teknologi yang memungkinkan analisis serta interpretasi terhadap pola-pola kompleks dalam data yang sulit dipahami secara manual oleh manusia. AI memberikan kemampuan untuk mengenali dan merespons wawasan yang mungkin tidak terjangkau oleh

pemikiran manusia. Dengan memanfaatkan algoritma AI, organisasi dapat menggali informasi penting dari data berskala besar, yang berguna untuk mendeteksi aktivitas tidak wajar maupun indikasi kecurangan (Gupta et al., 2024).

Artificial Intelligence (AI) dikembangkan untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi berbagai aktivitas manusia. Saat ini, penerapan AI telah merambah hampir seluruh sektor kehidupan, termasuk pendidikan, kesehatan, keuangan, transportasi, dan keamanan. Dalam bidang kesehatan, AI dimanfaatkan untuk mendukung proses diagnosis medis dan memperkirakan prognosis pasien. Di sektor keuangan dan bisnis, teknologi ini berperan dalam mendeteksi aktivitas penipuan serta mengotomatisasi layanan transaksi digital. Sementara itu, dalam dunia pendidikan, AI berkontribusi pada pelaksanaan pembelajaran daring, pengelolaan administrasi akademik, dan mendukung peran pendidik dalam proses pembelajaran (Sri, 2024).

2.4 *Machine Learning*

Machine Learning merupakan cabang dari *Artificial Intelligence* yang memungkinkan sistem komputer untuk mempelajari data dan memprediksi data di masa depan berdasarkan pengetahuan yang diperoleh selama proses pembelajaran (Putri et al., 2023). Kata “*learning*” tidak hanya berarti memperoleh pengetahuan atau pemahaman melalui membaca, pendidikan, atau pengalaman, tetapi juga merujuk pada kemampuan meningkatkan kinerja melalui pengalaman (Putri et al., 2023). *Machine learning* memberikan kemampuan kepada mesin untuk belajar secara mandiri, yaitu dengan memanfaatkan pengalaman, pengamatan, dan analisis pola dari data yang tersedia (Wijoyo et al., 2024).

Penerapan *machine learning* memberikan dampak yang sangat signifikan dalam bidang kesehatan. Tujuan *machine learning* adalah membantu meningkatkan kecepatan dan akurasi tugas dokter, khususnya dalam mendeteksi tanda-tanda awal epidemi atau pandemi (Putra, 2024). Penerapan *machine learning* dalam bidang kesehatan dapat menciptakan peluang bagi penyedia layanan kesehatan untuk lebih fokus pada perawatan pasien, alih-alih menghabiskan waktu untuk mengumpulkan

atau memeriksa informasi (Javaid et al., 2022). *Machine Learning* merupakan pendekatan komputasional yang meniru mekanisme belajar pada makhluk cerdas, dengan kemampuan untuk melakukan generalisasi terhadap pola yang dipelajari. Salah satu karakteristik fundamental dari *Machine Learning* adalah adanya proses pelatihan model melalui data historis, yang dikenal sebagai data latih (*training data*). Melalui proses ini, model mempelajari pola yang terkandung dalam data guna menghasilkan keputusan atau estimasi terhadap data baru secara otomatis.

Manfaat utama dari *Machine Learning* terletak pada kemampuannya dalam meningkatkan tingkat akurasi prediksi serta efisiensi proses dalam berbagai bidang aplikasi, seperti diagnosis di bidang medis, analisis data keuangan, dan identifikasi pola pada data yang kompleks.

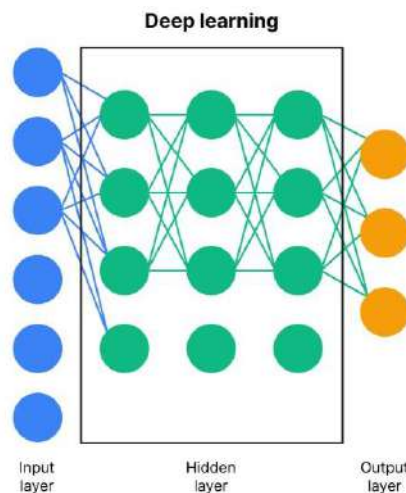
2.5 Deep Learning

Metode *deep learning* adalah teknik yang berasal dari *machine learning*, menggunakan pendekatan pemodelan berbasis komputer dengan banyak lapisan pemrosesan untuk menganalisis dan memahami data pada berbagai tingkat abstraksi (Putra, 2022). *Deep learning* merupakan cabang *machine learning* yang unggul dalam mengolah data tidak terstruktur. Saat ini, teknologi *deep learning* telah melampaui kemampuan *machine learning*, memungkinkan model komputasi untuk mempelajari fitur data secara bertahap pada berbagai tingkatan yang berbeda (Mulyana & Sekti, 2024).

Prinsip kerja *deep learning* adalah mengekstraksi fitur dari data mentah melalui sejumlah lapisan yang dirancang untuk mengenali berbagai aspek relevan dari data masukan (Mulyana & Sekti, 2024). *Deep learning* unggul dalam mengidentifikasi struktur kompleks dalam data berdimensi tinggi, sehingga dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah seperti pengenalan gambar, pengenalan suara, dan prediksi aktivitas molekul obat (LeCun et al., 2015).

Deep learning mengenali pola-pola kompleks dalam *dataset* besar dengan menggunakan algoritme *backpropagation*, yang menentukan bagaimana mesin

harus menyesuaikan parameter internalnya untuk menghasilkan representasi di setiap lapisan berdasarkan representasi dari lapisan sebelumnya (LeCun et al., 2015). Jaringan konvolusi telah menghasilkan terobosan dalam pemrosesan gambar, video, ucapan, dan audio, sedangkan jaringan *recurrent* telah memberikan kemajuan untuk data berurutan seperti teks dan ucapan. Contoh jaringan *deep learning* yang terdiri dari tiga lapisan serta memiliki *hidden layer* dapat dilihat pada Gambar 4.

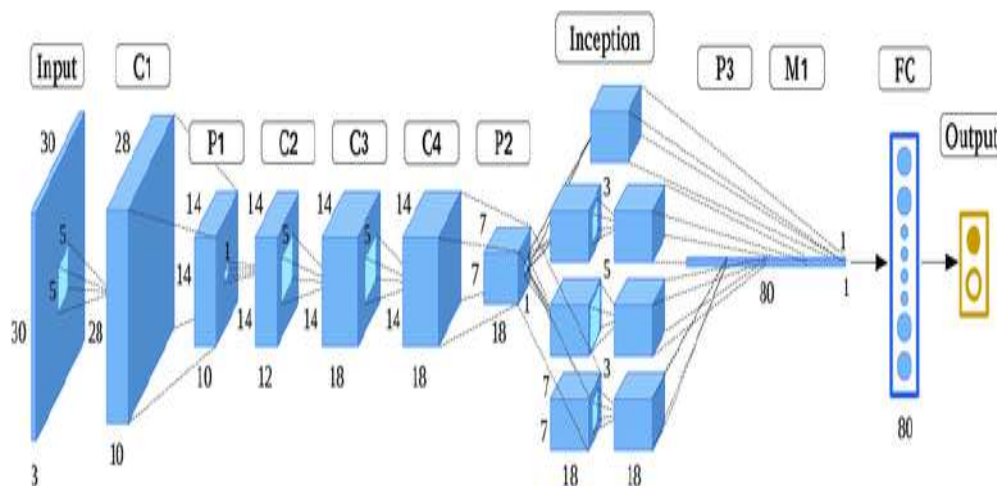


Gambar 4. Contoh jaringan *deep learning* (Nahr et al., 2021).

2.6 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah bagian dari jaringan saraf tiruan, dan. Jaringan konvolusional (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang dirancang untuk mengolah data gambar. CNN telah menjadi salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang paling populer dan sukses, dan telah digunakan untuk berbagai aplikasi, termasuk pengenalan objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi gambar. Konsep dasar CNN telah ada sejak lama, tetapi baru pada tahun 1990-an CNN mulai dikembangkan secara serius. Secara luas algoritma ini biasanya digunakan untuk identifikasi suatu objek dan klasifikasi gambar. *Input layer*, *hidden layers*, dan *output layer* adalah bagian terpenting dari *neural network*.

Setiap *node* pada algoritma CNN mengambil nilai dari *input layer*, memproses hasil *input*, dan hasil dari proses ini menghasilkan *output*. Gambar yang dijadikan data diolah dengan tumpukan *hidden layer* algoritma CNN dan selanjutnya digunakan sebagai ekstraksi fitur dari gambar untuk menghitung fitur algoritma CNN (Mubarok, 2019). Proses data algoritma CNN dapat dilihat pada Gambar 5.

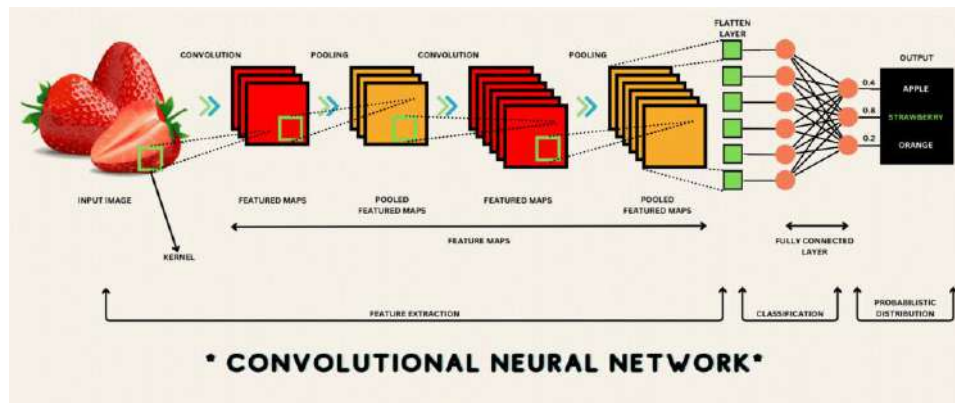


Gambar 5. Struktur Proses Pada Algoritma CNN (Putra et al., 2023).

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk tugas pemrosesan dan pengenalan gambar. Dasar-dasar CNN mencakup beberapa komponen utama yang bekerja sama untuk mengekstrak dan memahami fitur dari data *grid* (Jensen et al., 2021). Pertama, *Convolutional layer* menggunakan filter atau *kernel* untuk melakukan operasi konvolusi pada *input*, memungkinkan jaringan mendeteksi fitur seperti tepi, sudut, dan tekstur. Hasilnya kemudian diteruskan melalui fungsi aktivasi ReLU untuk menghasilkan non-linieritas. *Pooling layer* kemudian digunakan untuk mengurangi dimensi spasial pada representasi gambar, sehingga mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan kecepatan komputasi. *Feature map* yang dihasilkan dari proses konvolusi dan *pooling* kemudian dilakukan *flattening* menjadi vektor satu dimensi.

Setelah proses tersebut, vektor hasil *flattening* dihubungkan dengan *Fully Connected Layer*. Layer ini menghubungkan setiap *neuron* di satu *layer* dengan setiap *neuron* di *layer* berikutnya, mengubah representasi spasial menjadi representasi yang dapat dihubungkan langsung. Terakhir, *Output Layer*

menghasilkan prediksi atau kelas berdasarkan *input* yang diberikan. Dengan demikian, arsitektur CNN memungkinkan pembelajaran fitur-fitur hierarkis dari data *grid*, seperti struktur hierarkis dalam gambar, yang dapat digunakan untuk tugas-tugas seperti klasifikasi gambar (Simonyan & Zisserman, 2015). Cara kerja CNN dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Cara Kerja CNN (Simonyan & Zisserman, 2015).

2.7 Image Augmentation

Augmentasi data adalah teknik yang dapat digunakan untuk memperbesar *dataset* untuk meningkatkan keragaman dan memperluas data sehingga dapat menghasilkan model yang lebih baik (Agarwal & Singh, 2022). Teknik augmentasi data dapat digunakan untuk meningkatkan ukuran dan kualitas *dataset* pelatihan untuk model *deep learning*, sehingga dapat meningkatkan performa model dengan data terbatas seperti analisis citra medis (Shorten & Khoshgoftaar, 2019). Augmentasi data bertujuan untuk menghasilkan data tambahan yang digunakan untuk melatih model dan telah terbukti meningkatkan kinerja ketika divalidasi pada *dataset* yang tidak terlihat (Chlap *et al.*, 2021).

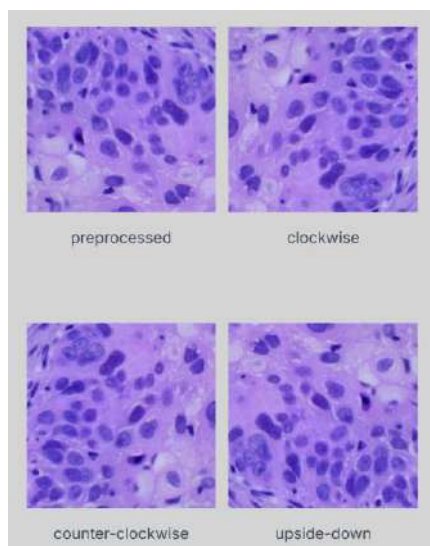
Teknik augmentasi dapat dibedakan menjadi dua jenis yaitu *basic augmentation techniques* dan *deformable augmentation techniques* (Chlap *et al.*, 2021). Teknik augmentasi dasar meliputi penerapan transformasi pada gambar yang mengubah posisi titik-titik gambar atau memanipulasi nilai intensitas gambar, dengan tujuan menghasilkan gambar yang diperbesar (Chlap *et al.*, 2021). Sementara itu, teknik

augmentasi yang bersifat *deformable* dapat diterapkan ketika teknik augmentasi dasar tidak memberikan variasi yang memadai untuk memastikan generalisasi yang optimal pada model berikutnya (Chlap *et al.*, 2021).

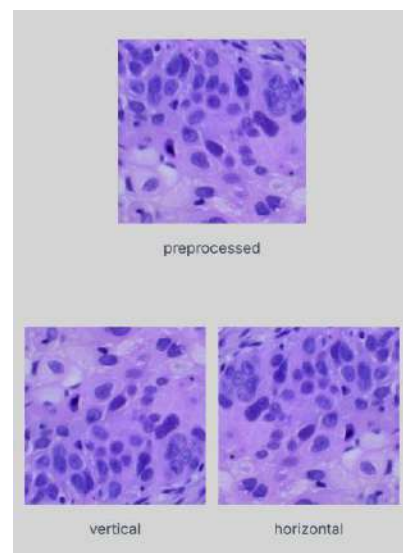
Pada penelitian ini hanya berfokus pada peningkatan variasi sederhana dan pemrosesan gambar yang cepat sehingga yang akan digunakan adalah *basic augmentation techniques*. Proses augmentasi dilakukan pada satu gambar dari *dataset* yang ada, dan setelah mengalami modifikasi, gambar tersebut dimasukkan kembali ke dalam *dataset* dengan tujuan meningkatkan ukuran keseluruhan dari *dataset* tersebut (Chlap *et al.*, 2021). Meskipun teknik-teknik ini simpel dalam penerapannya, namun memiliki potensi efektivitas yang tinggi dalam meningkatkan kinerja model yang sedang dilatih (Chlap *et al.*, 2021). Menurut (Chlap *et al.*, 2021) *basic augmentation techniques* di antaranya sebagai berikut.

a. *Geometric transformations*

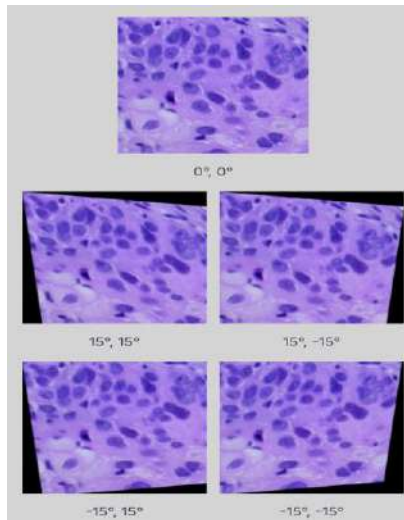
Transformasi geometri adalah bentuk paling umum dalam teknik augmentasi di antaranya ada *rotating*, *reflecting* dan *shearing* atau terkadang transformasi perspektif termasuk kemiringan yang dapat dilihat pada Gambar 7.



(a)



(b)

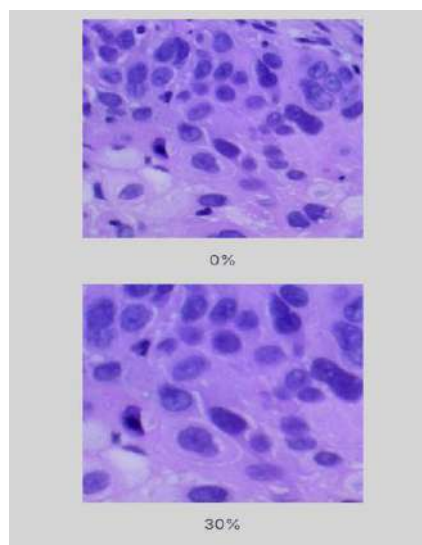


(c)

Gambar 7. *Geometric Transformation (a. Rotating, b. Reflecting, c. Shearing).*

b. *Cropping*

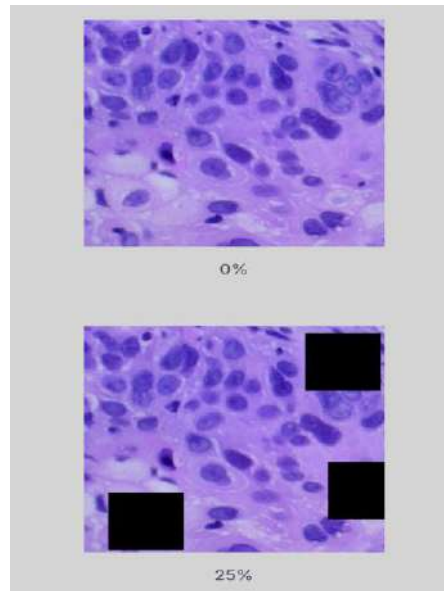
Cropping merupakan teknik di mana potongan-potongan acak dipilih dari sebuah gambar yang sudah ada. Potongan-potongan acak ini kemudian ditambahkan kembali ke dalam *dataset* untuk meningkatkan ukuran, khususnya digunakan ketika terdapat ketidakseimbangan kelas. Contoh teknik *cropping* dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. *Cropping.*

c. *Occlusion*

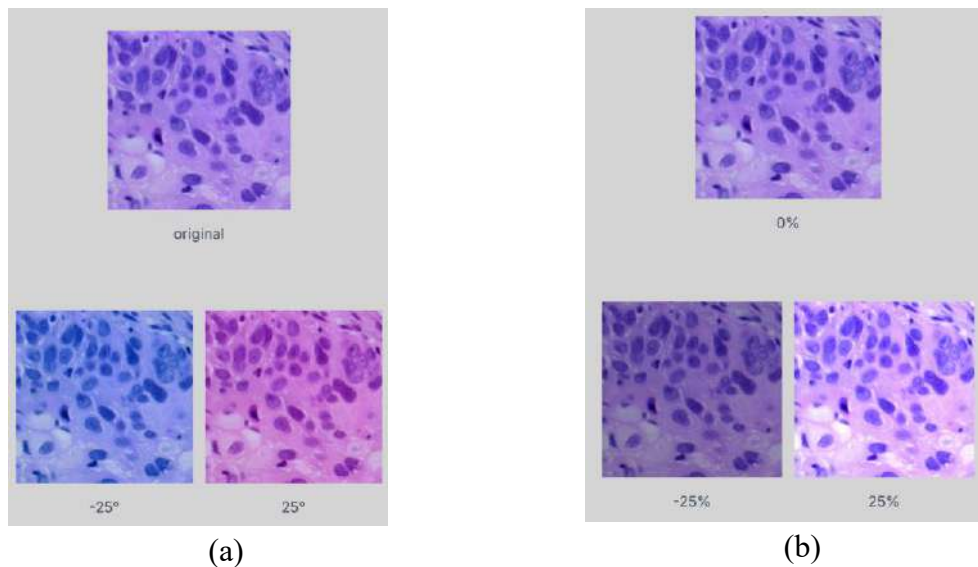
Pada Gambar 9 terdapat *Occlusion* yang melibatkan penghapusan potongan-potongan gambar untuk menghasilkan gambar yang telah diaugmentasi.



Gambar 9. *Occlusion*.

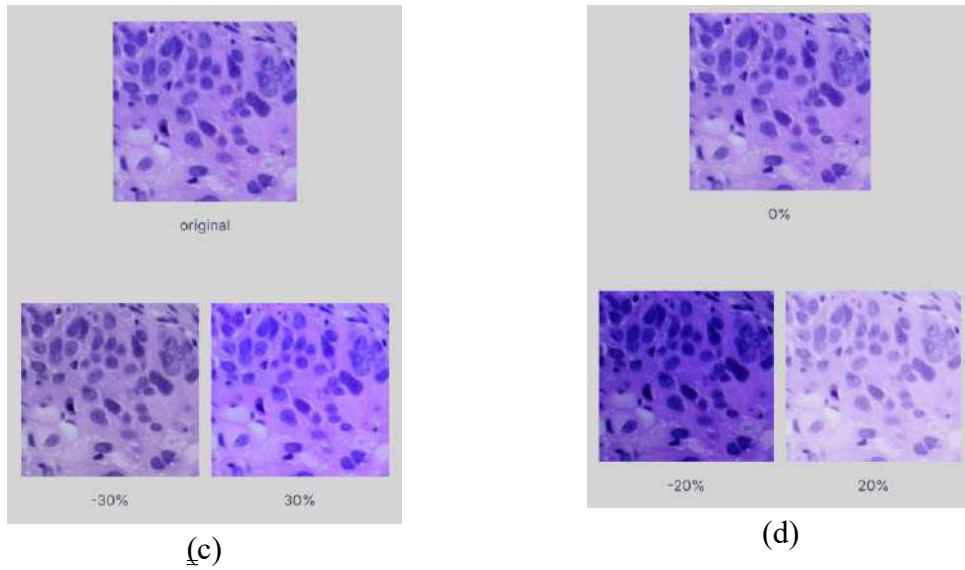
d. *Intensity Operations*

Intensity operations memanipulasi nilai piksel/*voxel* dalam gambar dengan memodifikasi kecerahan atau kontras gambar dengan metode yang umum digunakan adalah *hue*, *saturation*, *brightness*, *exposure*. Contoh *intensity operations* dapat dilihat pada Gambar 10.



(a)

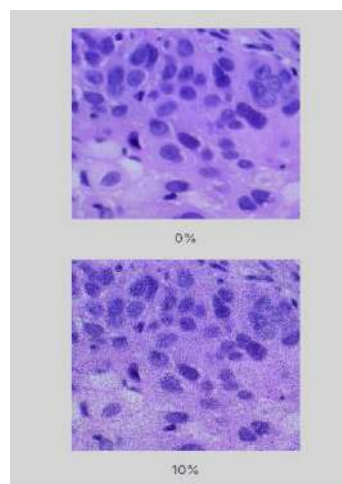
(b)



Gambar 10. *Intensity Operation* (a. *Hue*, b. *Brightness*, c. *Saturation*, e. *Exposure*).

f. *Noise Injection*

Noise injection adalah teknik augmentasi data yang umum digunakan untuk mensimulasikan gambar dengan tambahan *noise*. Penyisipan *noise gaussian* adalah yang paling umum, di mana intensitas gambar dimodifikasi dengan secara acak mengambil sampel dari distribusi *Gaussian*. Selain itu metode yang digunakan di antaranya *uniform noise* yang memodifikasi nilai dengan secara acak mengambil sampel dari *uniform distribution* atau *noise salt* dan *pepper*, di mana piksel secara acak diatur menjadi hitam atau putih. *Noise injection* dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. *Noise Injection*.

2.8 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sebuah *matrix* yang dapat digunakan untuk melakukan evaluasi pada model klasifikasi dengan cara melakukan prediksi pada objek apakah benar atau salah. *Confusion Matrix* berisikan informasi mengenai klasifikasi aktual dan presisi yang dilakukan model. *Confusion Matrix* disajikan dalam bentuk tabel yang berisikan jumlah data uji yang benar dan salah. *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Gambar 12.

		Predicted		
		Positive	Negative	
Ground Truth	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) [Type II Error]	Sensitivity (Recall) $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) [Type I Error]	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision (PPV) $\frac{TP}{(TP + FP)}$	NPV $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

Gambar 12. *Confusion Matrix*. (Cabot & Ross., 2023).

2.8.1 Accuracy

Akurasi mencerminkan sejauh mana sistem mampu mengklasifikasikan data dengan tepat. Ini dihitung dengan membandingkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dengan keseluruhan jumlah data (Albon, 2022). Akurasi dirumukan pada Persamaan (1) berikut.

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + False\ Positive + False\ Negative + True\ Negative} \quad (1)$$

2.8.2 Precision

Presisi mengukur rasio antara jumlah data yang benar terklasifikasi dalam suatu kategori dengan total keseluruhan data yang terklasifikasi dalam kategori tersebut. (Albon, 2022). *Precision* dirumuskan pada Persamaan (2) sebagai berikut.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (2)$$

2.8.3 Recall

Recall, dilakukan untuk mengevaluasi perbandingan antara jumlah data yang benar terklasifikasi oleh sistem dalam suatu kategori dengan total gabungan data yang benar dan salah terklasifikasi dalam kategori tersebut (Albon, 2022). *Recall* dirumuskan pada Persamaan (3) berikut.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (3)$$

2.8.4 F1-Score

F1-Score adalah kombinasi dari presisi dan recall. *F1-Score* mencerminkan keseimbangan antara ketepatan (*precision*) dan (*recall*) dalam mengukur kinerja suatu sistem klasifikasi (Albon, 2022). *F1-Score* dirumuskan pada Persamaan (4) berikut.

$$F1-Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

2.9 EfficientNet

EfficientNet merupakan arsitektur CNN yang dikembangkan oleh Tan dan Le (2019), dengan tujuan meningkatkan akurasi secara signifikan sambil mempertahankan efisiensi komputasi. Arsitektur ini mengungguli model-model sebelumnya seperti *ResNet*, *Inception*, dan VGG melalui pendekatan *compound scaling*, yaitu metode yang secara proporsional meningkatkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan (Tan & Le, 2019).

Model dasar *EfficientNet*, yaitu *EfficientNet-B0*, dikembangkan sebagai fondasi arsitektur. Dari model ini, dibuatlah varian yang lebih kompleks seperti B1 hingga B7 dengan peningkatan bertahap pada kapasitas dan akurasi. Keunggulan utama *EfficientNet* terletak pada kemampuannya mencapai hasil klasifikasi yang tinggi dengan jumlah parameter yang relatif kecil dibandingkan arsitektur CNN lainnya seperti VGG atau *ResNet*.

2.10 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) adalah metode pembelajaran terawasi yang membangun sebuah *hyperplane* atau sekumpulan *hyperplane* dalam ruang berdimensi tinggi yang digunakan untuk klasifikasi atau regresi. Tujuan utama SVM adalah menemukan *hyperplane* pemisah optimal yang memaksimalkan margin antara dua kelas (Cortes & Vapnik, 1995).

Dalam algoritma SVM, data yang berada paling dekat dengan *hyperplane* dikenal sebagai *support vector*. Data ini dianggap paling sulit diklasifikasikan karena letaknya berada di area batas antar kelas, sehingga rawan tumpang tindih. Oleh karena itu, hanya data-data *support vector* yang digunakan dalam menentukan posisi *hyperplane* terbaik, karena perannya sangat krusial dalam membentuk garis pemisah yang optimal.

Pada data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM memanfaatkan *kernel trick* untuk mentransformasikan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga pola pemisahan antar kelas menjadi lebih jelas. Beberapa kernel yang umum digunakan antara lain linear, polynomial, sigmoid, dan RBF (Radial Basis Function), dengan kernel RBF sering menjadi pilihan utama untuk data non-linear seperti citra medis. SVM juga memiliki kemampuan yang baik dalam mencegah overfitting. Kelebihan ini menjadikan SVM sangat efektif untuk permasalahan klasifikasi biner dengan batas antar kelas yang tegas. Tetapi SVM tidak memiliki kemampuan ekstraksi fitur secara otomatis seperti halnya metode *deep learning*, sehingga performanya sangat bergantung pada kualitas dan representasi fitur yang diberikan. Dalam konteks pengolahan citra, fitur tersebut umumnya diekstraksi terlebih dahulu menggunakan metode lain, seperti CNN, sebelum diklasifikasikan oleh SVM. Dengan karakteristik tersebut, SVM tetap menjadi algoritma yang kuat, efisien, dan relevan untuk dataset berukuran kecil hingga menengah, terutama dalam permasalahan klasifikasi medis berbasis citra.

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap 2024/2026 di Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung, yang berlokasi di Jalan Soemantri Brodjonegoro No.1 Gedung Meneng, Bandar Lampung.

3.2 Alat dan Data

a. Alat Penelitian

Terdapat dua jenis alat penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu berupa *Hardware* dan *Software*. *Hardware* yang digunakan dalam penelitian ini adalah Laptop Asus TUF Gaming F15 dengan spesifikasi sebagai berikut

1. Prosesor 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400H @ 2.70GHz 2.69 GHz.
2. RAM DDR4 8 GB.
3. SSD 512 GB.

Software yang digunakan dalam penelitian ini antara lain adalah.

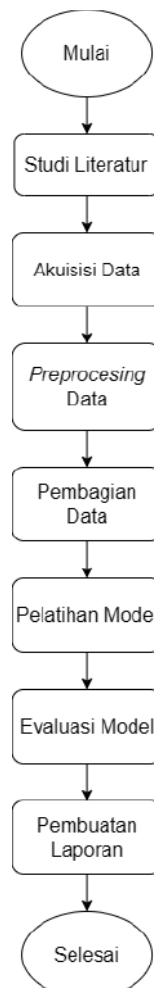
1. Sistem operasi Windows 11.
2. Google Colab untuk menjalankan kode program.
3. Python sebagai bahasa pemrograman yang digunakan dalam penelitian ini.
4. Google Chrome sebagai *tools* untuk mencari referensi penelitian.

b. Data Penelitian

Bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini berupa *dataset* bernama *Lung and Colon Cancer Histopathological Images* yang didapat dari platform Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/lung-and-colon-cancer-histopathological-images/data> data tersebut berisi 3 buah *class* yaitu *Lung benign tissue*, *Lung adenocarcinoma* dan *Lung squamous cell carcinoma* yang masing-masing *class* berisi 5000 citra paru.

3.3 Tahapan Penelitian

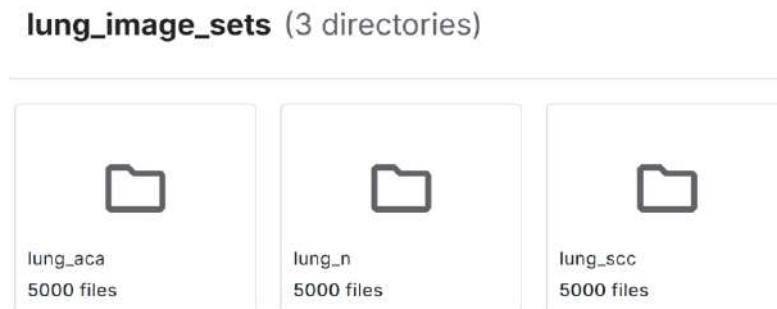
Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahap yang dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Tahapan Penelitian.

3.3.1 Akuisisi Data

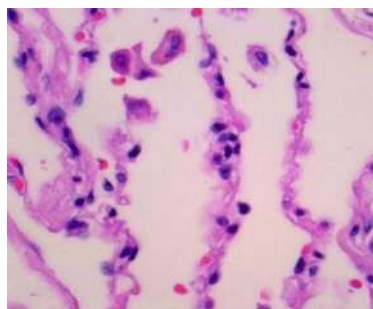
Dataset bernama *Lung and Colon Cancer Histopathological Images* yang didapat dari platform Kaggle data tersebut berisi 3 buah kelas yaitu *Lung benign tissue*, *Lung adenocarcinoma* dan *Lung squamous cell carcinoma* yang masing-masing kelas berisi 5000 citra paru untuk tahap abnormal dan *dataset* normal bernama *Tissue Slide Images* dari *Pathology Metadata*. Gambar 14



Gambar 14. Pembagian *Dataset*.

1. Normal

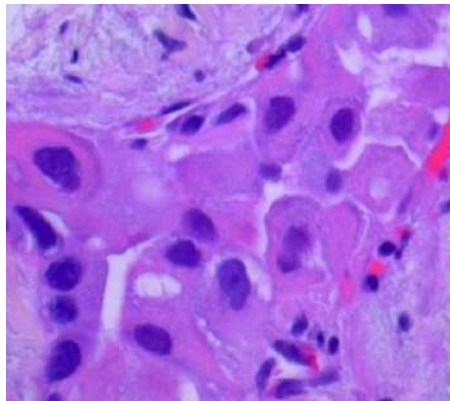
Jaringan paru-paru yang tidak mengandung sel kanker dan tidak menunjukkan aktivitas pertumbuhan abnormal. Secara histopatologis, jaringan ini memiliki pola sel yang teratur, homogen, dan tidak mengalami proliferasi yang agresif. Tumor atau jaringan jinak pada paru tidak bersifat invasif, tidak menyerang jaringan sekitarnya, dan tidak bermetastasis ke organ lain. Meskipun dapat mengalami perubahan struktural tertentu seperti inflamasi ringan atau pertumbuhan sel yang tidak berbahaya, jaringan *benign* tetap mempertahankan karakteristik seluler yang normal. Dalam konteks penelitian ini, kelas *Lung Benign Tissue* digunakan sebagai representasi dari jaringan paru yang tidak berpotensi kanker serta menjadi kelas "Normal" pada tahap pertama dan kelas "Jinak" pada tahap kedua klasifikasi. Gambar 15



Gambar 15. *Lung Benign Tissue*.

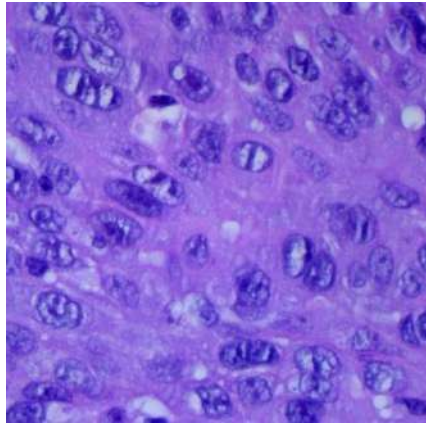
2. Abnormal

Jenis kanker paru-paru ini berasal dari sel epitel kelenjar yang terdapat pada bagian perifer paru-paru. Secara histopatologis, adenokarsinoma ditandai dengan adanya proliferasi sel yang tidak terkontrol, pembentukan struktur seperti kelenjar, adanya pleomorfisme sel, serta pola pertumbuhan yang bervariasi seperti *acinar*, *papillary*, atau *solid*. *Lung Adenocarcinoma* bersifat invasif dan memiliki potensi metastasis tinggi ke bagian tubuh lainnya. Jenis kanker ini merupakan bentuk kanker paru yang paling umum ditemukan, terutama pada individu non-perokok. Dalam penelitian ini, kelas *Lung Adenocarcinoma* dikategorikan sebagai jaringan kanker ganas (*malignant*) dan digunakan pada tahap klasifikasi abnormal serta tahap klasifikasi ganas. Gambar 16



Gambar 16. *Lung Adenocarcinoma*.

Jaringan kanker ini ditandai oleh adanya sel-sel yang mengalami perubahan menjadi bentuk skuamosa, seringkali disertai keratinisasi, pembentukan keratin *pearls*, dan pola pertumbuhan yang lebih padat. *Squamous Cell Carcinoma* biasanya muncul di daerah sentral paru-paru atau bronkus utama dan erat kaitannya dengan riwayat merokok jangka panjang. Jenis kanker ini bersifat agresif, invasif, dan memiliki kemampuan menyebar ke jaringan atau organ lain. Dalam penelitian ini, *Lung Squamous Cell Carcinoma* termasuk ke dalam kategori ganas (*malignant*) dan digunakan sebagai salah satu kelas abnormal pada tahap pertama serta kelas kanker pada tahap kedua. Gambar 17



Gambar 17. *Lung Squamous Cell Carcinoma*.

3.3.2 *Preprocessing*

Tahapan ini merupakan langkah awal yang penting dalam mempersiapkan data sebelum digunakan untuk melatih model CNN (*Convolutional Neural Network*). Pada tahap ini, data gambar yang diperoleh dari *platform* Kaggle akan diproses terlebih dahulu untuk memastikan kualitas dan konsistensinya. Salah satu proses penting yang dilakukan adalah normalisasi gambar, yaitu dengan mengatur rentang nilai piksel pada setiap gambar agar seragam. Normalisasi ini bertujuan untuk menyamakan skala intensitas piksel, di mana nilai piksel setiap gambar akan diratakan pada angka 255. Proses ini tidak hanya membantu mengurangi perbedaan antar gambar, tetapi juga mempercepat konvergensi saat pelatihan model, karena model CNN akan bekerja lebih efektif ketika data yang masuk memiliki skala yang seragam. Dengan normalisasi ini, model dapat lebih fokus pada pola dan fitur penting yang ada dalam gambar, tanpa terpengaruh oleh perbedaan intensitas piksel antar gambar.

3.3.3 **Normalisasi Data**

Tahap ini merupakan langkah penting dalam *preprocessing* data karena bertujuan untuk memastikan model klasifikasi dapat menerima data dalam skala yang konsisten. Normalisasi juga membantu mempercepat konvergensi model selama

pelatihan dengan menyelaraskan skala data yang masuk ke dalam jaringan. Normalisasi umumnya dilakukan dengan menyamakan nilai pixel dari gambar dengan ukuran 224×224 pixel dengan semua jenis data agar menjadi sama.

3.3.4 Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan teknik yang digunakan untuk menambah jumlah dan variasi data pelatihan dengan menerapkan berbagai modifikasi pada gambar asli. Di tahapan ini teknik yang digunakan yaitu *Flipping horizontal* dan *vertical* serta *Rotate 90°* sampai *270°*.

3.3.5 Pembagian Kelas

Proses klasifikasi data citra dalam penelitian ini dilakukan melalui dua tahap. Pada tahap pertama, data dibagi menjadi kategori normal dan abnormal. Selanjutnya, pada tahap kedua, data abnormal diklasifikasikan lebih lanjut menjadi subkategori jinak dan ganas. Data pembagian kelas dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Kelas.

Tahap	Kategori	Jumlah	Keterangan
Tahap 1	Normal	5000	<i>Lung benign tissue</i>
Tahap 1	Abnormal	10.000	<i>Lung Adenocarcinoma & Lung Squamous Cell</i>
Tahap 2	Jinak	5000	Subkategori abnormal
Tahap 2	Ganas	5000	Subkategori abnormal

3.3.6 Pembagian Data

Pada tahapan ini pembagian *dataset* dibagi menjadi 3 subset yaitu *training*, *validation*, dan *testing*. Proses pembagian data ini dilakukan berguna untuk memastikan bahwa model dapat dilatih, divalidasi, dan diuji menggunakan *dataset* yang berbeda dengan pembagian 80%: 10%: 10%. Pendekatan ini bertujuan untuk

memperoleh evaluasi kinerja model yang objektif serta meminimalisir risiko *overfitting*. Pembagian *dataset* dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Pembagian Tahap 1

Label	Total Data	Train (80%)	Validation (10%)	Test (10%)
<i>Benign</i>	5,000	4,000	500	500
<i>Malignant*</i>	10,000	8,000	1,000	1,000
Total	15,000	12,000	1,500	1,500

Tabel 4. Pembagian Tahap 2

Label	Total Data	Train (80%)	Validation (10%)	Test (10%)
<i>Adenocarcinoma</i>	5000	4000	500	500
<i>Squamous</i>	5000	4000	500	500
Total	10,000	8000	1000	1000

3.3.7 Pelatihan Model

Dalam penelitian ini, model CNN dibangun dengan beberapa lapisan konvolusi untuk mendeteksi pola seperti tepi, tekstur, dan bentuk dari citra histopatologi paru-paru. Setelah melewati proses ekstraksi fitur, hasilnya diproses oleh lapisan *fully connected*. Untuk tahapan pembuatan model CNN dirancang untuk mengolah citra digital dengan mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan *pooling*. Setelah fitur diekstraksi, hasilnya diproses oleh lapisan *fully connected* untuk klasifikasi. *Optimizer* yang digunakan adalah Adam, karena mampu menyesuaikan *learning rate* secara adaptif dan mempercepat proses pelatihan. Metrik evaluasi berupa akurasi digunakan untuk mengukur kinerja model. Pada metode CNN *EfficientNet*, proses pelatihan dilakukan menggunakan citra yang telah melalui tahap prapemrosesan agar sesuai dengan ukuran input model. Model dilatih menggunakan *batch size* sebesar 64, optimizer Adam, dengan learning rate sebesar 0,0001 dan jumlah *epoch* sebanyak 20. *EfficientNet* sebagai arsitektur CNN mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan *pooling* untuk mendeteksi pola penting seperti tepi, tekstur, dan bentuk pada citra histopatologi. Fitur-fitur yang dihasilkan kemudian diproses oleh lapisan *fully*

connected untuk menghasilkan keluaran klasifikasi pada masing-masing tahap pelatihan.

Pada metode *Support Vector Machine* (SVM), citra terlebih dahulu diekstraksi fitur-fiturnya sebelum dilakukan proses klasifikasi. SVM dilatih menggunakan nilai parameter C sebesar 10 dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF), yang mampu menangani data non-linear, serta parameter gamma menggunakan nilai *scale*. Kombinasi parameter tersebut dipilih untuk memperoleh margin pemisah optimal antara kelas pada ruang fitur berdimensi tinggi.

Proses pelatihan dilakukan secara terpisah untuk setiap tahap klasifikasi dan setiap metode. Pada tahap pertama, model dilatih untuk membedakan kelas normal dan abnormal, sedangkan pada tahap kedua model dilatih untuk membedakan kelas benign dan malignant. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, yang digunakan untuk membandingkan performa *EfficientNet* dan SVM pada kedua tahap klasifikasi.

Dengan penerapan skema pelatihan dan parameter yang sama pada setiap tahap, hasil penelitian diharapkan dapat memberikan perbandingan yang objektif terhadap kinerja *EfficientNet* dan SVM dalam mengklasifikasikan citra histopatologi paru-paru.

3.3.8 Evaluasi Model

Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk meningkatkan kinerja arsitektur CNN dalam mengklasifikasikan penyakit paru-paru ke dalam tiga kategori, yaitu normal, jinak, dan ganas. Pengujian dilakukan pada data uji guna menilai sejauh mana model mampu mengenali jenis penyakit paru-paru secara akurat. Untuk menilai performa model, digunakan sejumlah metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Selain itu, evaluasi juga didukung oleh *confusion matrix* yang digunakan untuk menggambarkan hasil prediksi serta tingkat kesalahan klasifikasi pada setiap kelas. Dengan demikian, evaluasi ini membantu mengukur kemampuan model dalam mengenali pola penyakit pada paru-paru secara menyeluruh.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terhadap klasifikasi citra histopatologi paru-paru menggunakan dua model berbeda, yaitu *EfficientNet-B3* dan *Support Vector Machine* (SVM), diperoleh beberapa simpulan sebagai berikut:

1. Model *EfficientNet-B3* dan SVM menunjukkan performa yang sangat baik pada Tahap klasifikasi normal vs abnormal, dengan keduanya mencapai akurasi sempurna sebesar 97%, menunjukkan bahwa kedua model mampu mendeteksi kelainan paru-paru secara efektif.
2. Pada Tahap klasifikasi *benign vs malignant*, performa kedua model mengalami sedikit penurunan. Namun, *EfficientNet-B3* tetap lebih unggul dengan akurasi 96%, dibandingkan SVM yang memperoleh 94%, yang menandakan bahwa CNN lebih mampu menangkap perbedaan morfologi yang lebih kompleks.
3. Klasifikasi berdasarkan subtype kanker paru-paru (*adenocarcinoma vs squamous cell carcinoma*) masih menghadirkan tantangan bagi kedua model. Hasil visualisasi *test case* menunjukkan adanya kesalahan prediksi, khususnya pada citra dengan ciri morfologi yang serupa.
4. Secara keseluruhan, *EfficientNet-B3* memberikan performa yang lebih stabil dan akurat dibandingkan SVM dalam semua tahap klasifikasi. Namun, SVM tetap menjadi alternatif yang layak digunakan, terutama dalam sistem dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan tersebut, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya adalah:

1. Memperluas *dataset* dengan jumlah dan variasi yang lebih besar untuk meningkatkan generalisasi model terhadap berbagai jenis citra jaringan paru-paru.
2. Penggunaan transfer *learning* dari model *pretrained* terbukti membantu dalam meningkatkan akurasi klasifikasi dan mempercepat proses pelatihan model, sehingga perlu terus dimanfaatkan.
3. Eksplorasi pendekatan *ensemble* atau *hybrid* antara CNN dan SVM dapat menjadi strategi potensial untuk menggabungkan kekuatan kedua model dan meningkatkan performa klasifikasi lebih lanjut.
4. Penambahan metode *interpretabilitas* seperti Grad-CAM atau LIME agar hasil klasifikasi dapat lebih mudah dipahami oleh dokter atau ahli patologi, meningkatkan kepercayaan terhadap sistem yang dikembangkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustin, E. A. (2023). Laporan Kasus Tumor Paru Dengan Efusi Pleura [Laporan kasus]. *Program Internsip Dokter Indonesia*.
- Albon, C. (2018). *Python Machine Learning Cookbook: Practical Solutions from Preprocessing to Deep Learning*. O'Reilly Media.
- Anam, K. (2023). *Identifikasi kanker paru-paru melalui analisis tekstur citra CT-Scan Thorax dengan metode Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) dan Support Vector Machine (SVM)*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Anugrah, A. G. (2018). Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Paru-Paru Pada Computed Tomography (CT) Scan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Simantec*, 3(2), 45–46.
<http://arxiv.org/abs/1811.03378>
- Borkowski, A. A., Bui, M. M., Thomas, L. B., Wilson, C. P., DeLand, L. A., & Mastorides, S. M. (2019). Lung and colon cancer histopathological image dataset (lc25000). *ArXiv Preprint ArXiv:1912.12142*.
- Cabot, J. H., & Ross, E. G. (2023). Evaluating prediction model performance. *Surgery*, 174(3), 723–726.
<https://doi.org/10.1016/j.surg.2023.05.023>
- Frida, N. (2020). *Penyakit Paru-Paru dan Pernapasan*. Alprin.
- Giarsyani, N. (2020). Komparasi Algoritma Machine Learning dan Deep Learning untuk Named Entity Recognition : Studi Kasus Data Kebencanaan. *Indonesian*

Journal of Applied Informatics, 4(2), 138-144.
<https://doi.org/10.20961/ijai.v4i2.41317>

Javaid, M., Haleem, A., Pratap Singh, R., Suman, R., & Rab, S. (2022). Significance of machine learning in healthcare: Features, pillars and applications. *International Journal of Intelligent Networks*, 3, 58–73.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijin.2022.05.002>

Jensen, S. H. N., Doest, M. E. B., Aanæs, H., & Del Bue, A. (2021). A Benchmark and Evaluation of Non-Rigid Structure from Motion. *International Journal of Computer Vision*, 129(4), 882–899. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01406-y>

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.

Mubarok, H. (2019). Identifikasi Ekspresi Wajah Berbasis Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang*, 3(1), 10–12.

Mulyana, I., & Sekti, B. A. (2024). Implementasi Deep Learning dalam Pendeteksian Dini Penyakit Alzheimer. *Prosiding SISFOTEK*, 8(1), 118–123.

Nahr, J. G., Nozari, H., & Sandeghi, M. I. (2021). Artificial intelligence and Machine Learning for Real-world problems (A survey). *International Journal of Innovation in Engineering*, 1(3), 38–47. <https://doi.org/10.59615/ijie.1.3.38>

Priyambodo, L., Fuadi, H. L., Nazhifah, N., Huzaimi, I., Prawira, A. B., Saputri, T. E., ... & Goran, P. K. (2022). Klasifikasi Kematangan Tanaman Hidroponik Pakcoy Menggunakan Metode SVM. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 153-160.

Putra, B. E. (2024). *Integrasi Teknologi dalam Manajemen Kardiologi: Dari Telemedicine hingga Kecerdasan Buatan*. Stiletto Book.

Putra, N. S., Hutabarat, B. F., & Khaira, U. (2023). Implementasi Algoritma

- Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Kelamin Dan Ras. *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(1), 82-93. <http://doi.org/10.51454/decode.v3i1.123>
- Putra, R. E. (2022). *Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Long Short-Term Memory Pada Human Activity Recognition Berbasis Pengolahan Visual Pada Video*. Universitas Siliwangi.
- Putri, V. A., Andjani, K. C., & Rafael, R. A. (2023). *Peran Artificial Intelligence dalam Proses Pembelajaran Mahasiswa di Universitas Negeri Surabaya*. 615–630.
- Putriani, F. A., Kholis, F. N., & Purwoko, Y. (2019). *Perbedaan Faktor Risiko Penderita Adenokarsinoma Paru Dengan Mutasi Egfr Dan Non Mutasi Egfr*. Faculty of Medicine.
- Rahmadewi, R., & Kurnia, R. (2016). Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Citra Rontgen dengan Metoda Segmentasi Sobel. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 5(1), 7. <https://doi.org/10.25077/jnte.v5n1.174.2016>
- Salafy, D. A. (2024). Perbandingan Klasifikasi Citra CT-Scan Kanker Paru-Paru Menggunakan Image Enhancement CLAHE Pada *EfficientNet-B0*. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 4(3), 1651–1659.
- Sari, I. S., & Darma, M. (2023). *Studi Biokemoinformatika Kandungan Senyawa Tumbuhan *Cyperus Rotundus L.* Sebagai Obat Antikanker non-small Cell Lung Cancer*. Universitas Mahasaraswati Denpasar.
- Septhya, D., Rahayu, K., Rabbani, S., Fitria, V., Rahmaddeni, R., Irawan, Y., & Hayami, R. (2023). Implementasi Algoritma Decision Tree dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Paru. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(1), 15–19. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i1.591>
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *3rd International Conference on Learning*

Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings, 1–14.

- Suryo, J. (2010). *Herbal Penyembuh Gangguan Sistem Pernapasan: Pneumonia–Kanker Paru-Paru-TB-Bronkitis-Pleurisi*. Bentang Pustaka.
- Wati, R. A., Irsyad, H., & Al Rivan, M. E. (2020). Klasifikasi Pneumonia Menggunakan Metode Support Vector Machine. *J. Algoritm*, *1*(1), 21-32.
- Wahid, M. A. R., Nugroho, A., & Anshor, A. H. (2023). Prediksi Penyakit Kanker Paru-Paru Dengan Algoritma Regresi Linier. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, *4*(1), 63–74. <https://doi.org/10.47065/bit.v4i1.501>
- WHO. (2020). Cancer, I. A. for R. on, & Organization. *Global cancer observatory*.
- Wijoyo, A., Putra, A. Y., Ristanti, S., Sya'Ban, S. R., Amalia, M., & Febriansyah, R. (2024). Pembelajaran Machine Learning. *OKTAL (Jurnal Ilmu Komputer Dan Science)*, *3*(2), 375–380. <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/2305>
- Yuliana, S, E. (2013). Pengaruh pemberian posisi semi fowler 30° dan 45° terhadap keefektifan pola napas pada pasien tb paru di ruang anggrek Rs Paru Dungus. *Journal of Chemical Information and Modeling*, *53*(9), 1689–1699.
- Yunianto, M., Soeparmi, S., Cari, C., Anwar, F., Septianingsih, D. N., Ardyanto, T. D., & Pradana, R. F. (2021). Klasifikasi Kanker Paru Paru menggunakan Naïve Bayes dengan Variasi Filter dan Ekstraksi Ciri GLCM. *Indonesian Journal of Applied Physics*, *11*(2), 256. <https://doi.org/10.13057/ijap.v11i2.53213>
- Zulfa, I. I. (2022). Klasifikasi kanker paru berdasarkan citra histopatologi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) model AlexNet. *UIN Sunan Ampel, Surabaya*.